

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL

**INCERTEZAS EM TESTES DE TENDÊNCIAS
HIDROMETEOROLÓGICAS NA TOMADA DE DECISÃO
EM MEDIDAS DE ADAPTAÇÃO**

SAULO AIRES DE SOUZA

ORIENTADOR: DIRCEU SILVEIRA REIS JUNIOR

**TESE DE DOUTORADO EM TECNOLOGIA AMBIENTAL E
RECURSOS HÍDRICOS**

BRASÍLIA/DF, JULHO/2022

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL

INCERTEZAS EM TESTES DE TENDÊNCIAS
HIDROMETEOROLÓGICAS NA TOMADA DE DECISÃO
EM MEDIDAS DE ADAPTAÇÃO

SAULO AIRES DE SOUZA

TESE SUBMETIDA AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL DA FACULDADE DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM TECNOLOGIA AMBIENTAL E RECURSOS HÍDRICOS.

APROVADA POR:

Dirceu Silveira Reis Junior, PhD (FT-UnB)
(Orientador)

Pedro Luiz Borges Chaffe (UFSC)
(Examinador Externo)

Wilson dos Santos Fernandes (UFMG)
(Examinador Externo)

Carlos Henrique Ribeiro Lima, PhD (FT-UnB)
(Examinador Interno)

Brasília/DF, julho de 2022.

FICHA CATALOGRÁFICA

SOUZA, SAULO AIRES DE

Incertezas em Testes de Tendências Hidrometeorológicas na Tomada de Decisão em Medidas de Adaptação [Distrito Federal] 2022, 431p. 210 x 297 mm (ENC/FT/UnB, Doutor, Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos, 2022).

Tese de Doutorado – Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Civil e Ambiental.

- | | |
|--|-------------------------|
| 1. Testes de tendência hidrometeorológicas | 2. Não estacionariedade |
| 3. Tomada de decisão | 4. Medidas de adaptação |

I. ENC/FT/UnB

II. Título (série)

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

SOUZA, S. A. (2022). Incertezas em Testes de Tendências Hidrometeorológicas na Tomada de Decisão em Medidas de Adaptação. Tese de Doutorado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos, Publicação PPGTARH.TD-025/2022, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 401p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Saulo Aires de Souza.

TÍTULO: Incertezas em Testes de Tendências Hidrometeorológicas na Tomada de Decisão em Medidas de Adaptação.

GRAU: Doutor

ANO: 2022

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta tese de doutorado e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte desta tese de doutorado pode ser reproduzida sem autorização por escrito do autor.

Saulo Aires de Souza
Rua 20 Sul, Lote 12, Bloco A, Apto 803, Águas Claras
71.925-360 – Brasília/DF - Brasil

AGRADECIMENTOS

A DEUS, por me amparar nos momentos difíceis, por me dar força para superar as dificuldades e sempre mostrar o caminho nas horas incertas.

Ao professor e orientador Dirceu Silveira Reis Junior, pela visão, entusiasmo e disposição demonstrados em todos os momentos, em discussões sobre este trabalho e outros assuntos, científicos e profissionais, que muito enriqueceram o meu aprendizado.

À minha amada esposa Manu e aos meus filhos Miguel e Rafaela, pelo apoio incondicional, carinho, amor e principalmente compreensão nestes tempos de estudo e pesquisa intensivos. Sem vocês nada disso seria possível!

Aos meus amados pais, Máspoli Câncio e Margareth Rose, por me ensinarem a caminhar e assim poder seguir meus próprios passos. Pela educação que me deram e por sempre estarem ao meu lado, tanto nas alegrias como nos momentos difíceis. Meus exemplos de vida!

Aos meus amados irmãos Chiquinho, Máspoli e Clara, seus respectivos cônjuges e meus amados sobrinhos (as) que sempre me apoiaram incondicionalmente e nunca me deixaram faltar amor e carinho.

Aos meus sogros, Luiz e Marilza, e todos os meus queridos cunhados (as) e sobrinhos (as), por também serem sempre companheiros nessa jornada.

Aos meus estimados colegas e verdadeiros irmãos(ãs) da coordenação de estudos hidrológicos (COHID) da ANA: Alexandre Abdalla, Marcos Pufal, Marco Vinícius Castro, Teresa Luisa, Filipe Pinhati, Bolivar Antunes, Mariane Ravello, Márcio Nobrega e Claudio Bielenke. Pela convivência excelente, por todos os debates e discussões de ideias, e por sempre me apoiarem e me ajudarem quando eu precisei. Tenho certeza de que formamos uma grande equipe não apenas dentro da ANA, mas também para todo o setor de recursos hídricos brasileiro.

Um agradecimento mais que especial ao colega e irmão Alexandre Abdalla que contribuiu bastante nos aspectos textuais e acadêmicos dessa Tese.

A Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA) como um todo, mas principalmente a Superintendência de Planejamento de Recursos Hídricos (SPR) da ANA nas pessoas de Flávio Troger, Carlos Perdigão e Sérgio Ayrimoraes, que concederam

condições, estrutura física e de tempo que me permitiram realizar este trabalho. Da mesma forma, agradeço a todas as pessoas que inconscientemente me auxiliaram e financiaram, e quem espero estar retribuindo com os resultados de meu trabalho.

Aos colegas, demais professores e profissionais do programa de pós-graduação em tecnologia ambiental e recursos hídricos (PTARH) da UNB, pelo suporte, incentivo e intercâmbio de conhecimentos e experiências.

Por fim, gostaria de agradecer a todos os amigos que, de alguma forma, fizeram parte dessa história. Para não ser injusto, peço que complete com nome aqui !

The measure of intelligence is the ability to change.

Albert Einstein

RESUMO

INCERTEZAS EM TESTES DE TENDÊNCIAS HIDROMETEOROLÓGICAS NA TOMADA DE DECISÃO EM MEDIDAS DE ADAPTAÇÃO

O melhor conhecimento dos prováveis riscos futuros, resultantes de eventuais mudanças nas variáveis hidrometeorológicas, desempenha um papel importante no processo de tomada de decisão, notadamente, na definição de estratégias de adaptação a serem implementadas pela sociedade. No entanto, o amplo entendimento dessas mudanças ainda apresenta grandes lacunas e desafios, que estão fortemente associados tanto à questão das incertezas inerentes aos testes de hipótese estatísticos utilizados, principalmente devido à existência da correlação temporal nas séries, como também à utilização desses testes no processo de tomada de decisão. Nesse sentido, o objetivo geral dessa Tese foi avaliar as incertezas resultantes da presença dessa correlação na detecção de tendências de séries hidrometeorológicas, incorporando essas incertezas na tomada de decisão para fins de adaptação. Foi desenvolvida uma abordagem, que possibilitou tornar efetiva a detecção da correlação temporal sob condições não estacionárias. Realizou-se uma ampla avaliação da efetividade do teste de Mann Kendall considerando essa característica. Os resultados indicaram que a presença da correlação temporal impacta significativamente a probabilidade do Erro Tipo I, induzindo uma falsa impressão de um aumento no Poder do teste. Foi demonstrado que a chance de superestimar uma eventual mudança pode ser muito alta (Erro Tipo M). Identificaram-se abordagens para lidar com essa questão da correlação em testes de tendência, tanto para a situação em que se busca não violar significativamente a probabilidade do Erro Tipo I como também para mitigar a probabilidade do Erro Tipo II. Avaliaram-se as evidências de mudanças nos índices de extremos hidrometeorológicos em todo o Brasil, considerando tanto questão da correlação temporal como também a questão da multiplicidade de testes. Os resultados desses estudos apontaram uma predominância de tendências significativas, cujos sinais de mudança indicam condições mais secas no Nordeste e partes do Norte do Brasil e condições mais úmidas no Sul e partes do Sudeste brasileiro. Foram avaliadas as incertezas do processo de decisão que envolvem as diferentes estratégias decisórias em testes de tendência, incluindo a abordagem da árvore de decisão que foi aprimorada nesta Tese. Por fim, essa abordagem foi utilizada para mapear quais os desempenhos mínimos que determinada medida de adaptação deveria apresentar, a partir de indicadores baseados em séries de vazões máximas e mínimas no Brasil, para que fosse indicada sua implementação. A interpretação dos resultados apresentados nessa Tese demonstra alguns desafios na aplicação dos testes de tendência sobre as séries hidrometeorológicas. Esses desafios residem, principalmente em, como estimar as incertezas oriundas da presença da correlação temporal e em sua incorporação no processo de tomada de decisão para definição de estratégias de adaptação no âmbito do planejamento de recursos hídricos.

ABSTRACT

UNCERTAINTIES IN HYDROMETEOROLOGICAL TRENDS TESTS IN DECISION MAKING ON ADAPTATION MEASURES

A better understanding of likely future risks resulting from eventual changes in hydrometeorological variables plays an important role in the decision-making process, notably, in the definition of adaptation strategies to be implemented by society. However, a broader understanding of these changes still presents major gaps and challenges, which are strongly associated with both the issue of inherent uncertainties to the statistical hypothesis tests used, mainly due to the existence of temporal correlation in the series, as well as the use of these tests in the process of decision making. In this context, the general objective of this thesis was to evaluate the uncertainties resulting from the presence of this correlation in the detection of trends in hydrometeorological series, incorporating these uncertainties in decision making for adaptation purposes. It was developed an approach that made it possible to effectively detect temporal correlation under non-stationary conditions. An extensive evaluation of the effectiveness of the Mann Kendall test was carried out considering this characteristic. The results indicated that the presence of temporal correlation significantly impacts the probability of Type I Error, inducing a false feeling of increasing in the test power. It has been shown that the possibility of overestimating an eventual change can be very elevated (Type M Error). Several approaches were identified to deal with this issue of correlation in trend tests, considering the searches to, simultaneously, not significantly violate the Type I Error probability and to mitigate the Type II Error probability. Evidence of changes in hydrometeorological extremes indices throughout Brazil were evaluated considering both temporal correlation and test multiplicity questions. The results of these studies showed a predominance of significant trends whose signs of change indicate drier conditions in the Northeast and northern parts of Brazil and wetter conditions in the South and parts of the Southeast of Brazil. The uncertainties of the decision process involving the different decision-making strategies in trend tests were evaluated, including the decision tree approach that was improved in this thesis. Finally, this approach was used to map the minimum performances that a given adaptation measure should present in a series of maximum and minimum streamflows in Brazil so that its implementation could be recommended. The results presented in this thesis demonstrate some challenges in the application and interpretation of the trend tests results to hydrometeorological series, mainly related to how to estimate the uncertainties in the presence of temporal correlation and its incorporation in the decision-making process to define adaptation strategies within the water resources planning scope.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	1
2	OBJETIVOS.....	5
3	EVENTOS EXTREMOS e TESTES DE TENDÊNCIA	6
3.1	Relevância de mudanças em eventos hidrometeorológicos extremos.....	6
3.2	Componentes de um teste de hipóteses.....	9
3.3	Além dos erros tipo I e tipo II (Erros do Tipo S e Tipo M).....	14
3.4	TESTES TRADICIONALMENTE EMPREGADOS	17
3.4.1	Teste t da Inclinação da Regressão Linear (RL).....	17
3.4.2	Teste de Mann-Kendall (MK)	19
3.4.3	Teste de Correlação do Rank de Spearman (SR)	20
3.5	Estimador de magnitude da tendência (bsen)	21
3.6	Desafios no controle do erro tipo I	22
3.6.1	Presença da Autocorrelação.....	22
3.6.2	Multiplicidade de testes hipóteses	23
3.7	Revisão da Literatura de Estudos de Tendência	26
3.7.1	Estudos de Tendência Hidrometeorológica no Mundo	26
3.7.2	Estudos de Tendência Hidrometeorológica no Brasil	38
4	Correlação temporal em estudos de tendência	46
4.1	Identificação e estimativa de correlação serial	47
4.1.1	TESTES DE INDEPENDENCIA OU AUTOCORRELAÇÃO	51
4.2	O problema da Correlação Temporal.....	55
4.3	Abordagens para Considerar a Correlação Temporal em Testes de Tendência ...	60
4.3.1	Pre-Whitening (PW)	61
4.3.2	Trend-Free Pre-Whitening (TFPW)	62
4.3.3	Trend-Free Pre-Whitening Modificado (MTFPW)	63
4.3.4	Variance Correction Prewhitening (VCPW)	64

4.3.5	Correção da Variância (VC_CF1).....	64
4.3.6	Correção da Variância (VC_CF2).....	65
4.3.7	Correção da Variância (VC_CF3).....	66
4.3.8	<i>Bootstrap</i> em blocos (BS).....	66
4.4	Análise Crítica da Efetividade das Abordagens.....	67
4.5	A Questão da Correlação Temporal.....	74
5	TOMADA DE DECISÃO E ESTUDOS DE TENDÊNCIA NO APOIO à GESTÃO E PLANEJAMENTO DE RECURSOS HÍDRICOS.....	80
5.1	contexto.....	80
5.2	Testes de Hipótese Estatísticos na Tomada de Decisão.....	82
5.3	Tomada de Decisão com Testes de Tendência a Partir de Árvore de decisão.....	86
5.3.1	Análise Crítica da Árvore de Decisão	88
6	Metodologia.....	91
6.1	Estratégia de ação	91
6.2	simulação monte carlo	93
6.2.1	Erro Tipo I e Tipo II (Poder)	98
6.2.2	Erro Tipo S	98
6.2.3	Erro tipo M	99
6.2.4	Avaliação da incerteza amostral nos resultados de testes de tendência considerando séries independentes.....	99
6.2.5	Avaliação da efetividade dos testes de independência na identificação da correlação temporal em ambiente estacionário e não-estacionário	100
6.2.6	Avaliação do impacto da correlação temporal nos resultados do teste de tendência MK	102
6.2.7	Avaliação da efetividade das abordagens para lidar com a correlação temporal nos resultados do teste de tendência MK.....	102
6.3	ESTUDO DE CASO NO BRASIL.....	104
6.3.1	106

6.3.2	Precipitação	106
6.3.3	Vazão	110
6.4	Aprimoramento DA ÁRVORE DE DECISÃO	115
6.4.1	Avaliação da Incerteza Amostral na Árvore de Decisão em Testes de Tendência.....	119
6.4.2	Estudo de Caso – Mapeamento da necessidade de adaptação em séries de vazões mínimas e máximas no Brasil.....	128
7	RESULTADOS	131
7.1.1	Avaliação da incerteza amostral nos resultados de testes de tendência considerando séries independentes	132
7.1.2	Avaliação da efetividade dos testes de independência na identificação da correlação temporal em ambiente estacionário e não estacionário.....	144
7.1.3	Avaliação do impacto da correlação temporal nos resultados do teste de tendência MK	168
7.1.4	Avaliação da efetividade das abordagens para lidar com a correlação temporal nos resultados do teste de tendência MK.....	176
7.2	ESTUDO DE CASO NO BRASIL.....	198
7.2.1	Precipitação	198
7.2.2	Vazão	214
7.3	Aprimoramento DA ÁRVORE DE DECISÃO	232
7.3.1	Avaliação da Incerteza Amostral na Árvore de Decisão em Testes de Tendência.....	232
7.3.2	Estudo de Caso – Mapeamento da necessidade de adaptação com base em séries de vazões mínimas e máximas no Brasil.....	243
8	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	251
9	REFERÊNCIAS	255
	APÊNDICES	294
	APÊNDICE A – revisão da literatura de estudos de tendência no território brasileiro.....	294

APÊNDICE B - REVISÃO SOBRE MODELAGEM NÃO-ESTACIONARIA E TOMADA DE DECISÃO	301
B1 Abordagem Não-Estacionaria com Base em Modelos Climáticos.....	303
B2 - Abordagem Não-Estacionaria com Base na Análise de Frequência	309
APÊNDICE C - Distribuição espacial das estações com resultados do significativos e não-significativos para os índices de precipitação e vazão	317
APÊNDICE D - AVALIAÇÃO DO “DEGREE OF REGULATION” (DoR) NA HIDROGRAFIA DO BRASIL.....	353
APÊNDICE E - BASE DE DADOS HIDROMETEOROLÓGICOS ACOPLADO A UM SIG NA ANÁLISE DE ESTACIONARIEDADE DE EXTREMOS HIDROMETEOROLÓGICOS NO BRASIL.....	369

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1 - Ilustração dos erros dos tipos I e II em um teste de hipótese unilateral.	11
Figura 3.2 - Ilustração quanto ao sentido em que a hipótese nula ou alternativa é considerada.	13
Figura 3.3 - Magnitude Pequena ($d = 0,04$), tamanho médio ($n = 30$), Poder baixo = $0,06$ e $\alpha = 0,05$	16
Figura 3.4 - Magnitude Média ($d = 0,1$), tamanho pequeno ($n = 10$), Poder baixo = $0,06$ e $\alpha = 0,05$	16
Figura 3.5 - Nível de significância conjunto (NSC) ou regional em função do número de testes realizados, considerando um nível de significância individual de $0,05$	24
Figura 4.1 - Índice de oscilação multidecadal do oceano Atlântico (AMO). As linhas tracejadas delimitam os ciclos observados (Fonte: NOAA – <i>National Oceanic and Atmospheric Administration</i>).....	48
Figura 4.2 - Efeito da autocorrelação positiva (a) e negativa (b) na estatística S do teste MK Fonte: (Yue <i>et al.</i> , 2002).....	57
Figura 4.3 - Efetividade do PW com coeficiente de correlação ρ_1 conhecido. Sombreamento cinza indica taxas de rejeição aceitáveis. Tonalidades em preto e branco indicam, respectivamente, excesso (“ <i>under-whitening</i> ”) ou déficit (“ <i>over-whitening</i> ”) das taxas de rejeição. Adaptado de Hamed (2009).	70
Figura 4.4 - Efetividade do PW para um processo AR (gráficos a e b) e LN-AR (gráficos c e d) com coeficiente de correlação ρ_1 desconhecido obtido com viés (a), com viés corrigido (b), com assimetria $\gamma = 2$ (c) e assimetria $\gamma = 4$ (d). Adaptado de Hamed (2009).....	70
Figura 5.1 - Árvore de decisão sugerida em Rosner <i>et al.</i> (2014).....	88
Figura 5.2 - Arrependimento esperado sugerido em Rosner <i>et al.</i> (2014).	88
Figura 6.1 - Fluxograma da metodologia adotada nesta tese.	92
Figura 6.2 - Representação esquemática da simulação Monte Carlo.	94
Figura 6.3 - 12 regiões hidrográficas do Brasil.	106
Figura 6.4 - Disponibilidade de dados observados de precipitação. Os círculos ilustram, em vermelho as estações com 30 a 44 anos de dados sem falha, em amarelo as estações com 45 a 59 anos e, em azul escuro, as estações com mais de 60 anos de dados sem falha.	107
Figura 6.5 - Gráfico de barra com disponibilidade de dados observados de precipitação por região hidrográfica.....	108

Figura 6.6 - Disponibilidade de dados observados de vazão. Os círculos ilustram, em vermelho as estações com 30 a 44 anos de dados sem falha, em amarelo as estações com 45 a 59 anos e, em azul escuro, as estações com mais de 60 anos de dados sem falha.	111
Figura 6.7 - Gráfico de barra com disponibilidade de dados observados de vazão por região hidrográfica.....	112
Figura 6.8 - Classificação das massas d'água.	115
Figura 6.9 - Árvore de decisão para dimensionamento de infraestrutura considerando incerteza nas condições hidrológicas futuras (mundo estacionário, H_0 , ou não-estacionário, H_a). Os danos $DA 1$, $DA 0$, $DAC 1$ e $DAC 0$ equivalem respectivamente aos danos $D1$, $D2$, $D3$ e $D4$	117
Figura 6.10 - Área em cinza representa a região em que a decisão de adaptar a infraestrutura é aquela que minimiza o valor esperado do arrependimento. A linha preta cheia representa a relação entre $BCA 0$ e $BCA 1$ para um caso específico em que $PHO Z > z = 0.60$. A linha em si, independente do valor de $PHO Z > z$, representa o conjunto de pontos em que o valor esperado do arrependimento é o mesmo para as duas decisões possíveis. As linhas tracejadas ilustram dois casos extremos: (1) certeza de que não há mudança (vertical) e (2) certeza de que a mudança está presente (horizontal).....	119
Figura 6.11 - Parametrização das curvas de danos e custos com e sem mudança.....	123
Figura 7.1 - Poder dos testes RL, MK e RS com curvas de nível, variando de 0,1 a 0,8 para séries NORMAL e GEV ($k = -0,3$; $k = 0$; $k = +0,3$) variando o tamanho e a relação sinal-ruído (magnitude da tendência- C_v).....	135
Figura 7.2 - Poder dos testes RL, MK e RS em conjunto com curvas de nível com poder de 0,3, 0,5 e 0,8 para séries NORMAL e GEV ($k = -0,3$; $k = 0$; $k = +0,3$), variando o tamanho e a relação sinal-ruído (magnitude da tendência- C_v).....	136
Figura 7.3 - Probabilidade do erro tipo S para diferentes tamanhos de séries usados nos testes RL, MK e RS para séries GEV($k=-0,3$) e NORMAL, variando a relação sinal-ruído.....	138
Figura 7.4 - Probabilidade do erro tipo M para diferentes tamanhos da tendência, estimada ser 2 vezes maior que a tendência real dos testes RL, MK e RS, para séries GEV($k=-0,3$) e NORMAL, variando a relação sinal-ruído.	139
Figura 7.5 - Probabilidade do erro tipo M para diferentes tamanhos da tendência, estimada ser 5 vezes maior que a tendência real dos testes RL, MK e RS, para séries GEV($k=-0,3$) e NORMAL, variando a relação sinal-ruído.	140
Figura 7.6 - Relação entre a probabilidade do Erro Tipo S e o Poder do Teste MK, considerando diferentes distribuições de probabilidade.	142

Figura 7.7 - Relação entre Erro Tipo M e o Poder do Teste MK, considerando diferentes distribuições de probabilidade.	143
Figura 7.8 - Erro Tipo I versus Poder. Cada cor e símbolo representa, respectivamente, um teste de independência (AC = preto, DW = amarelo, FT = azul, MC = vermelho, VR = rosa e WW = verde) e um tamanho da amostral (20, 40, 60, 80 e 100),.....	145
Figura 7.9 - Probabilidade do Erro Tipo I (a) e Poder (b) para os testes de independência, considerando diferentes tipos de distribuições.	146
Figura 7.10 - Poder dos testes de independência para diferentes valores de r_1	147
Figura 7.11 - Erro Tipo I <i>versus</i> Poder. Cada cor e símbolo representam, respectivamente, um teste de independência (AC = preto, DW = amarelo, FT = azul, MC = vermelho, VR = rosa e WW = verde) e a magnitude da tendência.	149
Figura 7.12 - Erro Tipo I <i>versus</i> Poder. Cada cor e símbolo representam, respectivamente, um teste de independência (AC = preto, DW = amarelo, FT = azul, MC = vermelho, VR = rosa e WW = verde) e tamanho amostral. Em destaque tracejado são mostrados os agrupamentos de resultados de acordo com o valor do Cv (0,2 = laranja, 0,4 = azul e 0,6 = verde).	150
Figura 7.13 - Probabilidade do Erro Tipo I e Poder para os testes de independência, considerando diferentes tipos de distribuições em um ambiente não estacionário ($b = 0,006$).	151
Figura 7.14 - Probabilidade do Erro Tipo I (a) e Poder (b) para todas as abordagens aplicadas no teste AC, considerando diferentes magnitudes de tendência.....	153
Figura 7.15 - Distribuição empírica da probabilidade do Erro Tipo I (a) e do Poder (b) das diferentes abordagens aplicadas no teste AC.	155
Figura 7.16 - Probabilidade do Erro Tipo I (a) e Poder (b) das diferentes abordagens aplicadas no teste AC considerando diferentes tipos de distribuições em um ambiente não estacionário ($b = 0,006$).	156
Figura 7.17 - Gráfico do tipo “ <i>stacked bar</i> ” com os resultados do teste AC usando a abordagem AP6 para os índices de precipitação no Brasil. Em cinza é indicado o percentual de resultados não significativos, em amarelo o percentual com $r_1 < 0,3$ (correlação BAIXA), em laranja o percentual com $0,3 < r_1 < 0,6$ (correlação MÉDIA) e, em vermelho, o percentual com $r_1 > 0,6$ (correlação ALTA).....	159
Figura 7.18 - Resultados do teste AC usando a abordagem AP6 para os índices de precipitação no Brasil. Pontos pretos indicam estações com resultados não significativos.	

Em amarelo ($r_1 < 0,3$), em laranja ($0,3 < r_1 < 0,6$) e em vermelho ($r_1 > 0,6$) são indicados os resultados significativos.....	161
Figura 7.19 - Gráfico do tipo “ <i>stacked bar</i> ” com os resultados do teste AC usando a abordagem AP6 para os índices de vazão no Brasil. Em cinza é indicado o percentual de resultados não significativos, em amarelo o percentual com $r_1 < 0,3$ (correlação BAIXA), em laranja o percentual com $0,3 < r_1 < 0,6$ (correlação MÉDIA) e em vermelho o percentual com $r_1 > 0,6$ (correlação ALTA).....	162
Figura 7.20 - Resultados do teste AC usando a abordagem AP6 para os índices de vazão no Brasil. Pontos pretos indicam estações com resultados não significativos. Em amarelo ($r_1 < 0,3$), laranja ($0,3 < r_1 < 0,6$) e vermelho ($r_1 > 0,6$) são indicados os resultados significativos.	164
Figura 7.21 - Distribuição empírica da probabilidade do Erro Tipo I do teste MK com séries com correlação temporal (Modelo AR).....	169
Figura 7.22 - Probabilidade do Erro Tipo I e Poder do teste MK considerando séries com correlação temporal. Em (a) temos a variação do r_1 e C_v , em (b) a variação do r_1 e n , em (c) a variação do C_v e do n e em (d) a variação do r_1 com o b . Nesse último caso quando o $b > 0$ trata-se do Poder do teste MK.	170
Figura 7.23 - Relação entre a probabilidade do Erro Tipo I ($b = 0$) e Poder do Teste ($b = 0,06$) considerando diferentes tamanhos n (cian [$n = 100$], amarelo [$n = 80$], verde [$n = 60$], vermelho [$n = 40$] e preto [$n = 20$]) e diferentes C_v s. As regiões sombreadas representam diferentes magnitudes do r_1	171
Figura 7.24 - Relação entre a probabilidade do Erro Tipo I ($b = 0$) e Poder do Teste (diferentes magnitudes de b) considerando diferentes tamanhos n e C_v . As regiões sombreadas representam diferentes magnitudes do r_1	172
Figura 7.25 - Distribuição empírica da probabilidade do Erro Tipo I do teste MK com séries com correlação temporal simétricas (modelo AR) e assimétricas (modelo AR-LN3).....	173
Figura 7.26 - Relação entre a probabilidade do Erro Tipo S e Poder do Teste MK considerando diferentes valores de correlação temporal r_1	175
Figura 7.27 - Relação entre a probabilidade do Erro Tipo M e Poder do Teste MK considerando diferentes valores de correlação temporal r_1	176
Figura 7.28 - Distribuição empírica da probabilidade do Erro Tipo I (a) e do Poder (b) das diferentes abordagens utilizadas para lidar com a questão da correlação temporal com séries autocorrelacionadas (Modelo AR).....	180

Figura 7.29 - Distribuição empírica da probabilidade do Erro Tipo I (a) e do Poder (b) das abordagens selecionadas para lidar com a questão da correlação temporal em séries autocorrelacionadas (Modelo AR).....	182
Figura 7.30 - Poder x Erro Tipo I com todas as características simuladas, diferenciando por cores as abordagens selecionadas.	183
Figura 7.31 - Relação entre a probabilidade do Erro Tipo I ($b = 0$) e o Poder do Teste, considerando diferentes classes de ρ e b/C_v para o modelo AR.	187
Figura 7.32 - Relação entre a probabilidade do Erro Tipo I ($b = 0$) e Poder do Teste ($b = 0,06$) para as abordagens selecionadas considerando diferentes tamanhos n (azul [$n = 100$], amarelo [$n = 80$], verde [$n = 60$], vermelho [$n = 40$] e preto [$n = 20$]) e C_v . As regiões sombreadas representam diferentes magnitudes de r_1	189
Figura 7.33 - Distribuição empírica da probabilidade do Erro Tipo I do teste MK para as abordagens selecionadas com séries com correlação temporal simétricas (modelo AR) e assimétricas (modelo AR-LN3).....	191
Figura 7.34 - Distribuição empírica do Poder do teste MK para as abordagens selecionadas com séries com correlação temporal simétricas (modelo AR) e assimétricas (modelo AR-LN3).	192
Figura 7.35 - Relação entre a probabilidade do Erro Tipo S e o Poder do Teste MK para as abordagens selecionadas, considerando diferentes valores de correlação temporal r_1	194
Figura 7.36 - Relação entre a probabilidade do Erro Tipo M e Poder do Teste MK, para as abordagens selecionadas, considerando diferentes valores de correlação temporal r_1	196
Figura 7.37 - Percentual de estações pluviométricas com tendência significativa (crescente ou decrescente) em cada abordagem.	199
Figura 7.38 - Distribuição espacial das estações com resultados significativos e não-significativos, obtidos pelas 12 diferentes estratégias de análise para o índice PRCPTOT.	201
Figura 7.39 - Gráficos do tipo <i>stacked bar</i> com os resultados do teste MK para as 12 regiões hidrográficas brasileiras considerando os 10 índices de extremos de precipitação.....	208
Figura 7.40 - Mapas contendo os resultados do teste de tendência MK para os índices de precipitação.....	211
Figura 7.41 - Percentual de estações fluviométricas com tendência significativa (crescente ou decrescente) em cada abordagem e para cada índice de vazão.	215

Figura 7.42 - Distribuição espacial das estações com resultados significativos e não-significativos, obtidos pelas doze diferentes abordagens de análise para o índice $Q_{min7day}$	216
Figura 7.43 - Gráficos do tipo “ <i>stacked bar</i> ” com os resultados do teste MK para os índices $Q_{min7day}$, Q_{med} , Q_{X1day} e Q_{X30day} , divididos por regiões hidrográficas.....	223
Figura 7.44 - Mapas contendo os resultados do teste de tendência MK para os índices $Q_{min7day}$ (5a), Q_{med} (5b), Q_{X1day} (5c) e Q_{X30day} (5d).	225
Figura 7.45 - Mapas contendo os resultados do teste de tendência considerando as estações SEM impacto de reservatórios (figuras 8a e 8c) e total (figuras 8b e 8d) para os índices $Q_{min7day}$ (superior) e Q_{X1day} (inferior).....	232
Figura 7.46 - Relação entre o Poder do teste MK verdadeiro e o viés de estimativa.....	234
Figura 7.47 - Relação entre o Poder do teste MK verdadeiro e o valor esperado do Poder amostral. Os ajustes representam diferentes parametrizações para correção do viés de superestimativa do valor esperado do Poder amostral.....	235
Figura 7.48 - Relação entre o Poder do teste MK verdadeiro e o viés de estimativa, considerando também os resultados da correção do viés (em vermelho).....	235
Figura 7.49 - relação entre a probabilidade em acertar a mudança (a) e errar a condição de estacionariedade com o Poder do teste MK. Considerou-se a probabilidade <i>a priori</i> de mudança igual a 0,5.	237
Figura 7.50 - relação entre o valor esperado da proporção do custo total estimado pelo custo ótimo e o Poder do teste MK para as situações em que (a) ocorre o acerto na decisão em adaptar-se e (b) ocorre o erro na decisão em adaptar-se.....	239
Figura 7.51 - relação entre a probabilidade em acertar a mudança (a) e errar a não mudança (b) com o Poder do teste MK. Considerou-se a probabilidade <i>a priori</i> de mudança igual a 0,8.	241
Figura 7.52 - Relação entre o valor esperado da proporção do custo total estimado e o custo ótimo com o Poder do teste MK, para a situação em que (a) ocorre o acerto na decisão em adaptar-se e para a situação em que (b) ocorre o erro na decisão em adaptar-se.	243
Figura 7.53 - Indicação para adaptação devido a vazões máximas crescentes nas estações fluviométricas considerando o desempenho do BCA 1 . As cores dos círculos representam o desempenho BCA 0 : não adaptar (preto), relação BCA 0 entre 0,1 e 0,3 (azul escuro), relação BCA 0 entre 0,4 e 0,6 (azul claro) e relação BCA 0 entre 0,7 e 0,9 (verde).....	248
Figura 7.54 - Proporção de estações em relação ao total de estações com tendências crescentes nas vazões máximas nas 12 regiões hidrográficas brasileiras. As cores das barras	

representam o desempenho **BCA|0**: não adaptar (cinza), relação **BCA|0** entre 0,1 e 0,3 (azul escuro), relação **BCA|0** entre 0,4 e 0,6 (azul claro) e relação **BCA|0** entre 0,7 e 0,9 (verde). Nos rótulos das barras são indicados os valores absolutos de estação. 248

Figura 7.55 - Indicação para adaptação devido a vazões mínimas decrescentes nas estações fluviométricas considerando o desempenho do **BCA|1**. As cores dos círculos representam o desempenho **BCA|0**: Não adaptar (preto), relação **BCA|0** entre 0,1 e 0,3 (vermelho), relação **BCA|0** entre 0,4 e 0,6 (laranja) e relação **BCA|0** entre 0,7 e 0,9 (amarelo). 250

Figura 7.56 - Proporção de estações em relação ao total de estações com tendências decrescentes nas vazões mínimas nas 12 regiões hidrográficas brasileiras. As cores das barras representam o desempenho **BCA|0**: não adaptar (cinza), relação **BCA|0** entre 0,1 e 0,3 (vermelho), relação **BCA|0** entre 0,4 e 0,6 (laranja) e relação **BCA|0** entre 0,7 e 0,9 (amarelo). Nos rótulos das barras são indicados os valores absolutos de estação. 250

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 - Decisão e Erros em Testes de Hipóteses Estatístico.	11
Tabela 4.1 - Fator de variância da inflação VIF para diferentes modelos de correlação com diferentes tamanhos n e coeficientes de autocorrelação $lag1 \rho_1$ Fonte: (Hamed, 2009).	58
Tabela 4.2 - Taxa de rejeição relativa como função de nível de significância α_0 e fator de variância da inflação VIF (Fonte: (Hamed, 2009)).	58
Tabela 4.3 - Principais características das abordagens utilizadas no tratamento da correlação serial.	74
Tabela 6.1 - Características das séries geradas por meio de simulação Monte Carlo.	96
Tabela 6.2 - Abordagens para lidar com a questão da não-estacionariedade em testes de independência.	101
Tabela 6.3 - Abordagens para lidar com a questão da correlação temporal em testes de tendência.	103
Tabela 6.4 - Classificação das características populacionais das séries geradas pelo Modelo AR (1).	104
Tabela 6.5 - Índices de precipitação empregados no estudo.	109
Tabela 6.6 - Índices de vazão empregados no estudo.	113
Tabela 6.7 – Relação de custos e danos com e sem mudança baseados em Rosner <i>et al.</i> (2014).	122
Tabela 6.8 – Estratégias de tomada de decisão utilizando testes de tendência.	124
Tabela 6.9 - Características das séries geradas por meio de simulação Monte Carlo para obtenção do Poder do teste MK.	127
Tabela 6.10 - Características das séries geradas por meio de simulação Monte Carlo para avaliação do viés do Poder amostral e as diferentes estratégias de tomada de decisão. ...	128
Tabela 7.1 - Percentual de resultados significativo de r_1 para os índices de precipitação dividido por regiões hidrográficas.	160
Tabela 7.2 - Percentual de resultados significativos de r_1 para os índices de vazão dividido por regiões hidrográficas.	163
Tabela 7.3 - Percentual de resultados do teste de tendência MK para as 2513 estações pluviométricas de todo o Brasil, considerando a significância (NS = não-significativo e S=significativo), o sentido da mudança, a magnitude da tendência e o tamanho da série.	205

Tabela 7.4 - Percentual de resultados do teste de tendência MK para as 1106 estações fluviométricas de todo o Brasil considerando a significância (NS = não-significativo e S=significativo), o sentido da mudança, a magnitude da tendência e o tamanho da série.219

Tabela 7.5 - Percentual de resultados do teste de tendência MK para o índice Qmin7day, para cada região hidrográfica, considerando a significância (NS = não-significativo e S=significativo), o sentido da mudança, a magnitude da tendência e o tamanho da série.228

Tabela 7.6 - Percentual de resultados do teste de tendência MK para o índice QX1day, para cada região hidrográfica, considerando a significância (NS = não-significativo e S=significativo), o sentido da mudança, a magnitude da tendência e o tamanho da série.229

LISTA DE SÍMBOLOS, NOMENCLATURA E ABREVIACÕES

AC	-	Teste de autocorrelação
AFNE	-	Análise de frequência não-estacionárias
ALE	-	Região hidrográfica Atlântico Leste
AIC	-	Critério de Informação de Akaike
AMO	-	Oscilação multidecadal do oceano atlântico
AMZ	-	Região hidrográfica amazônica
ANA	-	Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico
ANC	-	Região hidrográfica Atlântico Nordeste Ocidental
ANO	-	Região hidrográfica Atlântico Nordeste Oriental
α	-	Nível de significância ou probabilidade do Erro Tipo 1 em testes de hipótese estatístico
α_L	-	Nível de significância local em testes de hipótese estatístico
α_R	-	Nível de significância regional em testes de hipótese estatístico
AP1	-	Abordagem que não considera a tendência em testes de independência
AP2	-	Abordagem que não considera a tendência em testes de independência, mas corrige o viés do r_1
AP3	-	Abordagem para lidar com tendência em testes de independência aplicando o procedimento detrend, independentemente da significância da tendência, e não corrige o viés do r_1
AP4	-	Abordagem para lidar com tendência em testes de independência aplicando o procedimento detrend, apenas se a tendência for significante e não corrige o viés do r_1

AP5	-	Abordagem para lidar com tendência em testes de independência aplicando o procedimento detrend, independentemente da significância da tendência e corrige o viés do r_1
AP6	-	Abordagem para lidar com tendência em testes de independência aplicando o procedimento detrend, apenas se a tendência for significativa e corrige o viés do r_1
AR(1)	-	Modelo autorregressivo de ordem 1
AR(1)_LN3	-	Modelo Lognormal autorregressivo de ordem 1
ARMA	-	Modelo autorregressivo média móveis
AR5	-	Quinto Relatório de Avaliação do IPCC
ASD	-	Região hidrográfica Atlântico Sudeste
ATS	-	Região hidrográfica do Atlântico Sul
b	-	Magnitude da tendência na simulação Monte Carlo
b _{sen}	-	Magnitude da tendência proposto por (Sen, 1968))
best	-	Tendência estimada
b _{real}	-	Tendência verdadeira ou da população
BS	-	Bootstrap em blocos
b_1	-	Estimador do coeficiente angular da regressão linear do teste t
β	-	Probabilidade do Erro Tipo 2
β_1	-	Coeficiente angular da regressão linear do teste t
$\beta_{1\alpha}$	-	Coeficiente angular da regressão linear do teste t sob a hipótese H_a
$BC_{A 0}$	-	Relações de benefício-custo da adaptação quando não há mudança no contexto da árvore de decisão

$BC_{A 1}$	-	Relações de benefício-custo da adaptação quando há mudança no contexto da árvore de decisão
C_A	-	Custo de adaptação no contexto da árvore de decisão
CCP	-	Estrutura de correlação temporal de curto prazo
CDD	-	Número máximo de dias consecutivos secos ($Prec < 1 \text{ mm}$) no ano
CEPED	-	Centro de Estudos e Pesquisas sobre Desastres
CLP	-	Estrutura de correlação temporal de longo prazo
C_v	-	Coefficiente de variação
C_s	-	Coefficiente de Assimetria
CF	-	Fator de correção da variância da estatística do teste MK
CWD	-	Número máximo de dias consecutivos úmidos ($Prec \geq 1 \text{ mm}$) no ano
d	-	D de Cohen
d_{ij}	-	Inclinação do par ordenado na estimativa do bsen
$D_{A^c 0}$	-	Danos médios anuais sem adaptação no caso sem mudança no contexto da árvore de decisão
$D_{A^c 1}$	-	Danos médios anuais sem adaptação no caso com mudança no contexto da árvore de decisão
$D_{A 0}$	-	Danos médios anuais quando se faz a adaptação no caso sem mudança no contexto da árvore de decisão
$D_{A 1}$	-	Danos médios anuais quando se faz a adaptação no caso com mudança no contexto da árvore de decisão
DoR	-	Degree of regulation
DT	-	Detrending
DTF	-	Decision Tree Framework

DW	-	teste de Durbin–Watson
ϵ_t	-	Ruído branco do modelo
ENOS	-	El Niño Oscilação Sul
Erro Tipo M	-	Valor esperado da relação entre a magnitude da mudança e a magnitude verdadeira
Erro Tipo S	-	Probabilidade de estimar uma direção ou sinal de mudança incorreto
ESS	-	Tamanho efetivo da amostra
ETCCDI	-	Expert Team on Climate Change Detection and Indices
FAC	-	Função de autocorrelação
FDR	-	False discovery rate
FGV	-	Fundação Getúlio Vargas
FGVces	-	Centro de Estudos em Sustentabilidade da FGV
FT	-	Teste de transformação de Fischer
FWER	-	Family-Wise Error Rate
GAM	-	Distribuição Gama
GAMM	-	Modelos Mistos Aditivos Generalizados
GLMM	-	Modelos Mistos Lineares Generalizados
GAMLSS	-	Modelos Aditivos Generalizados para Localização, Escala e Forma
γ_k	-	Covariância na defasagem k
γ_0	-	Variância em séries temporais
GEV	-	Distribuição generalizada de valores extremos
$H_{(m)}$	-	Hipóteses associadas a p-valores obtidos quando da realização de múltiplos testes de hipóteses

H_a	-	Hipótese Alternativas em testes de hipótese estatístico
H_0	-	Hipótese nula em testes de hipótese estatístico
i	-	Índice que exprime a ordem cronológica de uma variável
IDF	-	Curvas intensidade-duração-frequência
IND	-	Sem estrutura de correlação temporal ou independente
INPE	-	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IPCC	-	Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas
IPW	-	Pre-Whitening interativo
k	-	Defasagens em séries temporais
LN2	-	Distribuição Log normal 2 parâmetros
LN3	-	Distribuição Log normal 3 parâmetros
LP3	-	Distribuição Log-Pearson III
m	-	Número de grupos de empates do teste de Mann Kendall
MC	-	Teste Median Crossing
MCG	-	Modelos climáticos globais
med	-	Mediana de uma amostra
MK	-	Teste não-paramétrico Mann Kendall
MTFPW	-	Trend-Free Pre-Whitening Modificado
MQO	-	Mínimos quadrados ordinários
N	-	Tamanho da amostra ou série temporal
$N(\mu, \sigma^2)$	-	Distribuição Normal média μ e variância σ^2
n	-	Tamanho da amostra ou série temporal

NOAA	-	National Oceanic and Atmospheric Administration
NSC	-	Nível de significância conjunto
OMM	-	Organização Meteorológica Mundial
PCER	-	Per-Comparison Type I Error
pdf	-	Função densidade de probabilidade
PIB	-	Produto interno bruto
PNB	-	Região hidrográfica Parnaíba
Poder	-	Capacidade de rejeitar H_0 quando esta hipótese é realmente falsa
PRCPTOT	-	Total de precipitação no ano
PRG	-	Região hidrográfica Paraguai
PRN	-	Região hidrográfica Paraná
<i>p-valor</i>	-	Probabilidade de se obter uma estatística de teste igual ou mais extrema que aquela observada em uma amostra, sob a hipótese nula
$P(Z > z H_0)$	-	P-valor do teste no contexto da árvore de decisão
$P(Z > z H_a)$	-	Poder do teste no contexto da árvore de decisão
$\pi(H_0)$	-	Probabilidade a priori da série ser estacionária no contexto da árvore de decisão
$\pi(H_a)$	-	Probabilidade a priori da série ser não estacionária no contexto da árvore de decisão
$P_{(m)}$	-	P-valores obtidos quando da realização de múltiplos testes de hipóteses
PW	-	Pre-Whitening
P3	-	Distribuição Pearson III
QX1day	-	Máxima vazão registrada de 1 dia durante o ano hidrológico
QX5day	-	Máxima vazão registrada em 5 dias durante o ano hidrológico

QX30day	-	Máxima vazão registrada em 30 dias durante o ano hidrológico
Qmed	-	Vazão média durante o ano hidrológico
Qmin7day	-	Mínima vazão registrada em 7 dias consecutivos durante o ano hidrológico
Qmin30day	-	Mínima vazão registrada em 30 dias consecutivos durante o ano hidrológico
Q7UTri	-	Mínima vazão registrada em 7 dias consecutivos durante o TRIMESTRE mais úmido do ano hidrológico
Q7USem	-	Mínima vazão registrada em 7 dias consecutivos durante o SEMESTRE mais úmido do ano hidrológico
r_k	-	Estimador coeficiente de correlação com defasagem k
r_1	-	Estimador coeficiente de correlação de 1ª ordem
r_1^*	-	Estimador coeficiente de correlação de 1ª ordem não viesado
rSRC	-	Coeficiente de correlação de Spearman
R	-	Região de rejeição da hipótese nula
R1	-	Número de dias com precipitação igual ou superior a 1 mm
R10	-	Número de dias com precipitação igual ou superior a 10 mm
R20	-	Número de dias com precipitação igual ou superior a 20 mm
R50	-	Número de dias com precipitação igual ou superior a 50 mm
RL	-	Teste t da Inclinação da Regressão Linear
RX1d	-	Máxima precipitação diária no ano
RX5d	-	Máxima precipitação acumulada ao longo de 5 dias no ano
ρ_k	-	Coeficiente de correlação populacional em séries temporais
ρ_k^R	-	Correlação temporal baseada nos postos (rankings) das observações
RX _i	-	Rank da variável X _i do teste de Correlação do Rank de Spearman

SDII	-	Total de precipitação no ano dividido pelo número de dias com chuva
SFR	-	Região hidrográfica São Francisco
S_{mk}	-	Estatística de teste MK
S	-	Resultado Significativo de um teste de tendência
$\sigma_{b_1}^2$	-	Variância do estimador do coeficiente angular da regressão linear do teste t
SOI	-	Índice de Oscilação Sul
SR	-	Teste de Correlação do Rank de Spearman
t	-	Índice que representa a ordem temporal
t_j	-	t^{th} empate na série do teste de Mann Kendall
$t_{\delta(n-2)}$	-	Distribuição de t-student não-centrada
TSHN	-	teste de significância de hipótese nula
TFPW	-	Trend-Free Pre-Whitening
TSM	-	Temperatura da superfície do mar
TOA	-	Região hidrográfica Tocantins-Araguaia
TDBR	-	Tomada de decisão baseada no risco
UFSC	-	Universidade Federal de Santa Catarina
URU	-	Região hidrográfica do Uruguai
$U(0,1)$	-	Distribuição uniforme com média 0 e desvio padrão 1
VCPW	-	Variance Correction Prewhitening
VC_CF1	-	Correção da Variância da estatística do teste MK por (Khaled H Hamed e Ramachandra Rao, 1998)
VC_CF2	-	Correção da Variância da estatística do teste MK por Yue e Wang (2004)

VC_CF3	-	Correção da Variância da estatística do teste MK
VIF	-	Fator de inflação da variância
VR	-	Rank Version of von Neumann's Ratio Test
VGLM	-	Vetor Modelos Lineares/Aditivos Generalizados
V0(S)	-	Variância da estatística do teste MK séries com correlação serial
V(S)	-	Variância da estatística do teste MK séries com correlação serial
WW	-	Teste de Wald-Wolfowitz
X	-	Variáveis aleatórias que formam uma série temporal
\bar{x}	-	Média amostral da variável aleatória X
Y	-	Variáveis aleatórias que formam uma série temporal
Z	-	Variável aleatória da Normal padrão
$Z_{\alpha/2}$	-	Variável aleatória da Normal padrão com nível de significância α
ZCAS	-	Zona de Convergência do Atlântico Sul

1 INTRODUÇÃO

A temática referente à variabilidade e às mudanças climáticas tem ganhado destaque nas últimas décadas, tanto por parte da comunidade científica, quanto por parte de toda a sociedade (AghaKouchak *et al.*, 2013; IPCC, 2014). Tal destaque deve-se às possíveis consequências que qualquer alteração no comportamento hidrometeorológico, principalmente as alterações extremas, inflige aos sistemas hídricos, comprometendo, principalmente, sua confiabilidade. Essas eventuais mudanças vêm desafiando a suposição tradicional da engenharia de recursos hídricos de que a informação hidrometeorológica do passado fornece um bom indicador para as condições futuras (Milly *et al.*, 2008). Praticamente todo o dimensionamento de projetos de engenharia é baseado na informação desses eventos (Salas *et al.*, 2018).

Detectar mudanças ou tendências nas variáveis hidrometeorológicas é uma ação fundamental para o planejamento de recursos hídricos (Kundzewicz e Robson, 2004; Morin, 2011; Onyutha, 2016; Rosner *et al.*, 2014; Vogel *et al.*, 2011, 2013). O melhor conhecimento dos prováveis riscos futuros, resultantes dessas eventuais mudanças, desempenha um papel importante no processo de tomada de decisão, notadamente na definição de estratégias de adaptação a serem implementadas pela sociedade (Bormann *et al.*, 2011; Hall *et al.*, 2014).

A análise de mudanças está intrinsecamente ligada ao conceito de estacionariedade, que implica numa condição em que as variáveis flutuam aleatoriamente dentro de um envelope de variabilidade imutável. A detecção de mudança significativa de variáveis hidrometeorológicas pode ser avaliada a partir de testes de hipótese estatísticos aplicados com base nas séries temporais dessas variáveis (Koutsoyiannis, 2006; Kundzewicz e Robson, 2004). No entanto, se as suposições ou pré-requisitos adotados em um teste estatístico não forem atendidos pelos dados (por exemplo, hipótese de normalidade dos dados ou independência da série), os resultados do teste não serão confiáveis, fazendo com que o nível de significância adotado não reflita o nível de significância verdadeiro (Cohn e Lins, 2005; Koutsoyiannis, 2006; Koutsoyiannis e Montanari, 2007; Serinaldi *et al.*, 2018; Serinaldi e Kilsby, 2015; von Storch, 1995; Yue *et al.*, 2002).

A questão relacionada à não estacionariedade das séries hidrometeorológicas e à eventual necessidade em tomar decisões relacionadas à adaptação a essas mudanças, tem recebido notável atenção, principalmente com a questão das mudanças climáticas (Milly *et al.*, 2008).

Essa atenção está, por exemplo, refletida na massiva quantidade de artigos internacionais relacionados à análise de tendências de séries hidrometeorológicas observadas em todas as regiões do planeta (Madsen *et al.*, 2014). No entanto, o amplo entendimento dessas mudanças ainda apresenta grandes lacunas e desafios, que estão fortemente associados tanto à questão das incertezas inerentes aos testes de hipótese estatísticos utilizados, como também à utilização desses testes no processo de tomada de decisão. A identificação e a busca por preenchimento dessas lacunas ainda são ações muito recentes na área de recursos hídricos, necessitando ainda que estratégias efetivas sejam investigadas, a fim de assegurar maior racionalidade ao processo de tomada de decisão associado a mudanças em variáveis hidrometeorológicas (Rosner *et al.*, 2014; Salas *et al.*, 2018; Serinaldi e Kilsby, 2015; Vogel *et al.*, 2013).

Com relação às incertezas associadas aos testes de hipótese, uma das questões mais discutidas e debatidas na literatura é a que trata do impacto da persistência ou correlação temporal nos resultados desses testes. Embora esse impacto já seja conhecido há longa data (Cox e Stuart, 1955; Lettenmaier, 1976), apenas em 1995 ele foi explicitado numericamente (von Storch, 1995), demonstrando que a presença da correlação resulta num aumento importante da probabilidade de se cometer o Erro Tipo 1, tornando-a maior do que o nível nominal de significância do teste, o que resulta num aumento significativo de rejeições errôneas da hipótese nula de estacionariedade.

Devido às inúmeras limitações das abordagens utilizadas para lidar com a correlação temporal (Bayazit e Önöz, 2007; Bürger, 2017; Khaliq *et al.*, 2009), ainda não há consenso ou solução definitiva para essa questão. Uma dessas limitações está associada às incertezas que envolvem a estimativa da correlação temporal, devido ao viés dessa estimativa (Bao e Ullah, 2007) e, principalmente, à sua interação com uma eventual tendência existente na série (Hamed, 2009). Assim, o desenvolvimento de uma abordagem que torne efetiva a detecção da correlação temporal sob condições não estacionárias é fundamental na consideração dessa característica no processo de detecção de tendências em séries hidrometeorológicas.

É importante também que a avaliação dessas abordagens que lidam com essa questão da correlação seja realizada de forma mais extensa e ampliada para além do conceito de efetividade tradicionalmente utilizado em testes de hipótese estatísticos. A efetividade de um teste estatístico está relacionada à sua capacidade em preservar a probabilidade do Erro Tipo

I próxima do nível nominal de significância e à maximização do seu Poder (minimizar a probabilidade do Erro Tipo II). No entanto, para além desses erros Tipo I e II, dois outros erros de grande relevância prática na área de recursos hídricos, denominados de erro tipo S (sinal) e tipo M (magnitude) (Gelman e Carlin, 2014), ainda não receberam devida atenção (Amorim, 2018). A incorporação desses novos erros, ainda embrionários na área da hidrometeorologia, é fundamental para a eficiência econômica da tomada de decisão utilizando testes de tendência. No Brasil, essa questão da correlação temporal em teste de tendência ainda é muito pouco explorada (Souza *et al.*, 2020) e os estudos não avaliam adequadamente as incertezas nos resultados de tendência oriundas da presença da correlação nas séries hidrometeorológicas.

O processo de tomada de decisão utilizando testes de tendência é ainda recente na área de recursos hídricos (Rosner *et al.*, 2014; Vogel *et al.*, 2013). Atualmente, a utilização desses testes no processo de tomada de decisão, quando rejeitada a hipótese nula de não haver tendência, resulta na incorporação do sinal de mudança nos processos decisórios, notadamente em sistemas de recursos hídricos e projetos de infraestrutura. No entanto, as incertezas associadas à aplicação de tais testes ainda necessitam serem incorporadas nesse processo (Morin, 2011; Vogel *et al.*, 2013). Avaliar os resultados desses testes de modo mais crítico é crucial, tendo em vista que tais resultados podem impactar decisões importantes (Vogel *et al.*, 2013). Apenas em Rosner *et al.* (2014) essas incertezas passaram a ser consideradas a partir de uma abordagem baseada em árvore de decisão, na qual foram integradas a incerteza inerente ao processo de detecção de tendências, a natureza probabilística dos eventos e a análise econômica de alternativas de adaptação.

O processo de decisão sugerido em Rosner *et al.* (2014) possibilita que o tomador de decisão questione se as informações existentes são suficientes para justificar a tomada de decisão por uma determinada medida de adaptação e se o impacto econômico causado pela eventual mudança é suficientemente grande para que seja aconselhável adaptar-se para tal mudança, mesmo que a significância estatística da tendência, por exemplo, esteja fora da região crítica habitual (5%) para testes de hipótese. No entanto, é necessário aprimorar essa abordagem, trazendo de forma clara todos os elementos de decisão a serem considerados. Além disso, alguns pressupostos utilizados ainda necessitam ser avaliados, por exemplo, via simulação Monte Carlo, de modo a verificar a adequabilidade e a eficácia da proposta, indicando as incertezas inerentes a estimativa do Poder do teste, por exemplo.

Para lidar com os desafios apresentados nesse item introdutório propõe-se esta Tese de doutorado. Este trabalho é dividido em 5 partes principais: (1) introdução, onde são traçados um panorama do tema em estudo, a contextualização do problema e as principais lacunas existentes; (2) objetivos, onde são delineados os objetivos principais e específicos; (3) referencial teórico e revisão bibliográfica acerca dos testes de tendência; (4) referencial teórico e revisão bibliográfica acerca do impacto da correlação temporal nos testes de tendência; (5) referencial teórico e revisão bibliográfica acerca da tomada de decisão por meio de testes de tendência. Nos capítulos 3, 4 e 5 são apresentados, a base teórica que se pretende utilizar, os estudos já desenvolvidos sobre o tema apresentado e as lacunas e limitações existentes; (6) metodologia, onde são indicados os passos que se almejam seguir para alcançar os objetivos propostos; (7) resultados, onde são descritos e discutidos os resultados obtidos e, por fim, (8) as conclusões, na qual são apresentadas as principais contribuições da tese, recomendações e considerações finais.

2 OBJETIVOS

O objetivo geral desta Tese é avaliar as incertezas resultantes da presença da correlação temporal na detecção de tendências de séries hidrometeorológicas, incorporando essas incertezas na tomada de decisão para fins de adaptação.

Buscando-se alcançar o objetivo geral foram definidos os seguintes objetivos específicos:

- Desenvolver uma abordagem que possibilite tornar efetiva a detecção da correlação temporal sob condições estacionárias e não estacionárias;
- Avaliar a efetividade das abordagens utilizadas para lidar com a questão da correlação temporal no teste Mann Kendall (MK);
- Avaliar as evidências de mudanças nos índices de extremos hidrometeorológicos, tanto da precipitação como da vazão, em todo o Brasil, considerando tanto questão da correlação temporal como também a questão da multiplicidade de testes;
- Aprimorar e avaliar a abordagem da árvore de decisão utilizada na tomada de decisão, integrando a incerteza inerente à detecção de tendências e a análise econômica de alternativas de adaptação;

3 EVENTOS EXTREMOS E TESTES DE TENDÊNCIA

3.1 RELEVÂNCIA DE MUDANÇAS EM EVENTOS HIDROMETEOROLÓGICOS EXTREMOS

A mudança no comportamento de variáveis hidrometeorológicas e, em particular, de seus extremos, pode causar impactos em diversos setores da sociedade que são sensíveis às condições de tempo e clima. Em geral, muitas atividades econômicas e processos ambientais são altamente dependentes de variáveis hidrometeorológicas, como a precipitação e a vazão (Milly *et al.*, 2008). Ocorrências de déficits nessas variáveis, em larga escala, muitas vezes causam graves efeitos sobre atividades como agricultura, silvicultura, produção hidrelétrica, ecossistemas etc. Seus excessos podem ser benéficos para as atividades anteriormente mencionadas. Entretanto, uma persistência de condições úmidas pode levar a eventos de cheias e inundações, causando sérios problemas, incorrendo, muitas vezes, em perdas de vidas humanas.

Os custos econômicos e sociais de eventuais mudanças nos eventos extremos hidrometeorológicos agravam ainda mais a situação, notadamente nas regiões e setores que hoje são mais vulneráveis e sensíveis a esses eventos (Barnosky *et al.*, 2012). Por exemplo, a alteração na magnitude e frequência de veranicos numa dada região, pode causar prejuízos elevados no setor de agricultura de sequeiro, podendo, inclusive, inviabilizar a produção de determinada cultura naquele local. Mudanças em outras características da chuva, como os totais precipitados anuais e número de dias de chuva, podem também resultar em alterações no regime de vazões mínimas dos rios que, refletidas no padrão estatístico de suas séries, resultam em uma diminuição da confiabilidade de sistemas de recursos hídricos como: abastecimento de água, irrigação, capacidade de geração de energia hidrelétrica e restrições no transporte de mercadorias via navegação fluvial. Da mesma forma, alterações na magnitude e frequência das vazões máximas podem causar aumento dos danos econômicos oriundos de impactos em propriedades públicas e privadas e possíveis perdas de vidas humanas e de animais.

A quantificação desses impactos negativos dos eventos extremos hidrometeorológicos demonstra, de forma ainda mais transparente, o risco ao qual as sociedades estão submetidas, sob eventuais mudanças nesses extremos. Brown e Wilby (2012) avaliaram os impactos econômicos desses eventos em relação ao produto interno bruto (PIB) de aproximadamente

180 países, usando registros observados de variáveis hidrometeorológicas. Os resultados do estudo sugerem que eventos relacionados a secas e cheias têm uma influência mais significativa e danosa do que eventos relacionados à temperatura. Em particular, quanto maior a área afetada pela seca, maior o dano econômico. O estudo constatou que, em média, um aumento de 1% na área afetada pela seca estava associado a uma queda de 2,7% no crescimento do PIB dos países, em um único ano. Já os eventos de cheias também causaram uma redução no crescimento econômico, sendo que, para cada 1% de área afetada por esses eventos, o crescimento do PIB foi reduzido em 1,8%. Por fim os autores destacam que além desses impactos de curto prazos há também impactos econômicos de longo prazo a serem considerados. Por exemplo, no caso das cheias, devido a sua natureza mais destrutiva, esses impactos podem comprometer ou até mesmo inviabilizar infraestruturas.

Considerando custos sociais, como por exemplo, o número de pessoas afetadas, estima-se que mais de meio milhão de mortes foram causadas por eventos de cheias e inundações entre 1980 a 2009 em todo o planeta, sendo o número total de pessoas afetadas por esses eventos avaliado em quase 3 bilhões no mesmo período (Doocy *et al.*, 2013; Jonkman e Kelman, 2005). O custo dos danos causados por eventos extremos aumentou consistentemente ao longo do século XX em diversos países como: Estados Unidos (Rahmani e Harrington Jr, 2019), países Europeus (Madsen *et al.*, 2013; Stahl *et al.*, 2010), China (Zhang e Wang, 2007; Zhang *et al.*, 2021), África (Gebrechorkos *et al.*, 2019; New *et al.*, 2007), Austrália (Jakob e Walland, 2016) e América do Sul (Magrin. *et al.*, 2007; Marengo, 2009).

Com relação aos impactos e danos por consequência de eventos extremos hidrometeorológicos no Brasil, um estudo publicado em 2016 pelo Banco Mundial e o Centro de Estudos e Pesquisas sobre Desastres (CEPED), vinculado à Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), revela que o Brasil perdeu R\$ 182,8 bilhões com desastres naturais entre 1995 e 2014. Desse total, R\$ 137,3 bilhões se referem a impactos nos serviços públicos e privados, na agricultura, na pecuária e na indústria. Os R\$ 45,4 bilhões restantes correspondem a danos na infraestrutura, nas habitações e nas instalações de saúde, ensino e comunitárias, entre outras. No período considerado pela pesquisa, foram reportadas perdas anuais superiores a R\$ 9 bilhões. Isso significa que secas, inundações, vendavais e outros desastres custaram ao país cerca de R\$ 800 milhões mensais (CEPED, 2016) .

Alguns desses eventos foram muito marcantes para a sociedade brasileira, com repercussões em todas as esferas da sociedade. Por exemplo, o déficit de chuvas durante o verão e o outono

de 2001 resultou em uma redução significativa nas vazões dos principais rios de toda a região Nordeste, Centro-Oeste e Sudeste do Brasil, o que reduziu a capacidade de produção de energia hidrelétrica nessas áreas (90% da energia do Brasil provinha na época de fontes hidrelétricas). Em um verão anormalmente seco e quente, houve um excesso de demanda por energia, causando reduções nos níveis dos reservatórios das usinas hidrelétricas, que atingiram valores mínimos críticos (5% ou menos do volume total). A natureza de larga escala dos déficits, que afetou quase o país inteiro, causou uma crise energética que forçou o governo a impor medidas de conservação de energia para evitar a interrupção total do fornecimento de energia (*blackout*) durante parte de 2001 e 2002 (Cavalcanti, 2004).

Outro exemplo marcante, em março de 2004, foi a ocorrência de um furacão, denominado de Catarina, que afetou toda a região litorânea do estado de Santa Catarina, com perdas da ordem de 1 bilhão de dólares (Pezza *et al.*, 2009) . A chegada do Catarina à costa brasileira em março de 2004 ficou conhecida como a primeira vez em que um furacão foi documentado no oceano Atlântico Sul, inaugurando a visão de como um evento em grande escala pode contribuir para a mudança tropical em uma região antes considerada livre de furacões. Já em 2008, uma combinação incomum de condições meteorológicas favoreceu a intensificação da chuva ao longo da região litorânea do mesmo estado. Estimativas extraoficiais dos prejuízos causados por esse evento pluvial extremo e por enchentes e deslizamentos subsequentes, foram da ordem de 350 milhões de dólares, devido ao fechamento do Porto de Paranaguá, um dos mais importantes portos do sul do Brasil (INPE, 2009).

Mais recentemente, algumas das mais importantes cidades brasileiras se encontraram na iminência de um colapso no seu abastecimento hídrico. Foi o caso de São Paulo, na região Sudeste, com mais de 20 milhões de habitantes em sua área metropolitana e considerada a cidade mais próspera do País. No período de 2014 a 2016, a cidade enfrentou uma seca severa que provocou a pior crise hídrica já registrada naquela região (ANA, 2017; FGVces e ANA, 2018). A seca também atingiu Brasília, a Capital Federal, no Centro-Oeste do País, que teve que enfrentar uma crise hídrica sem precedentes em sua história (ANA, 2017) . Outras regiões de maior abrangência espacial também foram afetadas como a Amazônia, na região Norte do Brasil. Nos últimos anos, a seca tem se tornado mais frequente no bioma da Amazônia e tem sido apontada como fator agravante da ocorrência de incêndios florestais (ANA, 2017) .

No entanto, a região do Brasil mais afetada por essa seca ocorrida mais recentemente foi o semiárido brasileiro. No período de 2010 a 2017, o Semiárido brasileiro enfrentou a “Seca do Século”, considerada a pior já registrada na história do País. O fenômeno, com intensidade, abrangência e duração sem precedentes até então, acarretou consequências devastadoras à população, economia e governos, tomando proporções de desastre natural. Em 2012, quando houve o pico do extremo climático, todos os municípios do Semiárido brasileiro decretaram situação de emergência, sendo alguns deles reconhecidos mais de uma vez nessa condição (ANA, 2016, 2017; FGVces e ANA, 2018).

Uma das mais importantes questões relacionadas a eventos extremos como esses relatados no mundo e no Brasil é se sua ocorrência está aumentando ou diminuindo com o tempo, isto é, se há uma tendência a cenários propícios à ocorrência desses eventos. Cada vez mais, a literatura científica vem colocando em dúvida a hipótese de estacionariedade climática e hídrica. Alguns autores já afirmam que a "estacionariedade está morta" (Milly *et al.*, 2008). Esse conceito de estacionariedade implica que as variáveis flutuam aleatoriamente dentro de um envelope de variabilidade imutável. Essas variáveis têm uma função densidade de probabilidade (pdf) invariante no tempo, cujas propriedades podem ser estimadas a partir de registros disponíveis, e avaliadas por meio de testes de hipóteses estatísticos, os quais, podem ser utilizados em diversos projetos de engenharia (AghaKouchak *et al.*, 2013; Kundzewicz e Robson, 2004). Assim, a principal ferramenta utilizada na detecção de mudanças são esses testes de hipóteses de estacionariedade. A seguir é apresentada uma descrição detalhada dos componentes fundamentais desses testes de hipótese estatístico.

3.2 COMPONENTES DE UM TESTE DE HIPÓTESES

Um dos mecanismos para compreender eventuais mudanças ou proceder análises de estacionariedade consiste em realizar estudos de detecção de tendências em séries temporais de variáveis hidrometeorológicas ou de índices extraídos de tais séries. Detecção de tendências é uma tarefa importante para o planejamento de diversos setores da sociedade, pois permite identificar se a variável de interesse, como por exemplo, o número de dias com precipitação igual ou superior a 50 mm, um indicador da frequência de possíveis inundações, tem experimentado uma mudança de comportamento ao longo do período histórico. A identificação e a estimativa de tal mudança pode servir de base para o desenvolvimento de estratégias de adaptação, nesse caso específico, com a identificação de possíveis medidas estruturais e não-estruturais que possam reduzir os riscos de cheias.

Estudos de detecção de tendência são normalmente realizados com base em testes estatísticos aplicados à série temporal da variável de interesse (Kundzewicz e Robson, 2004). Tais testes são baseados na distribuição nula da estatística do teste, obtida a partir da premissa de que a hipótese nula (H_0) é verdadeira, por exemplo, de que a série não possui tendência. Com base na distribuição nula da estatística do teste e de sua estimativa amostral, decide-se se a tendência está presente (rejeição de H_0) ou não (aceitação de H_0) na série analisada. Não há certeza nessa decisão, pois é possível rejeitar H_0 quando não existe tendência alguma na série, denominado de Erro Tipo 1 (α), e aceitar erroneamente H_0 quando de fato a série contém uma tendência, denominado de Erro Tipo 2 (β). Normalmente, na prática da hidrometeorologia, o que se costuma fazer é controlar a probabilidade de se cometer o Erro Tipo 1 por meio da definição *a priori* do nível de significância do teste, ignorando por completo o Erro Tipo 2.

A probabilidade de se obter uma estatística de teste igual ou mais extrema que aquela observada em uma amostra, sob a hipótese nula, é denominada de *p-valor*. Por exemplo, em testes de hipótese, pode-se rejeitar a hipótese nula a 5% (valor de α definido *a priori*) caso o *p-valor* seja menor que 5%. Assim, uma outra interpretação para o *p-valor*, é que este é o menor nível de significância α com que se rejeitaria a hipótese nula. Em termos gerais, um *p-valor* pequeno significa que a probabilidade de obter um valor da estatística de teste como o observado é muito improvável, levando assim à rejeição da hipótese nula.

Outro conceito importante, ligado a hipótese alternativa é de Poder estatístico do teste. O Poder é a capacidade de um teste identificar diferenças que realmente existem (ou mudanças), ou seja, é a capacidade de rejeitar H_0 quando esta hipótese é realmente falsa, sendo, portanto, definida como o complemento da probabilidade do Erro Tipo 2, igual a $(1 - \beta)$. O Poder de um teste de hipótese é afetado, principalmente, por três fatores: (1) Tamanho da amostra: mantendo todos os outros parâmetros iguais, quanto maior o tamanho da amostra, maior o Poder do teste; (2) Nível de significância: quanto maior o nível de significância, maior o Poder do teste. Se você aumenta o nível de significância, você reduz a região de aceitação. Como resultado, você tem maior chance de rejeitar a hipótese nula. Isto significa que você tem menos chance de aceitar a hipótese nula quando ela é falsa, isto é, menor chance de cometer um Erro do Tipo II. Então, o Poder do teste aumenta; (3) O verdadeiro valor do parâmetro a ser testado: quanto maior a diferença entre o "verdadeiro" valor do parâmetro e o valor especificado pela hipótese nula (ou tamanho do efeito), maior o Poder do teste.

A Tabela 3.1 apresenta um resumo dos tipos de erros tradicionalmente envolvidos no processo de decisão por meio de testes de hipóteses.

Tabela 3.1 - Decisão e Erros em Testes de Hipóteses Estatístico.

Situação Real	Decisão	
	Não rejeita H_0	Rejeita H_0
H_0 verdadeira	Decisão correta ($1-\alpha$)	Erro Tipo I (probabilidade α)
H_0 falsa	Erro Tipo II (probabilidade β)	Decisão correta ($1-\beta$)

Existe uma correlação entre os dois tipos de erros, no sentido de que, ao se tentar minimizar α aumenta-se β . A Figura 3.1 ilustra as distribuições da hipótese nula (preto) e alternativa H_a (linha vermelha) com a representação da probabilidade do Erro Tipo I (α), área da região azul escuro, Erro Tipo II (β), área da região marrom, e o Poder do teste ($1-\beta$), área da região azul claro. Pela ilustração da Figura 3.1 é evidente que a diminuição de α irá levar o valor que define a região crítica mais para a direita, causando um aumento de β . Conclui-se, portanto, que diminuir a probabilidade de se cometer um Erro do Tipo I provoca o aumento da probabilidade de se cometer o Erro do Tipo II. A situação inversa é igualmente verdadeira. A única forma de causar uma redução de α e β , simultaneamente, é aumentar o tamanho da amostra.

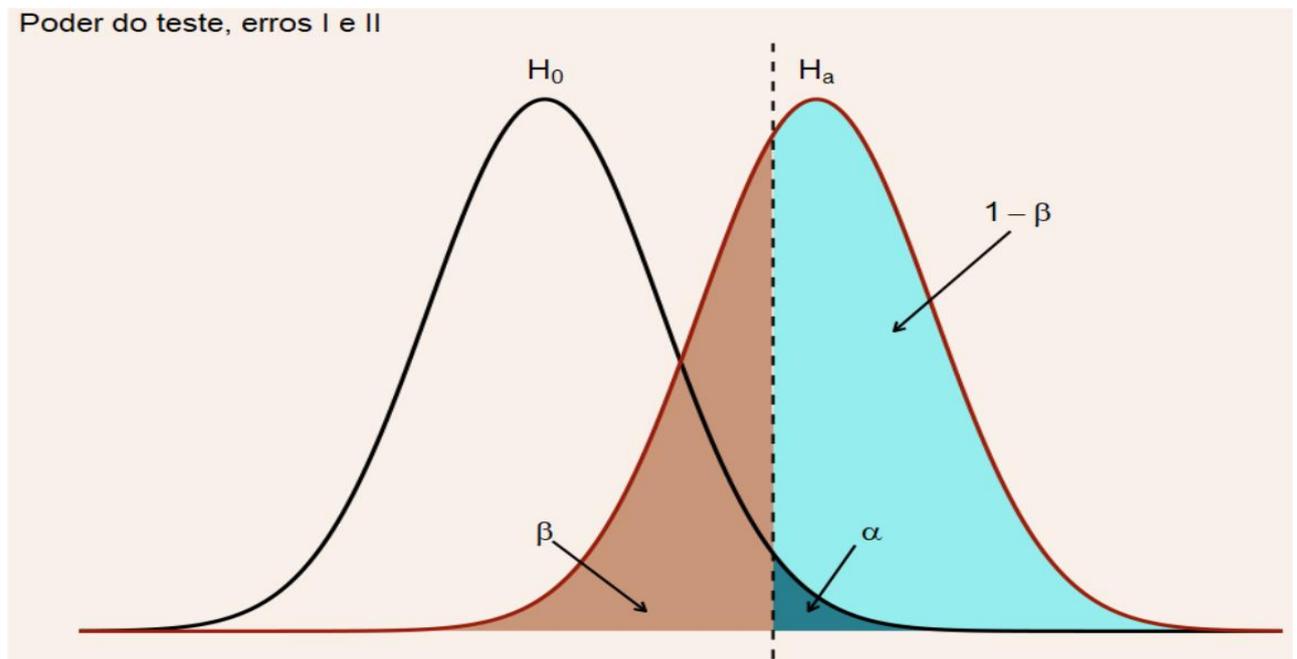


Figura 3.1 - Ilustração dos Erros dos Tipos I e II em um teste de hipótese unilateral.

A seleção dos testes estatísticos está relacionada ao tipo de mudança de comportamento que se quer investigar. As mudanças nas séries hidrometeorológicas são evidenciadas de várias maneiras: abruptamente (saltos na série), gradualmente, ou de outra forma mais complexa. Essas mudanças podem afetar algumas características estatísticas das séries como média, mediana, variância, autocorrelação, entre outras.

No caso das mudanças graduais é avaliado o período disponível como um todo e, deste modo, pode-se verificar se esta alteração apresenta uma tendência, indicando que as mudanças continuarão a ocorrer no futuro. No caso dos testes sobre mudanças abruptas, em alguns testes como *Rank-Sum* (Mann-Whitney), t de *Student* ou o teste F, o ano da mudança é pré-definido, ou seja, escolhe-se o ano em que se supõe que deva ter ocorrido a mudança. Nos demais testes, o ano da mudança é definido pelo próprio teste.

As mudanças graduais (refletidas por uma tendência) podem estar associadas a mudanças naturais ou antropogênicas. Tendências nas séries de vazões ou de cotas de rios que apresentam forte autocorrelação, muitas vezes acontecem devido à grande capacidade de armazenamento de água no solo ou à regularização provocada por estruturas hidráulicas presentes na bacia. Estudos de autocorrelação das séries podem evidenciar possíveis efeitos da regularização como causa da tendência sistemática. No entanto, essa análise deve ser complementada com uma análise da variabilidade ou de tendências da chuva na bacia. No caso da análise da precipitação, os registros geralmente apresentam baixa correlação serial, embora ela não deva ser desprezada (Iliopoulou et al., 2018). Desta forma, os testes podem ser aplicados nas séries de chuva para confirmar ou não os resultados obtidos através da análise das tendências nas vazões ou cotas.

Na análise de mudanças abruptas é essencial a identificação de alguma intervenção antrópica ou natural que ocorreu pontualmente, a partir de determinado período, como por exemplo, a construção de um reservatório de regularização ou alteração no regime de precipitação. É importante ressaltar que, em séries curtas, a eventual detecção de um salto (degrau) na série pode, não necessariamente, ser uma não-estacionariedade na média (mediana ou variância), podendo ser parte de uma variabilidade interdecadal (um ciclo), com períodos de anos relativamente secos e úmidos sucessivos (Tyralis et al., 2018). Essas variabilidades interdecadais são ciclos resultantes da variabilidade natural do clima e não de uma mudança climática antropogênica.

Outro ponto importante está associado ao sentido em que a hipótese nula ou alternativa é considerada. Neste caso têm-se os testes bicaudais (bilaterais) e os testes unicaudais (unilaterais). Na prática, quando se desconhece o sentido da mudança adotam-se os testes bilaterais, nos quais a região crítica estende-se pelas duas caudas da distribuição de amostragem da estatística do teste utilizado. Caso o sentido da mudança seja conhecido a priori pode-se considerar apenas uma cauda da distribuição na aplicação do teste, utilizando testes unicaudais, de modo que os resultados sejam mais coerentes com o tipo de mudança analisada. O impacto da opção pela utilização de testes unicaudais está relacionado com o aumento da região crítica no sentido da mudança, de modo que a rejeição da hipótese nula em favor da hipótese alternativa fique mais provável. A Figura 3.2 apresenta uma ilustração que possibilita a melhor compreensão do processo de aplicação dos testes unicaudal e bicaudal.

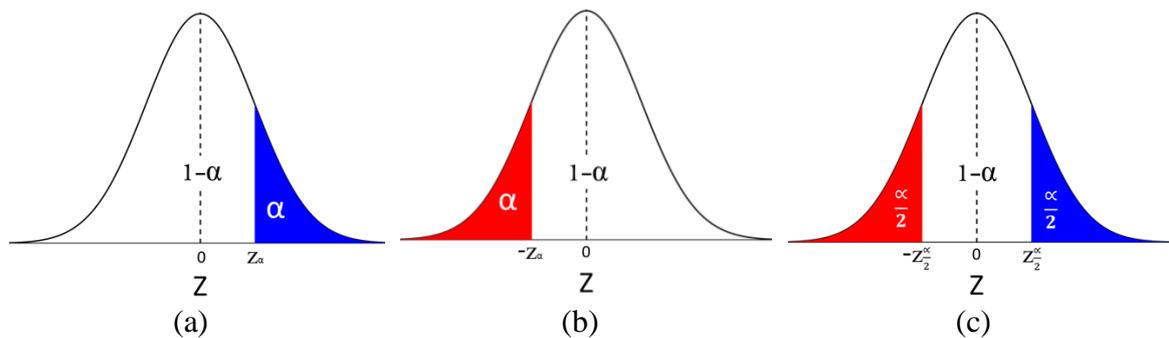


Figura 3.2 - Ilustração quanto ao sentido em que a hipótese nula é considerada. Em (a) unicaudal à direita (região crítica em azul), em (b) unicaudal à esquerda (região crítica em vermelho) e em (c) bicaudal.

Na prática hidrológica, esse conceito pode ser aplicado quando se quer analisar, por exemplo, o teste unicaudal à esquerda, a significância da diminuição da disponibilidade hídrica de uma dada região (Figura 3.2b), ou, no caso do unicaudal à direita, a tendência crescente de aumento das vazões máximas, indicando um crescimento das cheias em uma dada região (Figura 3.2a). No caso do teste bicaudal, esse conceito pode ser aplicado quando se quer analisar, por exemplo, em determinada região, qual o comportamento geral das mudanças significativas nas médias das vazões nos períodos mais recentes, independentemente se a mudança foi para aumento ou diminuição da vazão.

Os testes de hipóteses ainda podem ser classificados em paramétricos ou não paramétricos. Eles são ditos paramétricos se os dados amostrais, por premissa, tiverem sido extraídos de uma população Normal ou de qualquer outra população cujo modelo distributivo é conhecido ou previamente especificado. Ao contrário, os testes não paramétricos não

necessitam da especificação prévia do modelo distributivo da população da qual foram extraídos os dados amostrais.

3.3 ALÉM DOS ERROS TIPO I E TIPO II (ERROS DO TIPO S E TIPO M)

Os resultados tradicionais dos testes de hipótese estatísticos informam se determinado resultado foi significativo ou não. No entanto, pouca atenção é dada para o quanto de informação os dados fornecem, ou quanto se deve confiar nos seus resultados. Nesse sentido, Gelman e Carlin (2014) mostraram que estudos onde a quantidade de informação é pequena (baixo Poder do teste), um eventual resultado significativo pode mostrar-se equivocado na direção da mudança ou superestimado na sua magnitude (mesmo quando a direção foi corretamente estimada).

Nesse sentido, Gelman e Carlin (2014) propuseram um procedimento adicional, que pode ser feito antes ou depois da aplicação de determinado teste de hipótese aos dados disponíveis. Esse procedimento seria realizado a partir de simulações (*bootstrap* ou Monte Carlo) considerando uma estimativa da magnitude verdadeira oriunda de uma fonte externa (por exemplo, artigos científicos, modelos etc.). Nesse caso, seriam analisados, não apenas o poder do teste, mas também a probabilidade de estimar uma direção ou sinal de mudança incorreto (denominado de erro tipo S), e o valor esperado da relação entre a magnitude da mudança e a magnitude verdadeira (denominado de erro tipo M).

Segundo os autores, o ponto central dessa nova abordagem na utilização de testes de hipóteses reside, tanto na maneira de usar informações prévias ou externas da verdadeira magnitude da mudança, como também na extensão da análise para além do simples cálculo do Poder do teste, incluindo também estimativas relacionadas à direção e a magnitude da mudança. Deste modo, o que se busca é entender o verdadeiro valor da informação contida nos dados disponíveis, de modo que a questão relevante passa a ser não mais saber "qual é o Poder de um teste", mas sim "o que se espera que aconteça com a quantidade de informação disponível".

Um outro ponto importante é entender o porquê da ocorrência desses erros, que vão além dos Erros Tipo I e II. Para isso utilizam-se duas figuras para ilustrar esse efeito. A principal explicação está no fato que, quando Poder do teste é pequeno, a área de sobreposição das distribuições da hipótese nula e alternativa é alta, fazendo com que a região de rejeição da hipótese nula fique numa região também extrema da hipótese alternativa. A magnitude de

mudança (“*effect size*”) muito pequena ou o tamanho amostral pequeno são os fatores o que tornam o Poder do teste pequeno, e por esta razão é interessante avaliar o impacto sob essas duas características.

Assim, a Figura 3.3 e Figura 3.4 ilustram esse problema apresentando as distribuições da hipótese nula (pontilhado) e alternativa H_a (linha contínua) com a representação da probabilidade do Erro Tipo I, área da região marrom delimitada pela estatística do teste (Z_{crit}) e o Poder do teste, área da região azul claro a direita. Na Figura 3.3 observa-se que, para uma magnitude (“*effect size*”) muito pequena de mudança (expressa pelo d de Cohen), por consequência das características estatísticas impostas, ocorre uma superposição entre as distribuições da hipótese nula e alternativa. Essa sobreposição ocorre devido ao baixo Poder do teste, e neste caso, a rejeição da hipótese nula implica necessariamente num valor muito alto sob a hipótese alternativa (área azul clara à direita). Assim, embora a rejeição tenha sido correta, a magnitude estimada seria muito maior que a magnitude verdadeira (linha tracejada branca). Verifica-se também que, nesse caso, a probabilidade do erro tipo S (área em azul claro à esquerda), embora menor que a probabilidade do erro tipo M (área em azul claro a direita), não pode ser desprezada.

Já a Figura 3.4 apresenta também o mesmo padrão em termos de Poder do teste da Figura 3.3, no entanto, o baixo Poder do teste, neste caso, é devido ao pequeno tamanho da série (que faz aumentar a variância do teste), uma vez que o valor da magnitude é bem maior que o da Figura 3.3. Nesse caso, também ocorreria uma superestimava da magnitude da mudança, incorrendo no Erro Tipo M, com uma menor probabilidade de ocorrer o erro tipo S em relação ao da Figura 3.3.

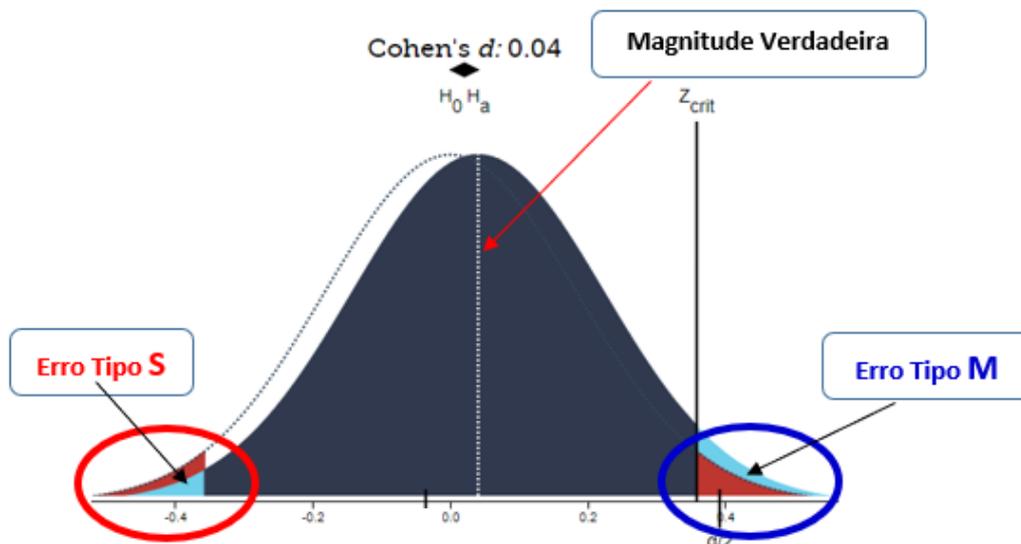


Figura 3.3 - Magnitude Pequena ($d = 0,04$), tamanho médio ($n = 30$), Poder baixo = $0,06$ e $\alpha = 0,05$.

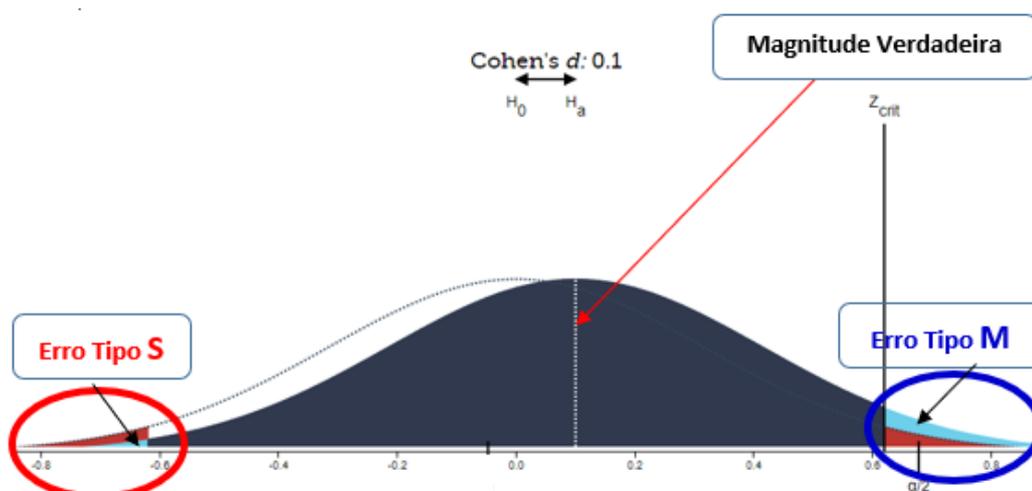


Figura 3.4 - Magnitude Média ($d = 0,1$), tamanho pequeno ($n = 10$), Poder baixo = $0,06$ e $\alpha = 0,05$.

Num processo de tomada de decisão envolvendo testes de tendência de séries hidrometeorológicas, nos casos em que eventuais mudanças são pequenas e/ou o tamanho da amostra é pequeno, tem-se a situação em que o Poder do teste é baixo. Nesse caso, mesmo acertando a mudança, sua estimativa estaria com sinal trocado ou superestimada, podendo levar a consequências graves em termos de segurança e eficiência econômica nas eventuais estratégias de adaptação a serem implementadas. Assim, do ponto de vista operacional dessas estimativas de mudança ou tendência, é fundamental, num processo de tomada de decisão em adaptação, compreender esses erros ao se utilizar testes de hipóteses.

3.4 TESTES TRADICIONALMENTE EMPREGADOS

3.4.1 Teste t da Inclinação da Regressão Linear (RL)

O teste paramétrico t para uma amostra pode ser usado para testar se a variável explanatória, também chamada de variável independente ou covariável, que está sendo usada na análise de regressão linear, realmente contribui para estimar a variável dependente.

Formalmente, estabelecem-se duas hipóteses: a hipótese nula de que o coeficiente angular vale zero, $\beta_1 = 0$, o que significa dizer que a variável explanatória não ajuda a explicar a variável dependente, e a hipótese alternativa de que $\beta_1 \neq 0$.

Supondo que a série em questão é originária de uma distribuição Normal, e sabendo-se que o estimador de β_1 , chamado aqui de b_1 , é uma combinação linear dos dados, pode-se afirmar que b_1 também é normalmente distribuído com valor esperado igual a β_1 e variância $\sigma_{b_1}^2$, de forma que a quantidade $(b_1 - \beta_1)/\sigma_{b_1}$ possui uma distribuição Normal padrão. Mas como $\sigma_{b_1}^2$ é desconhecido e precisa ser estimado por $s(b_1)$, então conclui-se que

$$\frac{(b_1 - \beta_1)}{s(b_1)} \sim t_{(n-2)} \quad 3.1$$

o que significa dizer que a estatística apresentada acima possui uma distribuição *t-student* com $(n - 2)$ graus de liberdade, fato esse que permite fazer inferências sobre β_1 .

A partir do nível de significância (α) escolhido para realizar o teste, define-se a região de rejeição da hipótese nula, R, com base no fato de que,

$$P\left(\frac{b_1 - \beta_{10}}{s(b_1)} \in R\right) = \alpha \quad 3.2$$

em que β_{10} é o valor de β_1 sob a hipótese nula, ou seja, $\beta_{10} = 0$. Tendo em vista a equação 3.2, fica claro que a região R é definida por $|b_1/s(b_1)| > t_{(1-\alpha/2, n-2)}$, no caso do teste bicaudal, e por $b_1/s(b_1) > t_{(1-\alpha, n-2)}$, no caso unicaudal em que se deseja avaliar o aumento da variável de interesse no tempo. Se $b_1/s(b_1)$ cair em R, rejeita-se a hipótese nula com nível de significância α .

Como já visto no item 3.2, o Poder do teste representa a probabilidade da regra de decisão acima rejeitar a hipótese nula quando a hipótese alternativa é de fato a correta. Pode parecer confuso num primeiro momento, mas o Poder do teste está diretamente relacionado à região de rejeição R definida acima. Por definição, o Poder do teste é dado por

$$Poder = P\left(\frac{b_1 - \beta_{10}}{s(b_1)} \in R | H_a\right) \quad 3.3$$

em que β_{10} é o valor de β_1 associado à hipótese H_0 . Quando a hipótese alternativa H_a é verdadeira, a distribuição da estatística teste se desloca para a direita, pois admite-se que $\beta_{1a} > \beta_{10}$, o que resulta numa distribuição t-student não-centrada com parâmetro de não-centralidade igual a $(\beta_{1a} - \beta_{10})/s(b_1)$, que mede o quão afastado β_{1a} está de β_{10} . Sendo assim, o Poder do teste pode ser calculado por

$$Poder = t_{\delta(n-2)}\left(\frac{b_1}{s(b_1)}\right) \quad 3.4$$

em que $t_{\delta(n-2)}$ é a distribuição de t-student não-centrada com $(n - 2)$ graus de liberdade e com parâmetro de não-centralidade $\delta = (\beta_{1a} - \beta_{10})/s(b_1)$.

O Poder do teste depende do tamanho da amostra, do nível de significância do teste empregado e da distância entre o valor de β_{1a} e o valor estabelecido pela hipótese nula, que neste caso é igual a zero. Mantendo dois de três fatores constantes, pode-se afirmar que: quanto maior o tamanho da amostra, maior o Poder do teste; quanto maior o nível de significância, maior o Poder do teste; e quanto maior a distância entre β_{1a} e β_{10} , maior o Poder.

Rosner *et al.* (2014), no desenvolvimento da abordagem de tomada de decisão em adaptação, usando os resultados de testes de tendência, sugerem adotar a estimativa b_1 obtida da amostra para o valor de β_{1a} , de forma que no estudo deles, o Poder do teste foi bem próximo de 0,50, algo esperado já que a distribuição t-student não-centrada possui assimetria pequena. À medida que o número de graus de liberdade aumenta, a t-student, centrada ou não-centrada,

se aproxima da distribuição Normal, e, portanto, para $(n - 2)$ tendendo para infinito, o Poder do teste tende para 0,50, quando se adota $\beta_{1\alpha} = b_1$.

3.4.2 Teste de Mann-Kendall (MK)

O teste não-paramétrico Mann Kendall (MK) tem sido amplamente utilizado para a identificação de tendências monotônicas em séries temporais de variáveis hidrometeorológicas. Dentre as vantagens do teste podem-se destacar: i) a não necessidade de especificar determinada distribuição de probabilidade aos dados e ii) a robustez no que diz respeito à presença de *outliers* na série.

O teste de Mann-Kendall assume como hipótese nula que a amostra $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ é formada por variáveis independentes, provenientes de uma mesma distribuição estatística e sem tendência. Já a hipótese alternativa aponta para a existência de tendência monotônica nas séries temporais analisadas. Mann (1945) e Kendall (1975) desenvolveram a estatística de teste S baseando-se no fato de que, se a hipótese nula é verdadeira, o modo que a ordem das variáveis que foi observada na amostra seria apenas uma possibilidade dentro das $n!$ equiprováveis que poderiam ter acontecido. Então, sugeriu-se o uso da estatística S, conforme apresentada abaixo:

$$S_{mk} = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{sign}(x_j - x_i) \quad 3.5$$

em que

$$\text{sign}(x_j - x_i) = \begin{cases} 1, & \text{se } x_j > x_i \\ 0, & \text{se } x_j = x_i \\ -1, & \text{se } x_j < x_i \end{cases} \quad 3.6$$

Nota-se que a estatística de teste S_{mk} não depende dos valores observados para X, mas sim de sua ordem, também chamada de “posto” na literatura estatística em português, o que significa que nenhuma suposição é feita a respeito da natureza da distribuição de probabilidade que gerou a amostra. Isso explica o porquê do teste MK não ser muito sensível

a valores amostrais discrepantes e ser capaz de manter o poder de detecção, mesmo quando a distribuição populacional é bastante assimétrica. Quando a hipótese nula é verdadeira, (Kendall, 1975) mostrou que, para valores de $n > 10$, a distribuição de S pode ser aproximada por uma distribuição Normal, $S \sim N(0, \sigma_0^2)$, com média nula e variância dada por:

$$\sigma_0^2 = \frac{n(n-1)(2n+5) - \sum_{j=1}^m t_j j(j-1)(2j+5)}{18} \quad 3.7$$

em que t_j é o t^{th} empate na série e m é o número de grupos de empates. Como a distribuição de S é conhecida, quando a hipótese nula é verdadeira, a região de rejeição R pode ser facilmente definida. Dado que S é normalmente distribuído, então $S/\sigma \sim N(0,1)$. Entretanto, devido à não-continuidade de S , uma correção deve ser empregada. (Kendall, 1975) sugere a adição ou subtração de uma unidade para a correção de continuidade, conforme mostrado abaixo:

$$Z = \begin{cases} \frac{S-1}{\sigma}, & \text{se } S > 0 \\ 0 & \text{se } S = 0 \\ \frac{S+1}{\sigma}, & \text{se } S < 0 \end{cases} \quad 3.8$$

em que Z é a variável aleatória da Normal padrão. Assim, para um teste bicaudal com o nível de significância igual a $\alpha\%$, se $Z < Z_{\alpha/2}$ ou $Z > Z_{1-\alpha/2}$, a hipótese nula é rejeitada e assume-se que a tendência é estatisticamente significativa para a série temporal avaliada.

3.4.3 Teste de Correlação do Rank de Spearman (SR)

Este teste é baseado no coeficiente de correlação de Spearman (r_{SRC}), que é definido como (Kundzewicz e Robson, 2004):

$$r_{SRC} = 1 - \frac{(6 \sum_{i=1}^n d_i^2)}{[n(n^2 - 1)]} \quad 3.9$$

onde n é o número total de dados, d é a diferença entre rankings e i é a ordem cronológica. A diferença entre rankings é calculada como $d_i = RX_i - RY_i$, onde RX_i é o rank da variável

X_i , que é a ordem cronológica das observações. A série de observações Y_i é transformada para seu equivalente do rank RY_i atribuindo a ordem cronológica na série classificada. Se há empates, a convenção é tomar RX como o rank médio. A hipótese nula é testada calculando a estatística de teste:

$$t_{SRC} = r_{SRC} \left[\frac{(n-2)}{(1-r_{SRC}^2)} \right]^{0,5} \quad 3.10$$

onde t_{SRC} tem distribuição t de *Student* com $v = n-2$ graus de liberdade. No nível de significância α , não poder ser rejeitada a hipótese nula de estacionariedade se: $t_{v,\alpha/2} < t_{SRC} < t_{v,1-\alpha/2}$.

3.5 ESTIMADOR DE MAGNITUDE DA TENDÊNCIA (BSEN)

Para avaliar magnitude da tendência de testes não paramétricos, por exemplo os testes MK e SR, é utilizado o estimador bsen (Sen, 1968). Esse estimador não-paramétrico é baseado no coeficiente de correlação Tau de Kendall para a determinação da magnitude de tendências, a fim de evitar a influência de pontos amostrais discrepantes na estimativa realizada dessa magnitude. O estimador proposto por Sen (1968) prevê que seja calculada, para cada um dos $n(n-1)/2$ pares de observação amostrais possíveis (X_j, X_i), a chamada inclinação do par ordenado, d_{ij} , dada por:

$$d_{ij} = (X_j - X_i)/(j - i) \quad 3.11$$

em que i e j são os índices de tempo das posições amostrais ocupadas, respectivamente, por X_i e X_j , sendo que $1 \leq i \leq j \leq n$. Formalmente, define-se o estimador de Sen (*bsen*) como sendo a mediana de todos d_{ij} calculados, a saber:

$$bsen = med\{d_{ij}\} \quad 3.12$$

3.6 DESAFIOS NO CONTROLE DO ERRO TIPO I

3.6.1 Presença da Autocorrelação

Uma das principais dificuldades inerente à aplicação dos testes estatísticos na detecção de mudanças ocorre quando a série é correlacionada serialmente. A presença de correlação temporal resulta em rejeição da hipótese nula com uma frequência maior do que a estabelecida pelo nível de significância do teste (von Storch, 1995). Isso se deve à relação existente entre a variância da estatística do teste e o grau de autocorrelação da série (Yue e Wang, 2002b).

Embora seja um problema conhecido de longa data (Cox e Stuart, 1955), não há uma solução definitiva para lidar com a correlação temporal em testes de hipóteses. Lettenmaier (1976) mostra que a presença da correlação temporal positiva resulta num aumento da probabilidade de se cometer um Erro Tipo 1, tornando-a maior do que o nível nominal de significância do teste α , o que resulta num aumento de falsos positivos, conforme demonstrado em (von Storch, 1995) e constatado em estudos posteriores (Bayazit e Önöz, 2007; Douglas *et al.*, 2000; Hamed, 2009; Hamed e Rao, 1998; Önöz e Bayazit, 2012; Yue e Wang, 2002b). A eliminação do efeito da correlação serial na detecção de tendência é um problema complexo devido à mútua interação entre a correlação e a tendência. A literatura apresenta duas estratégias para lidar com esse problema.

A primeira estratégia consiste na modificação da série original por meio da remoção da autocorrelação, sendo o teste posteriormente aplicado à série modificada para avaliar a presença de tendência. O *Pre-Whitening* (PW), desenvolvido por Kulkarni e von Storch (2005), é um exemplo dessa estratégia. Kulkarni e von Storch (2005) mostraram, via estudo de simulação Monte Carlo, que o uso do PW permite controlar adequadamente a probabilidade de se cometer o Erro Tipo 1. Porém, Yue e Wang (2002b) concluem que a remoção da correlação temporal realizada no PW acaba por reduzir o Poder do teste. Essa análise levou Yue *et al.* (2002) a sugerirem um outro método, denominado *Trend-Free Pre-Whitening* (TFPW), que resultaria em maior Poder de teste, quando comparado ao PW, mas ainda assim com um adequado controle da probabilidade do Erro Tipo 1, embora essa última característica não tenha sido avaliada.

A segunda estratégia para lidar com a correlação temporal se baseia em alterações na distribuição nula da estatística do teste de hipóteses. Essa abordagem pode ser executada de

diversas formas, como por exemplo, através da correção da variância da estatística do teste de Mann-Kendall, como realizado por Hamed e Rao (1998) com o emprego de uma nova distribuição, posteriormente derivado analiticamente por Hamed (2009), ou ainda por meio de um processo de reamostragem com reposição agrupada, chamado de *bootstrap* em blocos, como sugerido por Önöz e Bayazit (2012).

Um detalhamento sobre o impacto da correlação em testes de tendências, incluindo a descrição pormenorizada das principais abordagens para lidar com o problema, é descrito no Capítulo 4.

3.6.2 Multiplicidade de testes hipóteses

Estudos de detecção de tendência consistem em aplicar, simultaneamente, testes de hipóteses em diversas estações localizadas numa dada região. Níveis locais de significância, α_L ou apenas α , são sempre definidos *a priori*, refletindo as preferências do analista em relação à possibilidade de cometer um erro ao declarar uma estação não-estacionária, quando na verdade nenhuma tendência está presente nos dados (Erro Tipo 1). Se a hipótese nula for verdadeira, a probabilidade de se cometer um Erro Tipo 1 é igual a α_L , previamente definido.

Definir a região de rejeição para um teste local com nível de significância α_L é uma tarefa trivial, porém quando se deseja controlar o erro a nível regional, a tarefa se torna mais complicada, pois não fica claro qual erro deve ser controlado. O simples fato de ignorar por completo essa questão, denominado na literatura de abordagem *Per-Comparison Type I Error* (PCER), impossibilita, *a priori*, o controle do nível de significância regional α_R . O α_R pode ser entendido como a probabilidade de rejeitar a hipótese nula verdadeira em pelo menos um teste dos m testes realizados. Tal entendimento, denominado na literatura de *Family-Wise Error Rate* (FWER), segue uma distribuição binomial (Livezey e Chen, 1983) e é dado por:

$$\alpha_R = 1 - (1 - \alpha_L)^m \quad 3.13$$

Suponha que 20 hipóteses estão sendo testadas com $\alpha_L = 5\%$ (assumindo testes independentes). A probabilidade de se rejeitar a hipótese nula verdadeira em um único teste é de 0,05, mas a probabilidade de se rejeitar a hipótese nula verdadeira em pelo menos um teste é de 0,642. Assim, o α_R seria de aproximadamente 64%, valor normalmente

desconhecido pelo analista e bastante alto, considerando tradicionalmente os valores usualmente utilizados como nível de significância. Pelo gráfico da Figura 3.5, observa-se como se comporta o nível de significância ou FWER, à medida que aumenta o número de testes realizados.

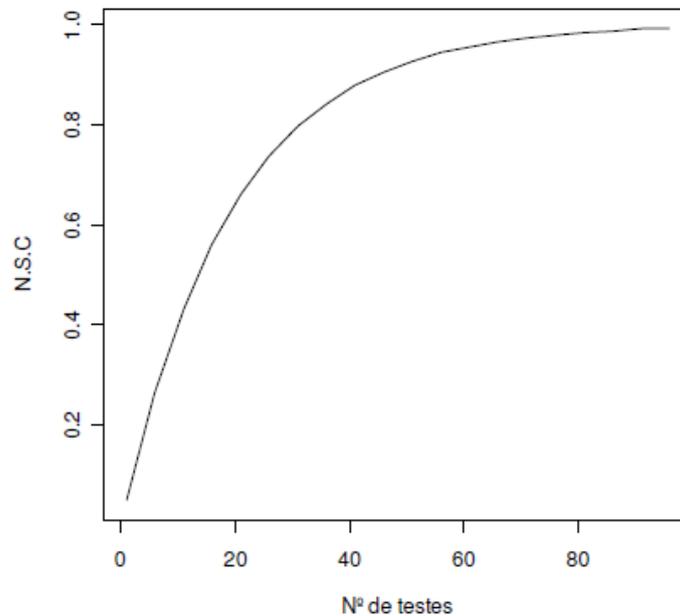


Figura 3.5 - Nível de significância conjunto (NSC) ou regional em função do número de testes realizados, considerando um nível de significância individual de 0,05.

Para controlar o FWER, a desigualdade de Bonferroni é usualmente empregada. Nessa abordagem é estabelecida a fixação de um limite superior global (conjunto) quando são realizados múltiplos testes de significância, e resulta em rejeição de uma hipótese nula específica (H_i) para cada $p_i \leq \alpha/n$ ($i = 1, \dots, n$) (Hochberg, 1988). O p_i seria o *p-valor* necessário para rejeitar a hipótese nula. Por exemplo, para o mesmo caso de 20 hipóteses sendo testadas com $\alpha_L = 5\%$ e desejando também um $\alpha_R = 5\%$, só seriam rejeitados os resultados cujo $p_i < 0,25\%$ para assegurar uma probabilidade de 5% de pelo menos um falso positivo. Esse exemplo demonstra que, embora o emprego desse controle FWER por meio do procedimento de Bonferroni seja uma estratégia bastante atraente e simples, por outro lado, pode ser extremamente restritiva, já que, se a evidência amostral não é muito forte, a rejeição da hipótese nula não ocorre, o que resulta em baixo Poder de detecção. Esse problema se torna ainda maior quando o número de estações a serem avaliadas cresce.

Assim, Benjamini e Hochberg (1995) propuseram uma abordagem diferente para lidar com o problema da multiplicidade. Ao invés de considerar o α_R como a probabilidade de se cometer pelo menos uma falsa rejeição, eles propuseram considerá-lo como a proporção

esperada de erros dentre as hipóteses rejeitadas, denominada *false discovery rate* (FDR). Controlar o FDR possui algumas vantagens frente ao controle do FWER. Por exemplo, o Poder do teste é maior quando se emprega o FDR e os resultados são mais fáceis de interpretar, pois não dependem do número de estações na região (Amorim, 2018; Ventura *et al.*, 2004). Por exemplo, obter 4 rejeições falsas em 10 rejeições é mais preocupante do que obter 4 rejeições falsas em 50 rejeições. Controlar o FDR permite levar esse fato em consideração, o que não ocorre quando se decide controlar o FWER. Uma outra vantagem em utilizar o FDR é que tal procedimento é pouco sensível à correlação espacial, de modo que o mesmo pode ser aplicado, independentemente da existência ou não da dependência espacial entre estações (Ventura *et al.*, 2004).

O procedimento proposto por Benjamini e Hochberg (1995) baseia-se no ordenamento dos p -valores obtidos quando da realização dos testes de hipóteses em cada uma das m estações localizadas numa dada região, $P_{(1)} \leq P_{(2)} \leq \dots \leq P_{(m)}$. Esses p -valores estão associados às hipóteses $H_{(1)} \leq H_{(2)} \leq \dots \leq H_{(m)}$ e a um dado valor crítico $d_1 \leq d_2 \leq \dots \leq d_m$, considerado por $d_i = i\alpha_R/m$. O procedimento é sequencial, o que significa dizer que a decisão de aceitar ou rejeitar a hipótese nula é tomada uma série de cada vez, começando por aquela que possui menos evidência da presença de tendência, ou seja, começa-se por aquela que possui o maior p -valor. Se por acaso, $P_{(m)} < d_m = \alpha_R$, então todas as estações na região são consideradas não-estacionárias. Caso contrário, a condição $P_{(j)} < d_j$ para todo ($j < m$) é verificada até que a condição seja satisfeita. Quando isso acontece, todas as hipóteses $H_{(i) < j}$ são rejeitadas.

Largamente utilizada nas áreas de genética e de epidemiologia, a abordagem de controle de Erros do Tipo I por meio do emprego do conceito do FDR na hidrometeorologia apareceu a partir de 2004, e desde então, vêm sendo considerado em publicações que focam nesse aspecto (Amorim, 2018; Renard *et al.*, 2008; Sun *et al.*, 2014; Ventura *et al.*, 2004; Wilks, 2006, 2016).

A seguir será apresentada uma ampla revisão da literatura acerca de estudos de tendência em séries hidrometeorológicas, tanto no mundo como no Brasil, destacando os principais aspectos levantados nessas pesquisas ao longo do tempo.

3.7 REVISÃO DA LITERATURA DE ESTUDOS DE TENDÊNCIA

3.7.1 Estudos de Tendência Hidrometeorológica no Mundo

Com o advento do aquecimento global e do desenvolvimento econômico, e as consequentes mudanças associadas nas variáveis hidrometeorológicas, houve uma necessidade, por parte da comunidade científica, de compreender as variações e tendências de longo prazo nessas variáveis ao longo do tempo, no sentido de subsidiar o planejamento e as estratégias operacionais, tanto para proteção dos eventos de cheias como para o uso sustentável dos recursos hídricos disponíveis (Donat *et al.*, 2016; Sippel *et al.*, 2017; Westra *et al.*, 2013).

A melhor compreensão dessas tendências passa, principalmente, pela escolha adequada da metodologia a ser empregada no processo de detecção. De um modo geral, a literatura aponta duas metodologias para detecção de tendências em séries temporais de variáveis hidrometeorológicas: uma abordagem empírica, baseada na análise descritiva dos dados, e uma outra abordagem, baseada na aplicação de testes de hipótese estatísticos. A abordagem descritiva corresponde a um procedimento simplificado, e consiste em comparar distribuições de séries temporais, por exemplo, de precipitações ou vazões, a partir de diferentes subperíodos (Hannaford *et al.*, 2013; Hipel e McLeod, 1994; Kundzewicz *et al.*, 2005). Uma das técnicas normalmente utilizadas para esse tipo de análise consiste em se usar um procedimento de janela móvel, na qual realiza-se uma estimativa da distribuição da variável hidrometeorológica em análise dentro de cada janela temporal, sendo essas estimativas, posteriormente comparadas (Hannaford *et al.*, 2013; Onyutha, 2016).

Já no caso do emprego de testes estatísticos, abordagem predominante na análise de detecção de tendências, observa-se uma gama muito extensa de diferentes testes disponíveis, sendo aplicados, majoritariamente, considerando individualmente a série temporal de cada estação (AghaKouchak *et al.*, 2013; Kundzewicz *et al.*, 2000a; Kundzewicz e Robson, 2004). Mais recentemente, tem-se observado um emprego crescente desses testes em análise regional (Buarque *et al.*, 2010; Douglas *et al.*, 2000; Renard *et al.*, 2008a). Nessa análise espacial, duas estratégias metodológicas vêm sendo aplicadas: a primeira corresponde a testes de significância de campo, aplicados considerando várias séries temporais para avaliar a significância estatística do conjunto; já a segunda estratégia envolve uma análise de consistência regional dos testes, no sentido de avaliar a coerência espacial das tendências identificadas dentro de uma região (Burn e Elnur, 2002).

O teste de hipótese estatístico que predomina nos estudos de detecção de tendências em séries temporais de variáveis hidrometeorológicas é o teste não paramétrico de Mann Kendall (MK) (Bürger, 2017; Hamed, 2008; Madsen *et al.*, 2013, 2014a). Tal predominância vem sendo justificada pelas vantagens do teste quanto à robustez, no que diz respeito à presença de *outliers* na série e, principalmente, pela não necessidade de especificar determinada distribuição de probabilidade aos dados (Hamed, 2008; Kundzewicz *et al.*, 2000b; Kundzewicz *et al.*, 2005). A análise de regressão por meio do teste t, ou teste RL, também vem sendo aplicada com frequência (Kundzewicz *et al.*, 2000b; Rosner *et al.*, 2014; Salas *et al.*, 2018; Vogel *et al.*, 2011), e a vantagem desse teste paramétrico é que, caso a suposição de normalidade seja admitida, o poder do teste tende a ser superior aos seus concorrentes não paramétricos, como o teste MK (Khaliq *et al.*, 2009; Yue *et al.*, 2002). No caso das séries hidrometeorológicas, onde reconhecidamente as séries são assimétricas (McMahon *et al.*, 2007), a principal crítica acerca da aplicação do teste RL recai nessa exigência da suposição de normalidade. No entanto, ajustes utilizando o logaritmo das vazões foram aplicados com sucesso em centenas de estações fluviométricas do Estados Unidos (Vogel *et al.*, 2011) e Reino Unido (Prosdocimi *et al.*, 2014). Salas *et al.*, (2018) descrevem, de forma sucinta, inúmeras vantagens em utilizar a regressão linear na modelagem de tendências hidrometeorológicas.

Além dos testes MK e RL, outros testes de tendência como: o teste RS (Khaliq *et al.*, 2009; Wang *et al.*, 2015a; Yue *et al.*, 2002) e razão de verossimilhança (AghaKouchak *et al.*, 2013; Kim e Siegmund, 1989; Luke *et al.*, 2017; Serinaldi e Kilsby, 2015) vêm sendo usualmente empregados. Esse último teste vem sendo apontado como mais poderoso, especialmente se utilizado para valores extremos, desde que as premissas distribucionais (por exemplo, distribuições de Valor Extremo Generalizado ou Pareto Generalizado) sejam atendidas (AghaKouchak *et al.*, 2013; Luke *et al.*, 2017; Serinaldi e Kilsby, 2015).

Com relação à seleção do teste estatístico mais adequado, não existe um consenso na literatura, vários autores vêm propondo diferentes estratégias de seleção considerando autocorrelação, tipo de distribuição, tipo de mudança (mudança de brusca ou gradual) e tamanho da série de dados (Burn e Elnur, 2002; Clarke, 2010, 2013; Hamed, 2009; Kundzewicz *et al.*, 2000b; Kundzewicz e Robson, 2004; McCuen, 2016; Renard *et al.*, 2008a). O caminho mais adequado, de acordo com o que se depreende desses textos, envolve o conceito de efetividade de um teste estatístico, conforme explicitado em Hamed (2009). Segundo esse autor, essa efetividade em testes estatísticos pode ser avaliada a partir da

verificação da convergência entre a probabilidade do Erro Tipo I e o nível de significância α , definido *a priori*, e pela maximização do Poder do teste (ou minimização do Erro Tipo II).

Do ponto de vista metodológico, a literatura científica aponta diversos desafios inerentes ao processo de detecção de tendências por meio de testes de hipótese estatísticos. Dentre esses desafios, podem-se citar: (1) como e quais as abordagens devem ser utilizadas para análise de consistência regional de mudanças nas variáveis hidrometeorológicas, incluindo a questão da significância de campo, (2) a questão conhecida na literatura estatística como multiplicidade em testes de hipóteses, associada ao controle do Erro Tipo 1 em situações onde são realizados diversos testes de hipóteses de forma simultânea, (3) aspectos associados à questão da significância estatística e da significância prática e (4) a presença de correlação temporal nas séries hidrometeorológicas observadas, ou de índices baseados nessas séries. Para essa última questão, por ser um tema central desta tese, foi dedicado um item especial, item 4.5, abordando a revisão da literatura sobre esse tema. Para cada um dos outros desafios metodológicos serão apresentadas, nos parágrafos seguintes, algumas das principais referências correspondentes.

No caso das estratégias e/ou metodologias voltadas para avaliar a consistência regional de mudanças, vários métodos têm sido propostos como: (i) testes univariados (por exemplo, teste de Mann-Kendall) aplicados a valores regionais da variável em análise, ou seja, a variável é definida em toda a região (por exemplo, o valor médio regional da data de ocorrência da vazão máxima anual) (Kundzewicz e Robson, 2004; Renard *et al.*, 2008a; Renard e Lall, 2014), (ii) teste de Mann-Kendall regional médio, proposto por Douglas *et al.* (2000), e (iii) abordagens semi-paramétricas baseadas na transformação da variável para sua correspondente normal padrão e ajustando-se uma distribuição normal multivariada entre as diferentes normais (AghaKouchak *et al.*, 2013; Kundzewicz e Robson, 2004; Renard *et al.*, 2008a). Renard *et al.* (2008) aplicaram boa parte desses métodos para detectar tendências em vazões extremas nas regiões hidroclimáticas da França.

Com relação à significância de campo que compreende a hipótese nula global de que todas as hipóteses nulas locais são verdadeiras, vários métodos que explicam a dependência espacial das estações vêm sendo propostos para testar a significância conjunta, considerando várias séries temporais hidrometeorológicas, incluindo (i) um número equivalente (ou efetivo) de estações (Renard *et al.*, 2008a; Wilks, 2016), (ii) procedimentos *bootstrap*

(Douglas *et al.*, 2000; Burn e Elnur, 2002), (iii) cópula gaussiana (Renard e Lang, 2007) e (iv) taxa de descoberta falsa (FDR) (Benjamini e Hochberg, 1995; Ventura *et al.*, 2004). No estudo apresentado em Renard *et al.* (2008b), o procedimento *bootstrap* foi recomendado, devido a sua facilidade de aplicação e por não requerer nenhuma suposição paramétrica sobre distribuições marginais e conjuntas dos dados. Esse procedimento também foi sugerido em Petrow e Merz (2009). Já Wilks (2016) recomenda o uso do procedimento FDR no apoio à avaliação da significância de campo, por meio do que ele chamou de nível de significância global. Para esse autor, controlar o FDR tem muitos atributos favoráveis como, interpretação intuitiva e baixa sensibilidade à autocorrelação espacial nos dados subjacentes, o que torna essa abordagem muito atrativa.

Ligado umbilicalmente com essa questão da significância de campo, o problema da multiplicidade recai sobre a necessidade de quantificação (número) de rejeições errôneas da hipótese nula, ou seja, de controlar o nível de significância regional α_R , conforme já apontado no item 3.6.2. Essa questão é antiga na literatura estatística (Walker, Thomas, India., Meteorological Office, e Poona., 1914) e muitas propostas foram desenvolvidas ao longo do tempo (Benjamini e Hochberg, 1995; Katz e Brown, 2007; Livezey e Chen, 1983; Storch, 1982; Wilks, 2006, 2016; Zwiers, 1987). Mais de 30 anos se passaram desde que o artigo seminal de Livezey e Chen (1983) foi publicado, e muito pouco se avançou na área de hidrometeorologia em considerar essa questão da multiplicidade em testes de tendência. Isso tem levado, muitas vezes, a interpretações incorretas e exageradas das taxas de rejeições da hipótese nula, principalmente em um momento em que a temática das mudanças climáticas está em evidência. Wilks (2016) trouxe um exemplo interessante em que, dos 281 artigos publicados no *Journal of Climate* durante o primeiro semestre de 2014, 97 (34,5%) incluíam mapas com alguma análise estatística de significância. Esses estudos, implicitamente, mas erroneamente, apontaram que qualquer resultado significativo individual de determinado ponto de grade era indicativo de um resultado fisicamente significativo. Por outro lado, apenas 3 dos 281 artigos (1,1%) consideraram os efeitos da questão da multiplicidade em suas conclusões científicas. Para o autor, esses números são perturbadores, mas bastante representativos. Para Wilks (2016), a consequência de se ignorar essa questão da multiplicidade reside, principalmente, na interpretação exagerada dos resultados científicos.

Como já detalhado no item 3.6.2, embora a abordagem FWER, por meio da desigualdade de *Bonferroni*, seja empregada na área da hidrometeorologia, devido ao baixo Poder que tal abordagem acarreta, sua aplicação não é tão recomendada na literatura (Amorim, 2018;

Ventura *et al.*, 2004; Wilks, 2006). Por outro lado, já há um certo consenso em recomendar a utilização do procedimento FDR para controlar a proporção esperada de erros dentre as hipóteses nulas rejeitadas, ou seja, um mecanismo de mediação de falsos positivos. Esse procedimento, cujo termo FDR passou a ser utilizado somente após Soriç (1989), foi popularizado por Benjamini e Hockberg (1995) e avaliado no campo da hidrometeorologia por Amorim (2018), Ventura *et al.* (2004) e Wilks (2006). Alguns outros estudos aplicaram esse procedimento, seja para fins de detecção, ou para analisar a sua importância no controle do Erro Tipo 1 em estudos regionais de detecção de tendência de séries hidrometeorológicas (Alpert, 2002; Cammalleri *et al.*, 2016; Fatichi e Caporali, 2009; Ganguli e Ganguly, 2016; Gudmundsson e Seneviratne, 2015; Humphrey *et al.*, 2016; Khaliq *et al.*, 2009; Mallya *et al.*, 2016; Merz *et al.*, 2016; Miao *et al.*, 2012; Renard *et al.*, 2008a; Souza *et al.*, 2020; W. Sun *et al.*, 2015).

Um outro aspecto importante da análise de tendência em séries hidrometeorológicas, que já vem sendo debatido pela comunidade científica há certo tempo, é a questão da significância estatística e da significância prática das mudanças avaliadas. A significância estatística está associada com tamanho amostral, sendo o *p-valor* o indicador utilizado para essa análise. Já a significância prática está associada à magnitude da tendência ou tamanho de efeito da mudança e representa uma questão fundamental nas decisões acerca de ações de adaptação a essas mudanças. A diferença entre esses dois conceitos já é amplamente discutida em diversas áreas do conhecimento (Gelman e Stern, 2006; Peeters, 2016; Sullivan e Feinn, 2012). Nas ciências hidrometeorológicas o tema também não é novo (Daniel, 1978) e continua sendo discutido (Yue *et al.* 2002; Clarke, 2010), embora ainda de forma muito incipiente. Uma das principais lacunas identificadas nesses estudos é a falta de uma análise conjunta que contemple, nos estudos de tendência, esses aspectos da significância estatística em consonância com a significância prática.

A questão do tamanho amostral das séries hidrometeorológicas, ligada diretamente a essa questão da significância prática *versus* estatística, é um tema importante e relevante apontado na literatura dos estudos de tendências. Os estudos realizados procuram sempre definir um tamanho mínimo para as séries, no sentido de selecionar as estações para análise de detecção de tendência. O uso de 30 anos como tamanho mínimo vem ainda sendo recomendado de acordo com as diretrizes da Organização Meteorológica Mundial (OMM) (WMO, 2017). Para a OMM, um período de 30 anos corresponde a um tamanho suficiente para capturar as principais tendências climáticas. O Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas

(IPCC) também utiliza essa diretriz de 30 anos da OMM como o período padrão para observar mudanças em variáveis climatológicas. No entanto, tal indicação não representa uma regra, alguns exemplos a seguir revelam que a escolha desse tamanho mínimo é bem variável. Por exemplo, para detectar as tendências em diferentes variáveis hidrológicas, os autores Burn e Elnur (2002) usaram 25 anos como o registro mínimo e sugeriram que esse tamanho poderia ser considerado tempo suficiente para validar estatisticamente os resultados. Esse mesmo tamanho foi utilizado por Dixon *et al.* (2006) para analisar as tendências das vazões em diferentes partes da Grã-Bretanha. Já em Villarini *et al.* (2009) foi utilizado um tamanho mínimo de 100 anos na análise de tendência de vazões máximas anuais de 50 estações fluviométricas nos Estados Unidos. Alguns estudos têm avaliado o impacto do tamanho amostral nos estudos de tendência, e nessa linha, Yue *et al.* (2003) avaliaram o impacto de diferentes tamanhos amostrais (30, 40 e 50 anos) nos resultados das tendências nas vazões do Canadá.

Outra questão levantada nesses estudos associada ao tamanho amostral é a escolha do tamanho mínimo em estudos regionais. Os estudos apontam a necessidade de considerar um mesmo período de referência para todas as séries temporais em análise ou, pelo menos, que o período comum seja o maior possível. O objetivo é, portanto, usar o maior número possível de estações (permitindo boa cobertura geográfica), equilibrando a necessidade de muitas estações com séries temporais suficientemente longas para representar a variabilidade do histórico.

Um outro aspecto interessante que chamou a atenção ao longo dessa revisão, foi o fato de muitos desses estudos ressaltarem a necessidade de séries temporais das variáveis hidrometeorológicas com alta qualidade. A maioria desses estudos foram realizados em escalas nacionais e regionais, como os que são apresentados aqui nesta tese. Esses estudos realçaram a importância de bancos de dados de redes hidrometeorológicas de referência que passem por extensos procedimentos de verificação de qualidade e, portanto, sejam menos propensos a serem afetadas por séries temporais de baixa qualidade. Além disso, para o caso das vazões, destacam a importância em classificar os vários conjuntos de dados de acordo com o grau de influência antrópica nas bacias hidrográficas (por exemplo, mudanças no uso da terra, reservatórios), de modo que seja possível avaliar, por exemplo, se determinadas mudanças observadas são, mais ou menos prováveis de serem atribuídas a causas climáticas. Com esse tipo de rede é possível realizar, por exemplo, estudos que examinem as associações entre vazões e os indicadores de circulação atmosférica de larga escala (Whitfield *et al.*,

2012). Exemplos de bancos de dados de referência que têm sido amplamente utilizados incluem a UK Benchmark Network (Stahl *et al.*, 2010); a rede de dados hidroclimáticos dos Estados Unidos (Douglas *et al.*, 2000; Lins e Slack, 1999; Mallakpour *et al.*, 2017); a Rede de Bacia Hidráulica de Referência Canadense (Yue *et al.*, 2003); e as Estações de Referência Hidrológica da Austrália (Zhang *et al.*, 2016). O Brasil ainda não tem uma Rede Hidrometeorológica Nacional de Referência (RHNR), no entanto, a ANA, em parceria com o serviço geológico americano (USGS) e o Serviço Geológico do Brasil (CPRM) está desenvolvendo um modelo a ser adotado para estabelecimento dessa rede de referência.

Com relação às variáveis hidrometeorológicas analisadas, há uma preponderância clara por estudos de tendência de extremos de precipitação (Min *et al.*, 2011; Westra *et al.*, 2013; Lehmann *et al.*, 2015). Nesses casos, destaca-se a utilização predominante dos índices preparados pelo grupo ETCCDI (*Expert Team on Climate Change Detection and Indices*) para servir de base para estudos de detecção de mudanças do clima, especialmente com foco em extremos (Zhang *et al.*, 2011b). Com exceção do PRCPTOT (total precipitado em determinado período), que pode ser considerado um índice padrão e imprescindível à avaliação pluviométrica em qualquer região, todos os outros índices procuram descrever algum aspecto de extremos de precipitação (Zhang *et al.*, 2011). Já no caso das vazões, devido principalmente à inerente dificuldade de monitoramento dessa variável, o número de estudos é bem menor. Algumas outras variáveis de grande interesse para o setor de recursos hídricos como a evapotranspiração (Paulino *et al.*, 2019; Wen *et al.*, 2020; Y. Zhang *et al.*, 2016) e qualidade da água (Antonopoulos *et al.*, 2001; Hirsch *et al.*, 1982; Huang *et al.*, 2017; Wan e Li, 2018) também já apresentam um número considerável de estudos, tendo em vista a dificuldade de obtenção e sistematização temporal desse tipo de dado.

Nas últimas três décadas, estudos de detecção de tendência de séries de precipitação foram realizados em muitas partes do mundo, considerando diferentes escalas espaciais, incluindo escalas locais e regionais dentro de um único país, como por exemplo: nos Estados Unidos (Anderson *et al.*, 2015; Martinez *et al.*, 2012; McAfee, Guentchev, e Eischeid, 2013; McCabe *et al.*, 2010; Rahmani e Harrington Jr, 2019), Canadá (Vincent *et al.*, 2018), França (Pujol *et al.*, 2007), Reino Unido (de Leeuw *et al.*, 2016), Alemanha (Fiener *et al.*, 2013; Hundecha e Bárdossy, 2005), Espanha (Vicente-Serrano *et al.*, 2017; Yeste *et al.*, 2018), Portugal (Santos e Fragoso, 2013), Itália (Liuzzo *et al.*, 2016), África do Sul (Kruger e Nxumalo, 2017), Marrocos (Filahi *et al.*, 2016), Irã (Balling *et al.*, 2016), Senegal (Wilcox *et al.*, 2018), China (Gao *et al.*, 2017; Liu *et al.*, 2017; Wang *et al.*, 2008; Zhang e Cong,

2014) , Japão (Yue e Hashino, 2003), Índia (Sharma *et al.*, 2016), Georgia (Keggenhoff *et al.*, 2014) , Tailândia (Limsakul e Singhruck, 2016), Filipinas (Villafuerte II *et al.*, 2014), Austrália (Jakob e Walland, 2016) etc.

Na escala continental e global também observa-se uma quantidade significativa de estudos de tendência na precipitação, como por exemplo, os realizados na América do Norte (Arriaga-Ramirez e Cavazos, 2010), Europa (Fleig *et al.*, 2015; Madsen *et al.*, 2014a; Rodrigo e Trigo, 2007), Ásia (Cheong *et al.*, 2018; Endo *et al.*, 2009; Lacombe *et al.*, 2012; Sheikh *et al.*, 2015), África e América do Sul (Barros *et al.*, 2008; Soares *et al.*, 2017; Haylock *et al.*, 2006; Liebmann *et al.*, 2004; Re e Barros, 2009; Seager *et al.*, 2010; Skansi *et al.*, 2013; Wu e Polvani, 2017). Na escala global têm-se também relevantes estudos como (Alexander *et al.*, 2006; Asadieh e Krakauer, 2015; Donat *et al.*, 2016; Groisman *et al.*, 2005; Min *et al.*, 2011; Papalexiou e Montanari, 2019; Ren *et al.*, 2013; Sippel *et al.*, 2017; Westra *et al.*, 2013; Zhao *et al.*, 2018).

Os resultados desses estudos, para um mesmo país ou comparando com os resultados reportados na escala continental e/ou global, no geral, se mostraram consistentes sob o ponto de vista da coerência espacial. Por exemplo, sejam nos estudos regionais ou globais observa-se um aumento na frequência de eventos extremos de precipitação, notadamente em grandes regiões da Europa e Ásia (China e Índia principalmente), leste do Estados Unidos e Austrália, sul do Brasil e da África, além de diferentes regiões da Rússia. No geral, a proporção de resultados significativos é inferior à dos não significativos, principalmente na questão da magnitude da mudança em detrimento da frequência. No entanto, os estudos apontam que essa menor proporção de resultados já é suficiente para sinalizar mudanças na precipitação. Observa-se também uma proporção de resultados significativos maior para os índices de precipitação voltados para avaliação dos eventos extremos de secas (ex. PRCPTOT) do que para os índices dos extremos de cheias (ex. RX1d). Por exemplo, em Donat *et al.* (2016) a proporção de resultados significativos do PRCPTOT no mundo foi quase o dobro dos resultados para o índice Rx1d. O sentido da mudança apontado nesses estudos sinaliza uma proporção maior de resultados crescentes, notadamente nos indicadores de precipitação voltados para eventos de cheias, sendo esses resultados coerentes com o esperado, de acordo com a equação de Clausius-Clapeyron.

As inconsistências encontradas nesses estudos, notadamente na questão da proporção de resultados significativos, foram atribuídas a diversos fatores como por exemplo: às

diferenças nos critérios de escolha do tipo de índice utilizado, do tamanho mínimo da série considerado, o período correspondente de análise e, principalmente, a desconsideração de questões como correlação temporal e multiplicidade de testes. Por exemplo, estudos globais, como os apresentados por Min *et al.* (2011) e Westra *et al.* (2013) reportaram quase dois terços das séries de máximos de precipitação utilizadas (seja a partir de dados em grade ou de estações pluviométricas) com mudança significativa. Já os estudos mais recentes, apresentados em Donat *et al.* (2016) e Papalexiou e Montanari (2019), nos quais houve um rigor maior na aplicação dos testes estatísticos, a proporção de resultados significativos nesse índice não ultrapassou os 30%.

Os trabalhos mencionados nos parágrafos anteriores fazem referência às análises de tendências observadas nos dados de estações pluviométricas. No entanto, devido à existência de inúmeras incertezas sobre as mudanças climáticas e suas consequências regionais e globais, tem-se utilizado cada vez mais dos dados oriundos de modelos climáticos globais para estimativa e avaliação da mudança na precipitação. Esta segunda forma de análise mostra globalmente as mudanças no clima presente, e por meio de rodadas mais longas, cenários para o clima futuro. Os cenários futuros em escala regional ajudam a entender melhor os impactos das mudanças do clima e direcionam para uma melhor adaptação à estas mudanças.

Embora os modelos climáticos geralmente indiquem um aumento na frequência nos extremos de precipitação, a taxa desse aumento vem sendo reportada como subestimada quando comparadas com dados observados no clima presente (Min *et al.*, 2011; J. Y. Zhang e Wang, 2007), o que implica que as projeções futuras de mudanças nos extremos de precipitação também podem estar subestimadas (Allan e Soden, 2008). Essa subestimativa pode ser resultado de diferenças de escala entre as diferentes grades do modelo climático e os dados observados (Zhang *et al.*, 2011) e/ou limitações na própria parametrização dos modelos (O'Gorman e Schneider, 2009).

As avaliações dos modelos climáticos também têm revelado que a taxa de aumento nos extremos das precipitações varia muito entre os modelos, especialmente nas zonas tropicais (Kharin *et al.*, 2007; O'Gorman e Schneider, 2009), o que torna especialmente importante comparar as tendências modeladas com aquelas identificadas nos registros observacionais. No entanto, poucas comparações globais de observações e simulações de modelos climáticos estão disponíveis para avaliar a qualidade das projeções de mudanças futuras nos extremos

hidrometeorológicos. Dos estudos pesquisados na escala de país ou até mesmo global, alguns usam versões antigas de modelos climáticos, ou usam poucos modelos climáticos (Min *et al.*, 2011; Zhang e Wang, 2007). No Brasil, alguns poucos trabalhos efetuam tais comparações (Rusticucci *et al.*, 2010; Valverde e Marengo, 2011; Melo *et al.*, 2015). Um dos maiores desafios sinalizados por esses trabalhos, nesta análise comparativa, reside nas diferenças espaciais e temporais entre a cobertura de dados dos modelos climáticos e das observações (Asadieh e Krakauer, 2015). Como já apontado anteriormente, os resultados dessa comparação apontam uma subestimativa das mudanças por parte dos modelos climáticos.

No caso dos estudos de detecção de tendência com séries de vazões, embora numa quantidade menor que os realizados para precipitação, também foram realizados em muitas partes do mundo, considerando diferentes escalas espaciais, incluindo escalas locais e regionais dentro de um único país, como nos Estados Unidos (Douglas *et al.*, 2000; Hirsch e Ryberg, 2012; Lettenmaier *et al.*, 1994; Lins e Slack, 1999; Mastin *et al.*, 2016; Rice *et al.*, 2015; Rougé *et al.*, 2013; Tamaddun *et al.*, 2016; Villarini *et al.*, 2009; Ziegler *et al.*, 2005), na Austrália (Ishak *et al.*, 2013; Potter *et al.*, 2010; Zhang *et al.*, 2016), China (Miao *et al.*, 2012), na França (Renard *et al.*, 2008a), no Reino Unido (Dixon *et al.*, 2006; Harrigan *et al.*, 2018), na Alemanha (Petrow e Merz, 2009), na Espanha (Martinez-Fernández *et al.*, 2013), na Turquia (Cigizoglu *et al.*, 2005), na Irlanda (Murphy *et al.*, 2013), na Polônia (Piniewski e Kundzewicz, 2018) e no Canadá (Burn e Elnur, 2002; Huziy *et al.*, 2013; Khaliq *et al.*, 2009; Yue *et al.*, 2003; Zhang *et al.*, 2001).

Nas escalas continental e global também se observa uma quantidade significativa de estudos de tendência nas vazões, como por exemplo, os realizados na América do Norte (Dethier *et al.*, 2020), Europa (Hall *et al.*, 2014; Hannaford *et al.*, 2013; Madsen *et al.*, 2014a; Wang *et al.*, 2005), Ásia (Shrestha *et al.*, 2021), África (Sidibe *et al.*, 2018) e América do Sul (Marengo, 1995; Genta *et al.*, 1998). Na escala global têm-se também relevantes estudos como: Svensson *et al.*, 2005; Kundzewicz *et al.*, 2005; Milly *et al.*, 2005; Stahl *et al.*, 2010; Alkama *et al.*, 2013; Dai, 2016; Do *et al.*, 2017; Su *et al.*, 2018).

Assim como observado para os estudos aplicados em séries de precipitação, os resultados utilizando séries de vazões se mostraram consistentes sob o ponto de vista da coerência espacial. Por exemplo, sejam nos estudos regionais ou nos globais observam-se, de forma mais pronunciada, tendências crescentes nas vazões, independentemente da magnitude, em

altas latitudes, incluindo o norte da Europa, norte da América do Norte e norte da Ásia. Tendências crescentes nas vazões também ocorreram nos rios do sul da América do Sul, do sul da América do Norte, Madagascar e do norte da Oceania. Tendências decrescentes nas vazões, no entanto, ocorreram em bacias de baixa e média latitude, incluindo a parte oeste e central da América do Norte, norte/nordeste da América do Sul, oeste da África, sul da Ásia, sul da Europa e oeste da Oceania. A parte leste (oriental) da América do Norte e Europa apresentam um padrão misto de mudanças. Assim como a precipitação, os resultados significativos nesses estudos de vazões também foram inferiores em relação aos não significativos. Já com relação ao sentido da mudança, diferentemente da precipitação, os estudos apontam que a proporção de tendências significativas decrescentes é levemente maior que as tendências crescentes.

No caso das vazões, a preocupação com a qualidade dos dados foi reportada como crucial nas análises, devido, principalmente, aos indutores da mudança serem não apenas de origem climática, mas também devido a mudanças antrópicas que ocorrem na bacia hidrográfica (Do *et al.*, 2017; Kundzewicz e Robson, 2004; McCuen, 2002; Su *et al.*, 2018). Em particular, em comparação com as variáveis atmosféricas, tais como temperatura, pressão e precipitação, as vazões são mais suscetíveis a influências antropogênicas na bacia, como por exemplo, mudanças no uso do solo, desmatamento, presença de reservatórios, intervenções hidráulicas eventualmente existentes na calha do rio e efeitos da urbanização. Estas influências podem afetar o comportamento hidrológico e mudar significativamente as vazões, confundindo, muitas vezes, a atribuição da mudança após o processo de detecção de tendências (Bradshaw *et al.*, 2007; FitzHugh e Vogel, 2011).

Um padrão interessante identificado em alguns desses estudos, e que vai na direção das dificuldades apontadas no parágrafo anterior, foi que as mudanças detectadas nas vazões máximas anuais são, em muitos casos, inconsistentes com as evidências de tendências na precipitação máxima. Como visto anteriormente, na escala global, observa-se um aumento na frequência de eventos de precipitação máxima (Papalexiou e Montanari, 2019), mas o mesmo comportamento não é observado nas vazões máximas. Os resultados de tendências nas vazões não explicam diretamente os aumentos observados nas perdas econômica por inundação (Kundzewicz *et al.*, 2013; Mills, 2005) ou no número de eventos reportados na defesa civil de alguns países (Munich Re, 2015; Swiss Re, 2015) e indicam o papel potencialmente importante das condições da bacia hidrográfica para mudanças no comportamento das vazões, que são causadoras de inundações (Hall *et al.*, 2014; Merz *et al.*,

2012). Assim, os estudos recomendam que mais pesquisas são necessárias para quantificar a contribuição dessa condição da bacia que relacione o comportamento chuva-vazão nas escalas global e regional, incluindo a investigação de mudanças em outras dimensões das inundações, tais como duração, volume e intensidade.

Além dessas dificuldades, os estudos apontam também que muitos desafios práticos na caracterização da vazão dificultam, sobretudo, o processo de detecção. A dificuldade de identificar contribuições das águas subterrâneas, curvas-chave imprecisas, influências das marés nas bacias hidrográficas estuarinas e erros na medição de grandes eventos de vazões são alguns exemplos desses desafios de ordem prática (Buschman *et al.*, 2009; Di Baldassarre e Claps, 2011; Ghasemizade e Schirmer, 2013; Herschy, 1994). Por fim, a sensibilidade política e os custos associados à digitalização de registros ou compartilhamento de dados (Nelson, 2009) podem afetar a disponibilidade de registros de vazões, dificultando uma análise regional adequada das mudanças, particularmente na escala continental ou na global.

Os desafios apontados no parágrafo anterior são considerados determinantes nos poucos estudos existentes utilizando séries de vazões em escalas continental e global. Em contraste com os estudos de precipitação descritos anteriormente, esses estudos com base nas séries de vazões basearam-se em conjuntos de dados relativamente pequenos, dificultando que conclusões mais gerais possam ser realizadas. Da mesma forma que na precipitação, as inconsistências encontradas nesses estudos, notadamente na questão da proporção de resultados significativos, foram atribuídas a fatores similares aos reportados nos estudos com séries de precipitação. No entanto, as preocupações com questão da correlação temporal são mais evidenciadas nos estudos de vazão que nos de precipitação. Já com relação à questão da multiplicidade, observa-se uma preocupação um pouco maior nos estudos que envolvem séries de precipitação, principalmente quando avaliados com séries oriundas de grades climatológicas.

Antes de apresentar a revisão bibliográfica dos estudos de tendência no Brasil, é importante dar um destaque especial em alguns estudos relacionados à detecção de tendências hidrometeorológicas na América do Sul. A América do Sul é uma região geograficamente complexa. O continente abrange uma variedade de ecossistemas e zonas climáticas. O clima em algumas regiões pode ser altamente influenciado através de teleconexões pela variabilidade da temperatura da superfície do mar (SST) em várias escalas de tempo nos

oceanos Pacífico, Atlântico e Índico. Exemplos de modos climáticos relevantes de variabilidade SST são os El Niño Oscilação Sul (Genta *et al.*, 1998), a Oscilação Decadal do Pacífico (Kayano e Andreoli, 2007) e a Oscilação Multidecadal Atlântica (Knight *et al.*, 2006). Características geográficas influentes no clima da América do Sul incluem a Cordilheira dos Andes (uma grande faixa costeira com a maior proporção das geleiras tropicais do mundo), floresta amazônica (a maior floresta tropical do planeta), Pantanal (a maior região úmida do mundo), e a primeira e quinta maiores bacias hidrográficas do mundo (Amazonas e La Plata, respectivamente).

De acordo com a contribuição do Grupo de Trabalho I para o Quinto Relatório de Avaliação (AR5) do IPCC, a temperatura da superfície terrestre sobre a América do Sul vem aumentando nas últimas décadas, coincidente com o recuo das florestas tropicais e glaciares (perda de área entre 20 e 50%). Em contraste, as mudanças de precipitação têm consideráveis variações geográficas e são altamente influenciadas pela variabilidade da TSM. Mais recentemente, Soares *et al.* (2017) avaliaram mudanças na precipitação considerando 3 conjuntos de dados em grade para toda a América do Sul no período 1955–2004. Os resultados indicaram que as tendências de precipitação são muito menos coerentes espacialmente, com muitas mudanças de sinal para distâncias relativamente curtas. Apesar disso, Espinoza Villar *et al.* (2009) apontaram que a precipitação média na bacia amazônica diminuiu no período 1964–2003. Essa diminuição teve maior amplitude após 1982, especialmente na Amazônia Ocidental peruana (Casimiro *et al.*, 2012), onde a convecção e a nebulosidade também diminuíram (Arias *et al.*, 2011). Tendências decrescentes da precipitação também foram documentados no sudoeste da Argentina, leste do Brasil e no sul do Peru desde 1960. Tem sido relatado que o tamanho da estação seca sobre a América do Sul aumentou significativamente desde 1979 (Mearns *et al.*, 2015). Na região extratropical que abrange aproximadamente a parte sul da Bacia do Prata (Sul do Brasil, Uruguai e nordeste da Argentina), foram identificadas tendências significativas crescentes nas precipitações e vazões. No caso das vazões, esse aumento tem sido associado tanto a um aumento na precipitação como também a uma redução na evapotranspiração, devido às mudanças no uso do solo (Doyle e Barros, 2011).

3.7.2 Estudos de Tendência Hidrometeorológica no Brasil

O estudo de revisão bibliográfica referente à análise de tendência de séries hidrometeorológicas no Brasil pode ser resumido no apêndice A deste documento. Os

critérios utilizados para essa revisão foram selecionados de modo a verificar as principais lacunas existentes para este tipo de estudo no Brasil. Na tabela A.1 do apêndice A são descritos os critérios utilizados no estudo de revisão. Na tabela A.2 é apresentado o resumo dos resultados da revisão propriamente dita. Por fim, na tabela A.3, é apresentado um sumário estatístico dos critérios da tabela A.2. Foram considerados nesta revisão 55 artigos publicados em periódicos nacionais e internacionais. Artigos de congresso e simpósios não foram considerados.

As informações da tabela A.2 incluem: o tipo de variável analisada, a escala do estudo, qual região brasileira o estudo está inserido, qual teste de hipótese utilizado, se considerou a questão da autocorrelação, se efetuou alguma análise regional considerando significância de campo ou multiplicidade de testes, se realizou alguma atribuição da eventual mudança detectada, se analisou ou discutiu o poder do teste, se fez alguma consideração da incerteza dos resultados, se considerou a questão da tomada de decisão e os principais resultados ou achados do estudo.

Observando as informações apresentadas no apêndice A, verifica-se que a grande maioria dos estudos de tendência no Brasil, assim como ocorre no mundo, envolvem séries de precipitação (aproximadamente 65%), dentro da qual, a precipitação máxima aparece com uma leve preponderância em relação aos estudos associados às condições de precipitação voltados para a questão de estiagens. Observa-se também que os estudos de vazões mínimas (os quais incluem também vazões médias) representam a grande maioria dos estudos de tendência relacionados a séries de vazões no Brasil. Dos 16 estudos de tendências de vazões revisados, 12 deles tratam do espectro de vazões mais baixas, evidenciando uma grande lacuna existente em estudos (apenas 5 estudos) voltados para vazões máximas no país. Além disso, desses 5 estudos de vazões máximas identificados, apenas dois deles tinha, de fato, como principal objetivo a detecção de tendência (Rosin *et al.*, 2015; Bartiko *et al.*, 2019).

Com relação à escala utilizada nos estudos, verificou-se uma predominância por regiões e bacias hidrográficas de maior porte, no entanto, observou-se algumas exceções, como estudos realizados em pequenas regiões localizadas dentro de unidades federativas (Ávila *et al.*, 2016; C. Silveira *et al.*, 2012) ou bacias hidrográficas de pequeno porte (Ferreira *et al.*, 2015; Rosin *et al.*, 2015; Salgueiro *et al.*, 2014). Um destaque é a expressiva quantidade de estudos na escala nacional, 10 estudos (18%) no total. Tais estudos envolvem em grande parte índices de extremos de precipitação (Haylock *et al.*, 2006; Marengo, 1995; Marengo

et al., 2008; Salviano *et al.*, 2016; Skansi *et al.*, 2013) mas também se identificaram estudos relevantes considerando índices de vazões (Alves *et al.*, 2013; Detzel *et al.*, 2011; Marengo, 1995).

Observando a abrangência dos estudos nas regiões brasileiras, verifica-se uma boa distribuição dos estudos nas 5 regiões administrativas, tendo a região sudeste com uma maior quantidade de estudos (53% dos estudos) e a região nordeste com uma menor quantidade (38% dos estudos).

Considerando os testes de hipótese utilizados, observa-se uma predominância do teste de Mann-Kendall, utilizado em quase 71% dos estudos. Esse resultado acompanha um padrão mundial na preferência por tal teste (Du *et al.*, 2017). O segundo teste mais utilizado é o da regressão linear que, a despeito da exigência de normalidade das séries, tem sido bastante empregado em estudos de tendência no mundo. No caso da regressão os estudos incluem a análise, tanto nas séries temporais (Zandonadi *et al.*, 2014; Araujo e Brito, 2011; Salgueiro *et al.*, 2014) como também nos parâmetros da distribuição de probabilidade (Clarke, 2003).

Além dos dois testes predominantes citados no parágrafo anterior, um amplo conjunto de outros testes também foram empregados como: análise de espectro singular para tendência (Destro *et al.*, 2012), Wilcoxon para medianas (Genta *et al.*, 1998), correlação de Spearman (Detzel *et al.*, 2011; Kruger *et al.*, 1998), Dickey–Fuller teste (de Carvalho *et al.*, 2014) e Teste de Pettitt para detectar mudanças abruptas (Ávila *et al.*, 2016; Kruger *et al.*, 1998).

Com relação ao problema da autocorrelação, mesmo já sendo um problema conhecido na aplicação de testes de tendências (von Storch, 1995), apenas 16% dos estudos revisados no Brasil trataram dessa questão. Alguns estudos reportavam esse problema, no entanto, não utilizavam nenhum procedimento para tratamento do mesmo (Bombardi e Carvalho, 2017; Marengo *et al.*, 1998).

Os procedimentos que trataram a questão da autocorrelação envolveram, em sua ampla maioria, a aplicação dos procedimentos PW e TFPW (Pedron *et al.*, 2017; Salviano *et al.*, 2016; Blain, 2015; Rosin *et al.*, 2015), a exceção do procedimento utilizado em Teixeira e Satyamurty (2011) e Kruger *et al.* (1998). O primeiro utilizou o teste de regressão combinado com um modelo ARMA, já o segundo utilizou um procedimento Monte Carlo combinado com um modelo autoregressivo. Cabe destacar ainda o estudo empregado por Blain (2015) no qual foi avaliado o impacto do procedimento TFPW nos resultados de testes de tendência.

Esse estudo, realizado com base em simulação Monte Carlo, foi o primeiro e único estudo brasileiro identificado no qual tal verificação foi realizada.

Outro problema quase que totalmente ignorado no Brasil corresponde à significância de campo e multiplicidade de testes. Embora praticamente todos os estudos de tendência avaliaram a proporção de resultados significativos em determinada escala espacial como forma de avaliar regionalmente comportamentos de mudança, apenas 2 desses estudos (< 1%) consideraram a questão da multiplicidade de testes nos resultados (Buarque *et al.*, 2010; Silva e Clarke, 2004). Esses artigos tiveram também a preocupação em reportar a incerteza nos resultados devido tanto à questão da multiplicidade como a desconsideração da estrutura de dependência espacial entre as séries. É importante destacar dois pontos levantados em (Silva e Clarke, 2004) no qual eles questionam até que ponto a correlação espacial impacta nos resultados dos testes de tendência aplicados regionalmente e quais procedimentos adotar para tratar da questão do problema da multiplicidade.

A atribuição das causas das eventuais mudanças identificadas é fundamental na análise de tendência (Kundzewicz e Robson, 2004). Em estudos de tendência em dados hidrometeorológicos existem dois tipos de atribuição: mudanças causadas por eventos climáticos de diferentes escalas espaciais (precipitação e vazão) e aquelas causadas por processos antrópicos nas bacias hidrográficas, sobretudo aqueles ligados a alterações no uso do solo (vazão).

No Brasil, a maioria dos estudos de tendência (45%) não fazem qualquer atribuição. Dos que fazem algum tipo de atribuição, a maioria (cerca de 24%), fazem uma atribuição subjetiva ou qualitativa, tanto referente a mudanças associadas a diferentes comportamentos climáticos (Bartiko *et al.*, 2017; Oliveira *et al.*, 2014; Satyamurty *et al.*, 2010) quanto a mudanças associadas à alteração do uso do solo (Araújo e Brito, 2011; Detzel *et al.*, 2011; Ferreira *et al.*, 2015; Genta *et al.*, 1998; Kruger *et al.*, 1998; Rosin *et al.*, 2015; Satyamurty *et al.*, 2010). Na maioria das vezes essa atribuição é realizada por meio da inspeção visual entre gráficos de índices climáticos de larga escala com as variáveis em análise (Pinheiro *et al.*, 2013; Teixeira e Satyamurty, 2011).

Os estudos de tendência no Brasil só fizeram essa atribuição, objetivamente, quando as causas da mudança estavam vinculadas a padrões climáticos de larga escala. Embora ainda incipiente (apenas 13 estudos, correspondendo a 24%), esses estudos utilizaram diferentes técnicas de correlação para associar mudanças nas variáveis hidrometeorológicas analisadas

com diferentes sistemas climáticos de larga-escala de interação oceano-atmosfera (Alves *et al.*, 2013; Araújo e Brito, 2011; Ávila *et al.*, 2016; Collischonn *et al.*, 2001; Genta *et al.*, 1998; Haylock *et al.*, 2006; Marengo, 1995; Pedron *et al.*, 2017; Salgueiro *et al.*, 2016). A técnica estatística mais utilizada (9 estudos) é o teste de hipótese da correlação (Alves *et al.*, 2013; Araújo e Brito, 2011; Ávila *et al.*, 2016; Salgueiro *et al.*, 2016).

Dos sistemas climáticos atuantes no Brasil e que foram reportados como influentes no comportamento das variáveis analisadas, destacam-se, para a parte mais ao norte e nordeste do Brasil, a zona de convergência intertropical- ZCIT (Oliveira *et al.*, 2014; Haylock *et al.*, 2006), os eventos ENSO – El Nino e La Nina (Genta *et al.*, 1998; Haylock *et al.*, 2006; Marengo, 1995) e a temperatura de superfície (SST) do atlântico norte e sul. Já na parte sul do Brasil foram reportados, além dos eventos ENSO, também a zona de convergência do atlântico Sul -ZCAS e, novamente, a SST do atlântico norte e sul (Bartiko *et al.*, 2017; Genta *et al.*, 1998; Haylock *et al.*, 2006; Pedron *et al.*, 2017; Pinheiro *et al.*, 2013).

No que concerne à análise do Poder dos testes estatísticos utilizados, verificou-se um número incipiente de trabalhos que se preocuparam em avaliar tal questão. Apenas 3 trabalhos (< 1%) consideraram o Poder do teste nas análises (Marengo, 1995; Clarke, 2003; Blain, 2015). Em Marengo (1995) a definição do Poder do teste não foi explícita, no entanto, foi utilizado tal conceito para determinar o tamanho da série necessária para detectar determinada magnitude de tendência. Já o estudo de Clarke (2003) representa uma análise clássica de Poder na qual foram avaliados, via simulação Monte Carlo, diferentes testes de hipóteses estatísticos e identificou-se o teste mais poderoso. No trabalho de Blain (2015) também foi avaliado o Poder do teste via Monte Carlo, no entanto, nesse estudo o objetivo foi avaliar se o procedimento TFPW era adequado, considerando inclusive tendências não lineares.

Com relação aos principais achados dos trabalhos que utilizaram dados e/ou índices de precipitação considerando a localização das áreas de estudo (independentemente da escala) dentro das regiões hidrográficas brasileiras, observou-se que nas regiões hidrográficas amazônica (AMZ) e Tocantins-Araguaia (TOA) a maioria dos estudos apontaram tanto para a não rejeição da hipótese de estacionariedade (Penereiro *et al.*, 2018; Satyamurty *et al.*, 2010) quanto para a presença de resultados significativos crescente e decrescentes dentro da mesma região, principalmente nos totais precipitados (Buarque *et al.*, 2010; Marengo *et al.*, 2018; Santos e Oliveira, 2017). No caso da região AMZ, os estudos reportaram um padrão regional de tendências crescentes, localizados mais ao norte, e decrescentes, ao sul da região.

Nas regiões Atlântico Nordeste Oriental (ANO), Atlântico Nordeste Ocidental (ANC), Atlântico Leste (ALE), São Francisco (SFR) e Parnaíba (PNB) a maioria dos estudos apontaram, para os índices de precipitação que estão associados às condições mais úmidas, tendências majoritariamente decrescentes (Assis *et al.*, 2012; de Oliveira *et al.*, 2014; Haylock *et al.*, 2006; Oliveira *et al.*, 2017; Salgueiro *et al.*, 2014; Ferreira *et al.*, 2018; Silva e Clarke, 2004; Skansi *et al.*, 2013), sinalizando condições mais secas para o futuro.

Já nas regiões hidrográficas do Paraguai (PRG), Paraná (PRN), Atlântico Sudeste (ASD), Atlântico Sul (ATS) e Uruguai (URU), a maioria dos estudos apontaram, para os índices de precipitação que estão associados às condições mais úmidas, tendências majoritariamente crescentes (Chagas e Chaffe, 2018; de Carvalho *et al.*, 2014; Haylock *et al.*, 2006; Kruger *et al.*, 1998; Marengo *et al.*, 2008; Pedron *et al.*, 2017; Pinheiro *et al.*, 2013; Scofield *et al.*, 2014; Teixeira e Satyamurty, 2011; Zandonadi *et al.*, 2016). Observou-se para as regiões ASD e PRN alguns estudos apontando condições mais secas em alguns registros observados nessas regiões (Doyle e Barros, 2011; Haylock *et al.*, 2006; Skansi *et al.*, 2013).

Com relação aos principais achados dos trabalhos que utilizaram dados e/ou índices de vazão considerando a localização das áreas de estudo (independentemente da escala) dentro das regiões hidrográficas brasileiras, observou-se que na região AMZ e TOA a maioria dos estudos apontaram para a não rejeição da hipótese de estacionariedade (Detzel *et al.*, 2011; Marengo, 1995; Marengo *et al.*, 1998). Apenas um estudo sinalizou para a diminuição das vazões na região AMZ (Alves *et al.*, 2013) e outro estudo identificou tendências crescentes e decrescentes nas vazões na região TOA (Rosin *et al.*, 2015).

Nas regiões ANO, ALE e SFR, os estudos apontaram majoritariamente para tendências decrescentes nas vazões (Alves *et al.*, 2013; Detzel *et al.*, 2011; Marengo, 1995; Marengo *et al.*, 1998). Nas regiões hidrográficas do PRG, PRN, ATS e URU, os estudos apontaram majoritariamente para tendências crescentes (Alves *et al.*, 2013; Bartiko *et al.*, 2017; Chagas e Chaffe, 2018; Collischonn *et al.*, 2001; Detzel *et al.*, 2011; Doyle e Barros, 2011; Genta *et al.*, 1998; Kruger *et al.*, 1998; Marengo, 1995; Marengo *et al.*, 2008; Marengo *et al.*, 1998). Na região Atlântico Sudeste (ASD), os resultados foram contraditórios, sendo que alguns estudos apontaram para tendências decrescentes (Alves *et al.*, 2013; Marengo e Alves, 2005) e outros não sinalizaram um sentido preponderante para a mudança (Detzel *et al.*, 2011).

Outro assunto praticamente ignorado nos estudos, está relacionado à questão da significância estatística e da significância prática. Os trabalhos praticamente não discutem a relação entre

a magnitude da tendência e o tamanho da série e a relação que ambas têm com a interpretação dos resultados dos testes. Outro ponto importante, é que não foi identificado nenhum trabalho que analisou o impacto da presença de reservatórios em estudos de detecção de mudanças nas séries de vazão.

Com relação à análise de incerteza dos resultados dos testes de tendência, verificou-se um número também incipiente de trabalhos que se preocuparam em avaliar tal questão. Apenas 3 trabalhos (6%) abordaram algum tipo de consideração das incertezas inerentes a testes de tendência (Clarke, 2003; Blain, 2015; Bombardi e Carvalho, 2017). Outros estudos abordam a questão da incerteza nos resultados do teste quando são consideradas questões como a autocorrelação (Marengo, 1995; Marengo *et al.*, 1998), multiplicidade dos testes e dependência espacial (Buarque *et al.*, 2010; Silva e Clarke, 2004). No entanto, esses estudos pouco se aprofundam nessas questões.

O único trabalho no qual o objetivo foi discutir algumas fontes de incerteza na aplicação de testes de tendência foi o estudo apresentado recentemente por (Bombardi e Carvalho, 2017). No entanto, este estudo além de não ter uma aplicação com séries hidrometeorológicas, também não abordou um dos principais problemas relatados na literatura que é a questão da persistência (Koutsoyiannis, 2006) e seu impacto nos resultados dos testes tradicionais de tendência (Koutsoyiannis e Montanari, 2007). Em suma, é quase uma regra os estudos ignorarem a incerteza dos procedimentos estatísticos utilizados, embora este assunto já seja amplamente discutido na literatura científica internacional (Cohn e Lins, 2005; Koutsoyiannis, 2006; Koutsoyiannis e Montanari, 2007; Serinaldi e Kilsby, 2016a, 2016b; von Storch, 1995; Wilks, 2006).

Por fim, não foi encontrado qualquer estudo que tratasse explicitamente a questão da tomada de decisão considerando os resultados dos testes de tendência hidrometeorológica no Brasil. Observa-se em alguns estudos uma sinalização clara desta necessidade (Ávila *et al.*, 2016; Salgueiro *et al.*, 2014; Salviano *et al.*, 2016), mas não foi apresentado nenhum direcionamento para abordar esta questão.

De acordo com a revisão da literatura efetuada, observam-se ainda lacunas existentes nos estudos de tendência no Brasil, podendo-se enumerar:

1. Ainda há poucos estudos de tendência relacionados a vazões no Brasil. No caso das vazões máximas, tais estudos são quase inexistentes;

2. A questão da autocorrelação ainda é muito pouco considerada, e praticamente não existe estudos que demonstrem o impacto da dependência temporal nos resultados de análise de tendência empregados no território brasileiro. Os estudos que consideraram, não trataram da efetividade da abordagem utilizada para lidar com essa questão;
3. Embora praticamente todos os estudos de tendência avaliaram a proporção de resultados significativos em determinada região, praticamente é ignorada a questão da multiplicidade dos testes;
4. Inexistem estudos que façam alguma associação objetiva entre eventual mudança detectada e alterações no uso do solo;
5. Estudos que avaliam o Poder do teste no Brasil são praticamente inexistentes;
6. Outro assunto praticamente ignorado nos estudos está relacionado à questão da significância estatística e significância prática;
7. Não foi verificado nenhum trabalho que analisou o impacto da presença de reservatórios em estudos de detecção de mudanças nas séries de vazão;
8. Estudos que abordem a questão da incerteza dos testes de tendência também são bastante escassos;
9. Inexiste qualquer estudo que trate explicitamente a questão da tomada de decisão considerando os resultados dos testes de tendência no Brasil.

4 CORRELAÇÃO TEMPORAL EM ESTUDOS DE TENDÊNCIA

O fenômeno de efeito de persistência, também denominado de correlação temporal, é caracterizado pela dependência que determinada variável tem em relação aos seus valores passados, ou seja, flutuações observadas nessas séries são parte de seu comportamento natural esperado, fruto da interação de eventos que ocorrem em diversas escalas temporais (Koutsoyiannis, 2005). Em muitos sistemas naturais esse efeito de persistência atua de forma proeminente. Nos sistemas hidrometeorológicos, a persistência é uma característica inerente aos processos envolvidos. Por exemplo, em séries temporais de vazões, para determinadas escalas de tempo, como o dia ou mês, observam-se que valores altos de vazões tendem a ser seguidos também por vazões altas e vice-versa. A explicação física para esse comportamento específico, por exemplo, está associada ao fato de o escoamento do rio estar diretamente ligado ao armazenamento de água subterrânea. Como esse fluxo subterrâneo é um processo notoriamente lento, espera-se que a sua contribuição para o escoamento do rio nos períodos seguintes seja significativa, explicando, em parte, essa dependência ou persistência entre valores consecutivos.

Os processos hidrometeorológicos podem ser classificados de acordo com a estrutura de dependência temporal existente: independente (IND), com alguma estrutura de correlação temporal de curto prazo (CCP) e de forma mais complexa, com estruturas ou correlação temporal de longo prazo (CLP) (Koutsoyiannis e Montanari, 2007). Tradicionalmente, os estudos hidrometeorológicos consideram as estruturas IND e CCP. Por exemplo, normalmente a análise de frequência de máximos e mínimos hidrológicos adotam estruturas IND (Douglas *et al.*, 2002), já modelos estocásticos de geração e previsão de variáveis hidrológicas fazem uso da estrutura CCP (Kundzewicz e Robson, 2004). Já a CLP, indica que o processo é compatível com a presença de flutuações em uma gama de escalas de tempo, o que pode refletir a variabilidade de longo prazo de vários fatores naturais, como forçantes solares e atividade vulcânica. A presença da CLP é também atribuída à tendência de agrupamento no tempo de eventos semelhantes, tais como secas e inundações, observados nas mais diferentes séries temporais hidrometeorológicas em várias regiões do planeta (Merz *et al.*, 2016).

A especificação correta do tipo de dependência temporal determinará o tipo de abordagem ou modelagem a ser utilizada na busca da melhor compreensão dos processos hidrometeorológicos envolvidos, sinalizando uma maior previsibilidade para fins de gestão

de recursos hídricos. Por esse motivo, são comumente aplicadas técnicas que permitem estudar essa relação de dependência temporal. Uma das técnicas mais simples e comumente usada na previsão da precipitação ou temperatura, é a média móvel simples, em que a previsão é a média das N observações mais recentes da série. Tal técnica é baseada na premissa de que os componentes sistemáticos de uma série temporal exibem autocorrelação de curto prazo. Outros modelos mais complexos, como os modelos do tipo “*Box e Jenkins*”, utilizam a função de autocorrelação para quantificar a estrutura de dependência temporal existente nas séries (Box e Jenkins, 1976).

Por outro lado, no caso da CLP, a presença de flutuações de longo prazo numa série temporal implica um aumento da incerteza, especialmente em longas escalas de tempo, em comparação com as estatísticas clássicas (Koutsoyiannis e Montanari, 2007). Esse aumento é perceptível, uma vez que os dados observados podem compor uma pequena porção de um ciclo mais longo, cujas características podem ser difíceis de inferir com base nas observações disponíveis.

No que diz respeito a testes de estacionariedade ou detecção de mudança, como os utilizados na identificação de tendências hidrometeorológicas, a maioria dos estudos baseiam-se em testes de hipótese estatísticos, no qual, geralmente, não são considerados adequadamente, nem a CCP e nem, principalmente, a CLP (Hamed e Rao, 1998; von Storch, 1995). Essa desconsideração de estruturas de correlação serial tem consequências graves na estimativa da significância estatística desses testes e, principalmente, na sua interpretação (Khaliq *et al.*, 2009).

4.1 IDENTIFICAÇÃO E ESTIMATIVA DE CORRELAÇÃO SERIAL

O agrupamento de valores altos e baixos, que caracterizam o fenômeno da persistência, encontrado nas mais diferentes séries de variáveis atmosféricas é um componente importante do regime hidrometeorológico e é resultante de fenômenos de circulação global persistentes que influenciam o clima (Iliopoulou *et al.*, 2018). Fenômenos cíclicos como o *El Niño* Oscilação Sul (ENOS) e as oscilações decenais do Pacífico e Atlântico, por exemplo, exercem forte influência na variabilidade e persistência do clima no Brasil, assim como no resto do planeta (McMahon, *et al.*, 2007; Iliopoulou *et al.*, 2018).

Alguns desses fenômenos, que em larga escala são responsáveis pela correlação serial observada em algumas variáveis meteorológicas, são modulados a partir dos estados da

temperatura dos oceanos (SST). Assim, comportamentos persistentes são percebidos mais facilmente, notadamente quando se dispõe de séries que possuam longos históricos. A título de ilustração, a Figura 4.1 mostra a série histórica do chamado índice de oscilação multidecadal do oceano atlântico (AMO). Trata-se de um indicador climático relacionado à temperatura da superfície do oceano Atlântico, em sua porção norte. Nesse gráfico estão plotados índices históricos mensais com mais de 150 anos de registros (1856 a 2012), juntamente com linhas tracejadas que delimitam os ciclos da série. Dentro de cada porção ascendente ou descendente do ciclo é possível observar o comportamento persistente do índice que, por sua vez, será incorporado por todas as variáveis meteorológicas que são moduladas por esse indicador.

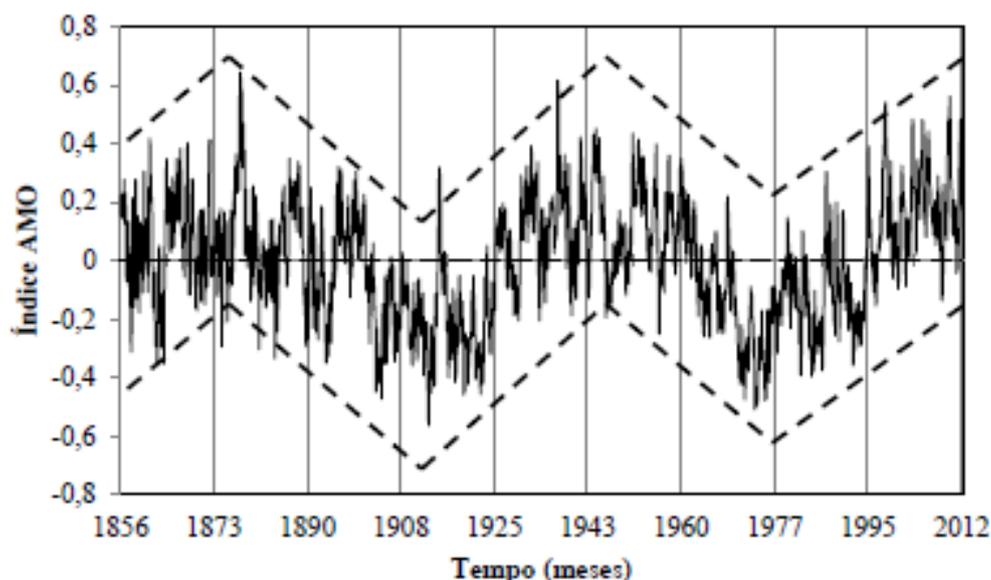


Figura 4.1 - Índice de oscilação multidecadal do oceano Atlântico (AMO). As linhas tracejadas delimitam os ciclos observados (Fonte: NOAA – *National Oceanic and Atmospheric Administration*)

Do mesmo modo, os sistemas hidrológicos terrestres são governados por processos com memória em diferentes escalas de tempo (Koutsoyiannis, 2005). Alguns exemplos desses sistemas são: evaporação (Scott *et al.*, 1997), águas subterrâneas (Güntner *et al.*, 2007), umidade do solo (Seneviratne e Koster, 2012), dinâmica da neve (Bojariu e Gimeno, 2003) e planícies de inundação dos rios (Khanal *et al.*, 2019), com memórias que podem durar, de alguns dias a, possivelmente, vários anos ou décadas.

Para entender melhor a dinâmica da persistência nos sistemas terrestres, considere o caso em que a memória dos processos atmosféricos geralmente não dure mais do que alguns dias. A autocorrelação atmosférica é propagada para os sistemas terrestres e, por inércia

hidrodinâmica, o escoamento se dá de forma mais gradual, armazenando boa parte da água em reservatórios naturais, como a umidade do solo, a neve, as geleiras, as águas subterrâneas e as planícies de inundação dos rios (Markonis *et al.*, 2018). Nesse sentido, os processos hidrológicos com escalas de tempo mais longas “lembram” as anomalias atmosféricas passadas e seus efeitos são refletidos em eventos ou períodos subsequentes. Por exemplo, um evento de tempestade pode ter um efeito de memória dentro do solo por um longo tempo, mesmo após a interrupção dessa forçante. Da mesma forma, o acúmulo de uma forte nevasca pode ter o mesmo efeito também por um longo período de tempo, afetando, em última análise, o regime hidrológico de uma dada região (Khanal *et al.*, 2019).

Na realidade, ainda no caso dos processos terrestres persistentes, muitos fenômenos agem simultaneamente, e sua ocorrência combinada é altamente decisiva na determinação do estado final do sistema (Khanal *et al.*, 2019). Por exemplo, a persistência na umidade do solo associada à co-ocorrência de extremos climáticos persistentes, pode se propagar de forma desproporcional e não linear, levando a eventos hidrológicos extremos como secas e cheias intensas.

Essa presença da dependência temporal nas séries hidrometeorológicas, denominada de autocorrelação ou correlação serial, pode ser detectada pela observação do comportamento dos gráficos de correlograma baseados nos cálculos da função de autocorrelação (FAC). Essa função apresenta a relação entre as autocorrelações amostrais e suas defasagens (*lag*). A FAC é definida por:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad 4.1$$

em que γ_k é a covariância na defasagem (*lag*) k , e γ_0 é a variância.

O coeficiente de correlação, ρ_k varia entre -1 e 1, e o seu estimador é dado por:

$$r_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \bar{x})(x_{t-k} - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad 4.2$$

em que x_i é o i -ésimo valor da variável aleatória X , e \bar{x} é a média amostral de X .

Outro ponto fundamental é a consideração do viés do estimador r_k . É sabido que as estimativas de mínimos quadrados ordinários (MQO) do coeficiente de autocorrelação r_k

são enviesadas negativamente, isto é, as estimativas de r_k , em média, são menores do que o valor populacional (Kendall, 1954). Um número considerável de estudos que tratam de métodos de estimativa e correção de viés do coeficiente de autocorrelação *lag* 1 para modelos lineares estão disponíveis na literatura. No caso de séries com média conhecida e sem tendência, várias fórmulas foram propostas na literatura para a correção do viés esperado (Marriott e Pope, 1954; White, 1961; Mudelsee, 2001). Por exemplo, a estimativa não-enviesada do coeficiente de autocorrelação *lag* 1 sugerida por Marriott e Pope (1954) é dada por:

$$r_1^* = \left(r_1 + \frac{1}{N} \right) \left(\frac{N}{N-3} \right) \quad 4.3$$

Embora a estimativa do coeficiente de correlação já seja enviesada quando não existe tendência na série, o viés aumenta em uma quantidade de $(1 + \rho)/N$ devido à estimativa de um parâmetro extra, que é a inclinação da tendência. Outros estudos avaliaram a questão do viés quando a série contém tendência desconhecida (Bao e Ullah, 2007; van Giersbergen, 2005). Para esse caso, Hamed (2009) sugere o método baseado na correção de viés de primeira ordem apresentada em van van Giersbergen (2005):

$$r_1^* = \left(\frac{Nr_1 + 2}{N - 4} \right) \quad 4.4$$

O estimador não-enviesado de ρ_1 , r_1^* , dado pela Equação 4.4, é derivado a partir da estimativa conjunta de ρ_1 e da inclinação da tendência. Segundo Hamed (2009), esse procedimento tem uma propriedade importante que é o fato do viés em r_1^* não depender da magnitude da tendência, implicando numa vantagem tendo em vista que a eficácia dos procedimentos que tratam da questão da autocorrelação em testes de tendência dependerá apenas do tamanho da série e do coeficiente de autocorrelação ρ_1 . Para o caso de dados observado, ressalta Hamed (2009), essa correção fornece estimativas imparciais de ρ_1 na possível presença de uma tendência verdadeira e independente de sua magnitude, evitando assim a perda de significância.

A seguir serão apresentados os testes estatísticos mais usuais utilizados na hidrometeorologia para avaliação da independência das séries ou detecção da existência de estrutura de dependência temporal de curto prazo. Cabe ressaltar, como já apontado anteriormente no item introdutório desse capítulo, que a identificação da estrutura de dependência temporal é

uma etapa crucial no processo de detecção de tendências hidrometeorológicas, principalmente na efetividade dos testes de tendência envolvidos nas análises. Assim, é fundamental conhecer a fundo a efetividade dos testes de independência, considerando, principalmente, a interação mútua entre uma eventual tendência existente nas séries (ambiente não estacionário) com uma também uma eventual estrutura de dependência temporal existente.

4.1.1 TESTES DE INDEPENDENCIA OU AUTOCORRELAÇÃO

4.1.1.1 Teste de Autocorrelação (AC)

O teste de autocorrelação (AC) é sugerido em Salas *et al.* (1985) e Yevjevich (1972). Este teste é baseado nos achados relatados em Anderson (1942), que deriva uma distribuição amostral para o estimador do coeficiente de autocorrelação apresentado na Equação 4.2.

Quando $\rho_k = 0$, a distribuição amostral do estimador r_k pode ser adequadamente aproximada pela distribuição Normal com valor esperado $-1/(N - 1)$ e variância $(N - 2)/(N - 2)^2$. Esse conhecimento acerca da distribuição amostral de r_k , quando $\rho_k = 0$, permite que se faça inferência sobre ρ_k a partir do intervalo de confiança de $(1 - \alpha)\%$ de r_k , quando $\rho_k = 0$,

$$\left[\frac{-1 \pm Z_{(1-\alpha)/2} \sqrt{N - k - 1}}{N - 1} \right] \quad 4.5$$

em que N é o tamanho da amostra, e $Z_{(1-\alpha)/2}$ é o quantil da variável Normal padrão associado ao nível de significância α do teste. Se o valor amostral r_k sair desse intervalo, temos indícios de que ρ_k deve ser diferente de zero, o que sugere que a hipótese nula de que $\rho_k = 0$ deve ser rejeitada com nível de significância α .

Tomemos o exemplo da estrutura de dependência serial mais utilizada em estudos hidrometeorológicos que é processo autorregressivo de ordem 1, denominado de AR(1). Se $\rho_1 = 0$, sabemos que o intervalo de confiança de 95% do estimador da autocorrelação *lag-1*, ou seja, o coeficiente considerando defasagem de ordem 1 na série, definido como r_k , é dado pela eq. 4.2. Sendo assim, se o valor de r_k sair do intervalo de confiança definido em 4.5, conclui-se que $\rho_1 \neq 0$.

$$\left[\frac{-1 \pm 1,96\sqrt{N-2}}{N-1} \right] \quad 4.6$$

4.1.1.2 Teste Median Crossing (MC)

O teste Median Crossing (MC) é um teste não paramétrico onde realiza-se a contagem do número de vezes que a série cruza seu valor mediano, denotado K_{MC} , e então avalia-se, com base na distribuição nula da estatística K_{MC} , se valor amostral está de acordo com a hipótese de aleatoriedade dos dados. A distribuição nula do K_{MC} usada para estabelecer a região de rejeição do teste é baseada na teoria das corridas (“runs”) apresentada em Williams e Fisz (1964). Uma corrida ou “run” é definida como uma sequência de zeros (0) ou uns (1) na série de valores booleanos (X_i),

$$Y_i = \begin{cases} 0, & \text{se } X_i < \tilde{X} \\ 1, & \text{se } X_i \geq \tilde{X} \end{cases} \quad 4.7$$

onde \tilde{X} é a mediana da série original. Quando X_i é o resultado de um processo aleatório Williams e Fisz (1964) mostram que, assintoticamente, o número de execuções em Y_i , denotado K , é normalmente distribuído com $E(K) = (N+1)/2$ e $\text{Var}(K) = (N-1)/4$.

Como $K_{MC} = K-1$, a distribuição nula de K_{MC} também é Normal com $E(K_{MC}) = (N-1)/2$ e $\text{Var}(K_{MC}) = (N-1)/4$. Portanto, se o valor da amostra de K_{MC} cair fora do intervalo de confiança $(1-\alpha)\%$ na equação 4.8, a hipótese nula de independência é rejeitada no nível de significância $\alpha\%$

$$\frac{(N-1) - Z_{1-\alpha/2}\sqrt{N-1}}{2} \leq K_{MC} \leq \frac{(N-1) + Z_{1-\alpha/2}\sqrt{N-1}}{2} \quad 4.8$$

4.1.1.3 Wald-Wolfowitz Test (WW)

Wald e Wolfowitz (1943) apresentaram um teste não paramétrico para decidir se as observações em uma amostra são independentes. Eles sugeriram a seguinte estatística de teste,

$$R = (X_N - \bar{X})(X_1 - \bar{X}) + \sum_{i=1}^{N-1} (X_i - \bar{X})(X_{i+1} - \bar{X}) \quad 4.9$$

cuja média e variância são

$$E(R) = -\frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2}{N-1} \quad 4.10$$

$$V(R) = \frac{S_2^2 - S_4}{N - 1} + \frac{S_2^2 - 2S_4}{(N - 1)(N - 2)} - \frac{S_2^2}{(N - 1)^2} \quad 4.11$$

onde $S_r = \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^r$. Os autores mostraram que se a hipótese nula de independência for verdadeira, a estatística de teste R é normalmente distribuída, portanto, se a estimativa amostral de R ficar fora do intervalo de confiança de $(1 - \alpha)\%$ fornecido na Equação 4.12, a hipótese nula de independência é rejeitada no nível significativo de $\alpha\%$,

$$E(R) - Z_{1-\alpha/2}\sqrt{V(R)} \leq R \leq E(R) + Z_{1-\alpha/2}\sqrt{V(R)} \quad 4.12$$

4.1.1.4 Teste Durbin-Watson (DW)

O teste de Durbin-Watson é tradicionalmente usado para testar a correlação serial em uma sequência univariada de valores registrados em um intervalo escalar. O teste é baseado na suposição de que os erros no modelo de regressão são gerados por um processo autorregressivo de primeira ordem, observado em períodos de tempo igualmente espaçados. Assim, um modelo de regressão linear simples, com erros autorregressivos de primeira ordem seria:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + \varepsilon_t \quad 4.13$$

$$\varepsilon_t = \rho \varepsilon_{t-1} + a_t \quad 4.14$$

onde y_t e x_t são as observações nas variáveis de resposta e regressor no período de tempo t . Para o caso de avaliação de autocorrelação, uma segunda série l_t é formada, onde $l_t = y_t - y_{t-1}$. Se a hipótese nula for H_0 : (os elementos da amostra são independentes), a estatística de teste de Durbin-Watson pode ser formulada como (Savin e White, 1977):

$$D = \frac{\sum_{i=2}^n (e_i - e_{i-1})^2}{\sum_{i=1}^n (e_i)^2} \quad 4.15$$

em que e_i é o i -ésimo erro amostral da Equação 4.14. Os valores críticos, obtidos em Savin e White (1977), são função do tamanho da amostra e do nível de significância.

4.1.1.5 Rank Version of von Neumann's Ratio Test (VR)

O teste VR é um teste não paramétrico utilizado para avaliar a hipótese de independência de determinada série temporal. Nesse teste, se consideramos o valor R_i como a posição da observação i -ésima em uma sequência de N observações, então a versão do *rank* da razão de von Neumann (RVN) é dada por (Bartels, 1982):

$$RVN = \frac{\sum_{i=1}^{N-1} (R_i - R_{i+1})^2}{\sum_{i=1}^{N-1} (R_i - \bar{R})^2} \quad 4.16$$

Suponha agora que não há observações iguais, de modo que todas os ranks são distintos. Então, considerando a aleatoriedade, o denominador de RVN é uma constante igual a $N(N^2 - 1) / 12$ e, portanto, o numerador (NM) de RVN,

$$NM = \sum_{i=1}^{N-1} (R_i - R_{i+1})^2 \quad 4.17$$

é uma estatística de teste equivalente. As propriedades de uma das estatísticas podem ser derivadas diretamente da outra. O valor crítico de RVN foi obtido de Bartels (1982) em termos de funções de aproximação da forma $f_\alpha(N)$, onde α é o nível de significância do teste. Por exemplo, para $\alpha = 5\%$ o valor de $f_\alpha(N)$ é dado por:

$$f_\alpha(N) = 0,119 + 0,44N^{-0,23}(\log N)^{1,52} \quad 4.18$$

4.1.1.6

4.1.1.7 Teste de transformação de Fischer (FT)

Em 1921, Fisher estudou a correlação de dados normais bivariados e descobriu uma transformação que converte a distribuição assimétrica da correlação amostral de primeira ordem (r_1) em uma distribuição que é aproximadamente normal (Fisher, 1992). Além disso, enquanto a variância da distribuição amostral de r_1 depende da correlação, a variância da distribuição transformada é independente da correlação. A transformação é chamada de transformação z de Fisher.

Fisher procurou transformar essas distribuições em distribuições Normais. Ele propôs a transformação $f(r_1) = \text{arctanh}(r_1)$, que é a função tangente hiperbólica inversa. A transformação de Fisher também pode ser escrita como

$$z = (1/2) \log((1 + r_1)/(1-r_1)) \quad 4.19$$

essa transformação é às vezes chamada de "transformação z" de Fisher porque a letra z é usada para representar a correlação transformada: $z = \text{arctanh}(r_1)$.

Fisher demonstrou que quando r_1 é a correlação de amostra para dados normais bivariados e $z = \text{arctanh}(r_1)$, então as seguintes afirmações são verdadeiras (Fisher, 1992): a distribuição de z é aproximadamente normal, tendendo à normalidade rapidamente à medida que a amostra é aumentada, e o erro padrão de z é aproximadamente:

$$\sigma_z = 1/\text{sqrt}(N-3) \quad 4.20$$

que é independente do valor da correlação. O teste de hipótese pode ser realizado na coordenada z, onde $Z_{(1-\alpha/2)}$ é o quantil Normal padrão cuja probabilidade de excedência é igual a $\alpha/2$.

4.2 O PROBLEMA DA CORRELAÇÃO TEMPORAL

Em testes de tendência com séries hidrometeorológicas, o impacto da correlação serial se dá na mudança da variância da distribuição da estatística do teste em relação ao caso em que se admite que a série é independente. Observa-se uma inflação da variância da estatística do teste quando temos uma autocorrelação positiva, que é o que normalmente se encontra em séries hidrometeorológicas (McMahon *et al.*, 2007) e uma deflação para o caso mais raro de autocorrelação negativa. Essa inflação da variância, se não considerada na análise, resulta num teste que irá rejeitar a hipótese nula com uma frequência maior do que a indicada pelo nível de significância do teste α , aumentando a taxa de falsas detecções de mudança. O inverso acontece no caso mais raro de haver deflação causada por correlação temporal negativa.

Com o objetivo de demonstrar, em termos matemáticos, essa inflação ou deflação, sem perda de generalidade, serão apresentados os resultados das principais análises relacionadas à questão da autocorrelação para o teste de Mann-Kendall (MK), obtidos a partir da literatura.

Hamed e Rao (1998) e Hamed (2008) mostraram que a presença de correlação temporal nas séries não altera o valor esperado da estatística S do teste de MK, que continua sendo igual a zero,

$$E(S) = 0 \quad 4.21$$

Entretanto, a variância de S muda e pode ser determinada pela Equação 4.22,

$$V(S) = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{l=k+1}^n \frac{2}{\pi} \sin^{-1} \left(\frac{\rho_{l-j} - \rho_{l-i} - \rho_{k-j} + \rho_{k-i}}{\sqrt{(2 - 2\rho_j)(2 - 2\rho_{l-k})}} \right) \quad 4.22$$

em que ρ é o valor populacional da correlação temporal.

Hamed (2008) mostra que a correlação temporal ρ_k possui uma relação com a correlação temporal baseada nos postos (*rankings*) das observações, ρ_k^R , conforme Equação 4.23,

$$\rho_k = 2 \sin \left(\frac{\pi}{6} \rho_k^R \right) \quad 4.23$$

A Equação 4.23, por depender apenas dos dados por meio da FAC dos *ranks* para o cálculo da variância na Equação 4.22, permanece sem a necessidade de especificar qualquer distribuição de probabilidade aos dados observados, característica não paramétrica do teste MK original.

Quando a série é correlacionada positivamente, boa parte dos termos da Equação 4.22 são diferentes de zero, levando a uma inflação da variância. Já para o caso contrário, autocorrelação negativa, ocorre uma deflação da variância. No caso de dados independentes, onde os termos são iguais a zero, essa Equação 4.22 reduz-se para a equação original do teste MK.

As Figuras Figura 4.2a e Figura 4.2b ilustram a distribuição da estatística S do teste MK para o caso das séries autocorrelacionadas positiva e negativamente, respectivamente, considerando um processo AR(1). Para ambas as figuras, a linha contínua ilustra o caso dos

dados independentes. Observa-se nas curvas da Figura 4.2a que, quanto maior o coeficiente de autocorrelação $lag1$ (ρ_1), maior é a variância da estatística S , demonstrando que para determinada região de rejeição pré-definida a partir do nível de significância para o teste MK original, tem-se uma região crítica muito maior para os casos com autocorrelação positiva, levando a uma maior taxa de rejeição do teste e, por consequência, uma maior probabilidade de cometer o Erro Tipo I. Para o caso da autocorrelação negativa, ocorre justamente o contrário. Com a deflação da variância da estatística S , Figura 4.2b, haverá uma maior dificuldade em rejeitar a hipótese nula e, nesse caso, maior probabilidade de cometer o Erro Tipo II.

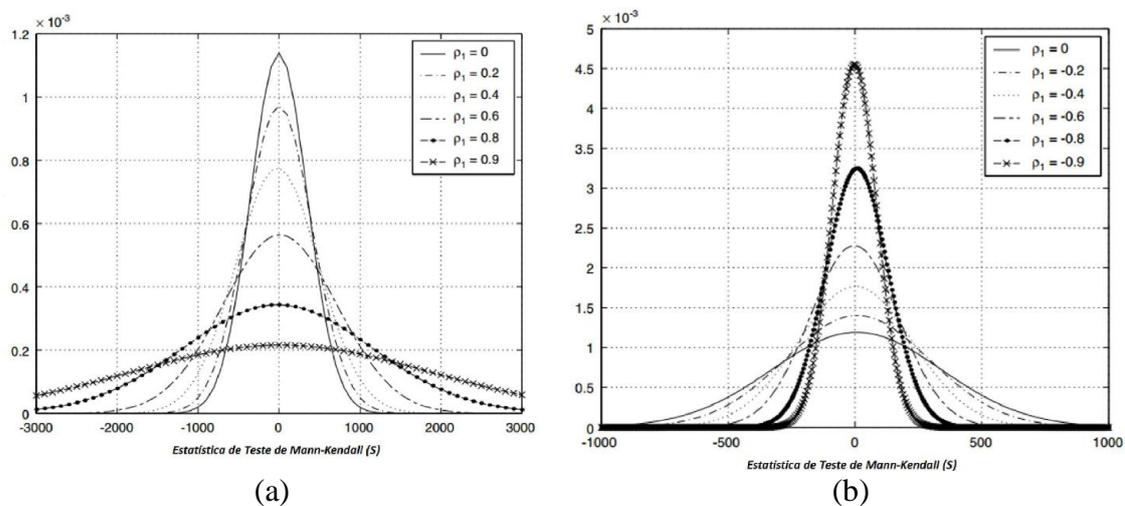


Figura 4.2 - Efeito da autocorrelação positiva (a) e negativa (b) na estatística S do teste MK
 Fonte: (Yue *et al.*, 2002).

Para ilustrar em termos numéricos esse efeito, a Tabela 4.1, mostrada em Hamed (2009), apresenta os fatores da inflação da variância (VIF) da estatística S do teste MK para dois modelos autorregressivos, o AR(1) e o ARMA (1,1), da família Box e Jenkins, tradicionalmente utilizados na modelagem estocástica hidrológica. O fator de inflação da variância, $VIF = V(S)/V_0(S)$, corresponde à relação entre a variância calculada considerando séries com correlação serial ($V(S)$), obtida partir da Equação 4.22, e a variância calculada para a séries independentes ($V_0(S)$).

Tabela 4.1 - Fator de variância da inflação VIF para diferentes modelos de correlação com diferentes tamanhos n e coeficientes de autocorrelação $lag1 \rho_1$ Fonte: (Hamed, 2009).

n	ρ_1							
	0	0.01	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9	0.99
<i>AR(1)</i>								
10	1.00	1.01	1.14	1.49	1.99	2.74	3.89	4.60
25	1.00	1.02	1.18	1.67	2.48	4.04	7.90	11.90
50	1.00	1.02	1.20	1.74	2.69	4.70	11.48	23.25
100	1.00	1.02	1.20	1.78	2.80	5.08	14.42	42.89
200	1.00	1.02	1.21	1.80	2.86	5.29	16.28	72.67
<i>ARMA(1,1)</i>								
10	1.00	1.02	1.17	1.57	2.07	2.69	3.45	3.85
25	1.00	1.02	1.26	1.98	3.09	4.94	8.36	10.90
50	1.00	1.03	1.30	2.16	3.62	6.52	14.17	22.77
100	1.00	1.03	1.32	2.26	3.92	7.55	20.40	44.94
200	1.00	1.03	1.33	2.31	4.08	8.12	25.23	82.70

A Tabela 4.2 ilustra o impacto do VIF no aumento relativo da taxa de rejeição, considerando três níveis de significância α_0 .

Tabela 4.2 - Taxa de rejeição relativa como função de nível de significância α_0 e fator de variância da inflação VIF (Fonte: Hamed 2009).

α_0	Variance inflation factor $V(S)/V_0(S)$								
	0.3	0.5	0.8	0.9	1.1	1.2	1.5	2	4
0.1	0.10	0.35	0.76	0.88	1.11	1.21	1.48	1.82	2.61
0.05	0.03	0.20	0.66	0.83	1.17	1.33	1.79	2.45	4.11
0.025	0.01	0.11	0.57	0.78	1.23	1.47	2.19	3.32	6.54

Observa-se na Tabela 4.1 que houve um aumento geral no fator de inflação da variância à medida que o ρ_1 e o tamanho da amostra (n) aumentam para ambos os modelos considerados. O modelo ARMA (1,1) teve um aumento no fator de inflação levemente superior ao modelo AR(1), devido à correlação introduzida pelo parâmetro média móvel adicional do modelo. Considerando o efeito dessa inflação da variância na taxa de rejeição para diferentes níveis de significância, a Tabela 4.2 demonstra, de forma clara, um aumento na taxa de rejeição quando a variância é inflada. Por exemplo, para uma série AR(1) de comprimento $n = 50$ e o coeficiente de regressão $\rho_1 = 0,3$, o fator de inflação $VIF = V(S)/V_0(S) = 1,74$ obtido da Tabela 4.1, esse valor quando aplicado na Tabela 4.2 resulta numa taxa de rejeição entre 1,79 (79%) e 2,45 (245%) maior, admitindo o nível de significância $\alpha_0 = 0,05$.

É importante ressaltar que, embora o aumento do tamanho da amostra resulte num aumento no Poder do teste quando a série é independente, com os resultados das Tabela 4.1 e Tabela 4.2, percebe-se, no caso das séries dependentes, que esse aumento traz um aumento

significativo no fator de inflação, incorrendo em um aumento significativo das taxas de rejeição quando as séries não têm tendência devido, principalmente, ao efeito da autocorrelação ficar mais pronunciado.

O aumento das taxas de rejeição da hipótese nula acaba resultando em uma falsa indicação de tendências significativas, o que leva boa parte dos estudos a conclusões falsas sobre tendências nas séries hidrometeorológicas. Além disso, como a inflação da variância afeta igualmente as tendências positivas e negativas, a sua não consideração também pode resultar em resultados contraditórios, como a identificação de tendências significativas e opostas em estações vizinhas, conhecidas como inconsistência regional, ou então ser muitas vezes tratada como uma não uniformidade espacial (Hamed, 2008).

A presença de tendência em conjunto com a autocorrelação exige uma atenção cuidadosa no processo de detecção. Foi demonstrado por Yue e Wang (2002a, 2002b), bem como por Yue e Hashino, (2003), que a existência de um componente de tendência resultará na superestimação da autocorrelação positiva entre os dados da série, assim como uma eventual autocorrelação existente também amplia a estimativa da tendência. Nesse sentido, a existência da tendência em uma série temporal produzirá uma correlação serial espúria, o que implicará na adoção de procedimentos para tratamento dessa correlação, levando a uma perda de Poder do teste (Yue e Wang, 2004).

Um fato a ser ressaltado, é que essa perda de Poder sempre ocorre devido ao efeito da autocorrelação nos dados, independentemente do uso de qualquer procedimento que mitigue esse efeito. Isso ocorre devido à inflação da variância da estatística do teste resultar na inevitável redução da capacidade de qualquer teste em detectar uma tendência em uma série correlacionada. Ocorre que a presença da correlação serial vem sendo, de forma equivocada, atribuída como uma característica presente na série, que aumentaria o Poder do teste. Na realidade, conforme bem colocado em Hamed (2009), essa falsa impressão é devido à incorreta especificação do nível de significância, que seria, na presença da autocorrelação, bem superior ao nível de 5% normalmente especificado.

Para ilustrar esse equívoco, tomemos um exemplo apresentado em Bayazit e Önöz (2007) e Hamed (2009), no qual, por meio de simulação Monte Carlo, geraram-se 10000 séries AR(1) com média zero e variância unitária de tamanho $n = 100$, $\rho = 0,7$ e superposta uma tendência $b = 0,01$ (mudança de 1% por ano). Em um primeiro momento, avaliou-se o Poder do teste MK nessa simulação obtendo o valor de 0,71 ao nível de significância de 5%. Em um

segundo momento, efetuou-se uma nova simulação efetuando a correção teórica da variância do MK, por meio da Equação 4.22, admitindo ρ conhecido, no qual obteve-se um valor bem mais baixo do Poder, 0,32 ao nível de significância de 5%. Em uma terceira simulação, utilizando o mesmo procedimento de correção da variância, avaliou-se o Poder do teste com um novo nível de significância de 25%. Nesse caso, o Poder voltou a aumentar para 0,71. A diferença entre a primeira simulação e essa terceira é que, embora com o mesmo Poder, o nível de significância estava incorretamente especificado no primeiro caso, levando, muitas vezes, a uma falsa sensação de segurança contra uma tendência espúria, quando na realidade esse risco é de 25%. Para a mesma magnitude de tendência e mesmo tamanho, mas sem a presença da correlação serial, o Poder do teste seria de 79% ($Cv = 1,0$) ao nível de significância de 5%, demonstrando que, de fato, sob o mesmo nível de significância a presença da correlação diminui o poder do teste.

A questão das incertezas da correlação temporal em testes de tendência ainda são objetos de pesquisas, sendo necessário o conhecimento das técnicas ou abordagens disponíveis para a consideração mais adequada do problema da correlação serial na detecção de mudanças em séries hidrometeorológicas. A seguir serão descritas de forma detalhadas as principais abordagens utilizadas na hidrometeorologia para lidar com essa questão da correlação em testes de tendência.

4.3 ABORDAGENS PARA CONSIDERAR A CORRELAÇÃO TEMPORAL EM TESTES DE TENDÊNCIA

Conforme já apontado anteriormente, a literatura apresenta duas estratégias para lidar com o problema da correlação serial. A primeira delas consiste na aplicação de métodos que modificam a série originalmente observada, removendo a autocorrelação e, posteriormente, para o conjunto de dados modificados, realiza-se o teste de hipótese para a avaliação da mudança. Já a segunda maneira de lidar com a autocorrelação não prevê alteração da série original, mas necessita de ajustes a serem realizados na distribuição de probabilidades da estatística de teste quando a hipótese nula é verdadeira. A seguir serão detalhados, inicialmente, os dois métodos mais utilizados na literatura para lidar com essa questão (Bürger, 2017), relacionados à primeira estratégia, o *Pre-Whitening* (PW), desenvolvido por Kulkarni e von Storch (1992), e o *Trend Free Pre-Whitening* (TFPW), introduzido por Yue *et al.* (2002a), Yue *et al.* (2002b) e Yue e Wang (2002a). Adicionalmente, serão ainda incluídas eventuais modificações sugeridas na literatura mais recente na forma de novas

abordagens, a fim de melhorar a efetividade desse processo. Na segunda estratégia serão detalhadas a técnica do *bootstrap* em blocos (Efron e Tibshirani, 1993) e a correção da variância da estatística de teste de MK, sugerida por Hamed e Rao (1998) e Yue e Wang (2004).

4.3.1 Pre-Whitening (PW)

O procedimento de PW é o mais simples de ser aplicado e necessita, para a obtenção de bons resultados, de que o conjunto de dados da amostra avaliada, X_t , possa ser expresso adequadamente por um modelo autoregressivo *lag*1, AR(1), cuja definição formal é dada por:

$$X_t = \rho_1 X_{t-1} + \epsilon_t \quad 4.24$$

em que ρ_1 é o coeficiente de AR(1) e ϵ_t é o ruído branco do modelo, cuja a distribuição é dada por $N(0, \sigma_\epsilon^2)$.

De maneira sistemática, a metodologia proposta por Kulkarni e Von Storch (1995) pode ser realizada através dos seguintes passos:

- 1) Estimativa da autocorrelação amostral (r_1) dado pela equação 4.2 para $k = 1$, podendo efetuar ou não a correção do viés de r_1 dado pela Equação 4.4.
- 2) Avaliar a significância estatística de r_1 por meio de testes de independência como os apresentados no item 4.1.1. Se r_1 é estatisticamente diferente de zero, o teste de tendência é aplicado para a série modificada $X_t^{mod} = X_t - r_1 X_{t-1}$ para $t = 2, \dots, n$. Caso contrário, o teste é aplicado à série original.

O procedimento realizado acima, tradicionalmente utilizado em estudos de tendência de séries hidrometeorológicas, na tentativa de remover a estrutura de correlação serial, remove parte da tendência. Nesse sentido, Wang e Swail (2001) sugeriram uma outra opção para aplicação do PW, que seria dividir cada valor da série X_t^{mod} pela parcela da tendência que foi removida, que é dada por:

$$(1-r_1) \quad 4.25$$

Assim, Serinaldi e Kilsby (2016a, 2016b) recomendam um novo procedimento PW, denominado de WS, no qual se aplica o teste de tendência numa nova série, denominada de X_t^{SW} , que considera o procedimento de inflação da série X_t^{mod} :

$$X_t^{SW} = \frac{X_t^{mod}}{(1 - r_1)} \quad 4.26 \quad (10)$$

Uma outra possibilidade, sugerida por Zhang e Zwiers (2004), denominada de *Pre-Whitening* interativo (IPW), utilizada para melhorar tanto a estimativa da tendência como a do coeficiente de autocorrelação, segue o seguinte procedimento:

1. Inicia-se com a estimativa da magnitude da tendência $bsen$ igual a zero,
2. Estima-se a autocorrelação amostral (r_1) da série modificada $X_t^{modipw1} = X_t - bsen * t$,
3. Estima-se a magnitude da tendência $bsen$ da série $X_t^{modipw2} = (X_t - r_1 X_{t-1}) / (1 - r_1)$,
4. Se o $r_1 < 0,05$ ou se a mudança em r_1 e $bsen$ é suficientemente pequena, então atingiu-se o critério de convergência e finaliza-se o procedimento, caso contrário, volta-se para a etapa 2.

4.3.2 Trend-Free Pre-Whitening (TFPW)

Dada as limitações constatadas no procedimento PW, Yue *et al.* (2002a, 2002b) e Yue e Wang (2002a) sugerem o uso do TFPW após a realização de uma série de estudos de simulação Monte Carlo. As conclusões resultantes do trabalho citado mostraram que remover a autocorrelação, conforme definido pelo procedimento do PW, implica na redução da magnitude da tendência presente na série modificada, ocasionando, por consequência, um substancial diminuição no Poder de detecção do teste.

Com o intuito de mitigar o problema relatado, Yue *et al.* (2002a, 2002b) e Yue e Wang (2002a) sugerem a remoção da tendência estimada da série originalmente observada antes da aplicação dos procedimentos previstos pelo PW. De maneira geral, o TFPW necessita da realização dos seguintes passos metodológicos:

- 1) Estimativa da magnitude da tendência da série amostral, $bsen$, a partir da aplicação do método não-paramétrico proposto conforme descrito no item 3.5;
- 2) Remoção da tendência da série original (X_t) e, conseqüente, obtenção de amostra modificada, a partir da aplicação da expressão: $X_t^{mod} = X_t - bsen * t$, em que t é o intervalo de tempo;

- 3) Estimativa da autocorrelação amostral (r_1) da série modificada, X_t^{mod} ;
- 4) Se r_1 não é estatisticamente diferente de zero, então o teste de MK é aplicado à série original. Caso contrário, o procedimento de PW é aplicado a X_t^{mod} gerando uma nova série $Y_t^{mod} = X_t^{mod} - r_1 X_{t-1}^{mod}$;
- 5) A tendência é novamente devolvida à série $Y_t = Y_t^{mod} + bsen * t$;
- 6) Aplicação do teste de MK à Y_t .

4.3.3 Trend-Free Pre-Whitening Modificado (MTFPW)

O procedimento TFPW proposto por trabalho de , Yue *et al.* (2002a, 2002b) e Yue e Wang (2002a) foi considerado como uma abordagem que viria a solucionar a perda de Poder atribuída até então ao PW. No entanto, em tal estudo não houve uma avaliação se esse procedimento preservava a probabilidade do Erro Tipo I. Outros autores demonstraram depois que a incerteza amostral na estimativa da tendência levava, em diversas situações, à não preservação do Erro Tipo I, inclusive, em alguns casos, aumentando em relação à aplicação original, voltando ao problema original.

Nesse sentido, apareceram na literatura algumas modificações da ideia original do TFPW no sentido de contornar os problemas inerentes à sua aplicação original. Uma dessas proposições é uma variação do procedimento apresentado acima, sugerido por Önöz e Bayazit (2012) no qual a etapa 4 é realizada na série original (não na série sem a tendência), ou seja, o procedimento de remoção da tendência serve apenas para estimar o r_1 , sendo as etapas seguintes correspondentes ao PW apresentado no item 4.3.1.

1. Estimativa da magnitude da tendência da série amostral, $bsen$ a partir da aplicação do método não-paramétrico proposto por Sen (1968);
2. Remoção da tendência da série original (X_t) e, conseqüente, obtenção de amostra modificada, a partir da aplicação da expressão: $X_t^{mod} = X_t - bsen * t$, em que t é o intervalo de tempo;
3. Estimativa da autocorrelação amostral (r_1) da série modificada, X_t^{mod} ;
4. Se r_1 não é estatisticamente diferente de zero, então o teste de tendência é aplicado à série original. Caso contrário, o procedimento de PW é aplicado a X_t^{mod} gerando uma nova série $Y_t^{mod} = X_t - r_1 X_{t-1}$;
5. Aplicação do teste de tendência à Y_t^{mod} .

4.3.4 Variance Correction Prewhitening (VCPW)

Outra proposição mais recente, sugerida por Wang *et al.* (2015b), com objetivo de minimizar, ao mesmo tempo, a superestimativa na magnitude da tendência e a subestimativa da variância serial após etapa PW, ambas devido à presença da autocorrelação, foi a correção da variância da etapa PW do método TFPW. Essa proposição foi denominada de *variance correction prewhitening method* (VCPW), conforme descrito a seguir:

1. Estimativa da magnitude da tendência da série amostral, b_{sen} e sua remoção da série original: $X_t^{mod} = X_t - b_{sen} * t$;
2. Estimativa da autocorrelação amostral (r_1) da série modificada, X_t^{mod} . Se r_1 não é estatisticamente diferente de zero, então o teste de MK é aplicado à série original. Caso contrário, o procedimento de PW é aplicado a X_t^{mod} gerando uma nova série $Y_t^{mod} = X_t^{mod} - r_1 X_{t-1}^{mod}$;
3. Calcula-se a variância das séries X_t^{mod} e Y_t^{mod} , produzindo σ_{Xtmod} e σ_{Ytmod} , respectivamente. A nova série TFPW $Y_t'^{mod}$, que tem a mesma variância de X_t^{mod} , é calculada por: $Y_t'^{mod} = Y_t^{mod} * \sigma_{Xtmod} / \sigma_{Ytmod}$;
4. Efetua-se a correção da inflação da magnitude da tendência da série amostral, b_{sen} , caso $r_1 > 0$. Caso $r_1 \leq 0$, não é necessária essa correção. Assim: $b_{sen}' = b_{sen} / \sqrt{VIF}$, onde $VIF = (1 + r_1) / (1 - r_1)$;
5. Recombina-se a série $Y_t'^{mod}$ com a componente da tendência corrigida: $Y_t = Y_t'^{mod} + b_{sen}' * t$;
6. Aplicação do teste de tendência à Y_t .

4.3.5 Correção da Variância (VC_CF1)

Como já mencionado no item 4.2, a existência de correlação serial positiva (negativa) aumenta (diminui) a variância de S do teste MK. Com base no trabalho de Bayley e Hammersley (1946), alguns autores propuseram corrigir a variância da estatística de testes de estacionariedade usando um tamanho de amostra efetivo, que reflete o efeito da correlação serial na variância da estatística de determinado teste. Posteriormente, Lettenmaier (1976) e Wang *et al.* (2015b) apresentaram a correção da variância da estatística do teste SR. Hamed e Rao (1998) e Yue e Wang (2004) propuseram a mesma correção para a variância da estatística S do teste MK.

De um modo geral, essa abordagem denominada aqui de VC ou tamanho efetivo da amostra baseia-se no fato de que as observações autocorrelacionadas de tamanho n contêm as mesmas informações que observações sem autocorrelação com tamanho menor n' ($< n$) ou menor quantidade de informação. Para o caso do teste MK, essa abordagem baseia-se no fato de que a presença de correlação serial em uma série temporal não altera a normalidade assintótica da estatística S do teste MK, nem altera a sua média, alterando apenas a dispersão ou variância da distribuição de S (Yue *et al.* (2002a, 2002b); Yue e Wang, 2002a). Assim, a variância modificada da estatística do teste MK é dada por:

$$\text{Var}^*(S) = \text{CF} * \text{Var}(S) \quad 4.27$$

em que $\text{Var}(S)$ é a variância da estatística S do teste MK considerando a amostra original e o CF é o fator de correção. O fator de correção proposto por Hamed e Rao (1998) (denotado CF1) é:

$$CF_1 = 1 + \frac{2}{N(N-1)(N-2)} \sum_{k=1}^{N-1} (N-k)(N-k-1)(N-k-2)r_k^R \quad 4.28$$

em que r_k e r_k^R são os coeficientes amostrais das correlações seriais significativas dos dados e dos seus postos (*rankings*), respectivamente. A relação entre esses coeficientes é dada na Equação 4.23. Assim, a aplicação do VC no âmbito do teste MK se dá pela aplicação da Equação 4.27, usando algumas alternativas de cálculo do CF disponíveis na literatura, como por exemplo, a apresentada na Equação 4.28.

Modificações semelhantes podem ser aplicadas às estatísticas de outros testes de estacionariedade, como por exemplo, no teste SR proposto em Wang *et al.* (2015a, 2015b) e Wang *et al.* (2015) ou no teste RL sugerido em Matalas e Sankarasubramanian (2003), ambos testes de tendência. Para o caso de testes de saltos, tem-se a proposta apresentada em Serinaldi e Kilsby (2016a, 2016b) para o teste de Pettit.

4.3.6 Correção da Variância (VC_CF2)

Uma alternativa para o CF da abordagem VC do teste MK, na mesma linha da abordagem VC_CF1, Yue e Wang (2004) propuseram um outro fator de correção (denotado CF2):

$$CF_2 = 1 + 2 \sum_{k=1}^{N-1} (1 - k/N)r_k \quad 4.29$$

4.3.7 Correção da Variância (VC_CF3)

Cabe ressaltar que a aplicação mais comum para essa abordagem da correção da variância é considerando apenas os coeficientes de correlação lag_1 como significativos, de modo que a aplicação das Equações 4.28 ou 4.29, reduziria a substituição de r_k e r_k^R por r_1 e r_1^R , respectivamente. Seguindo nessa linha de considerar apenas o lag_1 , Matalas e Langbein (1962) sugeriram outra alternativa, a partir da seguinte expressão como fator de correção para o teste de MK, considerando apenas a estrutura de dependência temporal de primeira ordem:

$$CF_3 = 1 + 2 \frac{r_1^{N+1} - Nr_1^2 + (N-1)r_1}{N(r_1-1)^2} \quad 4.30$$

4.3.8 *Bootstrap* em blocos (BS)

Dentre as técnicas de reamostragem utilizadas na construção do intervalo de confiança e testes de hipótese estatístico, destaca-se a técnica denominada de *Bootstrap*, que permite obter um grande número de amostras (B) a partir de reamostragens com reposição da amostra original. As amostras obtidas são utilizadas na estimativa das B curvas da quantidade de interesse que, depois de ordenadas para uma dada probabilidade de não-excedência, permitem a construção do correspondente intervalo de confiança 100 (1- α)%.

A ideia da reamostragem *Bootstrap* é tentar simular diversos cenários a partir de uma única amostra e desta forma tentar construir um espaço amostral e realizar inferências sobre o parâmetro de interesse. No caso de testes de estacionariedade, o parâmetro de interesse é a própria estatística do teste. Devido a sua enorme flexibilidade, é possível incorporar o efeito da correlação serial numa técnica denominada *Bootstrap* em blocos (BS) (Kundzewicz *et al.*, 2000a). Nessa abordagem, é realizado procedimento de reamostragem por blocos, no qual os dados originais são reamostrados em blocos pré-determinados por número grande de vezes para estimar a significância da estatística de teste. O tamanho do bloco depende do número de correlações seriais significativas e contínuas. Diferentemente das abordagens PW e TFPW, essa abordagem, da mesma forma que VC, não envolve a modificação dos dados originais e também incorpora os efeitos de autocorrelações mais altas do que apenas a do lag 1. As etapas envolvidas na implementação da abordagem BS envolvem:

1. Estimar a estatística do teste a partir das séries temporal original;
2. Estimar o número de correlações seriais significantes e contíguas k ;
3. Reamostrar a série temporal original em blocos de $k+\eta$ por um número grande de vezes (> 1000), e estimar a estatística do teste para cada amostra simulada, a fim de construir uma distribuição da estatística do teste e;
4. Verificar a significância da estatística de teste observada estimada no passo 1 a partir da distribuição simulada desenvolvida no passo 3. Se a estatística de teste original estiver na região de rejeição definida a partir do nível de significância α pré-definido para distribuição simulada, rejeita-se a hipótese nula do teste.

O valor mínimo de η é 1 e o valor máximo é $n - k$. Sugere-se uma abordagem do tipo “*tentativa e erro*” para estimar um valor ótimo de η (Önöz e Bayazit, 2012). Se os blocos forem longos o suficiente, a dependência da série original será melhor preservada na série reamostrada. Por outro lado, o comprimento do bloco é limitado pelo tamanho da amostra disponível. Khaliq *et al.* (2009) otimizaram o tamanho do bloco ($k+\eta$), chegando a valores entre 2 a 4 para o η , no entanto consideraram que as diferenças eram negligenciáveis para $\eta = 1$. Svensson *et al.* (2005) identificaram que blocos de tamanho 5 eram suficientes para a maioria das séries de vazões. Para o caso em considerar apenas a correlação lag 1, compatível com o processo AR (1), e o $\eta = 1$ teríamos a menor quantidade de blocos possível que seria 2, tal tamanho de bloco é o mais utilizado em estudos de tendência de séries hidrometeorológicas.

A exceção da abordagem BS, para todas as outras é possível utilizar a correção de viés do r_1 conforme Equação 4.3 ou 4.4. Tal correção implica em novas versões dessas abordagens, aqui nessa tese quando esse procedimento for aplicado, a abordagem será iniciada pela letra U (*unbiased*), assim teremos: UPW, UTFPW, UMTFPW, UVC PW, UVC_CF1, UVC_CF2, UVC_CF3.

4.4 ANÁLISE CRÍTICA DA EFETIVIDADE DAS ABORDAGENS

Tendo em vista a variedade de abordagens possíveis para lidar com a questão da autocorrelação em testes de tendência, conforme apresentadas no item 4.3, e considerando que não existe consenso na literatura que possibilite recomendar, *a priori*, qual a melhor abordagem, é fundamental entender as principais críticas relacionadas à efetividade desses procedimentos. Devido ao fato de existirem quatro principais abordagens atualmente predominantes na literatura (PW, TFPW, VC e BS), associado à inexistência de estudos mais

completos que exploraram as novas abordagens (por exemplo MTFPW e VCPW), essa análise crítica considerou preponderantemente essas 4 principais abordagens.

Conforme já apresentado no item 3.2, um teste estatístico usado para verificar a hipótese nula H_0 de não ter mudança *versus* a hipótese alternativa H_a de mudança, pode ter dois tipos de erro. O chamado Erro do Tipo I é a rejeição incorreta da hipótese nula quando, na verdade, não há mudança. Por construção, a probabilidade de cometer o Erro do Tipo I é igual ao nível de significância atribuído previamente. Já o Erro do Tipo II, por outro lado, é a aceitação incorreta da hipótese nula (sem mudança) quando na realidade existe uma mudança. A probabilidade de não cometer um Erro do Tipo II é chamada de Poder do teste. Nesse sentido, a avaliação da efetividade das abordagens que tratam a questão da autocorrelação em testes de estacionariedade deve ser feita a partir da especificação correta do Erro Tipo I e pela maximização do Poder do teste (ou minimização do Erro Tipo II).

Mais recentemente, uma forma que vem sendo utilizada para essa avaliação é a identificação das circunstâncias em que determinadas abordagens apresentam níveis aceitáveis para o fator de variância da inflação VIF, apresentado no item 4.2. Esses níveis aceitáveis foram sugeridos por Hamed (2009), o qual admite que o VIF oscile em até 20% ao redor do valor 1, que seria a situação ideal. Isso implica que, em todas as situações nas quais determinada abordagem obtenha um VIF entre 0,8 e 1,2 ele seria considerado efetivo, uma vez que conseguiria manter a taxa de Erro Tipo I (por exemplo entre 3,3% e 6,7% para o nível de significância de 5%) dentro de valores aceitáveis, preservando o Poder do teste em relação ao caso das séries independentes. A necessidade em considerar um intervalo para aceitação da efetividade de determinada abordagem é devida à impossibilidade prática por causa da variabilidade amostral, de se obter, precisamente, o VIF igual a 1, mesmo conhecendo o verdadeiro tipo de estrutura de dependência temporal e o verdadeiro valor dos parâmetros.

A Figura 4.3 apresenta 4 gráficos onde é possível identificar regiões de aceitação para a abordagem PW em relação ao tamanho da amostra n , ao coeficiente de correlação ρ_1 conhecido e ao tipo de estrutura de dependência temporal. Esses gráficos, conforme sugerido em Hamed (2009), apresentam 3 regiões possíveis de serem avaliadas quanto a sua efetividade: a região em cinza compreende a região no qual o PW é aceitável, com valores de VIF entre 0,8 e 1,2; a região em preto indica que a variância ainda está muito inflada (“*under-whitening*”), $VIF > 1,2$, ainda levando a altas taxas de Erro Tipo I; e a região branca

indica que a variância foi desinflada em excesso (“*over-whitening*”), $VIF < 0,8$, levando a taxas de Erro Tipo I abaixo do esperado.

Percebe-se nas figuras que, para o caso da estrutura AR, dado que o coeficiente de correlação ρ_1 é conhecido, para todas as situações a abordagem PW é efetiva. Já para estruturas do tipo ARMA, as regiões de aceitação ocorrem para ρ_1 baixo ($\rho_1 < 0,2$), tamanho da série pequeno ($n < 35$) e uma faixa pequena de ρ_1 alto. Percebe-se que a maior parte da região é preta, sinalizando que em muitas situações comuns o procedimento não efetua a diminuição da variância corretamente. O mesmo ocorre para outras estruturas mais complexas, que consideram a persistência de longo prazo, como o FGN e o FARMA, sendo que nessas estruturas a efetividade do PW é bastante limitada.

Esses gráficos podem ser reproduzidos para qualquer abordagem e ainda considerar os parâmetros desconhecidos do processo. Por exemplo, a Figura 4.4 apresenta 4 gráficos similares aos da Figura 4.3 para um processo AR e LN-AR, mas com o parâmetro ρ_1 desconhecido em ambos os processos. Os gráficos (a) e (b) mostram o impacto do viés da estimativa do ρ_1 e sua correção para um processo AR. Os gráficos (c) e (d) mostram o impacto da assimetria para um processo LN-AR, onde ρ_1 foi estimado com correção de viés. Observa-se, em linhas gerais nesses gráficos, que o efeito do viés de estimativa de ρ_1 é significativo e que a assimetria, a princípio, não provoca muito impacto.

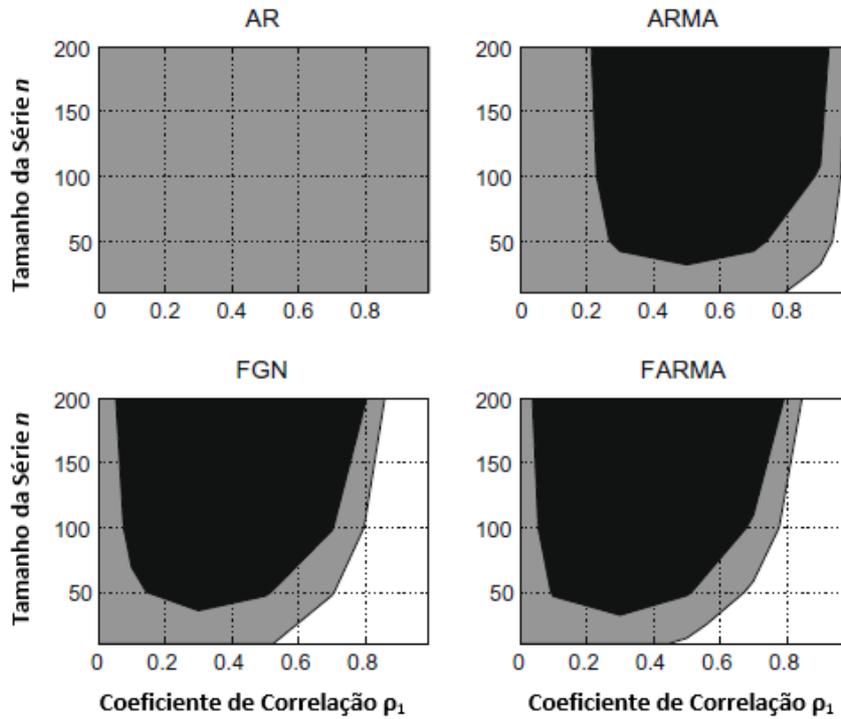


Figura 4.3 - Efetividade do PW com coeficiente de correlação ρ_1 conhecido. Sombreamento cinza indica taxas de rejeição aceitáveis. Tonalidades em preto e branco indicam, respectivamente, excesso (“*under-whitening*”) ou déficit (“*over-whitening*”) das taxas de rejeição. Adaptado de Hamed (2009).

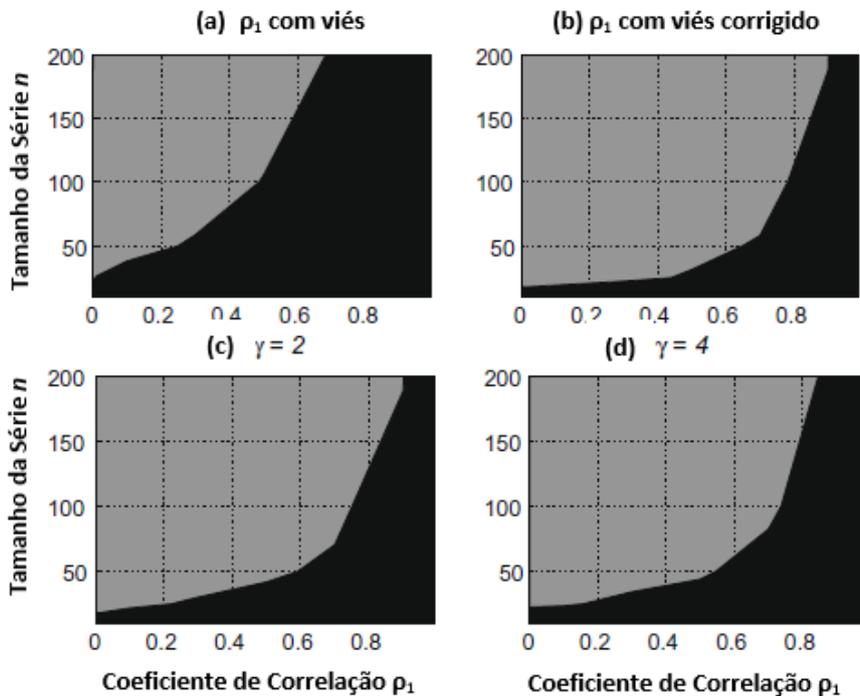


Figura 4.4 - Efetividade do PW para um processo AR (gráficos a e b) e LN-AR (gráficos c e d) com coeficiente de correlação ρ_1 desconhecido obtido com viés (a), com viés corrigido (b), com assimetria $\gamma = 2$ (c) e assimetria $\gamma = 4$ (d). Adaptado de Hamed (2009).

As Figura 4.3 e Figura 4.4 exemplificam bem alguns dos dilemas relacionados, tanto ao impacto da autocorrelação em testes de tendência, quanto à efetividade das abordagens utilizadas para sua remediação. Atualmente, o principal debate relacionado à efetividade dessas abordagens está relacionado à identificação do tipo de estrutura de dependência temporal que será utilizado para representar o processo estocástico subjacente e a interação existente entre essa estrutura de dependência temporal e uma eventual tendência presente na série (Hamed, 2009; Serinaldi e Kilsby, 2016b).

Embora boa parte dos abordagens considerem o processo AR(1) subjacente às séries hidrometeorológicas, nada impede que outras estruturas possam ser utilizadas, como por exemplo, um ARMA (p,q) ou outra estrutura mais complexa, como um modelo fracionário gaussiano (FGN) que considera estruturas de persistência de mais longo prazo. A análise da Figura 4.3 mostrou que a especificação incorreta do processo estocástico produz, sistematicamente, a depender do caso, uma remoção excessiva ou deficitária da dependência temporal, levando, por consequência, a um impacto importante nas taxas de falsas detecções e no Poder do teste (Hamed, 2009; Serinaldi e Kilsby, 2016a, 2016b; Wang *et al.*, 2015a, 2015b, 2019). No entanto, conforme os resultados obtidos por Serinaldi e Kilsby (2016a, 2016b), verificou-se que, dado que o processo subjacente do mundo real é desconhecido e que o tamanho da amostra disponível nas séries hidrometeorológicas normalmente é pequeno, a opção por adotar o processo AR(1) levará a resultados mais realísticos em termos de especificação correta dos Erros Tipo I e Tipo II (Serinaldi e Kilsby, 2016a, 2016b).

Essa questão do equívoco na especificação correta do processo subjacente afeta qualquer uma das abordagens, direta ou indiretamente. No entanto, os problemas específicos de cada abordagem têm também a mesma relevância no tocante à efetividade. Tome-se o caso da abordagem PW, que foi desenvolvida para corrigir a inflação da variância com o objetivo de minimizar o impacto na especificação incorreta do nível de significância adotado (Kulkarni e von Storch, 1992). Essa desconsideração da inflação da variância tornava o teste muito liberal, rejeitando a hipótese nula mais frequentemente. No entanto, embora o PW tivesse obtido um relativo êxito na determinação do impacto do Erro Tipo I, Yue *et al.* (2002a, 2002b) apresentaram algumas desvantagens na sua aplicação, no tocante à perda de Poder inerente à aplicação de tal procedimento. Essa perda de Poder está associada a uma superestimativa do coeficiente de correlação devido à presença da tendência (ou mudança abrupta). Esse viés na estimativa do coeficiente da correlação leva a uma remoção de parte

da tendência ao se aplicar o PW, ou também levaria a uma superestimativa da inflação da variância ao se aplicar a abordagem VC.

Na tentativa de minimizar esse viés de superestimativa do coeficiente de autocorrelação, Yue *et al.* (2002a, 2002b) propuseram o TFPW que, basicamente, efetua a remoção da tendência antes de estimar o coeficiente de autocorrelação. Tal procedimento, embora apresentado como uma solução para a perda de Poder inerente ao PW, não foi devidamente estudado no que concerne à verificação da taxa de falsas detecções ou Erro Tipo I. Estudos posteriores como Bayazit e Önöz (2007), Hamed (2009) Serinaldi e Kilsby (2016a, 2016b) Wang *et al.* (2015a, 2015b) demonstraram a deficiência do TFPW em especificar corretamente o nível de significância adotado. Nesse caso, a presença da autocorrelação causa uma superestimativa da tendência na primeira etapa do procedimento que, ao ser removida, levará a uma subestimativa do coeficiente de correlação na segunda etapa, o que por sua vez, levará, na terceira etapa, a uma remoção da estrutura de dependência temporal incompleta que, somada a uma reintrodução na quarta etapa de uma tendência superestimada, levará, inevitavelmente, a um aumento da taxa de falsas detecções, voltando ao problema original do aumento da taxa de falsa detecção.

Esses problemas motivaram alguns estudos a avaliar a efetividade do PW e TFPW, inclusive propondo modificações em tais procedimentos. Bayazit e Önöz (2007) colocaram em dúvida a validade de aplicação do PW de forma indiscriminada na detecção de tendências (“*To prewhiten or not to prewhiten in trend analysis*”). Da mesma forma que Yue e Wang (2002a, 2002b), eles concluíram que a aplicação do PW deve ser evitada em situações nas quais o Poder do teste é alto, isto é, quando o coeficiente de variação é muito baixo, a magnitude da tendência é alta e o tamanho da amostra é grande. No entanto, Hamed (2009) apontou a inviabilidade dessa recomendação sugerida por Yue e Wang (2002a, 2002b) e Bayazit e Önöz (2007) com dados observados, tendo em vista a alta variabilidade amostral da estimativa da tendência. Esse problema da incerteza amostral da estimativa da tendência foi apontado no estudo de Bayazit e Önöz (2007) como o principal problema em aplicar o TFPW, pois a remoção de uma tendência estimada com alta incerteza traria mais impacto do que a influência dela na superestimativa do coeficiente de autocorrelação.

Com relação às abordagens VC e BS que não fazem alteração da série original, mas necessitam de ajustes na distribuição de probabilidades da estatística de teste quando a hipótese nula é verdadeira, a efetividade de ambas ainda é bem pouco documentada na

literatura (Khaliq *et al.*, 2009; Önöz e Bayazit, 2012), necessitando de um aprofundamento maior na operacionalização dessas abordagens e, por conseguinte, uma avaliação dessas efetividades. No entanto, alguns resultados mostraram-se bastante promissores, principalmente em relação à abordagem BS. Por exemplo, em Önöz e Bayazit (2012) foi demonstrado que o BS é uma opção robusta na detecção de tendências com séries autocorrelacionadas, principalmente por não inflar os Erros Tipo I nem desinflar excessivamente o Poder do teste. Uma dificuldade apontada na aplicação *Bootstrap* é o custo computacional envolvido, principalmente quando há muitas séries na análise.

Já a abordagem VC é a abordagem com maiores vantagens sob o ponto de vista teórico. Desde Bayley e Hammersley (1946) e, mais recentemente, Hamed e Rao (1998), têm-se buscado soluções teóricas para consideração da autocorrelação em testes de tendência. Algumas dessas soluções têm apresentado resultados promissores, como as abordagens sugeridas por Wang *et al.* (2015a, 2015b, 2019) para os testes Rho de Spearman e Tendência de Sen, respectivamente. Em Wang *et al.* (2015a, 2015b), além das vantagens computacionais, o procedimento VC obteve resultados mais satisfatórios em relação a outras abordagens testadas como PW, TFPW, e foi similar ao procedimento BS, principalmente ao manter taxas aceitáveis de Erro Tipo I e com Poder similar ao BS. Cabe ressaltar que, tanto o BS como o VC, embora bastante flexíveis quanto à consideração de estruturas de dependência temporal mais complexas, eventualmente presentes nas séries, a especificação incorreta dessa estrutura pode levar a resultados bastante questionáveis quanto à efetividade dessas abordagens.

A Tabela 4.3 resume algumas características extraídas dos principais resultados publicados na literatura para as 4 principais abordagens aqui apresentadas e discutidas. Claramente, nenhuma dessas abordagens consegue manter os Erros do Tipo I e o Poder do teste completamente estáveis. As abordagens VC e PW abordam um lado do teste, restaurando a especificação correta do Erro Tipo I, já a abordagem TFPW aborda o outro lado, mantendo mais forte o Poder do teste. O BS, em grande medida, mantém um melhor equilíbrio entre um Erro Tipo I mais baixo e um Poder relativamente forte na detecção de tendências. No entanto, sua aplicação em estudos regionais de detecção de tendências, que envolvem muitas estações, é um pouco mais restrita, devido à complexidade de dois procedimentos: as múltiplas reamostragens envolvidas e a escolha ideal do tamanho do bloco.

Tabela 4.3 - Principais características das abordagens utilizadas no tratamento da correlação serial.

Abordagem	Parâmetro	Erro Tipo I	Poder
PW	Coefficiente de Correlação ρ_1	Estável	Diminuição Rápida
TFPW	Coefficiente de Correlação ρ_1 e Magnitude da Tendência	Aumento Rápido	Flutuação Moderada
VC	Coefficientes de Correlação Significativos ou Função de Autocorrelação	Estável	Diminuição Rápida
BS	Tamanho do Bloco e Número de Reamostragens	Aumento Lento	Leve Flutuação

Adaptado de Wang *et al.* (2015).

Na tentativa de contornar algumas das dificuldades acima apresentadas, foram apresentadas diferentes modificações nessas abordagens, verificando-se um relativo êxito em relação à forma original sugerida inicialmente. Por exemplo, a correção de viés da estimativa do coeficiente de autocorrelação na presença da tendência, sugerida em, e referendada por diversos outros autores (Serinaldi e Kilsby, 2016a, 2016b; Wang *et al.*, 2015a, 2015b, 2019), representou importantes avanços na melhoria da efetividade, tanto do PW como do TFPW. Além disso, formas diferentes de remover a tendência e/ou a autocorrelação também trouxeram expressivos ganhos. Os procedimentos MTFPW e VCPW apresentados no item 4.3 são abordagens representantes desses avanços. Outra importante recomendação sugerida por Hamed (2009), e depois corroborada em Serinaldi e Kilsby (2016a, 2016b), corresponde à estimativa conjunta da tendência e de autocorrelação, com viés corrigido. O uso da correção do viés do r_1 , embora recomendado por esses autores, ainda não foi avaliado de forma ampla a partir dessas diferentes abordagens. Abordagens alternativas de BS, como a que utiliza randomização de fase (Franzke, 2013) ou a técnica denominada de “*sieve bootstrap*” (Noguchi *et al.*, 2001), também vêm sendo testadas, e apresentam grande o potencial de considerar, de forma efetiva, a influência da autocorrelação em testes de tendência. No entanto, embora tais procedimentos tenham melhorado o entendimento da aplicação dessas abordagens e sua efetividade, ainda se observa uma grande lacuna em avaliar, de forma mais ampla, essas abordagens mais atuais em conjunto com as mais antigas, principalmente considerando outros erros além do Tipo I e do Tipo II, como por exemplo, os erros Tipo M e Tipo S. Existe ainda um amplo espaço para avanços nessa consideração da autocorrelação em testes de tendência.

4.5 A QUESTÃO DA CORRELAÇÃO TEMPORAL

Como já apontado anteriormente, a questão do impacto da correlação temporal em testes de hipótese estatísticos não é nova (Cox e Stuart, 1955). Em 1976, Lettenmaier (1976) mostrou que a presença da correlação positiva resulta num aumento da probabilidade de se cometer o Erro Tipo 1, tornando-a maior do que o nível nominal de significância do teste, o que

resulta num aumento de falsos positivos ou rejeições errôneas da hipótese nula de estacionariedade. Esse impacto foi apresentado explicitamente por Kulkarni e von Storch (1992, 2005) que, a partir de simulações Monte Carlo por meio do processo estocástico AR (1) mostraram a magnitude desse impacto para o teste MK. Eles propuseram uma solução que filtrava a correlação da série no sentido de minimizar o impacto dessas altas taxas de rejeição da hipótese nula. Esse filtro foi denominado de "*pre-whitening*" (PW). O PW veio com uma solução eficaz no sentido de preservar a probabilidade do Erro Tipo I, até então a maior preocupação ao aplicar os testes de hipóteses.

Em 1998, Hamed e Rao (1998) propuseram uma forma diferente de PW, a partir do conceito de tamanho efetivo da amostra (ESS). Eles modificaram a variância da estatística do teste MK para compensar a perda de informação derivada da autocorrelação presente na série, através de uma abordagem denominada de "*variance correction approach*" (VC). Essa mesma abordagem foi introduzida por Matalas e Sankarasubramanian (2003) para considerar o efeito da autocorrelação no teste de tendência RL.

Dada a sua praticidade e flexibilidade (podia ser usada em qualquer teste de hipótese estatístico) em detrimento do VC, o PW ganhou popularidade e passou a ser utilizado em diversos estudos de detecção de tendência de séries hidrometeorológicas (Burn e Elnur, 2002; Douglas *et al.*, 2000; Zhang *et al.*, 2001). No entanto, em 2002, Yue *et al.* (2002a, 2002b) e Yue e Wang (2002a, 2002b) investigaram a interação entre uma eventual tendência existente com o coeficiente de correlação de um processo AR(1) e a consequente aplicabilidade do PW nessas situações. A partir de extensas simulações Monte Carlo verificou-se que o procedimento PW remove parte da tendência existente devido à superestimativa do coeficiente de autocorrelação causado pela presença dessa tendência, implicando em uma perda significativa do Poder do teste. Nesse sentido, os autores propuseram a abordagem denominada "*Trend-Free Pre-Whitening*" (TFPW) que objetivava corrigir esse impacto da correlação na tendência, removendo a tendência em uma fase anterior ao PW reintroduzindo novamente após o PW. No trabalho de Yue *et al.* (2002a, 2002b) o TFPW foi aplicado apenas em um pequeno estudo de caso, sem qualquer avaliação quanto a sua efetividade em preservar o Erro Tipo I, principal problema da presença da autocorrelação nas séries. Ainda em 2002, Yue e Wang (2002a, 2002b) mostraram que o impacto da autocorrelação nos testes de salto ou mudanças bruscas é similar ao que ocorre para tendência.

Em 2004, Zhang e Zwiers (2004) propuseram um método interativo na aplicação do PW que estima, simultaneamente, o coeficiente de correlação e a tendência, e tal método, denominado de IPW, mostrou-se eficiente em manter as taxas de Erro Tipo I próximas do nível de significância e conseguiu um Poder bem maior que o do PW original. No entanto, dada a sua dificuldade de implementação e ainda, aos poucos estudos relacionados aos problemas do TFPW, tal método não ganhou muita popularidade.

De maneira similar ao realizado em Yue e Wang (2002a, 2002b), em 2007, Bayazit e Öñöz (2007) realizaram uma ampla discussão acerca do efeito do PW no Poder do teste MK, mas, diferentemente do trabalho de (Yue e Wang, 2002a, 2002b) que considerou também o Erro Tipo I, o objetivo central desse estudo foi focado exclusivamente no Poder. Eles sugeriram que a perda de Poder do teste oriundo do PW deve ser avaliada pela relação entre o Poder da série correlacionada após o PW e o seu correspondente no caso da série independente (mesmo conceito do VIF sugerido depois por Hamed (2009)). Para grandes amostras ($n > 50$) e forte tendência ($b > 0,01$), foi sugerido que o PW não deveria ser aplicado devido a correlação ter um efeito negligenciável na taxa de Erro Tipo I e sua aplicação trazer uma significativa perda de Poder. Esses resultados não foram simulados, apenas retirados dos estudos de Yue e Wang (2002a, 2002b). Cabe ressaltar que essa sugestão deve ser analisada com certo cuidado no aspecto da detecção de tendência, pois só é válida se de fato a tendência existir. No próprio estudo ressalta-se as incertezas nas estimativas da tendência com séries de tamanho amostral limitado, esse fato inclusive faz o artigo recomendar pela primeira vez a não aplicação do TFPW.

Em 2009, Hamed (2009) no estudo até hoje mais aprofundado acerca da efetividade do PW em testes de tendência, apontou os problemas que envolvem as declarações apresentadas em Yue e Wang (2002a, 2002b) e Bayazit e Öñöz (2007). Nesses dois estudos os autores apontaram recomendações acerca da aplicação do PW: "*prewhitening is not suitable . . . when trend exists*" por Yue e Wang (2002a, 2002b) e "*prewhitening procedure is not needed . . . for large samples and high slopes of trend*" por Bayazit e Öñöz (2007). Embora essas declarações estejam corretas, elas oferecem pouca ajuda quando nos deparamos com séries observadas em que desconhecemos os parâmetros populacionais.

Hamed (2009) enfatiza que o PW é um procedimento intermediário no processo de detecção de tendência, nesse sentido se a tendência existe ou se os dados têm forte tendência não teria razão para testar sua eventual presença em uma série. Nesse estudo foi introduzido o conceito

de efetividade das abordagens que lidam com a questão da autocorrelação, esse conceito envolve a necessidade de não violar o nível de significância definido a priori com a maximização do Poder. Também foi explicitado a importância para aplicabilidade do PW a necessidade de identificar o processo estocástico subjacente e ressaltou-se a necessidade de corrigir o viés do coeficiente de correlação r_1 . Por fim, foi sugerido que a estimativa do coeficiente de correlação seja realizada simultaneamente como a magnitude da tendência para aumentar a efetividade do PW.

Ainda em 2009, Khaliq *et al.* (2009) apresentou um estudo de tendência que incluía pela primeira vez de forma conjunta uma análise com as principais abordagens no tratamento da questão da autocorrelação em testes de tendência. Essas abordagens incluíam o PW, TFPW, VC e o BS. O estudo não buscou avaliar quais as abordagens eram mais efetivas, apenas aplicou para as séries de vazões de rios canadenses e comparou os resultados. No trabalho os autores sugeriram evitar o PW devido ao alto conservadorismo da abordagem em rejeitar a hipótese nula. Mesmo sem apresentar qualquer análise quanto a efetividade do TFPW, foi sugerida sua rejeição pois apresentava, segundo os autores, sérios problemas em preservar o nível de significância nominal. As abordagens BS e VC foram consideradas mais adequadas quando as séries temporais eram autocorrelacionadas. Similar a esse trabalho, Sonali e Kumar (2013) aplicaram os mesmos procedimentos para as séries de temperatura da Índia, os resultados e conclusões também foram bastante similares.

Em 2012, Önöz e Bayazit (2012) avaliaram por meio de simulação Monte Carlo a efetividade da abordagem BS nos termos sugeridos por Hamed (2009) (preservar o Erro Tipo I e maximizar o Poder). Foi determinado o tamanho do bloco ideal que minimizaria o Erro Tipo I e foi mostrado que o Poder do teste utilizando BS é comparável com outras abordagens já tradicionalmente utilizadas, como o PW e TFPW. Por fim foi apresentado uma modificação no TFPW, chamada MTFPW, no qual foi sinalizado ter uma taxa de rejeição mais próxima do nível de significância em detrimento da sua forma original. No entanto, essa constatação foi obtida a partir de um pequeno estudo de caso com séries de vazões médias anuais observadas de 16 estações fluviométricas da Turquia.

Apenas em 2013, até onde sabemos, a efetividade do TFPW foi avaliada pela primeira vez por meio das simulações Monte Carlo realizadas em Blain (2013). Até então, há única avaliação explícita do TFPW tinha sido realizada em Rivard e Vigneault (2009) no qual apenas verificou se abordagem estimava adequadamente o coeficiente de autocorrelação

negativa e a magnitude da tendência desejada. O problema em Blain (2013) é que o experimento Monte Carlo utilizado foi bastante limitado e os resultados foram bastante contraditórios em relação ao que se esperava em termos de taxa de Erro Tipo I. Vários resultados já indicavam a incapacidade do TFPW em preservar adequadamente a probabilidade do Erro Tipo I próximo ao nível de significância definido a priori, no entanto em Blain (2013) os resultados apresentados foram satisfatórios nessa questão, contrariando as sinalizações anteriores (Bayazit e Önöz, 2007; Khaliq *et al.*, 2009; Önöz e Bayazit, 2012; Sonali e Kumar, 2013).

Em 2014, o próprio autor (Blain, 2014), em um estudo mais amplo, reconheceu essa contradição e verificou que de fato o TFPW não preserva a probabilidade do Erro Tipo I, nesse estudo foi avaliado pela primeira e única vez a efetividade do MTFPW proposto por Önöz e Bayazit (2012), os resultados sugeriram que o MTFPW tem uma efetividade maior que as abordagens PW e TFPW, pois mantém o Erro tipo I a níveis próximos do nível de significância, ao contrário do TFPW, e tem um Poder bem superior ao PW. No entanto, o experimento Monte Carlo ainda foi limitado, simulando por exemplo, apenas séries com um único coeficiente de variação igual a 0,5.

Em 2015, Wang *et al.* (2015a, 2015b), introduziram uma nova abordagem denominada de Variance Correction Prewhitening (VCPW) no qual para mitigar o efeito da autocorrelação buscou corrigir conjuntamente a inflação da variância da tendência e a deflação da variância serial após o PW. Por meio de uma ampla simulação Monte Carlo comparou-se pela primeira vez de forma conjunta a efetividade do VCPW no teste MK em detrimento das tradicionais abordagens já utilizadas na questão da autocorrelação como: PW, TFPW, VC e BS. Os resultados mostraram que tanto a abordagem VC como a PW reduzem o Poder do teste MK significativamente, enquanto o TFPW, como esperado, não preserva a probabilidade de Erro Tipo I. Somente os testes BS e VCPW produziram taxas do Erro tipo I relativamente precisas sem perder significativamente o Poder. Sendo o VCPW bem mais simples de implementar. Ainda em 2015, Wang *et al.* (2015a, 2015b) apresentaram uma abordagem VC para o teste de tendência SR, também a partir de simulações Monte Carlo encontraram os mesmos problemas tanto para o PW como para o TFPW. Nesse estudo, foi utilizada a correção do viés do r_1 , sugerida em Hamed (2009), no procedimento VC recomendado no estudo, até então os estudos vinham desconsiderando essa correção. A efetividade dessa abordagem foi semelhante ao obtido com abordagem BS.

Em 2017, Bürger (2017) comparou a efetividade da abordagem IPW proposta por Zhang e Zwiers (2004) com a PW e TFPW. A partir de simulações Monte Carlo chegou-se as mesmas conclusões de trabalhos anteriores em relação ao PW e TFPW, já o IPW conseguiu taxas de Erro Tipo I próximas ao nível de significância pré-definido, mantendo um Poder superior ao PW. O autor avaliou ainda a popularidade dessas abordagens na literatura, no qual identificou que o TFPW é 5 vezes mais citado do que o PW e cerca de 10 vezes o IPW. Para o autor o fato do TFPW levar a altas taxas de rejeição de hipótese nula (muito superiores da nível de significância) pode explicar um pouco sua popularidade, principalmente com o advento das mudanças climáticas que impulsiona a busca por resultados significativos, favorecendo a escolha por essas abordagens menos conservadoras no sentido de preservar o nível de significância.

De acordo com a revisão apresentada acima, observa-se a existência de estudos que sugeriram e aplicaram diferentes abordagens para lidar com a questão autocorrelação em series temporais hidrometeorológicas na aplicação de testes de estacionariedade. Tal fato, deve-se a falta de solução definitiva para essa questão, impondo a necessidade de que novos estudos, como os que foram realizados nessa Tese, sejam desenvolvidos no sentido de melhor orientar a avaliação das mudanças nas séries de forma satisfatória.

5 TOMADA DE DECISÃO E ESTUDOS DE TENDÊNCIA NO APOIO À GESTÃO E PLANEJAMENTO DE RECURSOS HÍDRICOS

5.1 CONTEXTO

Diversas atividades ligadas ao planejamento e à gestão dos recursos hídricos requerem uma descrição quantitativa do comportamento das vazões em um dado trecho de rio, ao longo de um determinado horizonte de planejamento. Atenção especial é dada ao comportamento da ocorrência de eventos extremos por resultarem em danos mais severos à sociedade. Dentre essas atividades, podem-se citar (1) o dimensionamento de uma nova infraestrutura hídrica, ou a expansão de uma já existente para fins de abastecimento de água, geração de energia, irrigação ou controle de cheias, (2) a avaliação de desempenho de sistemas hídricos já implantados, (3) a definição de áreas de risco de inundação para fins de planejamento do uso e ocupação do solo, (4) a concessão de outorgas de uso da água, e (5) o desenvolvimento e avaliação de mecanismos financeiros para a transferência de risco climático.

Como o comportamento hidrológico é intrinsicamente incerto ao longo dos anos, profissionais que lidam com o planejamento e gestão de recursos hídricos fazem uso de modelos estocásticos e de critérios baseados em risco em suas atividades (Borgomeo *et al.*, 2014). O comportamento dos valores extremos de vazões é quase sempre descrito por distribuições de probabilidades, que são empregadas nos mais diversos métodos existentes para exercer as atividades listadas acima. Por exemplo, diversos países possuem manuais ou documentos semelhantes para determinar valores de vazões máximas anuais associados a uma dada probabilidade de excedência, denominados de quantis de cheias. A estimativa de quantis de cheias serve de base para o dimensionamento de vários tipos de estrutura de engenharia, como pontes, bueiros, diques e vertedores de barragens, só para citar alguns, assim como para a delimitação de áreas de risco de inundação.

Praticamente todos os métodos usualmente utilizados na prática da engenharia baseiam-se na premissa de que o comportamento das vazões é estacionário. Embora o uso dessa premissa seja bastante conveniente, sua adequabilidade em estudos dessa natureza vem sendo discutida com bastante intensidade na literatura científica. Milly *et al.* (2008) causaram grande impacto num primeiro momento ao desafiar a premissa de

estacionariedade, porém, na sequência, vários outros grupos de pesquisa entraram no debate com visões conflitantes (Serinaldi e Kilsby, 2015).

De fato, há diversas razões para que o comportamento das vazões num dado local não seja estacionário. As vazões observadas na seção transversal de um rio são o resultado integrador de uma série de fenômenos que ocorrem na bacia hidrográfica. Alterações no uso e cobertura do solo devido à expansão da área urbana ou causadas pelo desmatamento para o desenvolvimento agropecuário, a construção de reservatórios para abastecimento, geração de energia ou proteção contra inundações, retificações de cursos d'água e construção de diques, e o incremento da taxa de extração de água superficial e subterrânea para fins agrícolas e industriais podem afetar o comportamento das vazões e de seus extremos. O aumento crescente da concentração de gases de efeito estufa na atmosfera pode também afetar a intensidade do ciclo hidrológico, com possíveis repercussões na frequência e intensidade da ocorrência de secas e cheias (IPCC, 2014). Além disso, mecanismos atmosféricos e oceânicos de larga escala, tais como o *El Niño*-Oscilação Sul (ENSO), o Índice de Oscilação Decenal do Pacífico (PDO) e a Oscilação Multidecenal do Atlântico (AMO), afetam o padrão de distribuição de chuva em várias regiões do mundo, modulando o comportamento dos extremos de vazão numa escala de mais longo prazo (Franks, 2014).

Apesar de toda discussão na literatura, ainda não foi possível chegar a um consenso sobre se é realmente necessário desenvolver novas técnicas de análise e modelagem para lidar com a não-estacionariedade das séries de vazão, ou se basta utilizar os métodos e conceitos usualmente empregados na prática da engenharia, baseados no conceito de estacionariedade. Alguns estudos relativamente recentes questionam a necessidade de empregar a não-estacionariedade (Cohn e Lins, 2005; Serinaldi e Kilsby, 2015), enquanto outros têm mostrado indícios de presença de tendências monotônicas ou cíclicas em séries de vazão (Prosdocimi *et al.*, 2014; Salas e Obeysekera, 2014; Vogel *et al.*, 2011). Apesar dos relatos recentes de detecção de alterações nas séries de vazão, nem sempre fica claro quais são os mecanismos causadores, ou se essas alterações irão perdurar no futuro (Kiang *et al.*, 2011).

Uma possível explicação para essa falta de consenso na comunidade científica pode estar relacionada com o alto grau de incerteza existente nos estudos de detecção, atribuição e modelagem de alterações nas séries de vazão no clima presente. Essas incertezas são ainda maiores quando se deseja estimar o comportamento de tais alterações no futuro (Salas *et al.*, 2018; Serago e Vogel, 2018). Nesse sentido, é fundamental a incorporação dessas incertezas

na tomada de decisão em medidas de adaptação a uma eventual mudança para que tais medidas sejam mais robustas.

De qualquer forma, entende-se que a presença de um processo não-estacionário nas séries de variáveis hidrometeorológicas resulta num aumento das incertezas associadas à ocorrência de cheias e secas no futuro, assim como nos seus respectivos impactos sobre a sociedade, especialmente nos casos em que os mecanismos físicos geradores dessas mudanças não são bem compreendidos.

Por fim, considerando as incertezas apontadas, é fundamental o desenvolvimento de abordagens que integrem, no processo de tomada de decisão, as hipóteses, tanto de estacionariedade como de não-estacionariedade, no sentido de subsidiar o tomador de decisão, indicando se há informações suficientemente disponíveis para justificar a decisão em relação a alguma estratégia de adaptação. Nessa linha serão apresentadas no item a seguir abordagens que vão nessa direção e no qual é ponto importante de investigação dessa tese. Adicionalmente, no apêndice B contém uma ampla revisão das abordagens utilizadas atualmente na modelagem não estacionário.

5.2 TESTES DE HIPÓTESE ESTATÍSTICOS NA TOMADA DE DECISÃO

O planejamento de medidas de adaptação no contexto da gestão de recursos hídricos em condições não-estacionárias depende, fundamentalmente, da detecção da mudança e, subsequentemente, de um modelo que reproduza essa mudança. Por isso, é importante entender as principais limitações acerca da aplicação de testes de hipótese estatísticos de detecção de mudanças. Estudos que buscam identificar mudanças em séries hidrometeorológicas já foram realizados em praticamente todos os lugares do globo onde se tenha monitoramento (Madsen *et al.*, 2014) . Todos esses estudos, de um modo geral, procuraram determinar se uma mudança existe em determinada série, empregando uma hipótese nula, H_0 , de não haver mudança, considerando geralmente um nível de significância associado $\alpha = 0,05$. As consequências socioeconômicas de cometer o Erro Tipo I é que nos prepararemos para uma mudança, quando na realidade ela não existe, incorrendo no que se convencionou chamar de superpreparação ou excesso de preparação. No entanto, conforme bem ressaltou Vogel *et al.* (2013), a sociedade também deveria estar interessada na probabilidade de subpreparação ou déficit de preparação. Há situações em que a sociedade lamentará não ter se preparado de forma adequada para consequências de eventos que estão mudando e poderiam ter sido evitados (Prosdocimi *et al.*, 2014; Rosner *et al.*, 2014; Vogel

et al., 2013; Ziegler *et al.*, 2005). Vogel *et al.* (2013) apresentam uma discussão aprofundada sobre essa questão.

Essa análise por meio apenas da hipótese nula, denominada, convencionalmente, na estatística de teste de significância de hipótese nula (TSHN), foca apenas na compreensão das condições sem mudança, uma vez que todos esses testes de hipótese foram derivados sob essas condições. Assim, a hipótese alternativa H_a é geralmente ignorada juntamente com sua probabilidade de ocorrência. Mais recentemente, estudos como Cohn e Lins (2005), Trenberth (2008), Morin (2011), Vogel *et al.* (2013) e Rosner *et al.* (2014) vêm apontando certa preocupação com a total negligência em não considerar essa probabilidade do Erro do Tipo II nas análises de estacionariedade. Da forma como hoje é aplicado, esse erro está totalmente fora do controle do TSHN, podendo resultar em sérias consequências para a sociedade, tendo em vista que tal erro implica, normalmente, em negligenciar uma resposta a uma eventual mudança (Vogel *et al.*, 2013).

Em termos teóricos, a aplicação da tomada de decisão baseada no risco evitaria a necessidade de definição de um valor crítico para as probabilidades de Erro Tipo I ou Tipo II. Em diversas áreas do conhecimento, incluindo psicologia, economia, ciências sociais, meteorologia e pesquisa médica, vêm colocando em dúvida o real valor do TSHN devido, principalmente, ao seu foco na dependência de um único nível de significância, escolhido muitas vezes de forma arbitrária (Cohen, 1994; Nicholls, 2000; Ziliak e McCloskey, 2008). Tais preocupações sobre o uso do TSHN estão agora difundidas em todas essas áreas, embora nenhum desses estudos enfatizam de forma mais crítica a questão fundamental da não consideração da probabilidade do Erro Tipo II no processo de tomada de decisão. Essa é uma preocupação que deveria ser de interesse primordial, considerando o potencial impacto que a sociedade pode ter ao não se preparar de forma adequada a mudança (Gelman e Carlin, 2014; Rosner *et al.*, 2014; Vogel *et al.*, 2013). Exemplos de trabalhos relacionados à análise do Poder do teste para detecção de tendências são comuns nas ciências médicas (Dupont e Plummer, 1998), mas ainda são embrionários na área de recursos hídricos.

Preocupações acerca do TSHN são cruciais para o setor de recursos hídricos, onde a análise de mudança pode ter um impacto significativo nas principais decisões de infraestrutura. Notavelmente, dos inúmeros estudos espalhados em toda parte do globo, que examinaram tendências nas variáveis hidrometeorológicas, ainda são muito recentes e escassos os estudos que se preocuparam com a importância dos impactos decorrentes do Erro Tipo II ou Poder

na área de hidrometeorologia (Cohn e Lins, 2005; Lettenmaier, 1976; Morin, 2011; Prosdocimi *et al.*, 2014; Rosner *et al.*, 2014; Vogel *et al.*, 2013; Ziegler *et al.*, 2005, 2003).

Lettenmaier (1976) introduziu pela primeira vez na área de recursos hídricos expressões analíticas do Poder do teste de hipóteses baseado na regressão linear por mínimos quadrados no contexto da detecção de tendências em séries de qualidade da água. Apenas no início do século XXI, Bowling *et al.* (2000) realizaram uma análise semelhante a Lettenmaier (1976) com objetivo de determinar a diferença mínima detectável ou a menor magnitude de tendência no qual é possível ter resultados estatisticamente significativos, considerando as principais características estatísticas das séries temporais hidrometeorológicas. Outros estudos seguiram essa mesma linha, avaliando quanto tempo era necessário o tomador de decisão esperar para detectar mudanças com determinado nível de confiabilidade. Tais estudos, embora não utilizados diretamente no processo de tomada de decisão, contribuíram ao apresentar estratégias para definição da probabilidade do Erro Tipo II em testes de tendência.

Por exemplo, Ziegler *et al.* (2005) usaram os MCGs para estimar tendências na precipitação anual na bacia do Mississippi e, em seguida, realizaram simulações de Monte Carlo para determinar o comprimento mínimo de registro que seria necessário para detectar tendências dessas magnitudes. Eles descobriram que entre 82 e 143 anos seriam necessários para detectar uma tendência correspondente às probabilidades de Erro Tipos I e II com $\alpha = 0,05$ e $\beta = 0,10$, respectivamente. Ziegler *et al.* (2003) e Ziegler *et al.* (2005) empregaram uma aproximação analítica simples do Poder do teste t introduzido anteriormente por Lettenmaier (1976). Já em Morin (2011) foi realizada uma análise semelhante usando simulações de Monte Carlo para estimar a magnitude mínima da mudança na precipitação anual em mais de 9.000 estações espalhadas pelo globo, e que poderiam ser detectadas ao longo de um período de 50 anos. Eles reportaram as tendências mínimas detectáveis dadas as probabilidades de Erro Tipos I e II iguais a $\alpha = 0,05$ e $\beta = 0,50$. Nesse estudo, Morin (2011) alertou para o alto grau de conservadorismo da comunidade científica em rejeitar a hipótese nula, o que implica muitas vezes na não ocorrência de Erros Tipo II. Na mesma direção, Trenberth (2011) ressaltou que esse conservadorismo implica na forma como os testes são aplicados nas análises de mudança climáticas, utilizando como hipótese nula a não interferência das atividades humanas no clima e que, o desafio, então, é provar que existe um componente antropogênico. Outro ponto a ser considerado, apontado nesses estudos, é que variabilidade natural dos dados pode muitas vezes encobrir as tendências existentes, de

modo que os resultados são reportados como estatisticamente insignificantes, caracterizando o Erro Tipo II (Morin, 2011).

Outra abordagem que vem utilizando TSHN na tomada de decisão, influenciada pelas recentes preocupações associadas à não-estacionariedade devido às mudanças climáticas, corresponde à utilização desses testes como justificativa para atualização de curvas intensidade-duração-frequência (IDF) (por exemplo, Cheng e AghaKouchak, 2014; Yilmaz e Perera, 2014; Mondal e Mujumdar, 2015; Verdon-Kidd e Kiem, 2015). Cheng e AghaKouchak (2014) compararam os resultados das curvas IDF obtidos para métodos estacionários e não estacionários para algumas localidades nos EUA, Yilmaz e Perera (2014) e Verdon-Kidd e Kiem (2015) estudaram curvas IDF na Austrália usando funções densidade de probabilidade estacionárias e não-estacionárias. Os resultados desses estudos sugeriram a necessidade de atualizar as curvas de IDF fornecidas por normas e diretrizes de governo.

De acordo com os artigos revisados percebe-se que a utilização das probabilidades dos Erros Tipo I e Tipo II dos testes pode e deve ser incorporada à decisão. Nesse caso, o uso da hipótese nula de estacionariedade nos testes de hipótese, implica no controle do Erro Tipo I. Em um processo de tomada de decisão em sistemas hídricos, esse erro incorre num excesso de preparação para uma mudança inexistente. Tal erro, especificado pelo nível de significância α , seria a probabilidade de excesso de preparação à mudança. A dificuldade maior reside na obtenção da probabilidade do Erro Tipo II ou, conforme definido em Vogel *et al.* (2013), da probabilidade de déficit de preparação. Como já apontado anteriormente, expressões analíticas exatas para definir o Poder do teste de tendência baseado no teste t da regressão, por exemplo, já existem, embora ainda sejam escassas as publicações que utilizem essas expressões nos estudos de mudança na área de recursos hídricos (Vogel *et al.*, 2013). Isso, de certa forma surpreende, dado o uso comum da regressão linear em muitas análises de tendência na área (Salas *et al.*, 2018; Vogel *et al.*, 2011). No item 3.4.1 é apresentada a expressão do Poder para o teste RL.

Helsel e Hirsch (2002) fornecem uma base detalhada sobre testes de tendência baseados no teste RL e como melhorar seu Poder, dados os grandes desafios associados à distinção entre tendências, sazonalidade e persistência. Eles também ressaltam que a regressão é uma abordagem atraente para modelar tendências porque fornece uma exibição gráfica sumarizada dos resultados, intervalos de confiança são facilmente derivados, expressões analíticas para as probabilidades de Erro Tipo II estão disponíveis e testes estatísticos

rigorosos estão disponíveis para avaliar o modelo. A principal crítica acerca da aplicação do teste RL é a exigência da suposição de normalidade. No entanto, ajustes utilizando o logaritmo das vazões por meio da distribuição “LN 2 parâmetros” foram aplicados com sucesso em centenas de estações fluviométricas do Estados Unidos (Vogel *et al.*, 2011) e Reino Unido (Prosdocimi *et al.*, 2014). Salas *et al.* (2018) descrevem de forma sucinta inúmeras vantagens em utilizar a regressão linear na modelagem de tendências.

Embora todos esses estudos tenham discutido a importância de considerar os Erros Tipo II na análise de tendências, observou-se apenas em Rosner *et al.* (2014), a consideração explícita desse erro no processo de tomada de decisão. O estudo inova em considerar as incertezas de testes de tendência de forma explícita no âmbito da tomada de decisão. Nele é apontado que as abordagens tradicionais para o gerenciamento de cheias iniciam-se com um teste de hipótese cuja hipótese nula é a não existência de tendência e sua probabilidade é especificada pelo Erro Tipo I. Os autores reforçam que pouca ou nenhuma atenção é dada ao Erro Tipo II, no qual podemos não rejeitar a hipótese nula sendo que existe uma tendência de fato.

Um consenso verificado nesses estudos foi que avaliar os resultados destes testes de modo mais crítico é crucial, tendo em vista que tais resultados podem impactar decisões importantes e que a informação sobre as limitações da detecção de tendências é importante para a avaliação de riscos e para a tomada de decisões relacionadas a estratégias de adaptação sob incertezas. A estrutura de decisão proposta por Rosner *et al.* (2014) inova em considerar as incertezas de testes de tendência de forma explícita no âmbito da tomada de decisão. No entanto, alguns pressupostos utilizados devem ser avaliados de modo a verificar a adequabilidade e eficácia da proposta. A própria estrutura da árvore de decisão empregada necessita ser estendida e cada elemento dessa árvore deve ser mais bem explorado. Nesse sentido, é fundamental preencher essas lacunas melhorando o entendimento da incorporação das incertezas do TSHN na tomada de decisão de estratégia de adaptação a mudanças.

5.3 TOMADA DE DECISÃO COM TESTES DE TENDÊNCIA A PARTIR DE ÁRVORE DE DECISÃO

A incorporação das incertezas de testes de tendência a partir de uma metodologia que utilize em conjunto, tanto a teoria da decisão baseada no risco, quanto as incertezas inerentes aos testes de hipótese estatísticos aplicados à detecção de tendência em séries hidrometeorológicas, ainda é um desafio no setor de recursos hídricos. Esse desafio reside

no fato que tanto a estrutura de decisão como os elementos que a compõem ainda carecem de melhor conhecimento. A abordagem proposta por Rosner *et al.* (2014), inova ao integrar a incerteza inerente ao processo de detecção de tendências com a natureza probabilística dos eventos e a análise econômica de alternativas de adaptação.

A metodologia proposta por Rosner *et al.* (2014) necessita das probabilidades de Erro Tipo I e Tipo II do teste de tendência utilizado, definidos com base nas séries históricas até a data da decisão, bem como uma estimativa da magnitude da tendência para uso na análise econômica. As estimativas de dano são necessárias considerando, tanto um cenário com e sem mudança, como também um cenário com e sem adaptação. Todas essas informações são então combinadas para determinar os possíveis danos evitados pela adaptação, num cenário com mudança ou não. Os danos evitados não poderão exceder o custo da adaptação se for planejado para uma mudança que nunca se concretiza. Da mesma forma, pode-se incorrer em altos custos de danos devido à real existência de uma mudança não esperada e que poderia ter sido evitada pela implementação de uma estratégia de adaptação. Cada um desses custos evitáveis é chamado de arrependimento e forma a base da análise econômica da metodologia.

A decisão baseada no risco é realizada utilizando-se a ferramenta gráfica de árvore de decisão que se configura como uma abordagem de decisão estatística muito poderosa, porque combina uma representação gráfica do conjunto global de alternativas e decisões com um *framework* para tomada de decisões à luz dos resultados esperados. A Figura 5.1 abaixo ilustra a árvore de decisão para adaptação às mudanças, baseada no risco sugerida em Rosner *et al.* (2014). As estimativas de danos, custo de adaptação e o que os autores consideram como as probabilidades esperadas dos Erros Tipo I e II, *p-valor* e β' (como se verá no item seguinte, a nomenclatura foi alterada em virtude do uso incorreto da definição de Erro Tipo I e Tipo II no estudo), são usadas para calcular o arrependimento esperado, integrando a incerteza estatística e as possíveis consequências físicas de eventual tendência para informar as decisões de adaptação. Na abordagem sugere-se o uso do teste t de regressão linear para definir o *p-valor* e β' . A utilização de tal teste deve-se, principalmente, à vantagem de se ter uma expressão analítica para o valor da probabilidade do Erro Tipo II.

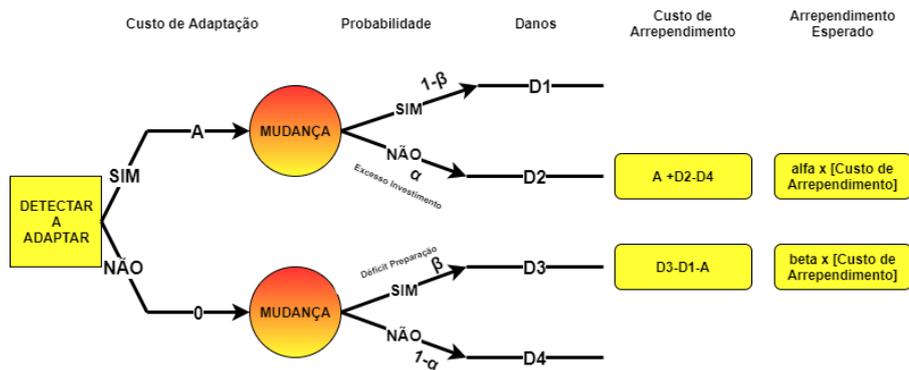


Figura 5.1 - Árvore de decisão sugerida em Rosner *et al.* (2014).

Adaptado de Rosner *et al.* 2014.

A ideia central da abordagem é integrar todas as informações relevantes sobre opções de adaptação e impactos possíveis. É necessário por meio da árvore de decisão obter os dois valores de arrependimento esperado: o de déficit e o de excesso de adaptação. O valor do arrependimento esperado devido ao déficit de adaptação corresponde ao valor da probabilidade do Erro Tipo II (β) multiplicado pelo custo de arrependimento do déficit de adaptação. O valor do arrependimento esperado devido ao excesso de adaptação corresponde ao valor da probabilidade do Erro Tipo I (*p-valor*) multiplicado pelo custo de arrependimento do excesso de adaptação. Os valores dos custos de arrependimento esperados do déficit e do excesso de adaptação é ilustrado na Figura 5.2.

$$\begin{aligned}
 &\text{Arrependimento Esperado de Excesso Preparação} = \text{Custo Total de Adaptação (CA)} + \text{Dano Esperado Total Sem Mudança e Com Adaptação (D2)} - \text{Dano Esperado Total Sem Mudança e Sem Adaptação (D4)} \times \alpha \\
 &\text{Arrependimento Esperado de Déficit Preparação} = \text{Dano Esperado Total Com Mudança e Sem Adaptação (D3)} - \text{Dano Esperado Total Com Mudança e Com Adaptação (D1)} - \text{Custo Total de Adaptação (CA)} \times \beta
 \end{aligned}$$

Figura 5.2 - Arrependimento esperado sugerido em Rosner *et al.* (2014).

Na proposta, recomenda-se investir em adaptação quando o arrependimento esperado de déficit na adaptação é maior do que o arrependimento esperado do excesso.

5.3.1 Análise Crítica da Árvore de Decisão

O processo de decisão estatística sugerida em Rosner *et al.* (2014) possibilita que o tomador de decisão questione se as informações existentes são suficientes para justificar a tomada de decisão de uma determinada medida de adaptação e se o impacto econômico causado pela eventual mudança é suficientemente grande para que seja aconselhável adaptar-se para tal mudança, mesmo que a significância estatística da tendência esteja fora da região crítica

habitual (normalmente 5%) para testes de hipótese. Assim, tal abordagem tem o mérito de possibilitar uma compreensão integrada das incertezas associadas com o nosso conhecimento sobre as tendências, juntamente com as consequências econômicas de vários planos de adaptação, de forma intuitiva e significativa, possibilitando tomar decisões bem-informadas para a adaptação às mudanças.

No entanto, a abordagem sugerida apresenta alguns pressupostos que necessitam ser avaliados no sentido de validar a eficácia da metodologia. Embora a metodologia não faça exigência do teste de tendência a ser utilizado, foi sugerido o uso do teste RL para definição dos Erros Tipo I (p -valor) e Tipo II (β), de modo que tal escolha foi considerada um pressuposto importante na metodologia.

Neste ponto cabe uma primeira crítica no tocante ao que Rosner *et al.* (2014) denominam Erro Tipo I e Erro Tipo 2. Formalmente, o que se denomina Erro Tipo I (probabilidade de se rejeitar a hipótese nula quando ela é verdadeira) é a especificação *a priori* do nível de significância α (normalmente adota-se 5% ou 1%) do teste, de modo a construir uma região crítica do teste que balizará a decisão de rejeitar ou não a hipótese nula. No trabalho, os autores utilizam o p -valor como Erro Tipo I. O p -valor, em termos formais, é definido como a probabilidade de obter-se uma estatística de teste igual ou mais extrema que a estatística observada a partir de uma amostra de uma população, assumindo-se a hipótese nula como verdadeira. Em testes de hipótese, o p -valor é utilizado para comparação com o nível de significância de modo a rejeitar ou não hipótese nula. Deste modo, considerando o procedimento clássico de aplicação de testes de hipótese, é incorreto considerar o Erro Tipo I igual ao p -valor.

A consequência deste equívoco implica também na incorreta denominação do Erro Tipo II. No trabalho, os autores consideram o valor da probabilidade do Erro Tipo 2 como a área à direita da interseção do p -valor na curva de probabilidade da hipótese alternativa, quando na realidade a interseção deveria ser no local do nível de significância.

Além do equívoco apontado acima, a seguir, apresentam-se os três principais pressupostos utilizados. O primeiro pressuposto refere-se às suposições necessárias à aplicação do teste RL. Conforme pode ser observado no item 3.4.1, a principal suposição desse teste é a necessidade de que a variável aleatória analisada seja normalmente distribuída. A violação desta suposição implica numa especificação incorreta do nível de significância do teste e, por conseguinte, do próprio Poder do teste. Considerando que as séries hidrometeorológicas,

de um modo geral, não são simétricas, é fundamental avaliar a robustez da metodologia considerando diferentes modelos probabilísticos que mais se aproximem das características estatísticas dessas séries.

O segundo pressuposto refere-se à estruturação da árvore de decisão no que concerne aos valores utilizados para informar a probabilidade de haver ou não mudança. De acordo com a árvore apresentada (Figura 5.1), verifica-se que tais valores correspondem ao que eles denominam de probabilidade do Erro Tipo II (β) e Tipo I (p -valor), respectivamente. No entanto, conforme será apresentado a seguir, os valores de p -valor e β fazem parte da verdadeira expressão da probabilidade de haver ou não mudança, tal expressão exige ainda a necessidade da informação da probabilidade a priori de haver mudança $P(H_a)$. Na parte que relaciona os custos e danos com a probabilidade de mudança, verifica-se que a única situação em que a decisão depende apenas do p -valor e β ocorre quando $P(H_a) = 0,5$. Assim, é fundamental avaliar a robustez da metodologia considerando diferentes valores para $P(H_a)$.

O terceiro pressuposto refere-se à forma de uso da estimativa do valor da tendência (coeficiente angular da regressão) na definição do β . De acordo com a formulação da definição do β no teste RL, é necessário a especificação *a priori* do nível de significância do teste de modo a subtrair ao valor da estimativa da tendência. Essa tendência estimada corresponde ao valor tido como populacional. No entanto, como a abordagem utilizou o mesmo valor tanto para o nível de significância como também para o valor esperado da tendência sob a hipótese alternativa, o valor de β será sempre o mesmo e igual a 0,5. Assim, é fundamental avaliar a robustez da metodologia considerando a incerteza amostral de β , bem como verificar o ganho em conhecer a o valor esperado populacional da tendência.

É importante destacar que o segundo e o terceiro pressupostos configuram os principais desafios para aplicação da abordagem de tomada de decisão utilizando testes de tendência. Assim, a estimativa da probabilidade a priori da existência da tendência e da magnitude da verdadeira tendência devem ser o foco das análises a fim de definir estratégias que possibilitem a melhor forma de tomada de decisão por meio de testes de hipótese.

6 METODOLOGIA

6.1 ESTRATÉGIA DE AÇÃO

Para alcançar os objetivos geral e específicos propostos nesta tese, este capítulo apresenta a metodologia empregada em cada parte ou etapa do estudo. A metodologia foi dividida em duas grandes partes, que embora estejam interrelacionadas, seguiram um fluxo paralelo de atividades, conforme Figura 6.1. A primeira parte da metodologia explora algumas questões e lacunas levantadas nos capítulos 3 a 4 dessa tese. Já a segunda parte, explora as questões tratadas no capítulo 5.

Conforme observado na Figura 6.1, na primeira parte foi tratado, como parte do primeiro objetivo específico, da avaliação das incertezas amostrais, via simulação Monte Carlo, associadas aos testes de tendência utilizados na detecção de mudanças em variáveis hidrometeorológicas. Nessa etapa o objetivo foi verificar a adequabilidade do teste MK entre os testes de tendência usualmente empregados na hidrologia.

Antes de prosseguir com a avaliação do impacto da correlação temporal em testes de tendência, ainda no primeiro objetivo específico, avaliou-se os testes de independência utilizados na detecção ou presença dessa característica em séries temporais hidrometeorológicas. Por meio de simulação Monte Carlo, foram avaliados os testes de independência mais usuais na hidrometeorologia, sob condições estacionárias e não-estacionárias. Foi desenvolvida uma abordagem para lidar com essa questão da não-estacionariedade na efetividade dos testes utilizados na detecção da correlação temporal. Por fim, foi realizado um estudo de caso para avaliar se a presença da correlação temporal em séries de índices hidrometeorológicos no Brasil é uma característica comum, considerando a abordagem desenvolvida para lidar tanto em ambiente estacionário como não-estacionário.

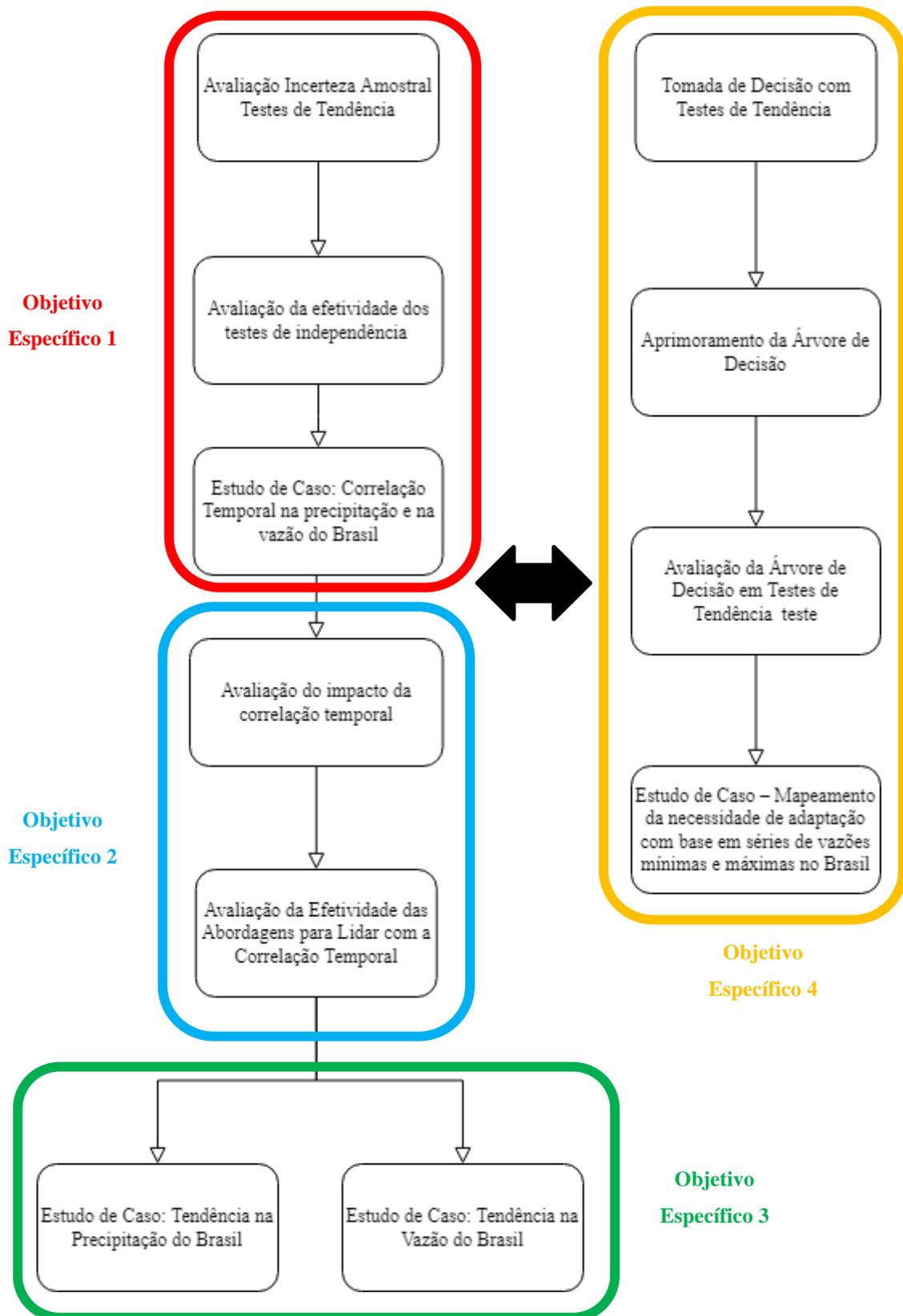


Figura 6.1 - Fluxograma da metodologia adotada nesta Tese.

Dada a inerente presença da correlação temporal em séries hidrometeorológicas brasileiras, para o segundo objetivo específico, foi realizada uma ampla avaliação da efetividade do teste MK considerando a presença dessa estrutura de dependência temporal. Foi apresentado, posteriormente, um diagnóstico acerca dessa efetividade utilizando diferentes abordagens sugeridas na literatura para lidar com essa questão e, por fim, um prognóstico sinalizando quais abordagens são mais efetivas. Essas avaliações foram também realizadas por meio de simulação Monte Carlo.

Ainda na primeira parte, para o terceiro objetivo específico, são apresentados dois estudos de caso em que foram avaliadas as evidências de mudanças nos índices de extremos hidrometeorológicos, tanto da precipitação como da vazão em todo o Brasil. Nesses estudos de caso, foram considerados, tanto a questão da autocorrelação, utilizando as abordagens avaliadas anteriormente, como também a questão da multiplicidade de testes.

Na segunda parte, foi realizada para o quarto objetivo específico, uma avaliação criteriosa da abordagem da árvore de decisão utilizada no processo de tomada de decisão utilizando os resultados de testes de tendência. Foi apresentado um aprimoramento metodológico dessa abordagem, no qual enfatizaram-se os elementos essenciais para fins de aplicação da árvore de decisão utilizada na metodologia.

Ainda no quarto objetivo específico, a partir de um caso hipotético, foram avaliadas as incertezas do processo de decisão que envolvem as diferentes estratégias decisórias em um teste de tendência, incluindo a abordagem de decisão que foi aprimorada na etapa anterior. Por fim, foi realizado um estudo de caso para mapear, a partir da estrutura de decisão aprimorada, quais os desempenhos mínimos que determinada medida de adaptação deveria apresentar nas estações fluviométricas para que fosse indicada sua implementação. Foram consideradas as séries de máximos e mínimos de vazões dessas estações, nas quais só passaram por essa análise aquelas em que a tendência estimada fosse crescente, para o caso de máximos (o que pode indicar problemas associados às cheias e inundações) e decrescente, para as mínimas (o que pode indicar problemas associados à disponibilidade hídrica).

6.2 SIMULAÇÃO MONTE CARLO

A análise de tendência ou tomada de decisão necessita, primariamente, de informações acerca da variável de interesse em determinado local. Elas correspondem aos registros históricos observacionais dessa variável chamado de série histórica. Essa série é usualmente

um dado de entrada para diferentes aplicações, como por exemplo: testes de hipótese estatísticos ou modelos de decisão que produzem como saída algum valor relevante.

Ocorre que a série histórica é apenas uma das possíveis realizações de um processo probabilístico ou estocástico; ou seja, pode-se imaginar que a natureza "sorteou" a série histórica, segundo algum conjunto de leis probabilísticas. Um novo sorteio resultaria numa outra série, diferente da histórica, mas igualmente provável. Nesse sentido, a simulação de Monte Carlo é uma técnica estatística que busca representar esse processo, a partir da realização de uma grande quantidade de amostragens aleatórias, considerando características de uma série histórica ou de parâmetros populacionais conhecidos.

Essa simulação possibilita que se façam testes com variáveis, em um número suficientemente grande de vezes, para ter, com mais precisão, as probabilidades de algum resultado acontecer de acordo com a ação escolhida. Cada sorteio estará associado a uma série da variável de interesse e essas séries são chamadas de séries sintéticas. Como essas séries serão todas distintas entre si, podem-se obter diversos resultados provenientes das análises de interesse, ao invés de um único resultado, que seria obtido caso apenas a série histórica estivesse disponível. A Figura 6.2 ilustra, de forma esquemática, o procedimento de simulação Monte Carlo empregado nessa tese.

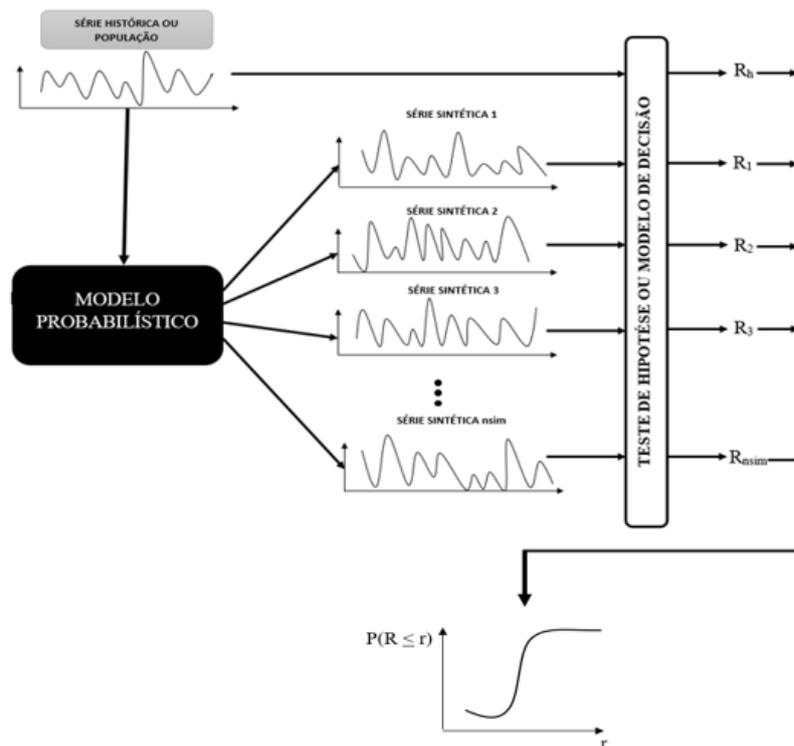


Figura 6.2 - Representação esquemática da simulação Monte Carlo.

A avaliação da incerteza amostral foi realizada por meio de simulação Monte Carlo nos resultados dos testes de tendência. A técnica de simulação Monte Carlo foi utilizada em boa parte das atividades necessárias para o cumprimento dos objetivos específicos da primeira parte desta tese, como:

- Avaliação da incerteza amostral nos resultados de testes de tendência, considerando séries independentes;
- Avaliação da efetividade dos testes de independência na identificação da correlação temporal em ambiente estacionário e não-estacionário;
- Avaliação do impacto da correlação temporal nos resultados do teste de tendência MK;
- Avaliação da efetividade das abordagens para lidar com a correlação temporal nos resultados do teste de tendência MK;

Além da primeira parte, a simulação Monte Carlo também foi utilizada na avaliação de diferentes estratégias de decisão em adaptar-se ou não, que podem ser utilizadas a partir dos resultados de testes de tendência. Nesse caso, foi possível identificar os riscos envolvidos em cada uma dessas estratégias a partir de métricas desenvolvidas para essa análise.

A seguir é feita uma caracterização genérica da simulação Monte Carlo realizada, que independe do tipo avaliação feita. Posteriormente, para cada atividade, é descrito um detalhamento mais específico sobre a simulação que foi executada, os objetivos pretendidos e a forma de análise realizada.

O método de Monte Carlo pode ser descrito, de forma geral, como um método de simulação estatística que utiliza sequências de números aleatórios para gerar séries sintéticas. Em outras palavras, é visto como método numérico universal para resolver problemas por meio de amostragem aleatória. Esse método é utilizado rotineiramente em muitos campos de conhecimento, que vão desde simulação de complexos fenômenos físicos a econômicos. Na hidrologia, a simulação Monte Carlo já é amplamente utilizada em uma gama grande de estudos, incluindo estudos voltados para avaliação da efetividade de testes de hipótese estatísticos voltados à detecção de tendências monotônicas (lineares) em séries hidrometeorológicas (Hamed, 2009; Wang *et al.*, 2015a, 2019; Yue *et al.*, 2002; Yue e Wang, 2004)

A aplicação da simulação Monte Carlo para fins das diferentes avaliações que foram realizadas nessa Tese, envolveu as seguintes etapas básicas:

1. Definir as características populacionais do modelo probabilístico do qual se deseja extrair a amostra;
2. Gerar valores pseudo-aleatórios de tamanho n utilizando-se uma distribuição uniforme entre 0 e 1 ($p \sim U(0,1)$);
3. Aplicar os valores pseudo-aleatórios no modelo probabilístico conhecido e obter a amostra ou série sintética;
4. Aplicar o teste de tendência na série sintética e armazenar o resultado;
5. Repetir 5000 vezes os passos de 1 a 4;
6. Avaliar a efetividade do teste aplicado, a partir das probabilidades de Erro tipo I ou Tipo II e tipo S e tipo M, considerando a característica populacional definida *a priori*;

Considerou-se que 5000 séries para cada característica era suficiente para obter de forma acurada a distribuição populacional dos resultados do teste de tendência. Um dos objetivos principais da simulação Monte Carlo aplicada nessa tese foi gerar séries capazes de retratar o comportamento e a variabilidade natural observada em variáveis hidrológicas. Assim, a definição das características populacionais dos modelos probabilísticos a serem utilizados foram pautados naqueles intervalos de valores usualmente encontrados na hidrometeorologia (McMahon *et al.*, 2007; Vogel *et al.*, 1998). A Tabela 6.1 apresenta essas características populacionais usadas na simulação Monte Carlo.

Tabela 6.1 - Características das séries geradas por meio de simulação Monte Carlo. As informações numéricas dentro do campo de valores analisados para o n , C_v e b_{sen} representam o limite inferior, a discretização e o limite superior, respectivamente.

Característica Estatística	Valores Analisados
Tipo de Distribuição	NORMAL (N), GEV, LN2, LN3, GAM, P3, AR(1), AR(1)_LN3
Tamanho amostral (n)	10 (10) 100
Coefficiente de Variação (Cv)	0,1 (0,1) 1,0
Magnitude da Tendência (b ou bsen)	0,01 (0,001) 0,01
Nível de Significância (ns)	0,05
Assimetria (Cs)	0,5; 1,0; 2,0; 3,0; 5,0;

Observa-se na Tabela 6.1, um conjunto amplo de famílias de distribuições probabilísticas consideradas nas simulações. Para séries normalmente distribuídas (1) foram usadas: a distribuição Normal (N) para séries independentes e o modelo autorregressivo de primeira ordem AR(1) para séries com correlação temporal. Para séries assimétricas foram usadas: as distribuições valores extremos generalizados (GEV), Pearson 3 (P3), Log-Normal 2 parâmetros (LN2), Log-Normal 3 parâmetros (LN3) e Gama (GAM), considerando séries independentes e o modelo autorregressivo Lognormal de primeira ordem AR(1)_LN3 para séries assimétricas com correlação temporal. Maiores detalhes dessas distribuições podem ser encontrados em Hamed e Rao (1998).

De modo a facilitar as análises dos resultados e sem perda de generalidade, para todas as simulações utilizadas nesta tese, a média foi $E(X_t) = 1,0$. Foram sempre geradas 5000 amostras para cada combinação de características estatísticas utilizadas. A magnitude da tendência, quando considerada, foi adicionada às séries geradas, independentemente da distribuição utilizada.

No caso da geração de amostras com a presença de tendências lineares (b ou b_{sen}), um termo não-estacionário é adicionado à série independente obtida por meio dos procedimentos da simulação Monte Carlo. Supondo-se X_t como sendo o conjunto das observações independentes e distribuídas segundo uma distribuição qualquer de parâmetros populacionais, definidos *a priori*, a partir de características populacionais, com média igual a unidade ($\mu = 1$), a série monotônica (Y_t) pode ser expressa por:

$$Y_t = X_t + b * t \quad 6.1$$

em que b é a magnitude da tendência (também denominada nessa tese de b_{sen} , quando utilizado o procedimento de estimação descrito no item 3.5) ou a taxa da mudança em relação à média por unidade de tempo. Por exemplo, se $b = 0,01$ e a série é de base anual, então tem-se 1% e 10%, para as taxas de variação anual e decadal, respectivamente. As características da magnitude da tendência e do C_v podem também ser analisadas de forma combinada, de modo a expressar a relação sinal (b) - ruído (C_v) da série.

Uma forma resumida e informativa de apresentar os resultados do Poder do teste é utilizando a relação sinal-ruído (b/C_v ou b_{rel}/C_v) no qual o valor da tendência, seja absoluta (b) ou relativa (b_{rel}), representa o sinal e o coeficiente de variação representa o ruído (Morin, 2011).

A avaliação da efetividade dos resultados de testes de tendência é feita a partir da especificação correta do Erro Tipo I e pela maximização do Poder teste (ou minimização do Erro Tipo II). Assim, deve-se avaliar se a probabilidade de cometer o Erro Tipo I, sob a hipótese nula verdadeira ($b = 0$), está próxima do nível de significância de 5%, definido *a priori*. Por outro lado, dado que foi assegurada a não violação do Erro Tipo I, a maior efetividade se dá quando a probabilidade de cometer o Erro Tipo II (complemento do Poder) é minimizada. Além desses erros tradicionalmente utilizados na avaliação de testes de tendência, também foi considerada na avaliação, as probabilidades do erro de sinal (Erro tipo S) e do erro na magnitude da tendência estimada (Erro Tipo M), conforme descrito no item 3.3 do capítulo 3.

6.2.1 Erro Tipo I e Tipo II (Poder)

Na definição da probabilidade do Erro Tipo I e Poder do teste, o procedimento consiste em verificar o percentual de rejeições da hipótese nula quando a hipótese alternativa for falsa ou verdadeira, respectivamente. Assim, quando as amostras forem oriundas de uma população cujo a hipótese nula é falsa (tendência verdadeira ou $b \neq 0$), o Poder pode ser estimado por:

$$\text{Poder} = 1 - \beta = \text{Nrej}/N, \text{ (se } b \neq 0) \quad 6.2$$

ou

$$\text{Probabilidade do Erro Tipo I} = \text{Nrej}/N, \text{ (se } b = 0) \quad 6.3$$

onde N é o número total de amostras simuladas (aqui sempre será 5000 amostras) e Nrej é o número de amostras que caíram na região crítica do teste (definida a partir do nível de significância). Caso as amostras forem oriundas de uma população cujo a hipótese nula é verdadeira (sem tendência ou $b = 0$), a expressão acima representaria o Erro Tipo I, e serve para avaliar se taxa de rejeição é compatível com o valor nominal do nível de significância α , quando não há tendência.

6.2.2 Erro Tipo S

O erro Tipo S ocorre quando a estimativa da tendência de mudança possui sinal contrário ao do valor populacional da tendência. O que se deseja determinar é a probabilidade da estimativa de tendência de mudança apresentar sinal incorreto, dado que a tendência foi

considerada estatisticamente diferente de zero. A estimativa da probabilidade de se obter um sinal trocado é obtida por meio da taxa, calculada pela equação abaixo, tendo como base as amostras geradas no estudo Monte Carlo:

$$\text{Erro Tipo S | Significativo} = N_{\text{Erro tipo S}}/N_{\text{Significativos}} \quad 6.4$$

em que $N_{\text{Erro tipo S}}$ é o número de vezes em que o sinal da tendência estimado por b_{sen} é contrário ao assumido durante o processo de geração serial e $N_{\text{significativos}}$ é o número de séries declaradas como não estacionárias após a aplicação do teste de MK para um dado conjunto de parâmetros populacionais definidos *a priori*, sendo $b \neq 0$;

6.2.3 Erro tipo M

O erro tipo M ocorre quando a magnitude da tendência é incorretamente estimada, dado que a presença de mudança foi considerada estatisticamente diferente de zero. Duas métricas são empregadas aqui para avaliar essa questão. A primeira mede o viés relativo dessa estimativa, determinado da seguinte forma,

$$(\overline{b_{SEN}}/b) \quad 6.5$$

em que $\overline{b_{SEN}}$ é a média dos valores das estimativas de b_{sen} amostral ao longo de todas as simulações, para cada conjunto de valores populacionais definidos *a priori*, sendo b o valor populacional da tendência.

Para fins didáticos, além da métrica expressa na Equação 6.5, foram avaliadas a probabilidade de superestimar a tendência verdadeira em $nbsup$ vezes (por exemplo: 2, 3, 10 vezes) dado que o resultado do teste foi significativo. Por exemplo, se o $nbsup$ for igual a 2, a avaliação seria feita na probabilidade da tendência estimada significativa em ser o dobro da tendência verdadeira.

6.2.4 Avaliação da incerteza amostral nos resultados de testes de tendência considerando séries independentes

Neste item será avaliada a efetividade dos seguintes testes de tendência: teste RL, teste MK e teste RS. O foco dessa avaliação foi no Poder desses testes, considerando os casos em que as análises de tendência foram realizadas com séries independentes.

Os resultados serão apresentados por meio de gráficos que possibilitem comparar o Poder do teste, considerando as diversas combinações de características estatísticas por meio da simulação Monte Carlo, possibilitando avaliar quais dessas características mais sensibilizam os resultados do teste estatístico. Adicionalmente, serão feitas avaliações desses testes no tocante aos erros tipo S e tipo M.

Os resultados do Poder serão avaliados na forma de curvas de nível, onde é possível definir, para determinado Poder, quais as características populacionais associadas. Assim, é possível identificar diferenças entre os testes quando, para determinada característica comum, os valores do Poder são diferentes.

Conforme apontado nos itens 3.7.1 e 3.7.2 do capítulo 3, o teste MK é o teste de tendência mais utilizado tanto no mundo como no Brasil. Assim, a avaliação inicial realizada aqui possibilita corroborar a adequabilidade desse teste para ser usado nas análises seguintes dessa tese.

6.2.5 Avaliação da efetividade dos testes de independência na identificação da correlação temporal em ambiente estacionário e não-estacionário

Neste item foi avaliada a efetividade dos testes de independência, apresentados no item 4.1.1, comumente utilizados na detecção da presença da autocorrelação em séries hidrometeorológicas. O foco dessa avaliação será, tanto na probabilidade do Erro Tipo I como no Poder, considerando as diversas combinações de características estatísticas por meio da simulação Monte Carlo em ambiente estacionário e não-estacionário.

Conforme descrito no item 4.2 existe uma relação mútua entre uma eventual tendência (não-estacionariedade) e a correlação temporal presente numa série. Nesse sentido, a presença de tendência em conjunto com a autocorrelação exige uma atenção cuidadosa na análise de independência das séries. Foi demonstrado por Yue e Wang (2002a), bem como por Yue *et al.* (2003), que a existência de um componente de tendência resultará na superestimação da autocorrelação positiva entre os dados da série, assim como uma eventual autocorrelação existente também amplia a estimativa da tendência. Nesse sentido, a existência da tendência em uma série temporal (ambiente não-estacionário) produzirá uma correlação serial espúria. Isso implica em detectar uma correlação falsa ou inflar a estimativa de uma correlação verdadeira, necessitando assim, de um devido tratamento quando da avaliação da independência e quantificação da magnitude da dependência temporal existente. Essa melhor

caracterização da dependência temporal nas séries é fundamental para melhor efetividade no processo de detecção de tendência.

Para lidar com a questão da não-estacionariedade na avaliação da independência em séries hidrometeorológicas foram definidas algumas abordagens baseadas nos estudos de Yue *et al.*, 2002b), Yue *et al.* (2003) e Yue e Wang (2004) que demonstraram que a remoção da tendência das séries temporais não afeta, em algumas situações, um eventual processo AR (1) existente na série. Assim, eles propuseram remover a tendência da série primeiro, antes de calcular o coeficiente de autocorrelação. A correlação serial da amostra deve ser estimada usando a série sem a tendência ou “*detrending*” (DT). Adicionalmente, a questão do viés de subestimação do r_1 ainda não foi adotada em conjunto com esse procedimento DT na literatura.

Assim, foram definidas e avaliadas a efetividade de quatro abordagens de *detrend* para lidar com a questão da não-estacionariedade em testes de independência. A primeira abordagem, denominada AP3, aplica o procedimento *detrend*, independentemente da significância da tendência, e não corrige o viés do r_1 . A segunda, denominada AP4, aplica o procedimento *detrend* apenas se a tendência for significativa (aplicando o teste MK), e também não corrige o viés do r_1 . A terceira, denominada AP5, aplicou o procedimento *detrend* independentemente da significância da tendência e agora corrige o viés r_1 conforme Equação 4.4. A quarta, denominada AP6, aplicou o procedimento *detrend* apenas no caso da tendência ser significativa e corrige o viés r_1 . Os procedimentos AP1 e AP2 não aplicam o procedimento *detrend*, ou seja, ignoram a questão da não-estacionariedade, sendo que a diferença entre eles é que no AP2 ocorre a correção de viés do r_1 . A Tabela 6.2 resume as abordagens em configurações estacionárias e não-estacionárias

Tabela 6.2 - Abordagens para lidar com a questão da não-estacionariedade em testes de independência.

Abordagens	Procedimentos		
	Correção de Viés do r_1	Significância da Tendência	<i>detrend</i>
AP1	Não	Não	Não
AP2	Sim	Não	Não
AP3	Não	Não	Sim
AP4	Não	Sim	Sim
AP5	Sim	Não	Sim
AP6	Sim	Sim	Sim

Por fim, para demonstrar que a correlação temporal é uma característica presente, não apenas nas séries de vazões, mas também em índices de precipitação, foi realizado um estudo de caso com séries desses índices em todo o Brasil. Foram utilizadas as mesmas estações e índices de precipitação e vazão descritos no item 6.3 a seguir. O teste utilizado foi o AC e foi utilizada a abordagem AP6, que considera tanto ambientes estacionários como não-estacionários.

6.2.6 Avaliação do impacto da correlação temporal nos resultados do teste de tendência MK

Neste item foi avaliado o impacto da correlação temporal em testes de tendência, por meio de simulação Monte Carlo, considerando o impacto, tanto nas probabilidades dos Erros Tipo I e no Poder, como também nos Erros Tipo M e Tipo S.

Para uma visão geral inicial dos resultados, foram construídas distribuições empíricas das probabilidades dos Erros Tipo I e Poder, a partir dos resultados das simulações Monte Carlo, considerando todas as características populacionais em conjunto.

Foi realizada uma avaliação entre o Poder do teste MK para uma dada magnitude de mudança e a probabilidade do Erro Tipo I (sem mudança) do seu correspondente em termos de características populacionais. Esta análise possibilita avaliar como as principais características estatísticas, representadas por diferentes valores de tamanho amostral n , Cv e ρ influenciam o Poder e a probabilidade do Erro Tipo I de forma conjunta. Em uma situação ideal, o teste mais efetivo é aquele em que os resultados do Erro Tipo I fiquem próximos do $\alpha = 5\%$ e o Poder o mais alto possível.

Avaliou-se também o eventual efeito de diferentes valores de assimetria nesses erros, utilizando um modelo Log Normal AR(1) (modelo AR-LN3). Por fim, foi apresentado o impacto da autocorrelação nas probabilidades do Erro Tipo S e M do teste MK.

6.2.7 Avaliação da efetividade das abordagens para lidar com a correlação temporal nos resultados do teste de tendência MK

Na avaliação da efetividade das abordagens utilizadas para lidar com a questão da autocorrelação, descritas no item 4.3, foram realizadas análises similares ao item 6.2.6 anterior. As abordagens consideradas estão resumidas na Tabela 6.3.

É importante destacar que as abordagens que se iniciam com a letra “U” na Tabela 6.3 correspondem aquelas em que ocorre o procedimento de correção de viés do r_1 . A abordagem denominada MK é aquela em que não se considera nenhum procedimento para lidar com a questão da correlação, sendo fundamental para comparação da efetividade das abordagens que lidam com essa questão.

Tabela 6.3 - Abordagens para lidar com a questão da correlação temporal em testes de tendência.

id	Abordagem	Estratégia	id	Abordagem	Estratégia
0	MK	-	8	UVCPW	1
1	PW	1	9	VC_CF1	2
2	UPW	1	10	UVC_CF1	2
3	TFPW	1	11	VC_CF2	2
4	UTFPW	1	12	UVC_CF2	2
5	MTFPW	1	13	VC_CF2	2
6	UMTFPW	1			
7	VCPW	1			

Nessa tabela, além de um número identificador (id) e do nome, é apresentado também o tipo de estratégia seguida pela abordagem conforme já apontado no item 4.3. A literatura apresenta duas estratégias ou formas para lidar com o problema da correlação serial. A primeira delas, Estratégia 1 na Tabela 6.3, consiste na aplicação de métodos que modificam a série originalmente observada, removendo a autocorrelação e, posteriormente, para o conjunto de dados modificados, realiza-se o teste de hipótese para a avaliação da mudança. Já a segunda maneira de lidar com a autocorrelação, Estratégia 2 na Tabela 6.3, não prevê alteração da série original, mas necessita de ajustes a serem realizados na distribuição de probabilidades da estatística de teste quando a hipótese nula é verdadeira.

Em um primeiro momento foram realizadas análises gerais, por meio de distribuições empíricas da probabilidade do Erro Tipo I e do Poder oriundas das simulações Monte Carlo, no sentido filtrar as abordagens mais promissoras em termos de efetividade de cada abordagem (preservar a probabilidade do Erro Tipo I, maximizando o Poder).

Como todas essas abordagens não consideraram, originalmente, a questão do viés de subestimativa do r_1 , foi avaliada a correção desse viés dentro de cada abordagem, objetivando identificar a pertinência desse procedimento no tratamento da questão da correlação temporal em testes de tendência. Essa correção foi realizada utilizando a Equação 4.4 apresentada no item 4.1 dessa tese.

Após a seleção das abordagens mais promissoras seguindo o critério de efetividade, foi demonstrada a relação entre a probabilidade de Erro Tipo I e Poder dessas abordagens, considerando uma segmentação dos resultados a partir do tamanho amostral, magnitude da autocorrelação e da relação sinal-ruído das séries simuladas, conforme valores apresentados na Tabela 6.4 abaixo. Para fins de comparação, foi incluído também as abordagens MK, PW e TFPW. Essas classes possibilitam uma maior facilidade em entender as características das séries que impactam a efetividades das diferentes abordagens avaliadas.

Tabela 6.4 - Classificação das características populacionais das séries geradas pelo Modelo AR (1).

Classes	N	ρ_1	b/Cv
baixo	40	0,1; 0,2; 0,3	0,002; 0,004; 0,006
médio	60	0,4; 0,5; 0,6	0,008; 0,01; 0,015
alto	80	0,7; 0,8; 0,9	0,02; 0,25; 0,03

Da mesma forma que realizada no item anterior, foi realizada, individualmente, para cada abordagem selecionada, uma avaliação bem detalhada entre o Poder do teste MK para uma dada magnitude de mudança e a probabilidade do Erro Tipo I (sem mudança) do seu correspondente, em termos de características populacionais. Foram utilizadas as mesmas características populacionais das simulações realizadas no item 6.2.6.

Avaliou-se também o eventual efeito de diferentes valores de assimetria na efetividade das diferentes abordagens selecionadas, utilizando um modelo Log Normal AR(1) (modelo AR-LN3), considerando diferentes valores de assimetria. Por fim, foi apresentado o impacto da autocorrelação nas probabilidades do Erro Tipo S e M de cada abordagem individualmente.

6.3 ESTUDO DE CASO NO BRASIL

Neste item são apresentados os procedimentos metodológicos gerais utilizados em dois estudos de caso desenvolvidos no sentido de avaliar as evidências de mudanças nos índices de extremos hidrometeorológicos, de precipitação e de vazão, em todo o Brasil. Nesses estudos de caso foram considerados, tanto a questão da autocorrelação, utilizando as principais abordagens avaliadas anteriormente, como a questão da multiplicidade de testes. Os resultados foram avaliados considerando as significâncias estatística e prática.

De acordo com a revisão bibliográfica realizada no item 3.7.2, esses dois estudos de caso compreendem o maior número de estações hidrometeorológicas até então já utilizado para

fins de análise de tendência no Brasil. Também de forma inédita no Brasil, foi realizada, em escala nacional, uma avaliação conjunta das questões de autocorrelação e multiplicidade de testes, incluindo as novas abordagens avaliadas no item 6.2.7. No caso das vazões, foi também incorporado o impacto da presença de reservatórios utilizando o indicador “*Degree of Regulation*” (DoR) estimado para todo o Brasil, considerando, pela primeira vez, toda a base de massas d’águas artificiais existentes no País. No APÊNDICE D - AVALIAÇÃO DO “DEGREE OF REGULATION” (DoR) NA HIDROGRAFIA DO BRASIL é apresentado o estudo completo realizado para a definição do DoR no Brasil.

Como o estudo de caso abrangeu todo o território brasileiro, ele foi realizado considerando as 12 diferentes regiões hidrográficas existentes no Brasil (ver Figura 6.3): Amazônica (AMZ), Parnaíba (PNB), Atlântico Nordeste Ocidental (ANC), Paraguai (PRG), Atlântico Sudeste (ASD), Tocantins-Araguaia (TOA), Atlântico Sul (ATS), Atlântico Nordeste Oriental (ANO), Uruguai (URU), São Francisco (SFR), Paraná (PRN) e Atlântico Leste (ALE). O objetivo em utilizar como recorte espacial de análise as regiões hidrográficas parte da premissa de que essas regiões foram delimitadas a partir da consideração do espaço territorial brasileiro compreendido por uma bacia, grupo de bacias ou subbacias hidrográficas contíguas, com características naturais, sociais e econômicas homogêneas ou similares, com vistas a orientar o planejamento e o gerenciamento dos recursos hídricos (ANA, 2013).



Figura 6.3 - 12 regiões hidrográficas do Brasil.

6.3.1

6.3.2 Precipitação

6.3.2.1 Dados empregados

Para esse estudo de caso foram utilizados os dados oriundos dos registros históricos diários de estações pluviométricas do HIDROWEB da ANA. As estações selecionadas seguiram o seguinte critério: ter no mínimo 30 anos de dados sem falha e, no mínimo, 5 anos de dados sem falha entre 2005 e 2020. Este último critério objetivou selecionar as estações que ainda estão em operação.

A Figura 6.4 apresenta a localização das 2513 estações selecionadas considerando os critérios utilizados. A cor dos pontos corresponde ao tamanho da série (em termos de anos

sem falha) de cada estação. No mapa e no gráfico da Figura 6.5 observa-se que a maior parte das estações, 58% (1450 estações), tem entre 30 e 44 anos de dados sem falhas (em vermelho), 21% delas (521 estações) têm entre 45 a 59 anos (em amarelo) e outros 21% (542 estações) das estações apresentam mais de 60 anos de dados sem falha (azul escuro). A região hidrográfica com maior quantidade de estações é a região hidrográfica do Paraná, com 1142 estações (45%). Essa mesma região possui os registros mais longos, com 156 estações (6%) com mais de 60 anos de dados. A região hidrográfica do Parnaíba, por outro lado, é a região com a menor quantidade de estações, apenas 51 (2%).

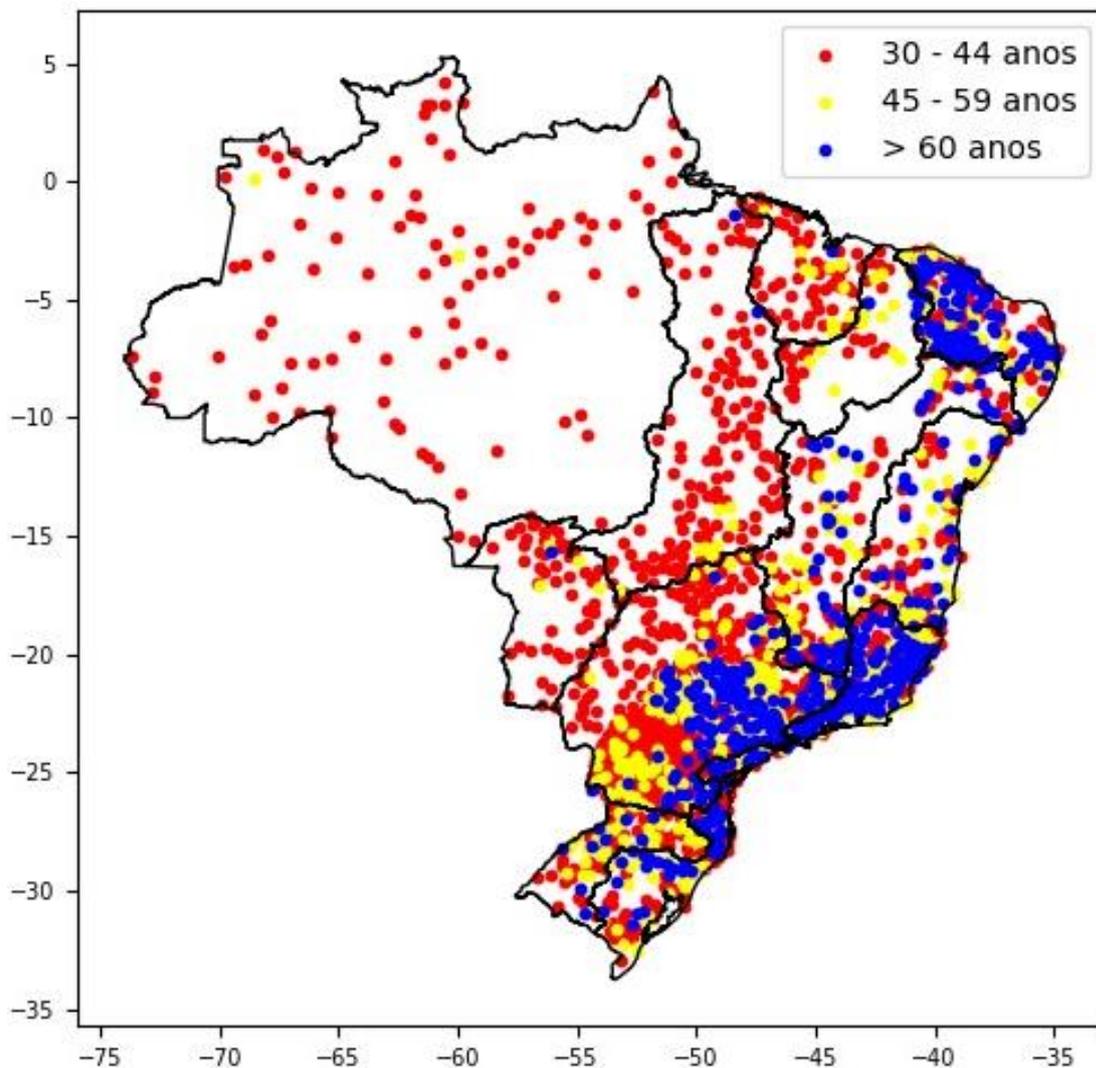
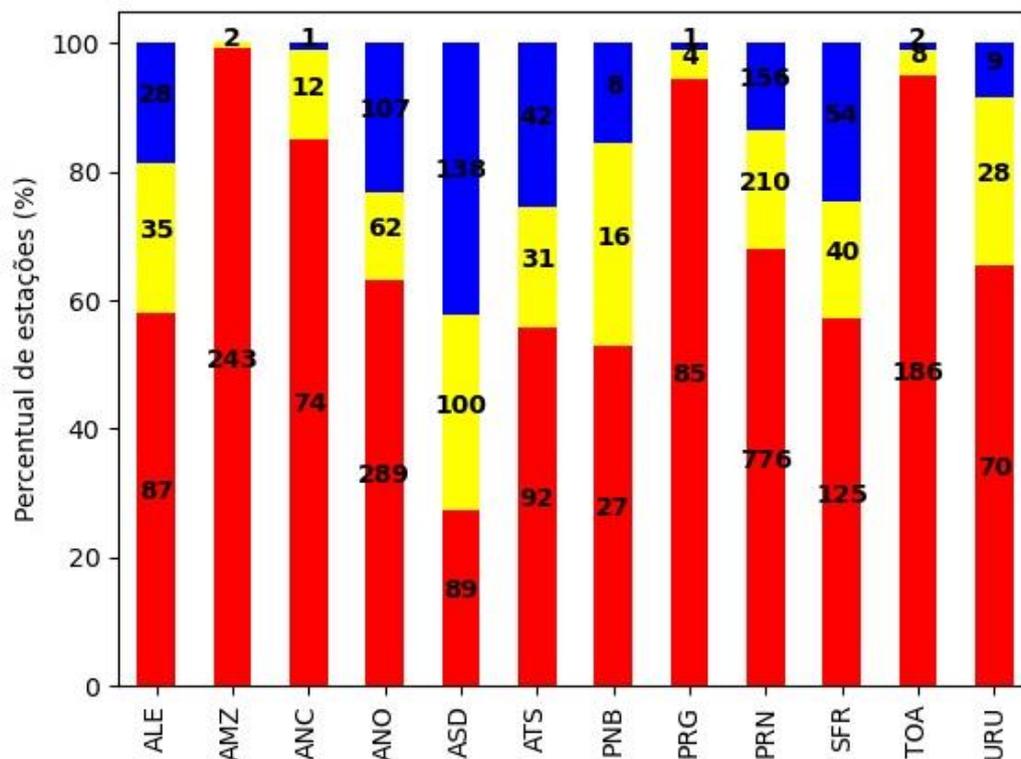


Figura 6.4 - Disponibilidade de dados observados de precipitação. Os círculos ilustram, em vermelho as estações com 30 a 44 anos de dados sem falha, em amarelo as estações com 45 a 59 anos e, em azul escuro, as estações com mais de 60 anos de dados sem falha.



6.3.2.2

Figura 6.5 - Gráfico de barra com disponibilidade de dados observados de precipitação por região hidrográfica. Barras em vermelho as estações com 30 a 44 anos de dados sem falha, em amarelo as estações com 45 a 59 anos e, em azul escuro, as estações com mais de 60 anos de dados sem falha.

6.3.2.3 Índices de Extremos de Precipitação

A partir dos dados diários das estações pluviométricas selecionadas foram definidos 10 índices de extremos de precipitação. Essa lista contém indicadores voltados para avaliar extremos associados a secas e cheias.

A Tabela 6.5 apresenta uma descrição dos dez índices de precipitação empregados neste estudo. Esses índices foram selecionados a partir de uma lista maior, com 27 índices, baseados em valores diários de precipitação e temperatura (Zhang *et al.* (2011a), preparada pelo grupo “*Expert Team on Climate Change Detection and Indices*” (ETCCDI) para servir de base para estudos de detecção de mudanças do clima, especialmente com foco em extremos. Com exceção do PRCPTOT, que pode ser considerado um índice padrão e imprescindível à avaliação pluviométrica em qualquer região, todos os outros índices procuram descrever algum aspecto de extremos de precipitação.

Esses índices foram reunidos no âmbito da OMM no sentido de serem utilizados numa metodologia para análise de mudanças climáticas que fosse capaz de atender às diversas

especificidades de cada continente ou até mesmo de cada país sem perder o aspecto global (Zhang e Yang, 2004).

O uso e a aplicação de tais índices são de fundamental importância no entendimento de como as mudanças podem impactar o processo de tomada de decisão. Por exemplo, o índice PRCPTOT pode ser considerado um índice padrão e imprescindível à avaliação pluviométrica em qualquer região, uma vez que suas variabilidades são capazes de apontar facilmente e, com suficiente clareza, os efeitos críticos ocorridos.

Já O CDD sinaliza vulnerabilidade às secas provocada pelas longas estiagens, estimuladas pela evapotranspiração excessiva e perda precoce dos volumes hídricos nos reservatórios, indicando demandas por políticas públicas emergenciais. Este índice está associado a prejuízos às atividades agropecuárias e industriais bem como ao abastecimento doméstico, ocasionando, algumas vezes, racionamento de consumo, além de estímulo à recessão econômica, provocada pela escassez dos insumos de produção.

O CWD é importante para a avaliação das interrupções das estiagens e para a manutenção ecológica das áreas mais secas, por exemplo. Os índices R10, R20, R50, dependendo da distribuição temporal diária, podem ser considerados tormentas e apresentar riscos sujeitos a intervenções da Defesa Civil em algumas localidades, vulneráveis aos alagamentos, inundações e deslizamentos de encostas. O RX1day e RX5day são indicadores de situação de emergência ou calamidade pública, e associados a eventos críticos causadores de danos econômicos e sociais.

Tabela 6.5 - Índices de precipitação anual empregados no estudo.

Índice	Descrição
PRCPTOT	Total de precipitação no ano
R1	Número de dias com precipitação igual ou superior a 1 mm
SDII	PRCPTOT/R1
R10	Número de dias com precipitação igual ou superior a 10 mm
R20	Número de dias com precipitação igual ou superior a 20 mm
R50	Número de dias com precipitação igual ou superior a 50 mm
CDD	Número máximo de dias consecutivos secos ($Prec < 1$ mm) no ano
CWD	Número máximo de dias consecutivos úmidos ($P \geq 1$ mm) no ano
RX1d	Máxima precipitação diária no ano
RX5d	Máxima precipitação acumulada ao longo de 5 dias no ano

6.3.3 Vazão

6.3.3.1 Dados empregados

No estudo de caso das vazões, foram utilizados os dados oriundos dos registros históricos diários de estações fluviométricas do banco de dados HIDRO da Agência Nacional de Águas (ANA). As estações fluviométricas foram selecionadas seguindo o mesmo critério adotado para a precipitação (mencionado acima): ter no mínimo 30 anos de dados sem falha e, no mínimo 5 anos de dados sem falha entre 2005 a 2020.

A Figura 6.4 apresenta a localização das 1106 estações selecionadas considerando os critérios utilizados. A cor dos pontos corresponde à classe de tamanho da série de cada estação. Observa-se na figura que boa parte das estações estão localizadas na parte leste do Brasil, notadamente nas regiões mais adensadas populacionalmente e de maior interesse econômico. No mapa e no gráfico da Figura 6.5 observa-se que a maior parte das estações, 50% (554 estações), tem entre 30 e 44 anos de dados sem falhas (em vermelho), 23% delas (257 estações) têm entre 45 a 59 anos (em amarelo) e outros 27% (295 estações) das estações apresentam mais de 60 anos de dados sem falha (azul escuro).

Essas estações possuem área de drenagem variando de 12 até 467000 km². A região hidrográfica com maior quantidade de estações é a região hidrográfica do Paraná com 325 estações (29%), no entanto, a região do Atlântico Sudeste região é aquela com dados mais longos, com 92 estações (8%) com mais de 60 anos de dados. A região hidrográfica do Parnaíba, com apenas 25 estações (2%) corresponde à região com menor quantidade de estações.

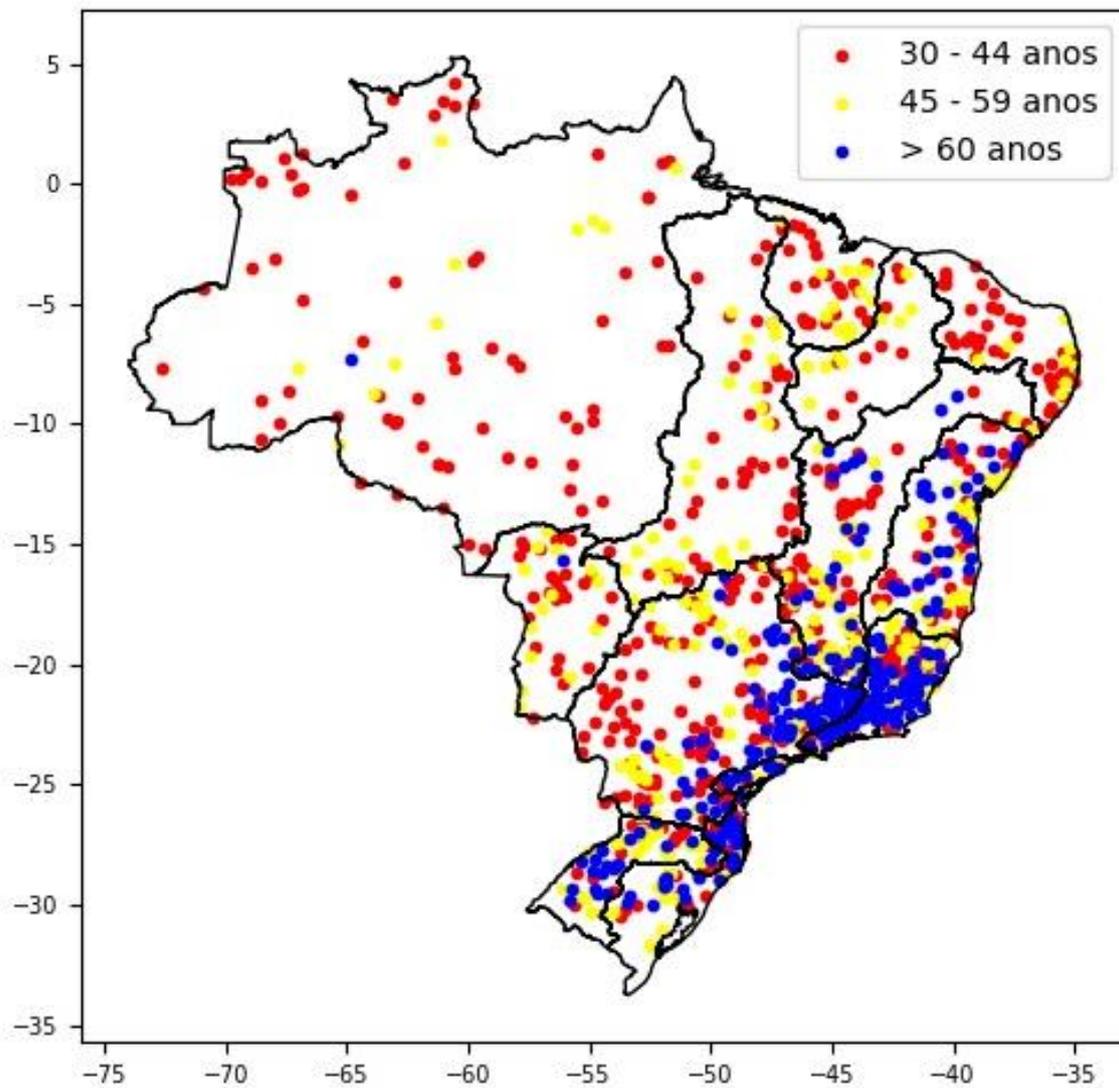


Figura 6.6 - Disponibilidade de dados observados de vazão. Os círculos ilustram, em vermelho as estações com 30 a 44 anos de dados sem falha, em amarelo as estações com 45 a 59 anos e, em azul escuro, as estações com mais de 60 anos de dados sem falha.

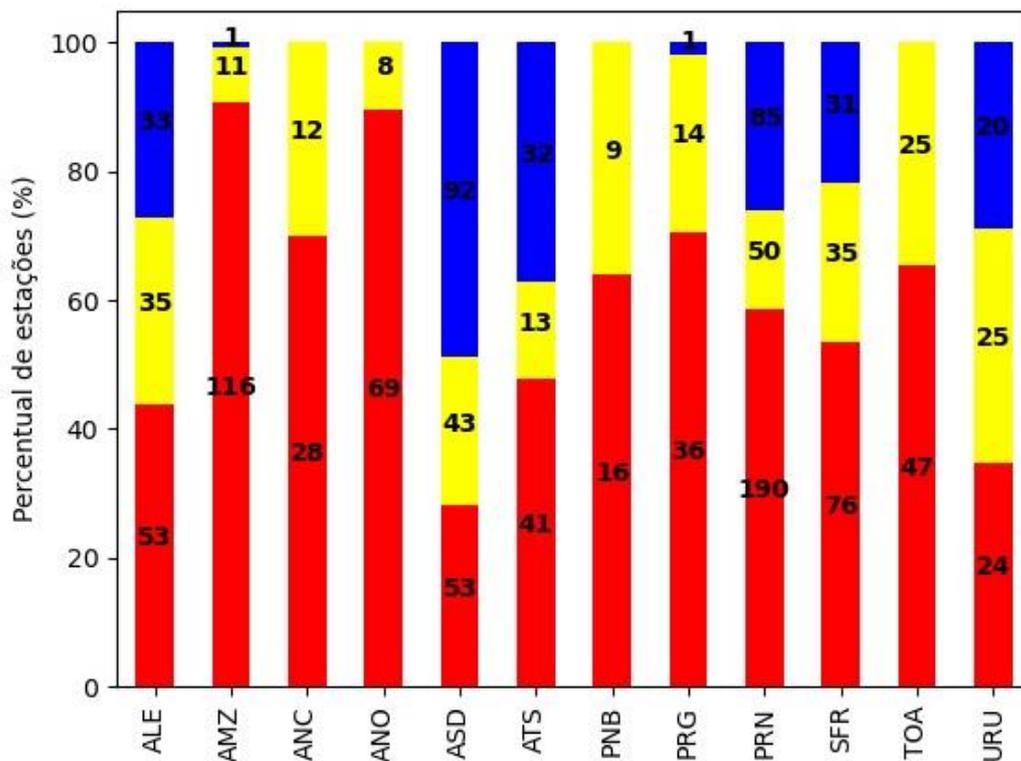


Figura 6.7 - Gráfico de barra com disponibilidade de dados observados de vazão por região hidrográfica. Barras em vermelho as estações com 30 a 44 anos de dados sem falha, em amarelo as estações com 45 a 59 anos e, em azul escuro, as estações com mais de 60 anos de dados sem falha.

6.3.3.2 Índices de Vazões

A partir dos dados diários das estações fluviométricas selecionadas foram definidos alguns índices ou vazões de referência, considerando tanto vazões mais baixas, associadas à disponibilidade hídrica, como vazões mais altas, associadas à questão de cheias e inundações. Buscou-se também considerar a questão da sazonalidade, utilizando indicadores de vazões mínimas dentro do período úmido. A Tabela 6.6 apresenta uma descrição dos índices utilizados.

O uso e aplicação de tais índices é de fundamental importância para o entendimento de como as mudanças podem impactar o processo de tomada de decisão. Eventuais mudanças nos índices associados ao espectro de vazões mais baixas, como $Q_{min7day}$, $Q_{min30day}$, Q_{7UTri} e Q_{7USem} e, até mesmo o Q_{med} (utilizado muitas vezes como limite superior da disponibilidade hídrica), podem impactar sobremaneira, por exemplo, o abastecimento de cidades ou a geração hidrelétrica em determinada região. Já eventuais mudanças nos índices

associados ao espectro de vazões mais altas, como QX1day, QX5day e QX30day, podem impactar dramaticamente o risco de cheias e inundações onde tal mudança foi detectada.

Tabela 6.6 - Índices de vazão empregados no estudo.

Índice	Descrição
QX1day	Máxima vazão registrada de 1 dia durante o ano hidrológico
QX5day	Máxima vazão registrada em 5 dias durante o ano hidrológico
QX30day	Máxima vazão registrada em 30 dias durante o ano hidrológico
Qmed	Vazão média durante o ano hidrológico
Qmin7day	Mínima vazão registrada da média móvel de 7 dias consecutivos durante o ano hidrológico
Qmin30day	Mínima vazão registrada da média móvel de em 30 dias consecutivos durante o ano hidrológico
Q7UTri	Mínima vazão registrada da média móvel de em 7 dias consecutivos durante o TRIMESTRE mais úmido do ano hidrológico
Q7USem	Mínima vazão registrada da média móvel de em 7 dias consecutivos durante o SEMESTRE mais úmido do ano hidrológico

6.3.3.3 Impacto da Existência de Reservatório

Um dos desafios da análise de tendência de vazões está associado à interferência que eventuais influências e/ou intervenções antrópicas existentes na bacia podem provocar nos registros históricos observados (Do *et al.*, 2017; Stahl *et al.*, 2010). A existência de reservatórios nas bacias hidrográficas das estações fluviométricas pode alterar significativamente o regime hidrológico dessas bacias. Se não for considerada, essa alteração pode levar a equívocos na interpretação dos resultados de testes de tendência. Nesse sentido, duas análises foram realizadas, uma empregando apenas estações fluviométricas cujas séries hidrológicas não são afetadas por reservatórios, e outra empregando todas as estações, ou seja, sem fazer a referida distinção.

Para identificação da presença de reservatórios a montante das estações fluviométricas foi utilizada o grau de regulação ou “*degree of regulation*” (DoR). O DoR representa a relação entre a capacidade (em unidades de volume) que pode ser armazenada, por um reservatório ou grupo de reservatórios existentes, em determinada bacia hidrográfica e a vazão média anual de um rio afluente aquele(s) reservatório(s). Essa abordagem mais simplificada vem sendo bastante utilizada na avaliação do impacto de reservatórios na hidrologia de rios, nas mais diferentes localidades do globo (Chen *et al.*, 2019; Cooper *et al.*, 2017; Lehner *et al.*, 2011; Mailhot *et al.*, 2018; Nilsson *et al.*, 2005; Vörösmarty *et al.*, 1997).

No presente estudo, a estimativa do DoR para cada um dos 464.129 trechos da Base Hidrográfica Ottocodificada foi obtida a partir da base de Massas d'águas (MDAs) e das informações da capacidade de reservação de cada MDA definida em ANA (2021). As informações da vazão média de longo termo (Qmlt) de cada trecho da BHO foi obtida em ANA (2020). Para cada trecho da BHO foi realizado um cruzamento espacial da área de drenagem do trecho com a base de massas d'água, considerando apenas as massas artificiais (ver Figura 6.8). Para cada massa d'água identificada na área de drenagem da estação, eram coletadas as seguintes informações: data da construção, tipo de operação (regularização ou não), e área do espelho e capacidade de reservação. A partir dessas informações, foram definidas algumas métricas como: número total de massas d'água (NMD), somatório da área das massas d'água em km² (SAMD), percentual da área das massas d'água em relação à área de drenagem da estação (PAMD), e somatório das capacidades ou volumes das massas d'água em hm³ (SVM). O DoR foi obtido a partir da seguinte relação:

$$DoR_j = \frac{1}{Qmlt_j} \sum_{i=1}^{n_j} V_{ij} \quad 6.6$$

em que V_{ij} é a capacidade do reservatório i a montante do trecho j da hidrografia, n_j é o número total de reservatórios a montante do trecho j e a $Qmlt_j$ é a vazão média de longo termo em volume no trecho j . No caso das estações fluviométricas, o valor do DoR foi obtido a partir do trecho de rio da base hidrográfica a que as estações estavam associadas.

Não existe ainda na literatura um valor pré-estabelecido de DoR que sinalize se determinado trecho é ou não impactado significativamente pelos reservatórios situados a montante. No entanto, em alguns trabalhos como em Dynesius e Nilsson (1994) e Lehner *et al.* (2011) os trechos que apresentavam o DoR menor ou igual a 0,02 (o total de volume reservado a montante corresponde a apenas 2% da Qmlt) eram considerados como trecho sem impacto significativo provocados por reservatórios. No entanto, para uma avaliação mais criteriosa sobre qual o valor do DoR impacta de forma importante os rios em determinado trecho são necessárias avaliações mais complexas, como as empregadas em Chen *et al.* (2019), Cooper *et al.* (2017) e Mailhot *et al.* (2018). No estudo de caso apresentado nessa tese foram considerados os trechos com DoR menor ou igual a 0,02 como trechos sem impactos significativos. Maior detalhes e resultados podem ser obtidos no Apêndice D.

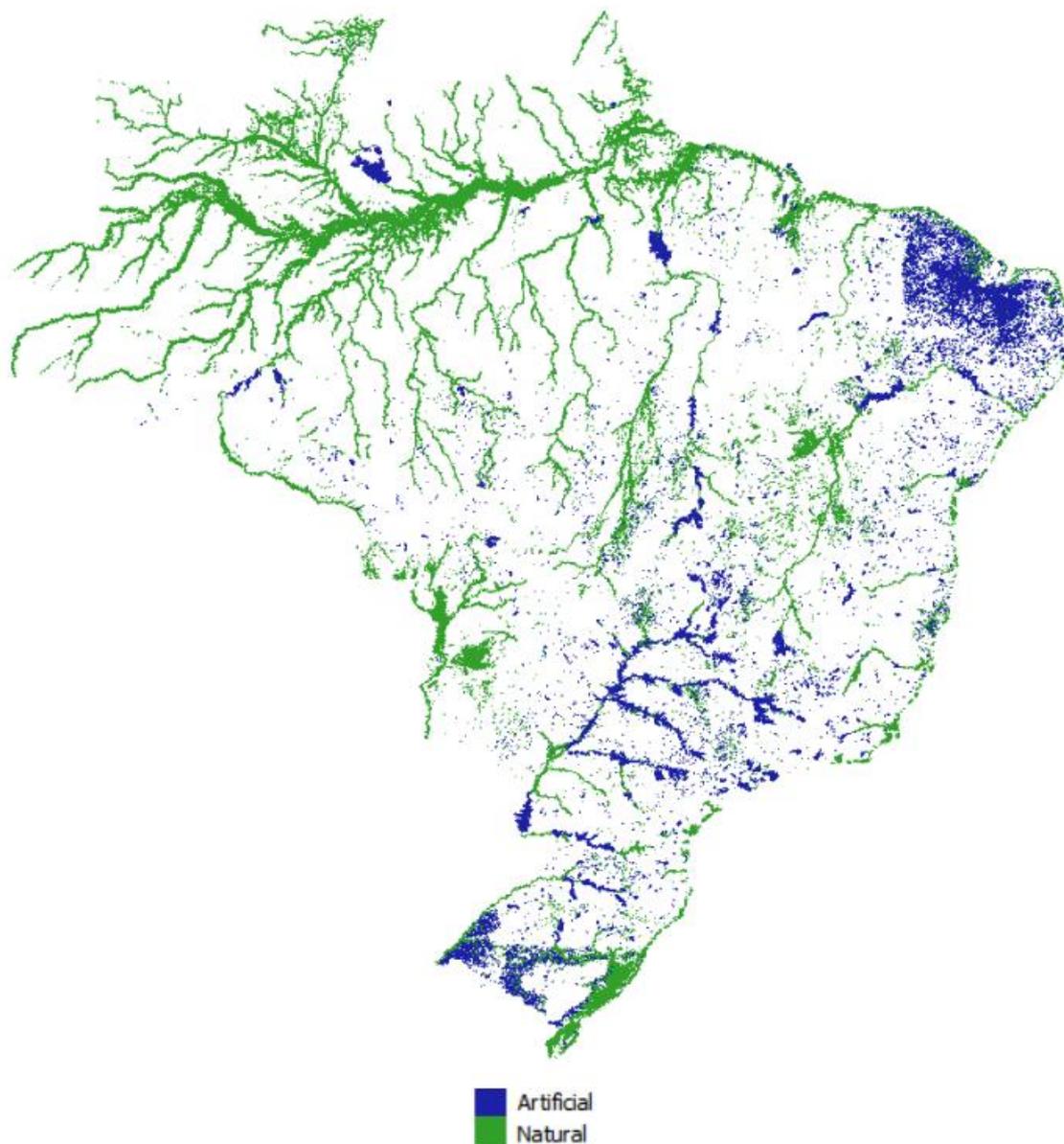


Figura 6.8 - Classificação das massas d'água.

6.4 APRIMORAMENTO DA ÁRVORE DE DECISÃO

A estratégia de tomada decisão apresentada a seguir, corresponde a um aprimoramento da proposta inicial sugerida em Rosner *et al.* (2014) e foi desenvolvida a partir dos pressupostos sinalizados nos parágrafos anteriores.

As informações oriundas do teste de tendência não serão empregadas para decidir se a série é ou não estacionária, mas sim para estimar a probabilidade de a série ser estacionária, dado que se obteve um valor amostral específico para estatística de teste, independente do teste

empregado. Isso pode ser feito empregando o teorema de Bayes em conjunto com o teorema de probabilidade total. Assim, a probabilidade de a série ser estacionária é dada por:

$$P(H_0|Z > z) = \frac{P(Z > z|H_0)\pi(H_0)}{P(Z > z|H_0)\pi(H_0) + P(Z > z|H_a)\pi(H_a)} \quad 6.7$$

em que $P(Z > z|H_0)$ é o p -valor do teste, $P(Z > z|H_a)$ é o Poder do teste, e $\pi(H_0)$ e $\pi(H_a) = 1 - \pi(H_0)$ as probabilidades a priori da série ser estacionária e não-estacionária, respectivamente.

A probabilidade de a série ser não-estacionária é simplesmente o complemento da probabilidade acima,

$$P(H_a|Z > z) = \frac{P(Z > z|H_a)\pi(H_a)}{P(Z > z|H_0)\pi(H_0) + P(Z > z|H_a)\pi(H_a)} \quad 6.8$$

O arrependimento neste processo de decisão pode ocorrer em duas situações, (1) quando se opta pela adaptação da estrutura e a série é de fato estacionária, ou seja, ocorre um excesso de preparo, ou (2) quando decide-se por não adaptar a estrutura e a série é de fato não-estacionária, ou seja, há um *déficit* de proteção. A Figura 6.9 ilustra a árvore de decisão com os retângulos mostrando os danos associados às duas situações de arrependimento, assim como o valor esperado dos mesmos.

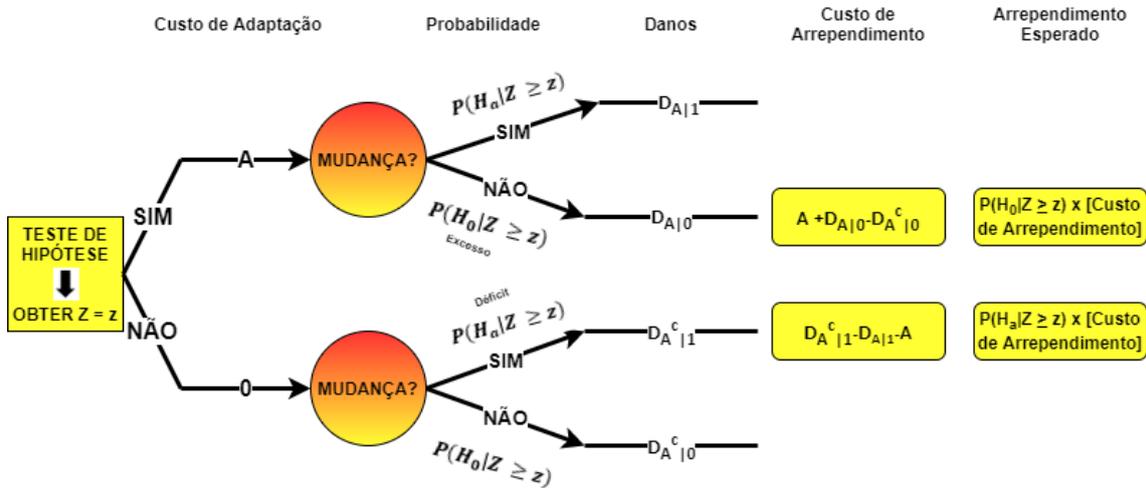


Figura 6.9 - Árvore de decisão para dimensionamento de infraestrutura considerando incerteza nas condições hidrológicas futuras (mundo estacionário, H_0 , ou não-estacionário, H_a). Os danos $DA|1$, $DA|0$, $DAc|1$ e $DAc|0$ equivalem respectivamente aos danos $D1$, $D2$, $D3$ e $D4$.

Pode-se mostrar que a decisão de adaptar a infraestrutura é a decisão que reduz o valor esperado do arrependimento quando

$$\frac{\left[1 - \frac{(D_{Ac|0} - D_{A|0})}{C_A}\right]}{\left[\frac{(D_{Ac|1} - D_{A|1})}{C_A} - 1\right]} < \frac{P(H_a|Z > z)}{P(H_0|Z > z)} = \left[\frac{P(Z > z|H_a)}{P(Z > z|H_0)}\right] \left[\frac{1 - \pi(H_0)}{\pi(H_0)}\right] \quad 6.9$$

em que $D_{Ac|0}$ e $D_{Ac|1}$ representam os danos médios anuais sem adaptação, nos casos sem mudança e com mudança, respectivamente, enquanto $D_{A|0}$ e $D_{A|1}$ representam os danos médios anuais quando se faz a adaptação nos casos sem e com mudança nas séries, respectivamente. C_A é o custo de adaptar a estrutura.

Vale notar que o termo $(D_{Ac|0} - D_{A|0})$ representa o benefício (redução de danos) oriundo da adaptação da estrutura quando a mudança não existe, enquanto $(D_{Ac|1} - D_{A|1})$ representa o mesmo benefício quando a mudança está presente. Dessa forma, reescrevemos a equação acima da seguinte forma,

$$\frac{[1 - BC_{A|0}]}{[BC_{A|1} - 1]} < \frac{P(H_a|Z > z)}{P(H_0|Z > z)} = \left[\frac{P(Z > z|H_a)}{P(Z > z|H_0)}\right] \left[\frac{1 - \pi(H_0)}{\pi(H_0)}\right] \quad 6.10$$

em que $BC_{A|0}$ e $BC_{A|1}$ são, respectivamente, as relações de benefício-custo da adaptação quando não há mudança na série e quando a mudança está presente. Rearrmando a equação, tem-se

$$BC_{A|1} > \frac{1}{[1 - P(H_0|Z > z)]} - \frac{P(H_0|Z > z)}{[1 - P(H_0|Z > z)]} BC_{A|0} \quad 6.11$$

que representa a região no espaço $(BC_{A|0} \times BC_{A|1})$ em que a decisão de adaptar a estrutura é a que minimiza o valor esperado do arrependimento. A Figura 6.10 ilustra a situação de decisão. A reta preta contínua apresentada na figura representa a relação entre $BC_{A|1}$ e $BC_{A|0}$ que forma o conjunto de pontos em que o valor esperado do arrependimento é o mesmo, independente da decisão realizada. A região à direita dessa reta, que está associada à inequação apresentada acima, contém o conjunto de pontos em que a decisão de adaptar é a mais adequada, tendo em vista que resulta no menor custo de arrependimento. Como não faz sentido adaptar para valores de $BC_{A|1} < 1$, a região cinza da Figura 6.10 é de fato a região que contempla a decisão de adaptação. As duas linhas tracejadas representam duas situações extremas: (1) quando se tem certeza de que a série é estacionária (linha vertical), $P(H_0|Z > z) = 1$, de forma que a decisão de adaptar só deve ser tomada se $BC_{A|0} > 1$, e (2) quando se tem certeza de que a série é não-estacionária (linha horizontal), $P(H_0|Z > z) = 0$, de forma que a decisão de adaptar deve ser tomada, desde que adaptação $BC_{A|1} > 1$.

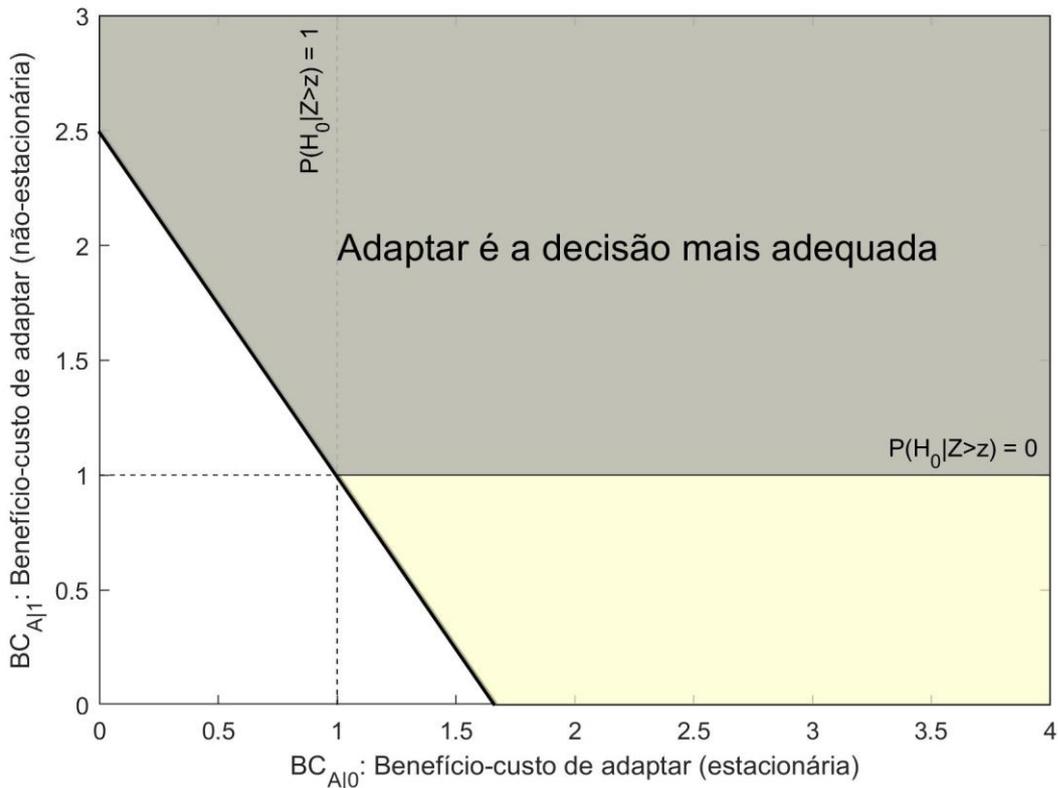


Figura 6.10 - Área em cinza representa a região em que a decisão de adaptar a infraestrutura é aquela que minimiza o valor esperado do arrependimento. A linha preta cheia representa a relação entre $BC_{A|0}$ e $BC_{A|1}$ para um caso específico em que $P(H_0|Z > z) = 0.60$. A linha em si, independente do valor de $P(H_0|Z > z)$, representa o conjunto de pontos em que o valor esperado do arrependimento é o mesmo para as duas decisões possíveis. As linhas tracejadas ilustram dois casos extremos: (1) certeza de que não há mudança (vertical) e (2) certeza de que a mudança está presente (horizontal).

Como era de se esperar, a decisão de adaptar ou não a infraestrutura depende (1) das relações benefício-custo de adaptar a infraestrutura nos dois estados possíveis do mundo no futuro: com e sem mudança na série hidrológica e (2) das probabilidades de haver mudança e de não haver mudança na série no futuro, cujos valores dependem de três grandezas: $P(Z > z|H_a)$, $P(Z > z|H_0)$ e da probabilidade a priori da série ser estacionária, $\pi(H_0)$.

Essa formulação é mais correta do que a usada por Rosner *et al.* (2014), que implicitamente admitiram, e possivelmente sem a intenção, que $[1 - \pi(H_0)]/\pi(H_0) = 1$, o que dificilmente é verdade.

6.4.1 Avaliação da Incerteza Amostral na Árvore de Decisão em Testes de Tendência

Neste item foram avaliados qual o impacto da incerteza nos resultados da tomada de decisão por meio do teste de tendência MK, utilizando uma parametrização das relações de custos e danos apresentadas em Rosner *et al.* (2014). A avaliação foi realizada considerando tanto a

incerteza amostral obtida por meio de simulação Monte Carlo considerando diferentes procedimentos de tomada de decisão, incluindo a estratégia adotada em Rosner *et al.* (2014) e a aprimorada nessa Tese.

Para cada simulação foi admitido que os valores populacionais pré-estabelecidos para geração das amostras incorrerão nos mesmos danos e terão os mesmos custos de adaptação utilizado em Rosner *et al.* (2014). Assim, foi possível avaliar a metodologia considerando diferentes características que supostamente venham a impactar o resultado do teste de tendência e por conseguinte a tomada de decisão. Uma importante diferença a ser considerada nesse item em relação a simulação Monte Carlo, é a consideração da probabilidade a priori de mudança. Assim, uma etapa que foi acrescentada na simulação Monte Carlo implementada nesse item foi o sorteio aleatório de um número entre 0 e 1 para definir se a série a ser gerada terá ou não mudança (representada pela tendência cuja magnitude também é definida anteriormente). Esse sorteio considerou o valor da probabilidade a priori considerada no experimento. Por exemplo, se a probabilidade a priori de mudança for de 80% no experimento, e se sortear um número menor ou igual a 0,8, indica que aquela amostra terá uma determinada tendência, se o número sorteado for maior que 0,8, a tendência é zero. Isso é realizado para as 5000 amostras a serem geradas para cada combinação de característica estatística conforme Tabela 6.1. Nesse exemplo, teremos em média aproximadamente 4000 amostras com tendência e 1000 amostras sem tendência.

Cabe ressaltar, que os resultados apresentados em Rosner *et al.* (2014) se resumiram a um único estudo de caso no qual a abordagem sugerida apresenta um resultado contrário ao resultado que seria obtido em termos de tomada de decisão se fosse utilizado a forma clássica ou tradicional de decisão obtida por meio de teste de hipótese (considerando apenas o *p*-valor). Deste modo foi fundamental avaliar a robustez da metodologia considerando diferentes fontes de incerteza no qual não é possível analisar por meio de apenas um único experimento, como também é essencial verificar o eventual ganho obtido em termos econômicos ao optar por tal abordagem.

A abordagem apresentada em Rosner *et al.* (2014) foi aplicada a uma decisão de adaptação para proteção costeira na vila de Mystic na cidade de Groton pertencente ao estado de Connecticut nos Estados Unidos. No estudo todos os valores de custos e danos foram transformados no valor presente líquido (VPL) considerando uma taxa de desconto de 3,5%. O dano esperado de cada cenário foi calculado com base no horizonte de planejamento

pensado para o projeto que foi de 25 anos (2011 a 2035) e nas estimativas dos danos esperados anuais (EAD). Deste modo, o dano no presente foi a soma do valor do EAD de cada ano ao longo do horizonte de projeto. No caso do custo de adaptação considerou-se além dos custos de implantação, os custos de operação e manutenção.

No trabalho, o valor presente líquido obtido do dano sem mudança e sem adaptação, denominado de D4, foi de 20,6 milhões de dólares. Já o valor com mudança e sem adaptação (D3) (considerando a tendência estimada) foi de 25 milhões. O custo de adaptação (C_A) proposto foi 19,2 milhões, o que reduziria os danos para 3,6 milhões num cenário sem mudança (D2) e 4,4 milhões num cenário com mudança (D1).

Observa-se que para o cenário sem mudança essa medida não seria custo-benéfica pois ao custo de 19,2 milhões o benefício seria de apenas 17 milhões (D4-D2) levando a um benefício líquido negativo de -2,2 milhões. Já para o cenário com mudança a medida seria custo-benéfica pois ao custo dos mesmos 19,2 milhões o benefício seria de 20,6 milhões (D3-D1) levando a um benefício líquido positivo de +1,4 milhões.

Para avaliar os resultados das simulações foram utilizados hipoteticamente as relações do custo e dos danos apresentados acima para avaliação do risco econômico considerando além da incerteza amostral, diferentes estratégias de tomar a decisão utilizando testes de tendência.

Como não foi possível obter as funções de custo de adaptação e danos envolvidos, e como é de interesse avaliar a incerteza amostral considerando tanto a decisão em adaptar-se ou não, como também o quanto adaptar-se (para qual magnitude de mudança deve-se adaptar), foi necessário definir de forma simplificada essas relações. Assim, para essa parametrização das relações de custos e benefícios apresentados em Rosner *et al.* (2014), a principal premissa era que os valores originais do trabalho fossem reproduzidos quando os valores amostrais fossem iguais aos valores populacionais. Outro ponto fundamental era possibilitar que fosse considerado as incertezas amostrais na estimativa da tendência em relação a tendência verdadeira, principalmente decorrentes da probabilidade do Erro Tipo M.

Assim, de acordo com os valores apresentados em Rosner *et al.* (2014), é fácil perceber que o único valor conhecido e imutável é o valor do dano D4 do cenário estacionário que é de 20,6 milhões. Já os danos D1 e D2 depende do custo de adaptação (C_A) que depende do dano

D3 e que por sua vez depende da magnitude da tendência estimada. A Tabela 6.7 e a Figura 6.11 ilustram as funções utilizadas.

Observando os valores da Tabela 6.7 verifica-se que foi utilizado uma relação linear entre o dano D3 (com mudança e sem adaptação) com a relação entre a tendência estimada (best) e a tendência populacional (breal). Verifica-se primeiro a validade das condições de contorno utilizadas que é a reprodução dos valores originais caso a magnitude estimada fosse igual a magnitude real. Nesse caso quando a tendência estimada for igual a tendência real o valor do dano D3 será 25 M, caso a tendência estimada seja zero o valor do D3 ficará igual ao D4 que é de 20,6 M. Observa-se também que a estimativa do dano D3 aumentará ou diminuirá linearmente na medida da super ou subestimação da magnitude da tendência.

Definida a estimativa do dano D3, o passo seguinte é estimar o custo de adaptação para esse dano, como nos valores originais utilizados em Rosner *et al.* (2014) o CA é 0,768 do dano D3, utilizou-se a mesma relação. Definido o CA, definiu-se os danos D1 e D2 também utilizando a mesma proporção dos valores originais. Deste modo é possível analisar quantitativamente os erros na estimativa dos danos em função dos erros amostrais. Esses erros na estimativa dos danos e do custo de adaptação serão utilizados para avaliar o risco econômico.

Tabela 6.7 – Relação de custos e danos com e sem mudança baseados em Rosner *et al.* (2014).

Custos	Função
D3	$D3=20,6+4,4*(bestimado/breal)$
C_A	$C_A=0,768*D3$
D1	$D1=0,22916*A$
D2	$D2=0,1875*A$
D4	$D4=20.6$

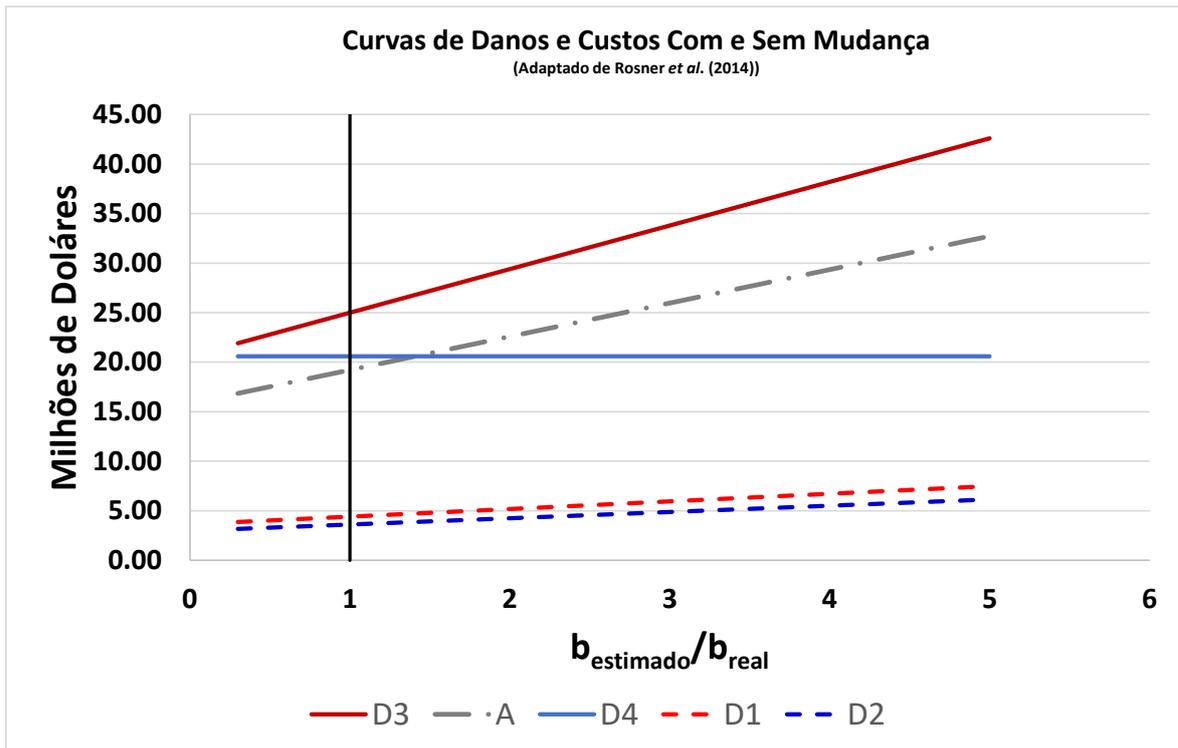


Figura 6.11 - Parametrização das curvas de danos e custos com e sem mudança.

Conforme apontado anteriormente, são também considerados nesse item diferentes estratégias de tomada de decisão, no intuito de avaliar eventuais ganhos, notadamente no que concerne a abordagem sugerida por Rosner *et al.* (2014) e extensão dessa abordagem aqui proposta no item 6.4 utilizando tanto a estimativa amostral do Poder como de forma hipotética a informação perfeita do Poder do teste e a probabilidade a priori de mudança. Para essa avaliação são considerados 6 tipos de estratégias de decisão a partir dos resultados que podem ser extraídos do teste de tendência. Tais estratégias estão descritas na Tabela 6.8.

As regras apresentadas na Tabela 6.8 foram selecionadas em função das diversas formas possíveis de tomar decisão por meio de testes de tendência. Nesse sentido, a estratégia E1 que envolve o procedimento padrão ou tradicionalmente utilizado em testes de hipótese estatístico, possibilitará avaliar, por exemplo, quais os riscos de acordo com as métricas adotadas em utilizar apenas o nível de significância para rejeitar ou não a hipótese nula de tendência. Por sua vez, as estratégias E2, E3, E4 e E5 são importantes em avaliar qual o eventual ganho em incorporar a probabilidade do Erro Tipo 2 ou o Poder do teste.

Tabela 6.8 – Estratégias de tomada de decisão utilizando testes de tendência.

Nome	Descrição
Estratégia 1 (E1)	Essa regra é denominada de regra clássica, nesta regra é utilizado o resultado clássico do teste de tendência em rejeitar ou não a hipótese nula utilizando o nível de significância de 5%. Assim, caso o resultado do teste sinalize pela rejeição da hipótese nula deve ADAPTAR-SE, caso contrário, deve decidir por NÃO SE ADAPTAR. Essa regra ignora a probabilidade do Erro Tipo II na tomada de decisão.
Estratégia 2 (E2)	Essa segunda estratégia utiliza o valor fixo da probabilidade do Erro Tipo II de 50% considerado na abordagem utilizada em Rosner <i>et al.</i> (2014) . Nessa regra, opta por ADAPTAR-SE quando o valor do arrependimento esperado em excesso de ADAPTAÇÃO for menor que o arrependimento do DÉFICIT de ADAPTAÇÃO. O arrependimento esperado em excesso de ADAPTAÇÃO será dado pelo valor da probabilidade do Erro Tipo 1 (p-valor) multiplicado pelo custo de arrependimento em adapta-se utilizando a tendência estimada. O arrependimento esperado do DEFICIT de ADAPTAÇÃO será dado pelo valor da probabilidade do Erro Tipo 2 que é 0,5 multiplicado pelo custo de arrependimento em não se adaptar utilizando a tendência estimada. A probabilidade a priori de mudança é totalmente desconsiderada.
Estratégia 3 (E3)	Essa terceira estratégia utiliza o mesmo critério de decisão utilizado em Rosner <i>et al.</i> (2014). No entanto, o valor do Poder do teste é estimado a partir das características amostrais da série, incluindo a estimativa da magnitude tendência. A probabilidade a priori de mudança é totalmente desconsiderada ou é considerada uma a priori não informativa igual a 0,5.
Estratégia 4 (E4)	Essa quarta estratégia é similar estratégia 3, no entanto admite-se que o valor do Poder do teste é conhecido. Esse caso seria aquele onde por alguma fonte obteve-se um valor a priori do Poder do teste e que tal valor é de fato o verdadeiro valor. Nesse caso,

	poderia avaliar o impacto no valor do Erro Tipo 2 considerando apenas a incerteza amostral do p-valor. A probabilidade a priori de mudança é totalmente desconsiderada ou é considerada uma a priori não informativa igual a 0,5.
Estratégia 5 (E5)	Essa quinta estratégia é similar estratégia 3 no entanto considera-se explicitamente a probabilidade a priori de mudança. Nesse caso, admite-se que essa probabilidade seja conhecida. Caso a probabilidade a priori de mudança seja não informativa igual a 0,5, essa estratégia é exatamente igual a E3.
Estratégia 6 (E6)	Essa sexta estratégia é similar estratégia 4 no entanto, assim como na estratégia 5, considera-se explicitamente a probabilidade a priori de mudança. Nesse caso, admite-se que essa probabilidade seja conhecida. Caso a probabilidade a priori de mudança seja não informativa igual a 0,5, essa estratégia é exatamente igual a E4.

No caso da regra E2 será possível avaliar se o procedimento utilizado em Rosner *et al.* (2014) foi o mais adequado em detrimento da regra E1, tal procedimento utilizou um valor fixo de 0,5 para a probabilidade do Erro Tipo 2. Já na regra E3 será importante verificar eventuais ganhos ou perdas em utilizar a informação do Erro Tipo 2 ou Poder amostral no processo decisório. A depender da variabilidade amostral dessa estimativa, é fundamental verificar se tal abordagem aumenta ou diminui os riscos de acordo com as métricas consideradas.

As estratégias E4 e E5 representam as estratégias que consideram a estrutura de decisão aprimorada nessa Tese, principalmente no que concerne a consideração da probabilidade a priori da mudança, que aqui foram considerados conhecidos. A diferença entre essas duas estratégias está no fato de conhecer ou não o Poder do teste verdadeiro. Dessa forma é possível melhor compreender os ganhos existentes em ter boas estimativas tanto do Poder do teste como da probabilidade a priori de mudança. Na teoria da decisão tal abordagem é denominada de valor da informação perfeita que corresponde ao excedente obtido quando temos de antemão a informação perfeita, ou seja, qual o estado da natureza que ocorrerá em seguida. Neste caso, pode-se responder a alguns questionamentos inerentes ao processo decisório como: até que ponto devemos empenhar esforços e consumir recursos para obter melhores informações sobre o futuro? Melhor qualidade das informações leva a um melhor resultado, no entanto qual ganho teríamos com a melhora dessa informação? Essas perguntas

poderão ser respondidas a partir de duas métricas utilizadas aqui para avaliar as diferentes estratégias de decisão.

A primeira métrica será avaliar a probabilidade de tomar a decisão correta associada a cada estratégia de decisão. Como serão definidos a priori a probabilidade de mudança, a melhor decisão será dada pela adaptação em uma situação de mudança e a não adaptação quando a situação é de não mudança. Essa métrica é fundamental para avaliar quais estratégias induzem em termos probabilísticos as melhores decisões.

A segunda métrica será avaliar o valor esperado da relação entre o custo total estimado e custo ótimo caso fosse conhecido todos os elementos de decisão. Esses elementos que definem esse custo ótimo envolvem saber se de fato a situação é de mudança e qual a magnitude dessa eventual mudança. No caso hipotético, caso não tenha tendência o valor do custo total seria de 20,6 milhões, já caso exista tendência o valor do custo total seria de 23,6 milhões que corresponde ao custo de adaptação de 19,2 milhões somado ao dano residual de 4,4 milhões.

A análise aqui proposta será também realizada aplicando a metodologia de tomada de decisão baseada no risco que incorpora as incertezas tanto da probabilidade a priori da existência de tendência como também dos resultados do teste de tendência MK, conforme proposto no item 6.4. A principal motivação é estender a aplicabilidade das abordagens apresentadas no sentido de utilizar tal metodologia sobre um conjunto mais amplo de suposições.

Conforme já apontado anteriormente, o teste não paramétrico MK tem sido amplamente utilizado para a identificação de tendências monotônicas em séries temporais de variáveis hidrometeorológicas. Dentre as vantagens do teste pode-se destacar a não necessidade de especificar determinada distribuição de probabilidade aos dados e a robustez no que diz respeito a presença de outliers na série. Além dessas vantagens, encontra-se tanto na literatura como os próprios resultados obtidos nesta Tesa que apontam um maior Poder deste teste em detrimento do teste RL, notadamente quando as séries avaliadas não são normalmente distribuídas (Yue e Pilon, 2004). No entanto, o Poder do teste MK, até onde se tem conhecimento, não está disponível de forma explícita na literatura, sendo necessário sua estimativa a partir de simulações Monte Carlos de modo a obtê-lo empiricamente.

Nesta Tese é proposto e avaliado uma forma empírica de estimativa do Poder do teste MK para ser utilizado tanto na avaliação das estratégias de adaptação E3 e E5 como também no estudo de caso do item 6.4.2 descrito a seguir. A forma empírica utilizada envolve inicialmente um conjunto amplo de simulação Monte Carlo considerando de forma bastante discretizada as principais características que impactam no valor do Poder do teste. A Tabela 6.9 ilustra essas características consideradas e o nível de discretização utilizado em cada uma delas. Observa-se nessa tabela que o total de simulações a serem executadas podem ser maiores que 50 mil, possibilitando assim, obter uma estimativa do Poder do teste o mais próximo possível das características amostrais de cada série avaliada. Essa simulação Monte Carlo é similar a descrita no item 6.2 e o Poder do teste é dado pela Equação 6.2 admitindo um nível de significância de 5%.

Tabela 6.9 - Características das séries geradas por meio de simulação Monte Carlo para obtenção do Poder do teste MK. As informações numéricas dentro do campo de valores analisados para o n, Cv e bsen representam o limite inferior, a discretização (entre parêntese) e o limite superior, respectivamente.

Característica Estatística	Valores Analisados
Tipo de Distribuição	GEV
Tamanho amostral (n)	20 (10) 100
Coefficiente de Variação (Cv)	0,01 (0,01) 1,5
Magnitude da Tendência (b ou bsen)	0,001 (0,001) 0,035
Nível de Significância (ns)	0,05

Após a obtenção do Poder para as mais diferentes características estatísticas normalmente encontradas em séries hidrometeorológicas, avaliou-se a o viés de estimativa do Poder com base nos valores amostrais obtidos de novas séries geradas também por meio de simulação Monte Carlo. Nesse caso, a quantidade de características estatísticas consideradas foi menores e está apresentada na Tabela 6.10. Após a análise e caracterização de um eventual viés de estimativa do Poder, é sugerido uma expressão que corrija e minimize o viés encontrado.

Cabe ressaltar que um estimador não enviesado é aquele em que o parâmetro de interesse estimado tem seu o valor esperado igual ao parâmetro verdadeiro, no nosso caso avalia-se se o valor esperado do Poder amostral é igual ao Poder verdadeiro. Essa forma de estimativa do Poder, com base nos valores amostrais e correção do viés dessa estimativa, é fundamental

para aplicação da estrutura de decisão proposta. Conforme apontado no item 6.4, o Poder do teste juntamente com a probabilidade a priori de mudança correspondem aos principais entraves e desafios para a tomada de decisão com base nos testes de tendência, assim a proposta aqui apresentada para estimativa do Poder do teste MK representa uma importante contribuição nesse processo decisório.

Tabela 6.10 - Características das séries geradas por meio de simulação Monte Carlo para avaliação do viés do Poder amostral e as diferentes estratégias de tomada de decisão. As informações numéricas dentro do campo de valores analisados para o n, Cv e bsen representam o limite inferior, a discretização (entre parêntese) e o limite superior, respectivamente.

Característica Estatística	Valores Analisados
Tipo de Distribuição	GEV
Tamanho amostral (n)	20 (20) 100
Coefficiente de Variação (Cv)	0,2 (0,2) 1,0
Magnitude da Tendência (b ou bsen)	0,025 (0,025) 0,0175
Nível de Significância (ns)	0,05

6.4.2 Estudo de Caso – Mapeamento da necessidade de adaptação em séries de vazões mínimas e máximas no Brasil

Neste item, é apresentado os procedimentos metodológicos utilizados em dois estudos de caso, um para séries de vazões máximas (QX1day) e o outro para séries de vazões mínimas (Qmin7day), desenvolvidos no sentido de mapear hipoteticamente, a partir da estrutura de decisão aprimorada no item 6.4, quais os desempenhos mínimos que uma eventual e hipotética medida de adaptação deveria ter em cada estação fluviométrica considerada (ver Figura 6.6) para que fosse indicada sua implementação no sentido de mitigar o impacto negativo de uma tendência crescente nas máximas e decrescente nas mínimas.

O objetivo principal dessa análise é apresentar uma forma de operacionalizar a estrutura de decisão apresentada no item 6.4 de modo a possibilitar sua aplicação no âmbito da definição de estratégias de adaptação à mudanças nas séries hidrometeorológicas. Outra possibilidade nas avaliações realizadas nesse item é observar como a inclusão do Poder do teste e as estruturas de custos e benefícios podem influenciar na avaliação de tendências hidrometeorológicas, principalmente em comparação com a forma tradicional de avaliação como a apresentada no estudo de caso do item 6.3.

Esse desempenho mínimo a ser considerado em uma hipotética medida de adaptação a ser implementada será definida a partir de classes em que serão discretizados diferentes relações benefício-custo dessa adaptação em um ambiente estacionário e não estacionário. Assim, para cada combinação dessas relações, a partir das diferentes classes, é possível com base nas estimativas amostrais da probabilidade do Erro Tipo I (com base no p -valor) e no Poder do teste, verificar para quais combinações a adaptação é sugerida para cada estação utilizando a expressão 6.11. Cabe destacar que essa expressão indica que quanto maior for o benefício de determinada medida de adaptação considerando ambas as situações de estacionariedade e não-estacionariedade, maior é a propensão em sugerir a adaptação. Isso ocorre devido a menor necessidade de ter um Poder muito alto do teste de tendência. Lembrar que essa avaliação só faz sentido quando determinada estação tiver tendência crescente na série de máximos e decrescente na de mínimas.

Para avaliar as situações em que são recomendadas hipoteticamente a adaptação nas estações fluviométricas, foram definidas 6 classes da relação Bt/Ca, sendo a primeira classe representando um nível de adaptação cujo benefício em uma situação de mudança seria 10% maior que o custo de implantação, a segunda classe seria de 20% e assim por diante, até o valor de 60%. Foram considerados também 3 classes da relação Bnt/Ca. Nesse caso, foram consideradas apenas as situações em que relação Bnt/Ca < 1 , ou seja, situação em que em situações sem mudança, essa medida não seria custo benéfica. As 3 classes consideradas da relação Bnt/Ca foram: 0,1 a 0,3; 0,4 a 0,6 e 0,7 a 0,9.

Com base nessas classes que representam as estruturas de custos e benefícios de uma eventual adaptação e considerando os resultados do teste MK, é possível mapear qual desempenho esta medida deve ter para que seja recomendada sua implantação. A seguir é apresentado o passo a passo para essa avaliação:

1 - A partir dos resultados do teste MK para as séries de vazões máximas e mínimas de cada estação, conforme apresentados nos resultados do item 7.2, selecionou-se como candidatas para adaptação aquelas cujo sentido da mudança sugere um impacto negativo. No caso das vazões máximas é a tendência crescente e nas mínimas decrescente. Foram considerados tanto a questão da multiplicidade de testes por meio do FDR como a questão da autocorrelação utilizando o procedimento UMTFPW.

2 – Com base nas características estatística amostrais das séries, considerando o modelo distributivo AR (1) associado com a abordagem UMTFPW, obtém -se a estimativa da Poder do teste amostral de acordo com os procedimentos indicados no item 6.4.1.

3 – De posse do p -valor e do Poder do teste, admitindo uma probabilidade a priori de mudança não informativa, ou seja, de 50%, obtém-se o valor da relação entre os Erros Tipo I e Tipo II do teste de acordo com a expressão apresentada na Equação 6.11 do item 6.4.

4 – Identificar para cada uma das seis relações Bt/Ca fixadas (1,1 a 1,6) quais agrupamentos da relação Bnt/Ca (3 grupos) é sugerida a adaptação;

Para exemplificar e facilitar o entendimento da operacionalização da estrutura de decisão utilizada e como interpretar os resultados obtidos, suponhamos que determinada estação fluviométrica apresentou uma tendência crescente na sua série de vazões máximas cujo p -valor estimado foi de 0,2 e o Poder foi de 0,3. Admitindo a probabilidade a priori de mudança igual a 0,5, recomenda-se adaptar por exemplo nas situações em que se relação Bt/Ca for igual a 1,1, necessariamente essa medida tem que ter no mínimo uma relação Bnt/Ca maior ou igual a 0,9, ou seja, se a adaptação sugerida nessa situação tiver um benefício 10% maior que o seu custo em uma situação de mudança, essa mesma medida não pode ter um benefício inferior a 90% do seu custo para o caso da situação sem mudança. Na medida que a relação benefício-custo da situação com mudança é aumentado, as exigências de benefício que essa medida deve ter para a situação sem mudança são menores para fins de sugerir a adaptação com menor arrependimento esperado.

Observa-se na interpretação apresentada no parágrafo anterior, que é possível sinalizar para o tomador de decisão quais os benefícios e custos ele deve buscar na seleção de possíveis medidas de adaptação para que com a informação de tendência disponível na série hidrometeorológica em questão possa ser realizada a adaptação. Assim, esse mapeamento pode contribuir com a definição de portfolios de medidas de adaptação condizentes com a informação de mudança disponível no momento. Cabe destacar que deve ser considerado o impacto dessa tendência no horizonte de projeto considerado e valor presente líquido dos custos envolvidos.

7 RESULTADOS

Em um primeiro momento são apresentados os resultados da avaliação das incertezas amostrais, a partir de simulação Monte Carlo, associadas aos testes de tendência utilizados na detecção de mudanças em variáveis hidrometeorológicas. Nessa etapa buscou-se verificar a adequabilidade do teste MK entre os testes de tendência usualmente empregados na hidrologia.

Depois avalia-se os testes de independência utilizados na detecção ou presença dessa característica em séries temporais hidrometeorológicas. Por meio de simulação Monte Carlo, são avaliados os testes de independência mais usuais na hidrometeorologia sob condições estacionárias e não estacionárias conforme a metodologia apresentada no item 6.2.5. É realizado um amplo estudo de caso para avaliar a presença da correlação temporal em séries de índices de precipitação e vazão no Brasil considerando a abordagem mais adequada identificada, independentemente da condição de estacionariedade.

São também apresentados os resultados de uma ampla avaliação da efetividade do teste MK considerando a presença de uma estrutura de dependência temporal. São mostrados os resultados de um diagnóstico acerca dessa efetividade utilizando diferentes abordagens sugeridas na literatura para lidar com essa questão e, por fim, um prognóstico sinalizando quais abordagens são mais efetivas. Os resultados dessas avaliações foram também obtidos por meio de simulação Monte Carlo, conforme sinalizados no item 6.2.7. Finalizando esta primeira etapa, são apresentados os resultados dos dois estudos de caso, em que foram avaliadas as evidências de mudanças nos índices de extremos hidrometeorológicos tanto da precipitação como da vazão, em todo o Brasil. Nesses estudos de casos, foram considerados tanto a questão da autocorrelação, utilizando as abordagens avaliadas anteriormente, como também a questão da multiplicidade de testes.

Na segunda parte de resultados são apresentados os resultados da avaliação das incertezas do processo de decisão que envolvem as diferentes estratégias decisórias em um teste de tendência, incluindo a abordagem de decisão que foi aprimorada. Por fim, a partir das séries de máximos e mínimos das estações fluviométricas, é apresentado os resultados de um estudo de caso para mapear, a partir da estrutura de decisão aprimorada, quais os desempenhos mínimos que determinada medida de adaptação deveria apresentar nas estações fluviométricas para que fosse indicada sua implementação. Pode-se considerar esse último estudo de caso como uma nova forma de realizar testes de tendência com foco mais

voltado para a decisão em adaptação as eventuais mudanças existentes. correlação temporal e simulação Monte Carlo.

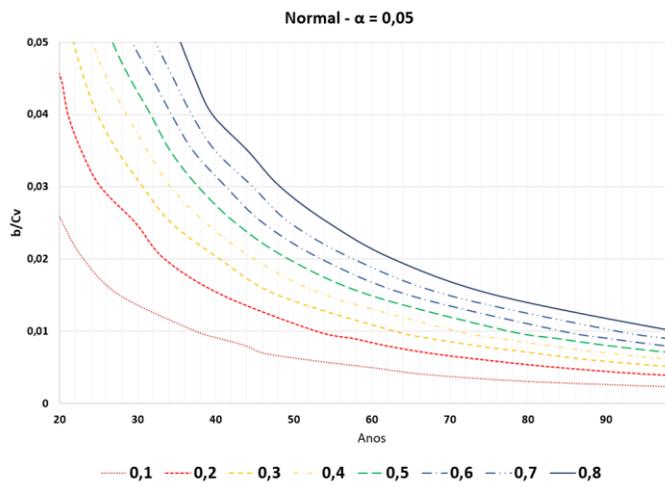
7.1.1 Avaliação da incerteza amostral nos resultados de testes de tendência considerando séries independentes

Os gráficos da Figura 7.1 e Figura 7.2 ilustram uma análise comparativa entre o Poder dos testes RL, MK e RS por meio de curvas de mesmo Poder estatístico, considerando distribuição simétrica (NORMAL) e assimétrica (GEV). Observa-se, independentemente do teste, um crescimento ou ganho de Poder à medida em que o tamanho amostral e a razão sinal-ruído (b/Cv) aumentam. Por exemplo, conforme pode ser observado na Figura 7.2a, para um tamanho n igual a 40 e relação sinal-ruído 0,02, o Poder estatístico é de cerca de 30% para todos os testes, já com um aumento na relação sinal-ruído para 0,04, mantendo o tamanho, o Poder sobe para 80%. O mesmo valor de Poder ocorre caso se aumente o tamanho da amostra para cerca de 66 anos mantendo a relação sinal-ruído em 0,02.

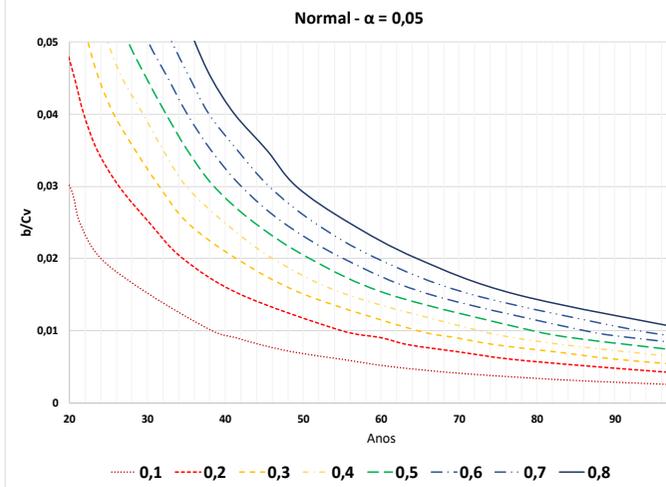
Verifica-se também que o tipo de distribuição tem influência no Poder do teste. Para a distribuição NORMAL os resultados dos testes são bastante próximos, com uma leve vantagem para o teste RL. Tal comportamento é similar para a distribuição GEV com parâmetro de forma positivo. Quando o parâmetro de forma é negativo tanto o teste MK como o RS apresentam um Poder bem maior que o teste RL (Figura 7.2). Embora a diferença no Poder seja esperada nos testes paramétricos como o teste RL, quando aplicados a distribuições assimétricas, no caso dos testes não paramétricos, observaram-se também grandes diferenças.

Outro destaque é a superioridade do Poder dos testes não paramétricos MK e RS em relação ao teste RL, principalmente quando avaliados com séries assimétricas. Se para séries normalmente distribuídas não são observadas grandes diferenças em termos de Poder (Figura 7.2a), quando avaliadas considerando séries assimétricas, a superioridade dos testes não paramétricos fica bem evidente em algumas situações. Por exemplo, conforme pode ser observado nas Figura 7.2(b), (c) e (d) para GEV com parâmetro de forma negativo, e considerando uma relação sinal-ruído 0,02, para apresentarem um Poder de 80%, os testes MK e RS precisam de um tamanho amostral de cerca de 44 anos, enquanto o teste RL necessita de cerca de 60 anos. Embora não mostrado aqui, para outros modelos distributivos testados (conforme apresentado na Tabela 6.1), os resultados foram similares, ou seja, ou o Poder do teste RL era igual ou inferior aos seus correspondentes não paramétricos. Os testes

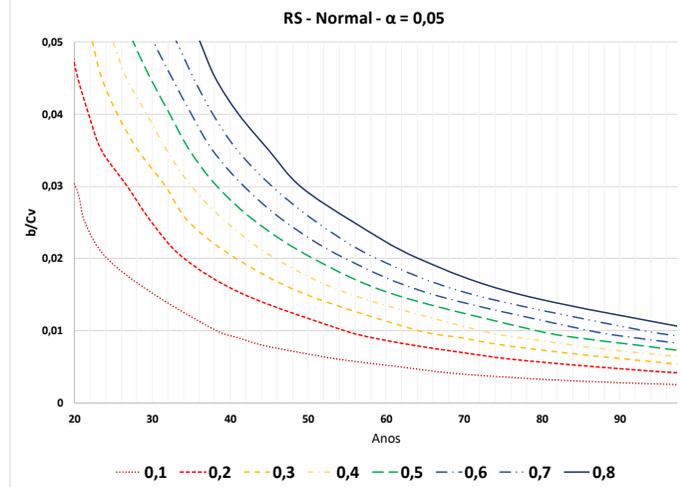
MK e RS apresentaram uma curva de Poder estatístico bastante similar em todos os casos analisados, corroborando aqueles resultados encontrados em Yue *et al.* (2002a, 2002b).



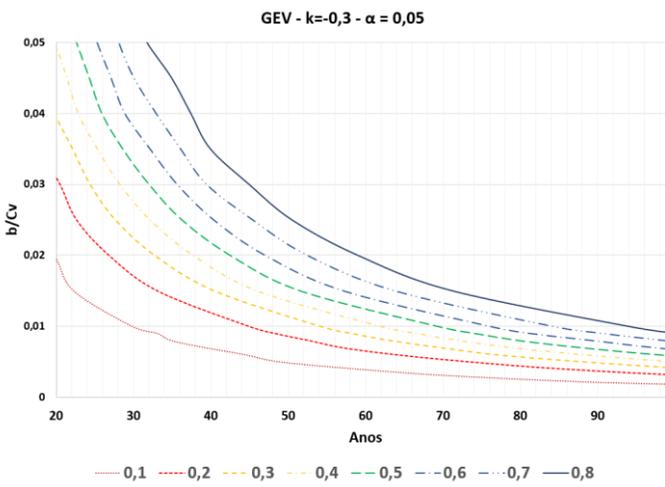
(a) RL com NORMAL



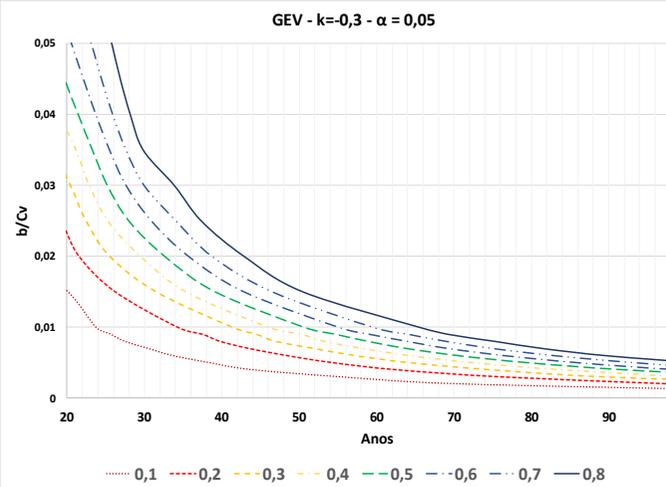
(b) MK com NORMAL



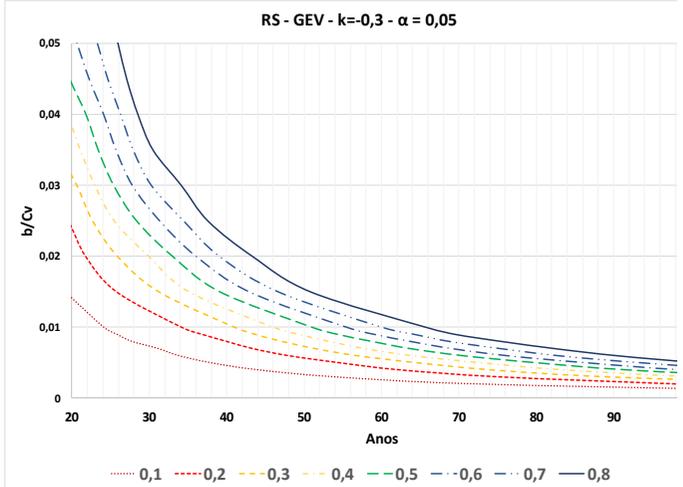
(c) RS com GEV NORMAL



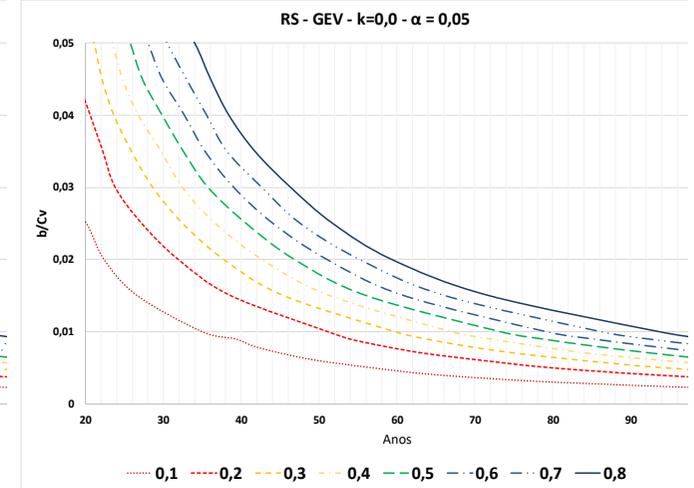
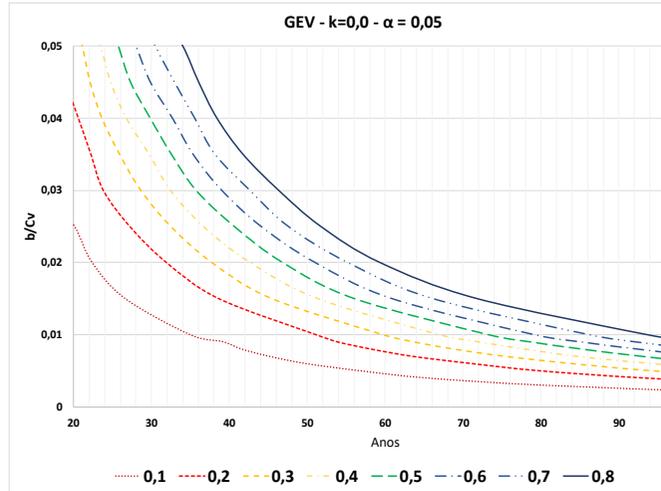
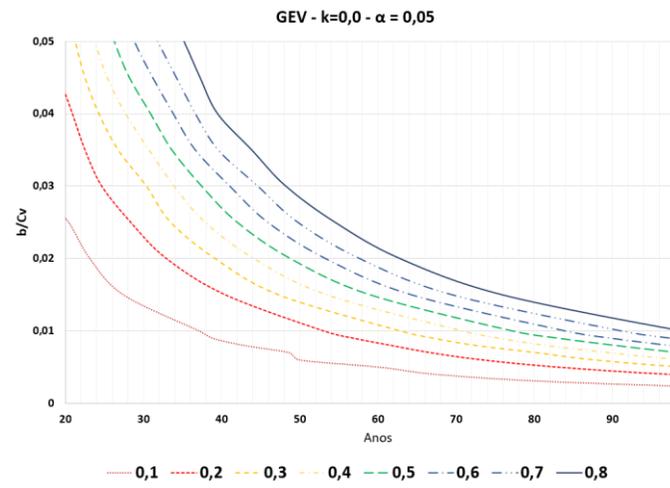
(d) RL com GEV ($k=-0,3$)



(e) MK com GEV ($k=-0,3$)



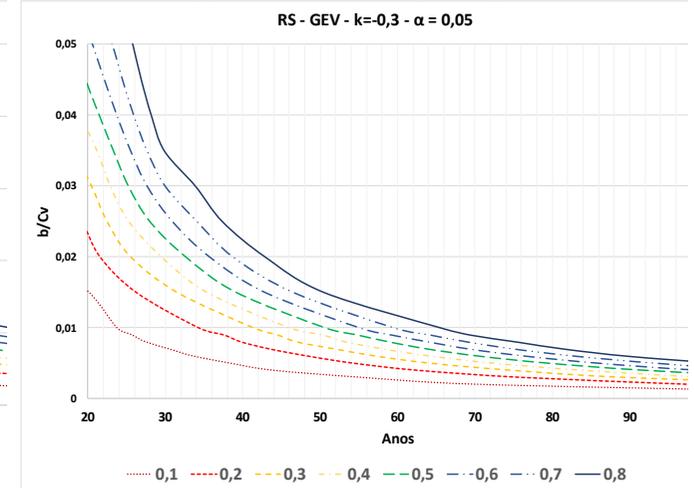
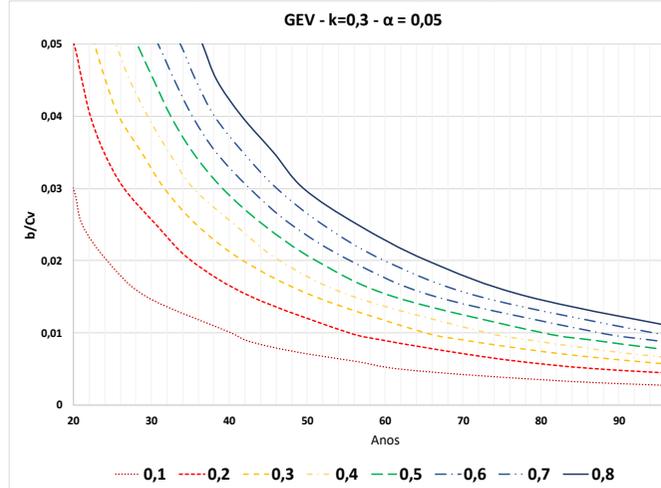
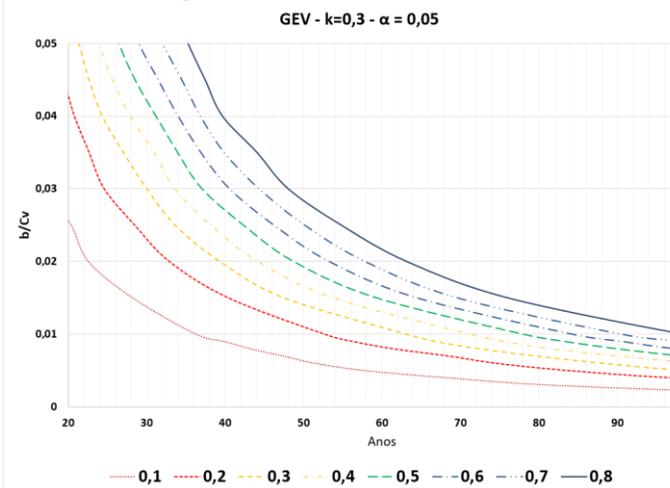
(f) RS com GEV ($k=-0,3$)



(g) RL com GEV ($k=0,0$)

(h) MK com GEV ($k=0,0$)

(i) RS com GEV ($k=0,0$)

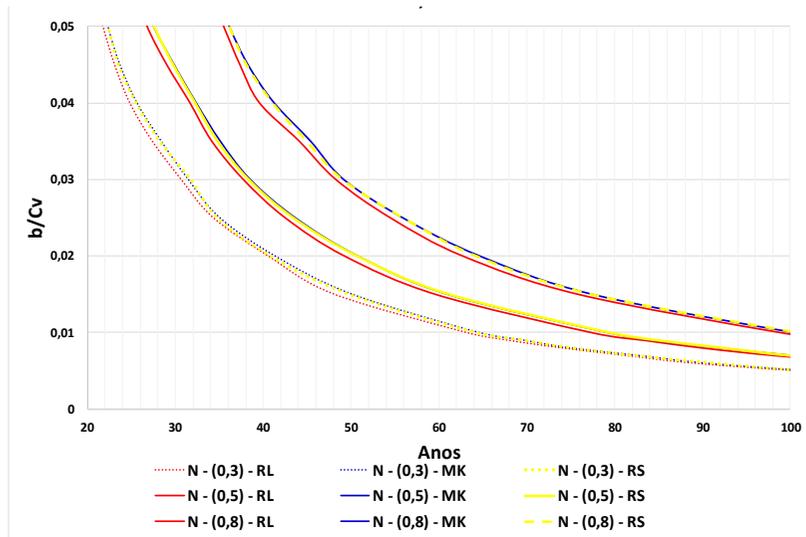


(j) RL com GEV ($k=+0,3$)

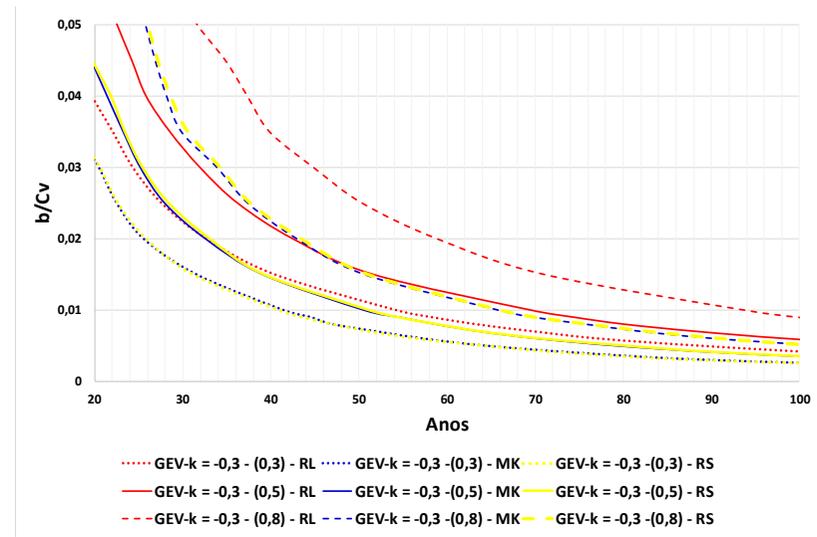
(k) MK com GEV ($k=+0,3$)

(l) RS com GEV ($k=+0,3$)

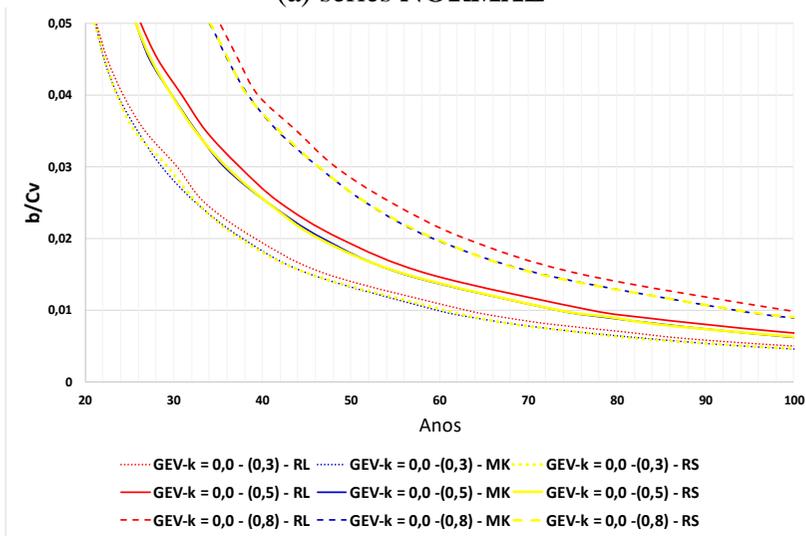
Figura 7.1 - Poder dos testes RL, MK e RS com curvas de nível, variando de 0,1 a 0,8 para séries NORMAL e GEV ($k = -0,3$; $k = 0$; $k = +0,3$) variando o tamanho e a relação sinal-ruído (magnitude da tendência-Cv).



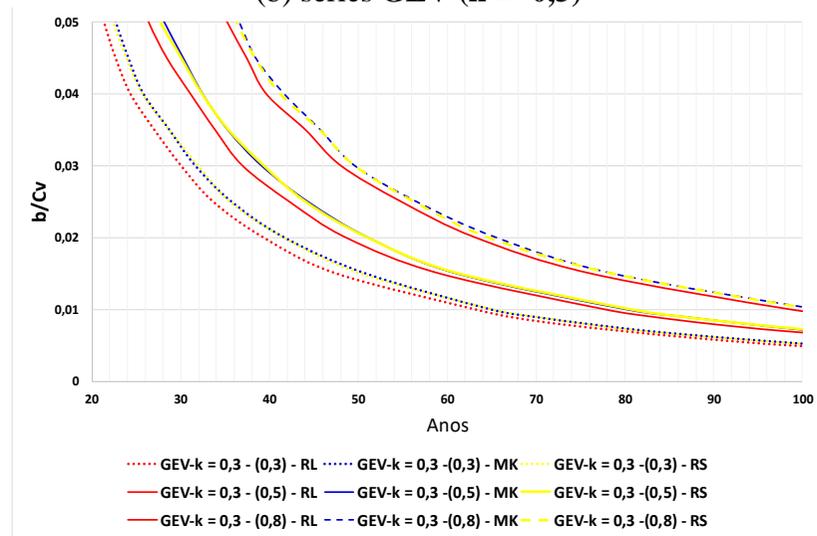
(a) séries **NORMAL**



(b) séries **GEV (k = -0,3)**



(c) séries **GEV (k = 0,0)**



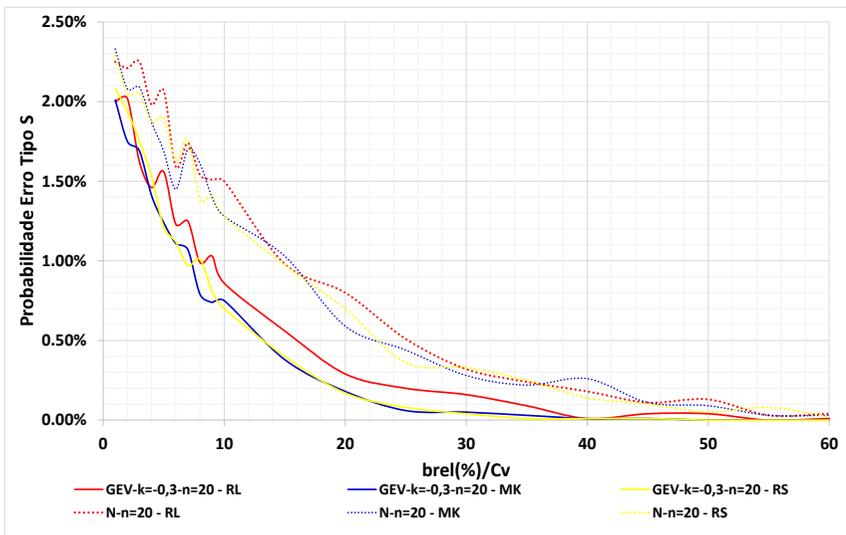
(d) séries **GEV (k = +0,3)**

Figura 7.2 - Poder dos testes RL, MK e RS em conjunto com curvas de nível com poder de 0,3, 0,5 e 0,8 para séries **NORMAL** e **GEV** ($k = -0,3$; $k = 0$; $k = +0,3$), variando o tamanho e a relação sinal-ruído (magnitude da tendência-Cv).

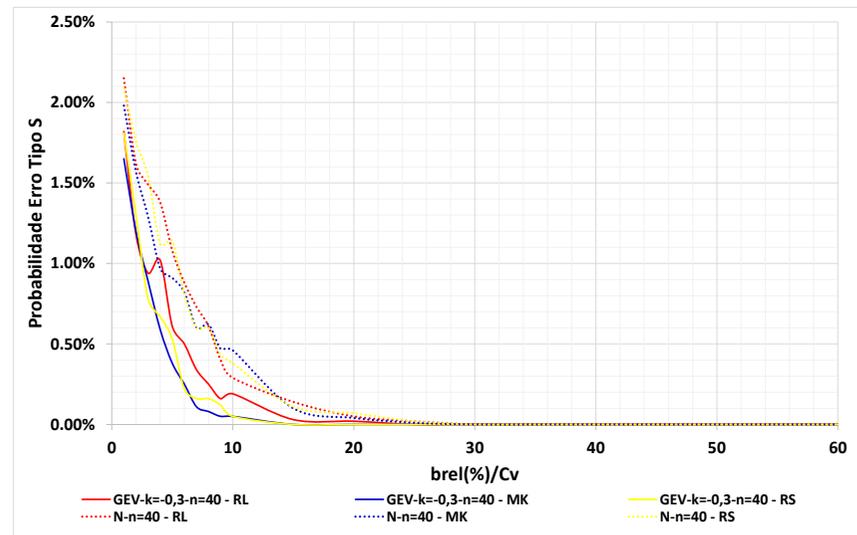
Considerando agora a probabilidade do Erro Tipo S, a Figura 7.3 ilustra 4 gráficos nos quais é apresentado, para diferentes tamanhos amostrais “ n ”, o percentual de vezes em que o resultado foi significativo, mas com sinal trocado, para cada um dos três testes. Nesses gráficos foram consideradas a distribuição NORMAL e uma GEV com parâmetro de forma negativo ($k=-0,3$). Esses resultados consideram, para cada “ n ”, outras características estatísticas. Da mesma forma que para o Poder do teste, verifica-se que o tipo de distribuição tem influência na probabilidade do Erro Tipo S. No caso da distribuição NORMAL os resultados são bastante próximos nos testes, já para a GEV, a probabilidade do erro tipo S é menor para os testes MK e RS. Isso ocorre devido ao maior Poder desses testes em relação ao teste RL.

Pelo mesmo motivo que ocorre com o Erro Tipo S, devido ao maior Poder, os testes MK e RS tem uma probabilidade de Erro Tipo M menor que o teste RL para a distribuição GEV com $k=-0,3$, conforme pode ser observado nas Figura 7.4 e Figura 7.5. Já para a distribuição Normal, por terem quase o mesmo Poder, o resultado é similar entre os 3 testes. Por exemplo, independentemente do teste, para um tamanho $n = 40$ e uma relação $brel/Cv = 10$, a probabilidade de estimar uma tendência maior que o dobro da tendência verdadeira é de cerca de 90% quando a distribuição é NORMAL (Figura 7.4a). Já quando a distribuição é uma GEV com $k=-0,3$, essa probabilidade diminui para cerca de 70%, quando o teste é o RL e diminui mais ainda, para cerca de 30%, quando forem utilizados os testes MK e RS (Figura 7.4b). De modo similar à Figura 7.4, na Figura 7.5 verifica-se que a probabilidade da estimativa da tendência ser 5 vezes maior que a tendência verdadeira. Nota-se ainda que as mesmas conclusões para o caso anterior são válidas para esse caso, mas como uma redução nas probabilidades.

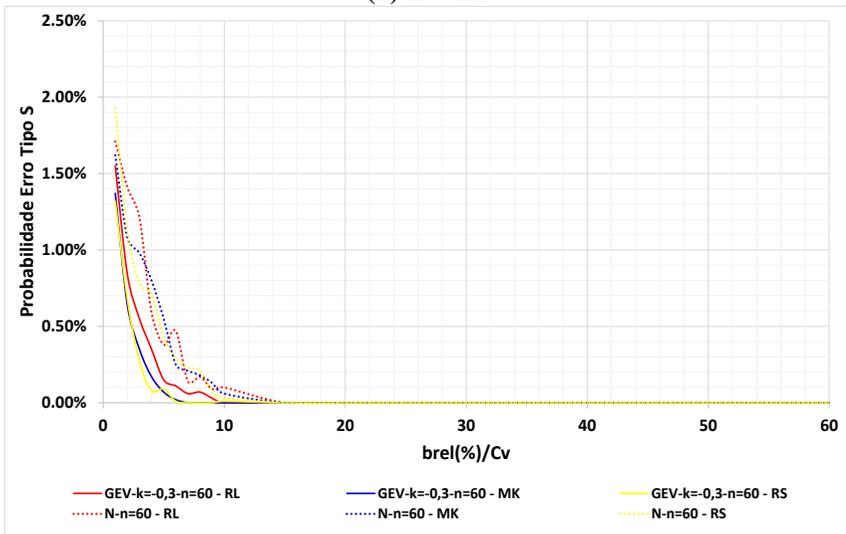
Com base nesses resultados, observa-se a adequabilidade do teste MK entre os testes de tendência usualmente empregados na hidrologia, tanto em termos de Poder, como também em termos dos Erros Tipo S e M. O desempenho desse teste foi igual ou superior em relação aos seus correspondentes, considerando o amplo conjunto de características estatísticas das séries avaliadas.



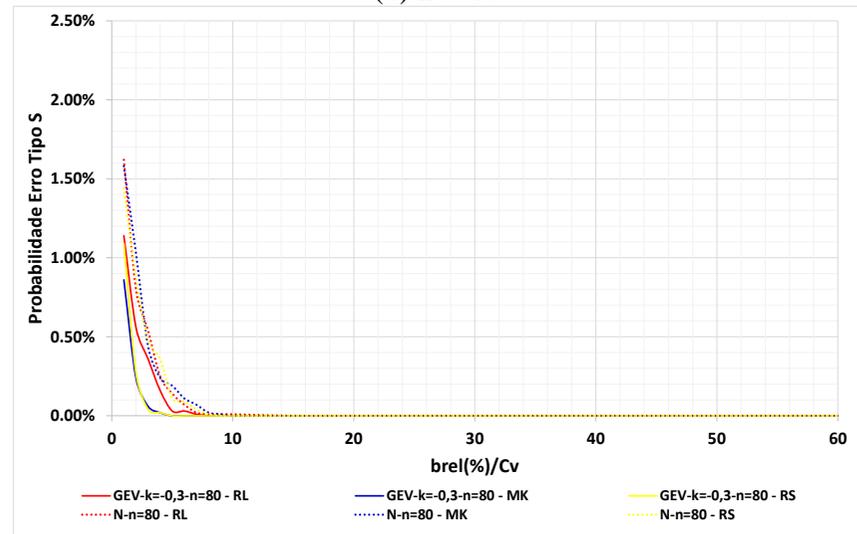
(a) $n = 20$



(b) $n = 40$

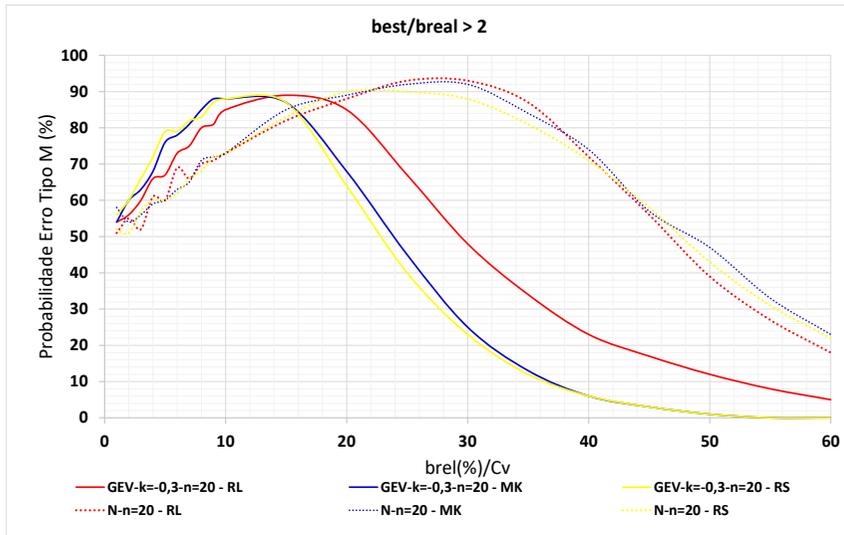


(c) $n = 60$

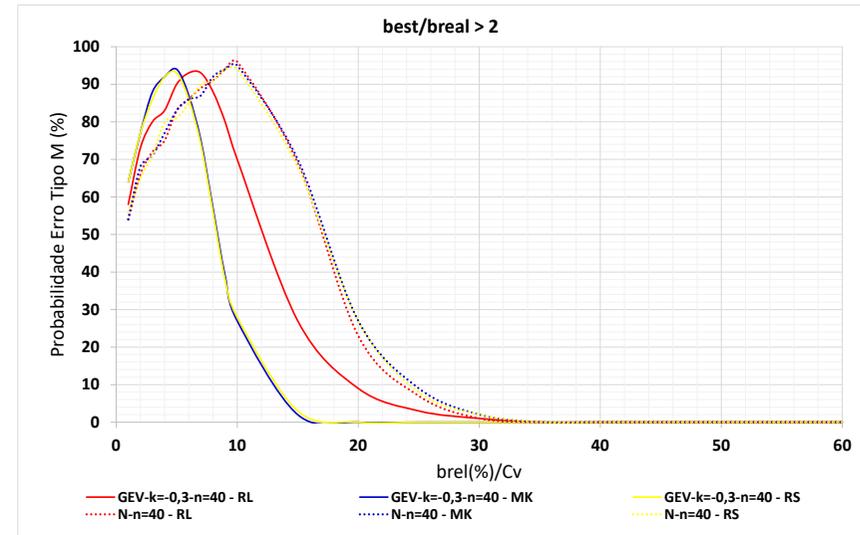


(d) $n = 80$

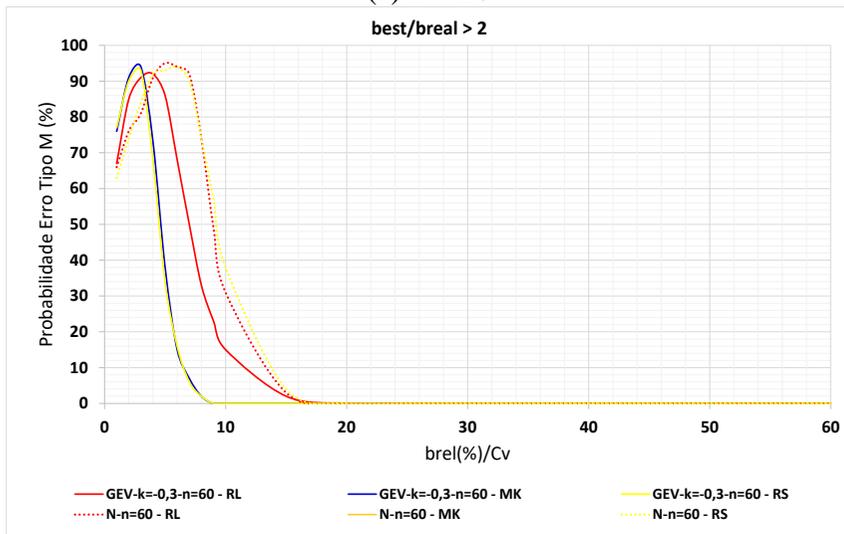
Figura 7.3 - Probabilidade do erro tipo S para diferentes tamanhos de séries usados nos testes RL, MK e RS para séries GEV($k=-0,3$) e NORMAL, variando a relação sinal-ruído.



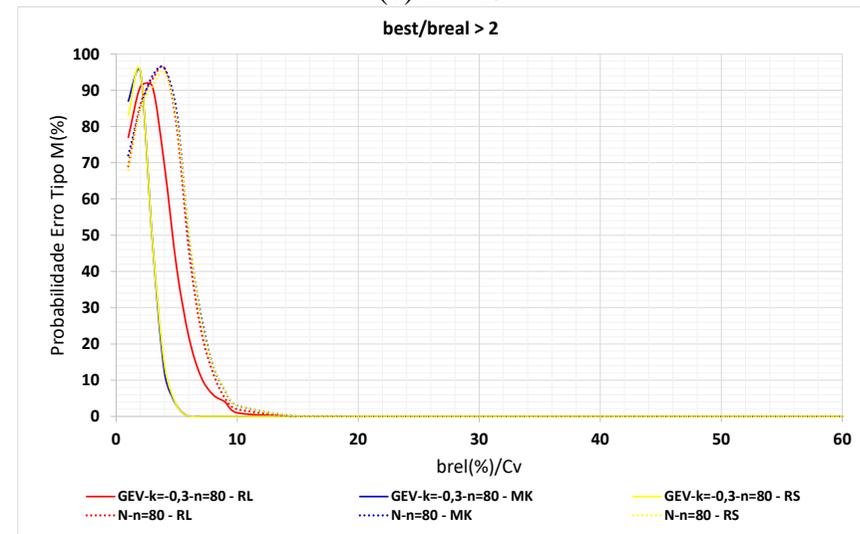
(a) $n = 20$



(b) $n = 40$

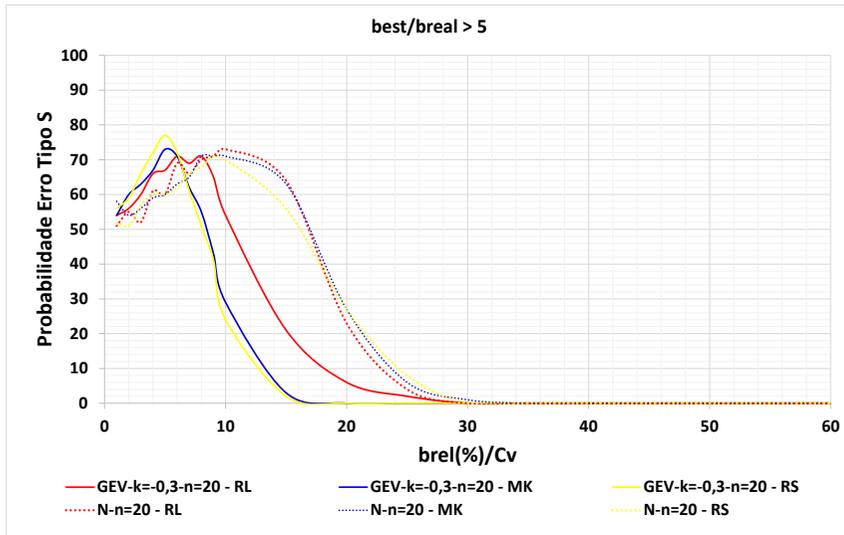


(c) $n = 60$

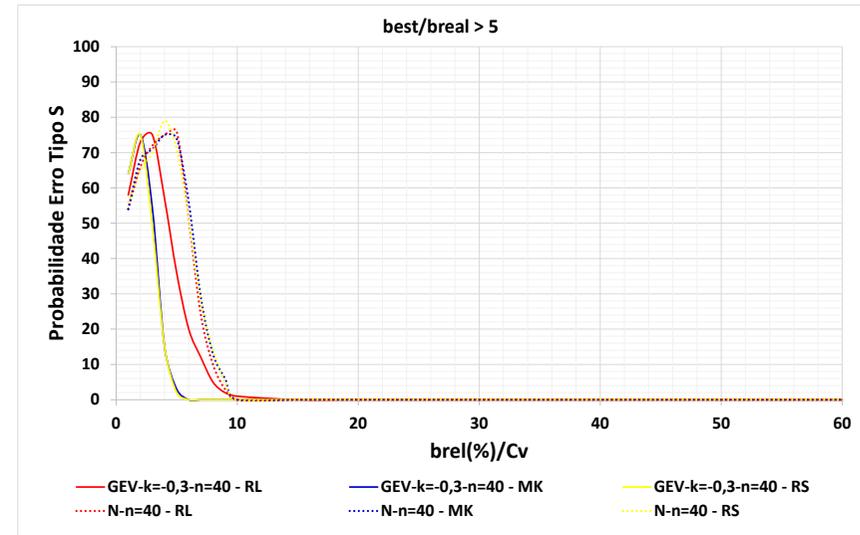


(d) $n = 80$

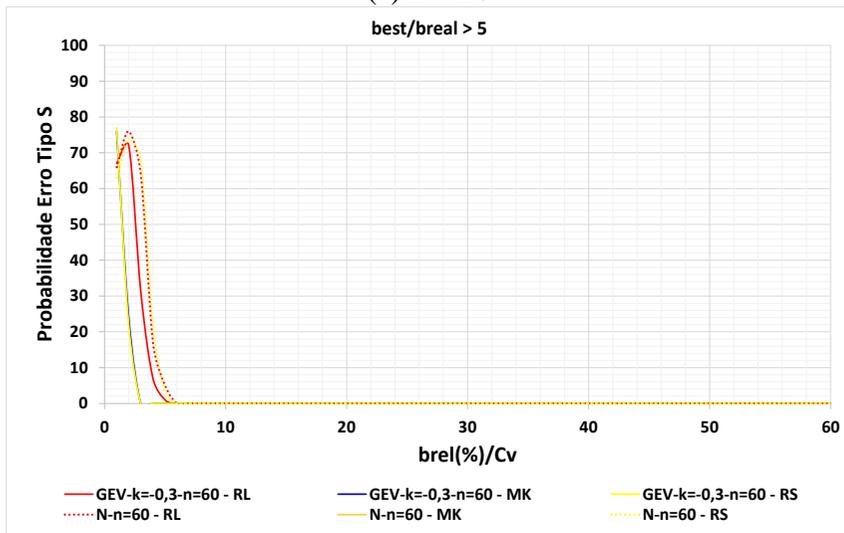
Figura 7.4 - Probabilidade do erro tipo M para diferentes tamanhos da tendência, estimada ser 2 vezes maior que a tendência real dos testes RL, MK e RS, para séries GEV($k=-0,3$) e NORMAL, variando a relação sinal-ruído.



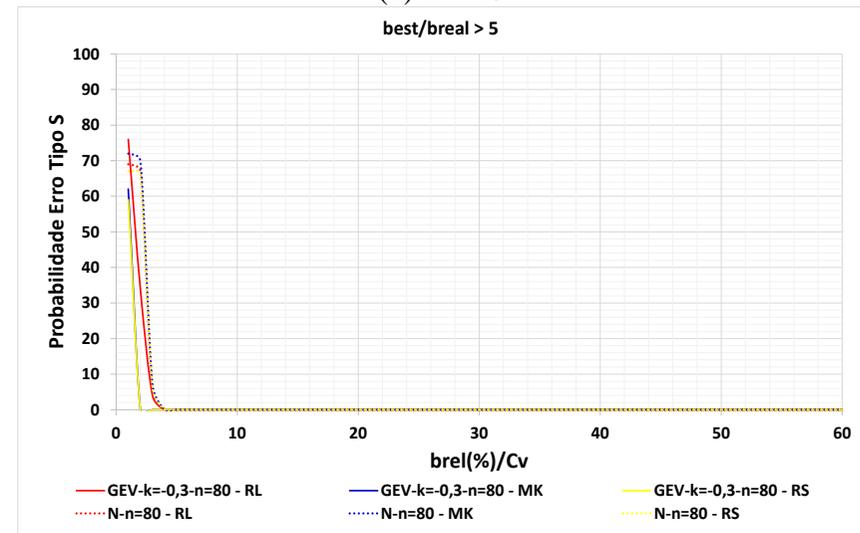
(a) $n = 20$



(b) $n = 40$



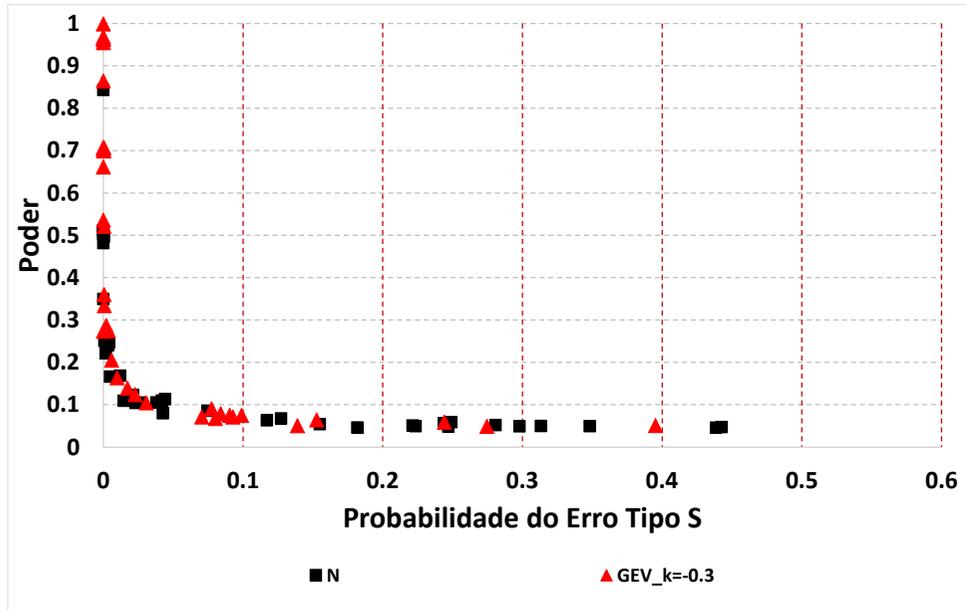
(c) $n = 60$



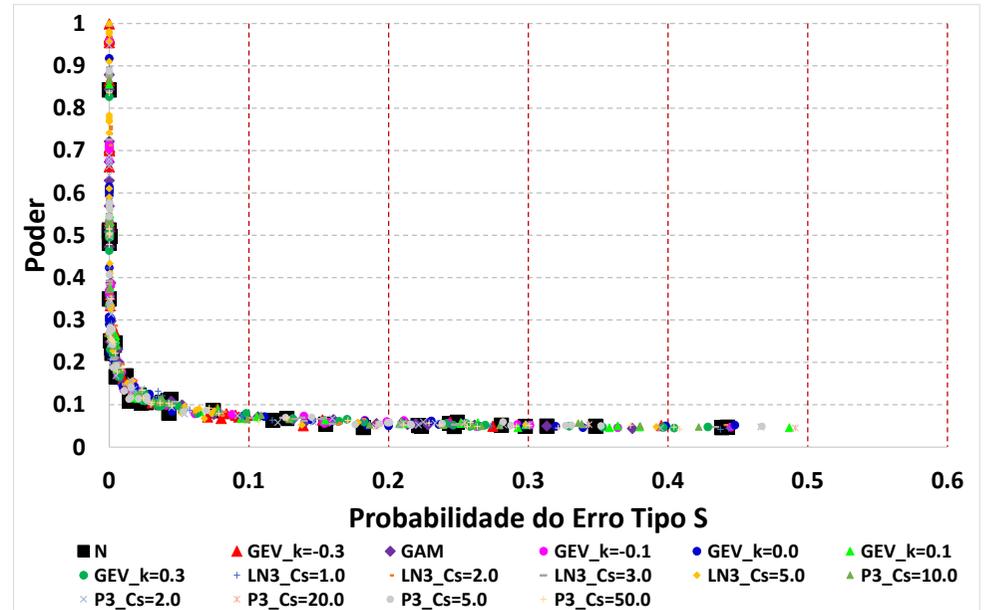
(d) $n = 80$

Figura 7.5 - Probabilidade do erro tipo M para diferentes tamanhos da tendência, estimada ser 5 vezes maior que a tendência real dos testes RL, MK e RS, para séries GEV($k=-0,3$) e NORMAL, variando a relação sinal-ruído.

Para evidenciar, de forma mais clara, essa relação entre o Poder e os Erros Tipo S e M e verificar o comportamento para diferentes modelos probabilísticos, as Figura 7.6 e Figura 7.7 ilustram, respectivamente, a probabilidade do erro tipo S (Figura 7.6a, apenas entre NORMAL e GEV, com $k=-0,3$ e a Figura 7.6b, com todas as distribuições de probabilidade) e a probabilidade do Erro Tipo M (Figura 7.7a, apenas entre NORMAL e GEV, com $k=-0,3$ e a Figura 7.7b, com todas as distribuições de probabilidade) em relação ao Poder do teste MK. No caso do Erro Tipo M, ele está representado na Figura 7.7 pela relação entre o valor esperado da estimativa de “b” e o seu valor verdadeiro. Observa-se nessas figuras um comportamento similar entre as diferentes distribuições, tanto para o Erro Tipo S como para o Erro Tipo M, embora, como visto nas figuras anteriores, devido ao Poder ser diferente entre as distribuições, existem também diferenças na magnitude desses erros quando comparados individualmente.

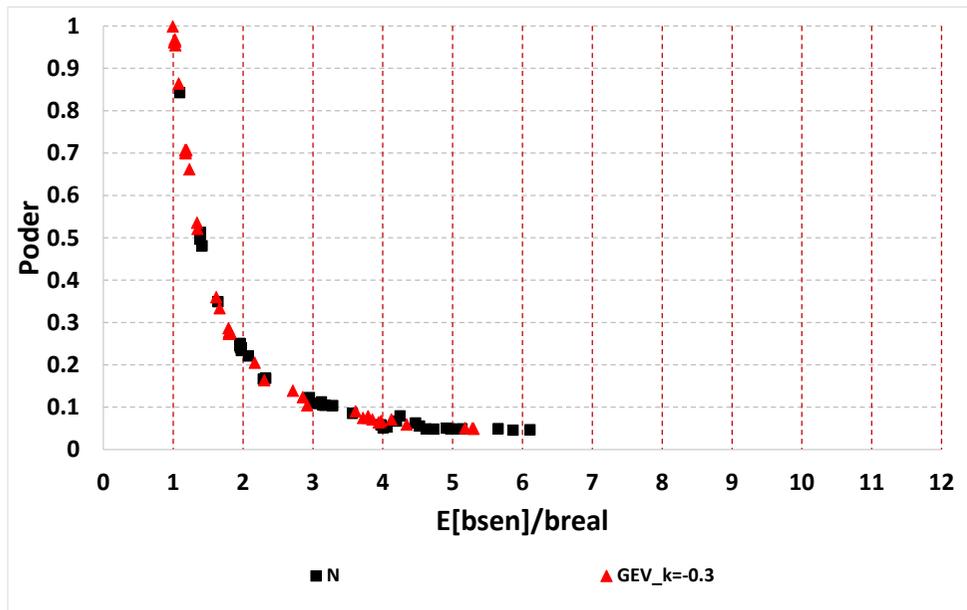


(a)

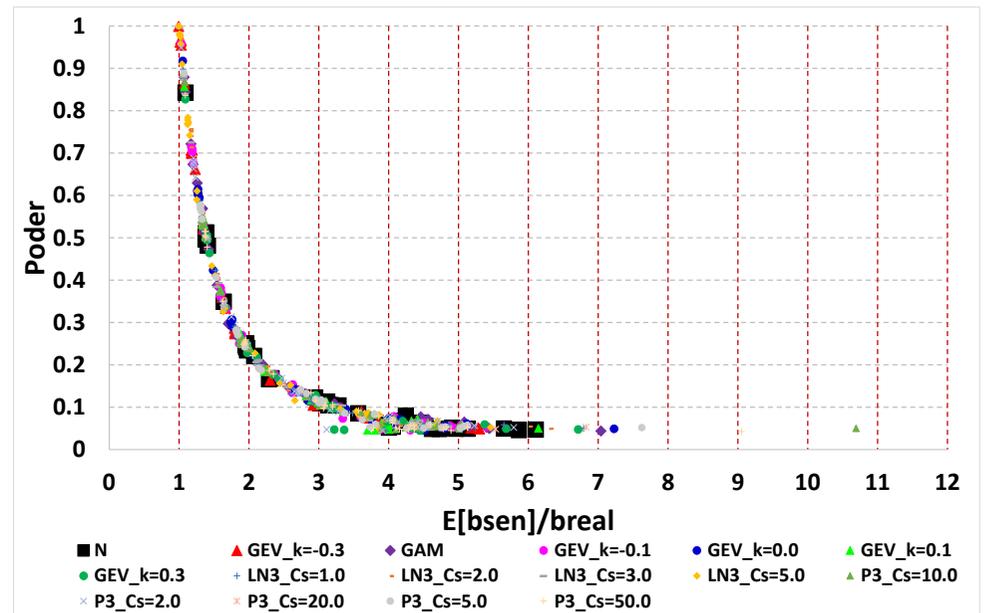


(b)

Figura 7.6 - Relação entre a probabilidade do Erro Tipo S e o Poder do Teste MK, considerando diferentes distribuições de probabilidade.



(a)



(b)

Figura 7.7 - Relação entre Erro Tipo M e o Poder do Teste MK, considerando diferentes distribuições de probabilidade.

7.1.2 Avaliação da efetividade dos testes de independência na identificação da correlação temporal em ambiente estacionário e não estacionário

7.1.2.1 Ambiente Estacionário

Os resultados apresentados neste item 7.1.2.1 referem-se à abordagem AP1 descrita no item 6.2.5, em que os testes de independência são aplicados diretamente à série original. As características comuns das séries temporais geradas a partir da simulação Monte Carlo são indicadas no título de cada figura. A Figura 7.8 ilustra a relação entre a probabilidade do Erro Tipo I ($r_1 = 0,0$) e o Poder ($r_1 = 0,3$), para todos os 6 testes de independência descritos no item 4.1.1, considerando diferentes tamanhos amostrais na simulação Monte Carlo, com distribuição Normal e $C_v = 0,6$.

Essa Figura 7.8 ilustra que, independentemente do tamanho amostral e do tipo de teste, as probabilidades do Erro Tipo I (eixo x) não se alteram consideravelmente, mantendo-se sempre próxima do nível de significância $\alpha = 0,05$. Em termos de Poder estatístico (eixo y), todos os testes de independência, conforme esperado, aumentam com o aumento do tamanho da amostral. No entanto, seus desempenhos diferem razoavelmente. O teste não-paramétrico VR (rosa) apresenta um Poder maior seguido do teste DW (amarelo), com valores apenas um pouco menor. Os testes AC (preto) e WW (verde) apresentam Poder bastante semelhantes, com os testes FT (azul) sendo um pouco menores. Já os testes MC (vermelho) foram aqueles que apresentaram menor Poder. Embora não mostrado, foram obtidos resultados semelhantes para outros valores de C_v , mostrando que para essa situação esse parâmetro não impacta de forma significativa.

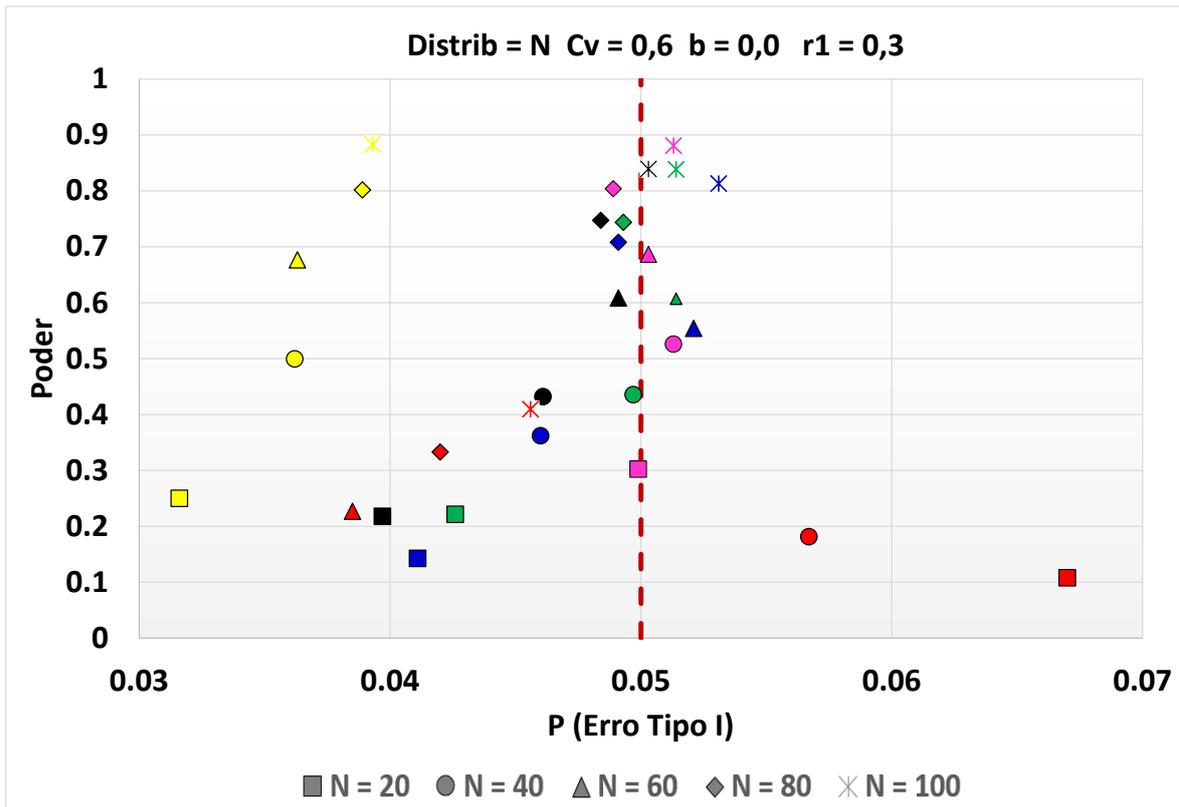
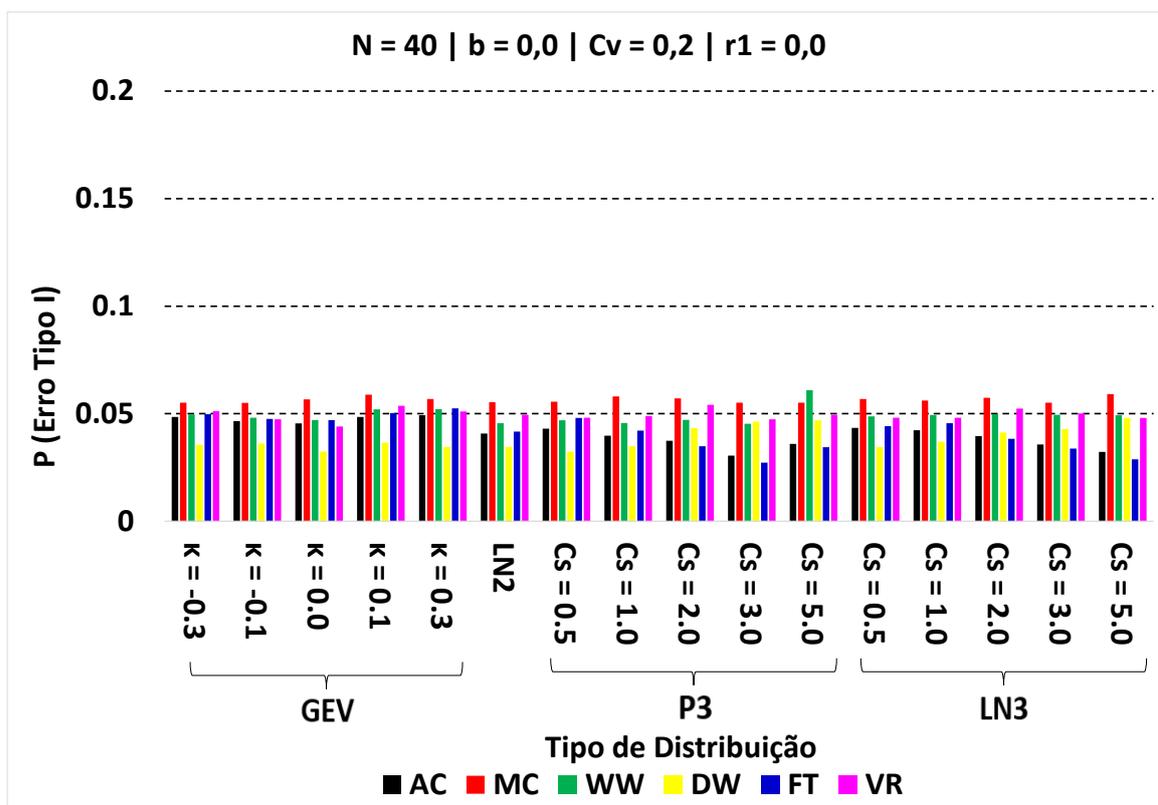
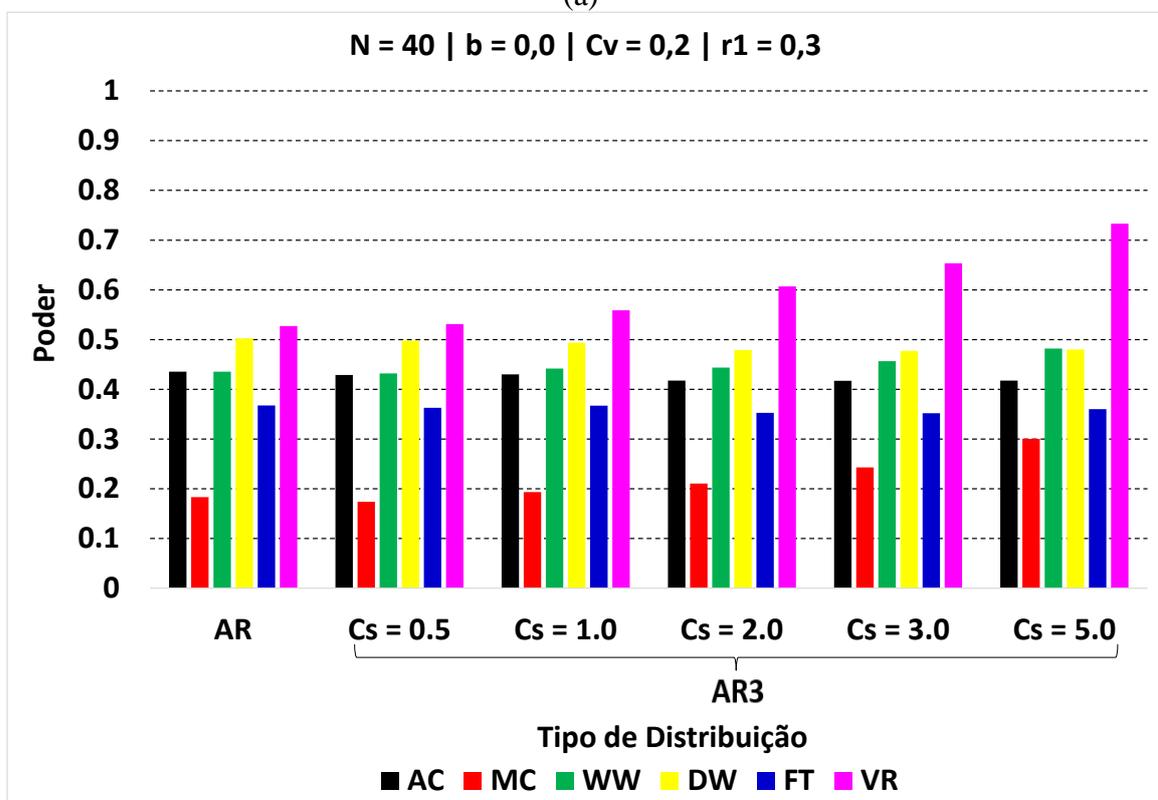


Figura 7.8 - Erro Tipo I versus Poder. Cada cor e símbolo representa, respectivamente, um teste de independência (AC = preto, DW = amarelo, FT = azul, MC = vermelho, VR = rosa e WW = verde) e um tamanho da amostral (20, 40, 60, 80 e 100).

Os gráficos da Figura 7.9 ilustram as probabilidades dos Erros Tipo I e o Poder dos testes para diferentes tipos de distribuição, ainda em ambiente estacionário. Esses gráficos indicam que, para séries não normais ou assimétricas, todos os testes apresentaram a probabilidade do Erro Tipo I bem próximas do nível de significância $\alpha = 0,05$. É importante ressaltar que mesmo o teste paramétrico AC não impõe uma suposição distributiva adicional, implicando que seus Erros do Tipo I e seu Poder são independentes da assimetria dos dados. A diferença de Poder entre os testes foi semelhante ao apresentado na Figura 7.8 para séries normalmente distribuídas. O teste VR continua com maior poder e é sensível em relação à assimetria, aumentando o Poder quando a assimetria aumenta.



(a)



(b)

Figura 7.9 - Probabilidade do Erro Tipo I (a) e Poder (b) para os testes de independência, considerando diferentes tipos de distribuições.

A Figura 7.10 ilustra o Poder para diferentes valores de r_1 . Observa-se, conforme esperado, que medida em que o r_1 aumenta, o Poder aumenta. Por exemplo, no teste VR, para uma série com tamanho amostral $n = 40$ e $Cv=0,2$, o Poder para rejeitar a hipótese de independência com $r_1 = 0,2$ é de 30% já para um $r_1 = 0,3$ o Poder aumenta para mais de 50%. O teste VR destaca-se como o de maior Poder estatístico até $r_1 = 0,5$. No entanto, à exceção do teste MC, a partir do $r_1 = 0,6$, todos os testes têm o Poder muito próximo e acima dos 90%.

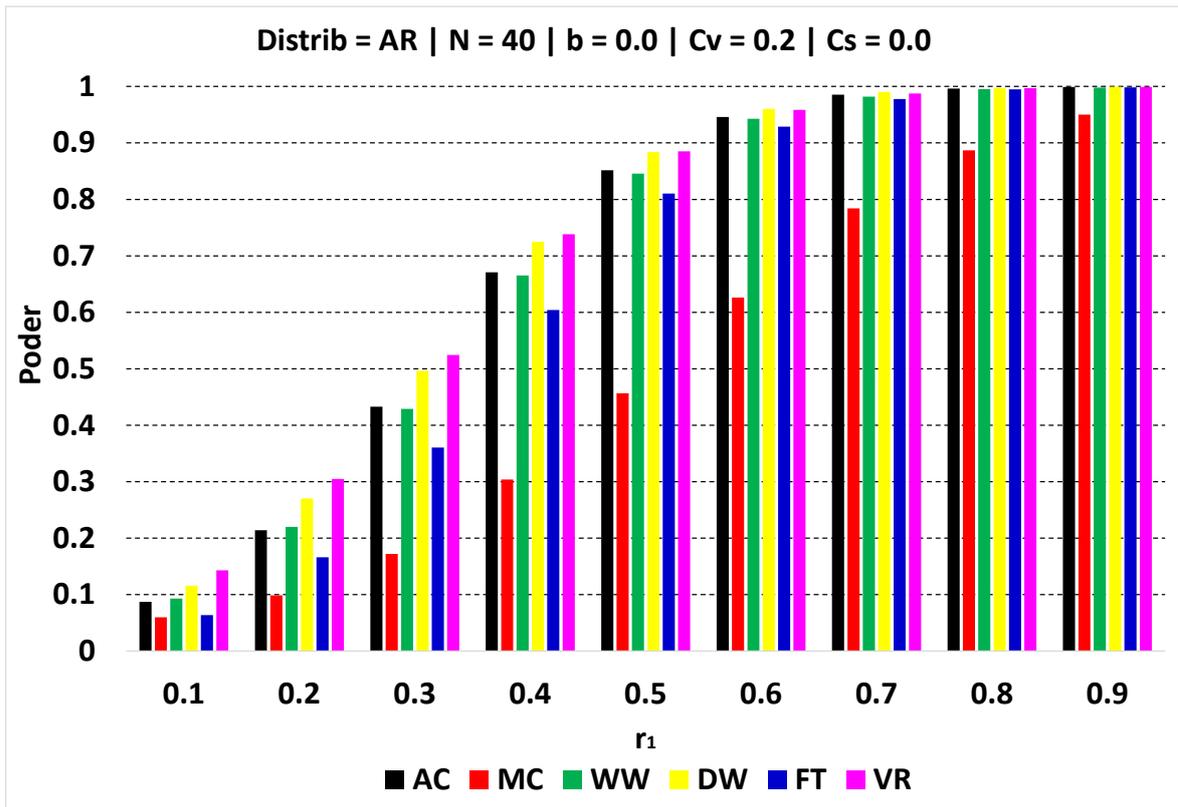


Figura 7.10 - Poder dos testes de independência para diferentes valores de r_1 .

Em síntese, para o caso estacionário, todos os testes preservam a probabilidade do Erro Tipo I próxima de $\alpha = 0,05$. Em termos de Poder estatístico, seus desempenhos diferem, o teste VR foi aquele que apresentou maior Poder em todas as simulações Monte Carlo. Os testes AC, DW e WW também apresentaram um Poder estatístico satisfatório. Independentemente do teste, o tamanho amostral, conforme esperado, é a característica que confere maior Poder ao teste. Por outro lado, tanto o Cv quanto o tipo de distribuição apresentam importância apenas marginal na questão do poder.

7.1.2.2 *Ambiente Não Estacionário*

A Figura 7.11 ilustra a relação entre a probabilidade do Erro Tipo I ($r_1 = 0,0$) e Poder ($r_1 = 0,3$), para todos os 6 testes de independência, considerando na simulação Monte Carlo diferentes tamanhos amostrais, com distribuição Normal e o $Cv = 0,2$. Considerou-se novamente a abordagem AP1, em que os testes de independência são aplicados diretamente à série original, mas agora, em ambiente não estacionário.

Pode-se ver nessa Figura 7.11, que todos os testes são impactados pela tendência. Em um ambiente não estacionário, observam-se sérios problemas em preservar o nível de significância $\alpha = 0,05$, mesmo quando a tendência não é muito forte (por exemplo, com $b = 0,004$). Assim, em situações em que exista uma tendência, haverá uma propensão maior em se rejeitar, erroneamente, a hipótese nula de independência, levando, muitas vezes, a tratar essa questão de maneira inadequada, como por exemplo nos casos em que são aplicados testes de estacionariedade. Em termos de Poder, conforme esperado, ele aumenta com o aumento da tendência, independentemente do teste aplicado. No entanto, os resultados precisam ser interpretados com cuidado, uma vez que os Erros Tipo I se desviam consideravelmente de $\alpha = 0,05$.

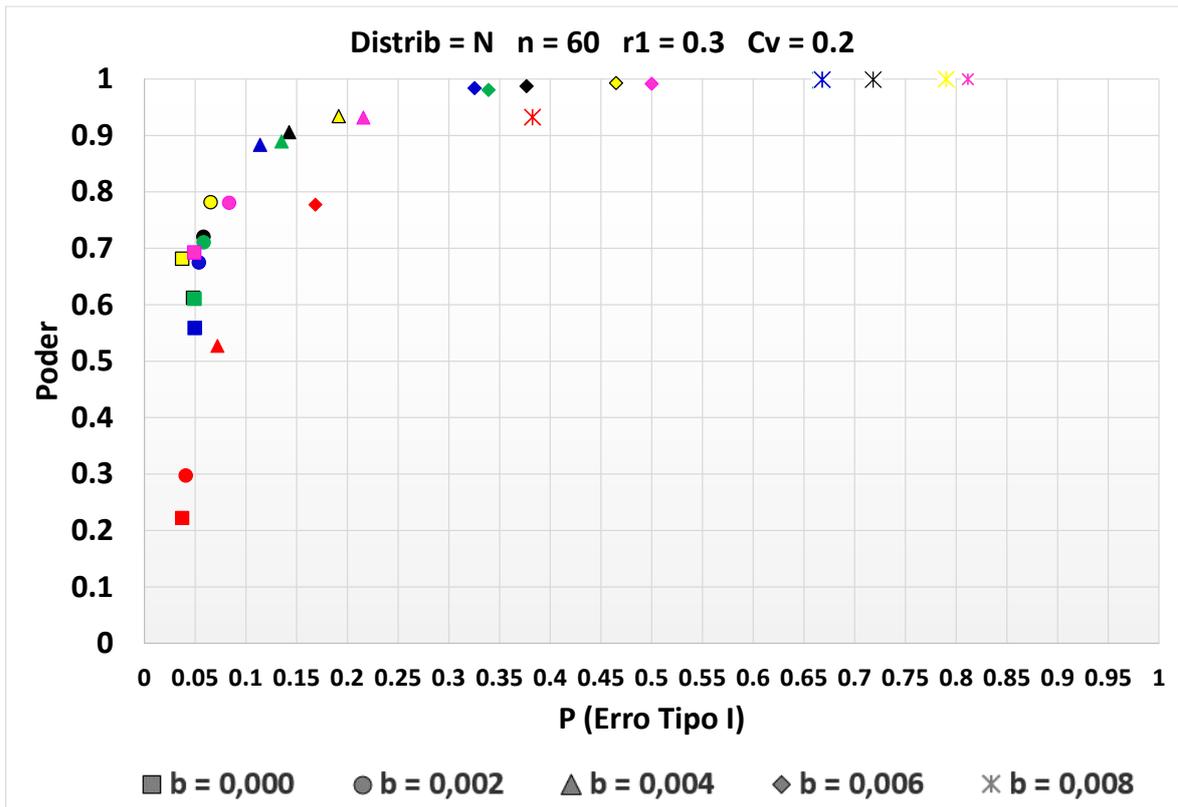


Figura 7.11 - Erro Tipo I *versus* Poder. Cada cor e símbolo representam, respectivamente, um teste de independência (AC = preto, DW = amarelo, FT = azul, MC = vermelho, VR = rosa e WW = verde) e a magnitude da tendência.

A Figura 7.12 ilustra a relação entre a probabilidade do Erro Tipo I ($r1 = 0,0$) e Poder ($r1 = 0,3$) para todos os 5 testes de independência, considerando na simulação Monte Carlo diferentes tamanhos amostrais e diferentes Cvs, com distribuição Normal e $b = 0,08$. Observa-se comportamento similar ao gráfico da Figura 7.11, no qual a probabilidade do Erro Tipo I viola significativamente o nível de significância $\alpha = 0,05$. No entanto, diferentemente do observado para o caso estacionário, no caso não-estacionário, o Cv impacta de forma importante a probabilidade do Erro Tipo I. Quanto maior o Cv mais próxima ela está do $\alpha = 0,05$. O tamanho amostral tem uma característica importante nesse caso não estacionário, pois, embora o Poder aumente com o aumento do tamanho da série, a violação da probabilidade do Erro Tipo I também aumenta. Esse aumento na probabilidade do Erro Tipo I, de certa forma, contradiz a característica assintótica do caso estacionário que sugere que um aumento no tamanho da amostra reduzirá as incertezas amostrais. Nesse caso, ocorre justamente o oposto, aumentando significativamente as incertezas. Assim, com base nos resultados obtidos nessa figura, admitindo apenas o ponto de vista da violação da probabilidade do Erro Tipo I, a tendência não é um problema com a combinação de Cv alto e tamanho amostral pequeno ($n < 40$). No entanto, no caso da combinação de Cv baixo com

tamanho amostral maior que 40, a tendência provoca um impacto significativo. Além disso, ela pode, equivocadamente, causar a impressão de uma maior confiabilidade na estimativa da autocorrelação devido as características estatísticas serem, aparentemente, favoráveis a essa interpretação.

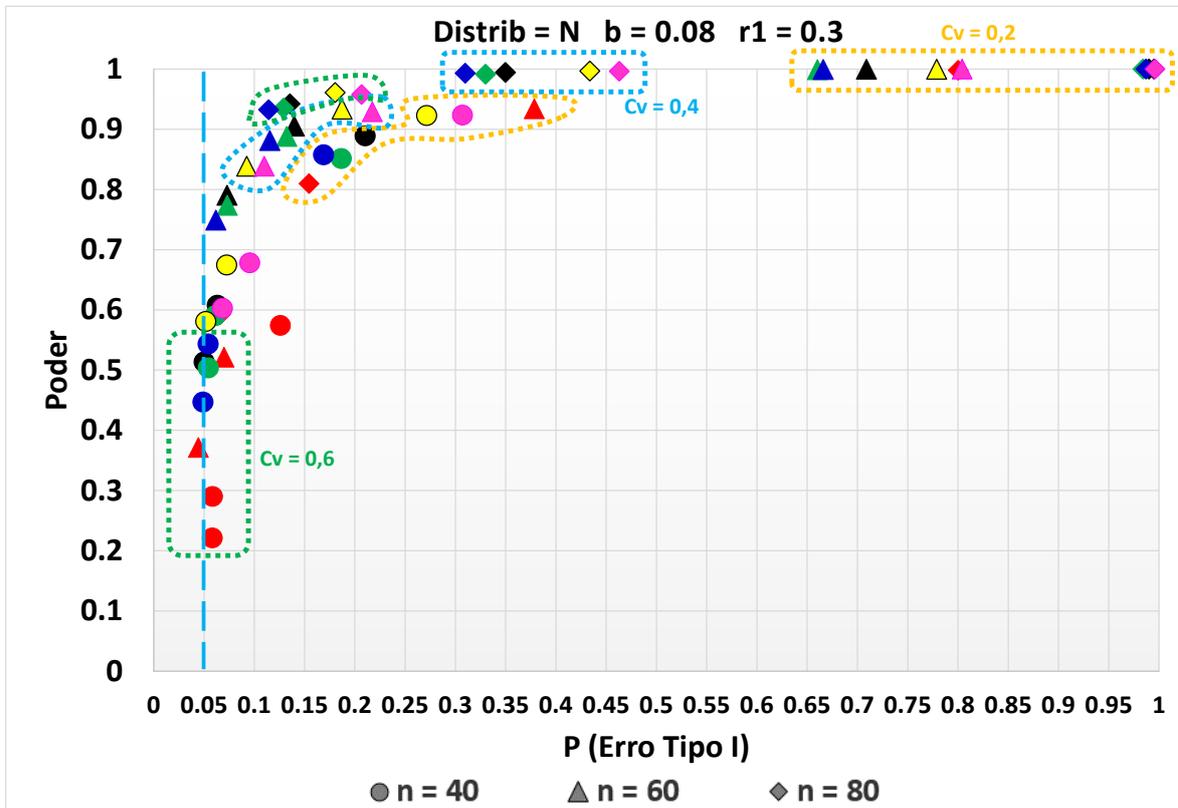
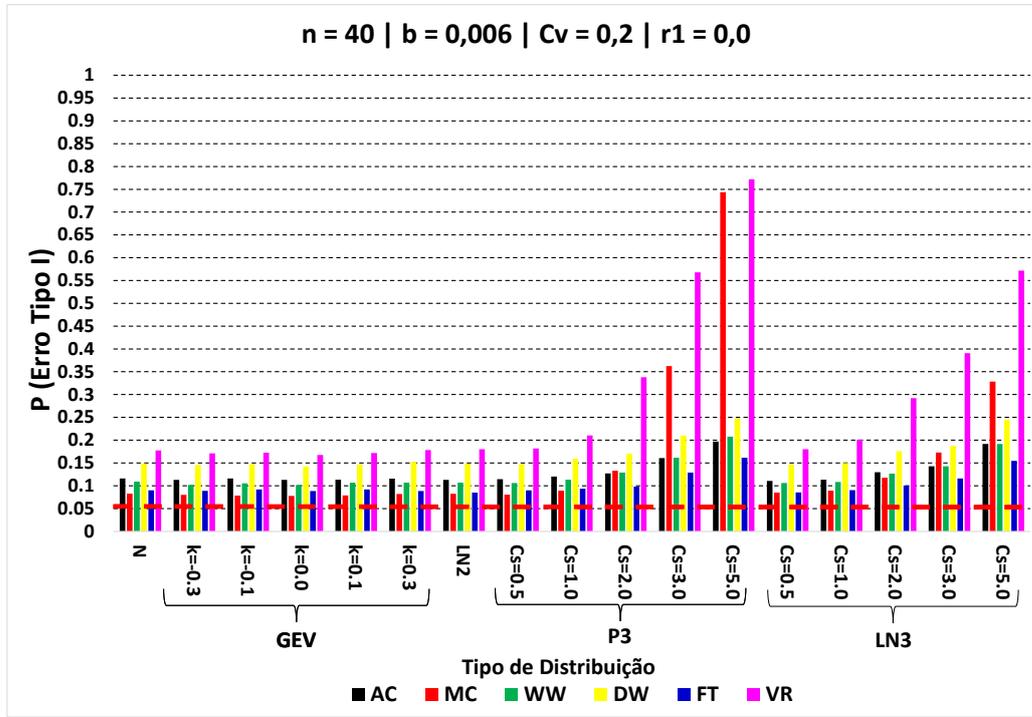


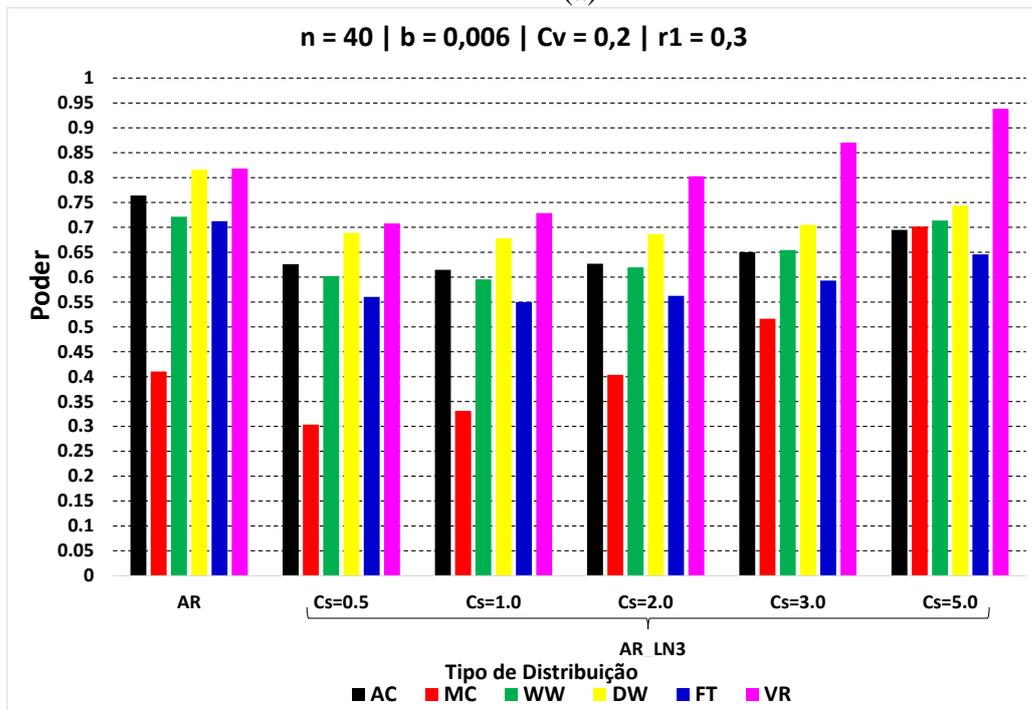
Figura 7.12 - Erro Tipo I versus Poder. Cada cor e símbolo representam, respectivamente, um teste de independência (AC = preto, DW = amarelo, FT = azul, MC = vermelho, VR = rosa e WW = verde) e tamanho amostral. Em destaque pontilhado são mostrados os agrupamentos de resultados de acordo com o valor do Cv (0,2 = laranja, 0,4 = azul e 0,6 = verde). A linha tracejada azul representa o nível de significância de 5%.

Os gráficos da Figura 7.13 ilustram as probabilidades dos Erros do Tipo I e o Poder dos testes para diferentes tipos de distribuição, agora em ambiente não estacionário. Esses gráficos indicam que, para séries não normais ou assimétricas, todos os testes apresentaram a probabilidade de Erro Tipo I acima do nível de significância $\alpha = 0,05$. Assim, da mesma forma observada com séries normalmente distribuídas, a tendência afeta de forma semelhante séries assimétricas oriundas de outras distribuições de probabilidades. Cabe ressaltar os resultados mais pronunciados da probabilidade do Erro Tipo I para os testes VR e MC quando aplicados a séries com altas assimetrias oriundas da distribuição P3 e LN3. Com relação ao Poder estatístico, observa-se que a assimetria não tem impacto significativo,

assim como ocorreu no caso estacionário (Figura 7.9), cabendo apenas mencionar que o teste VR parece ser o mais sensível em relação à assimetria.



(a)



(b)

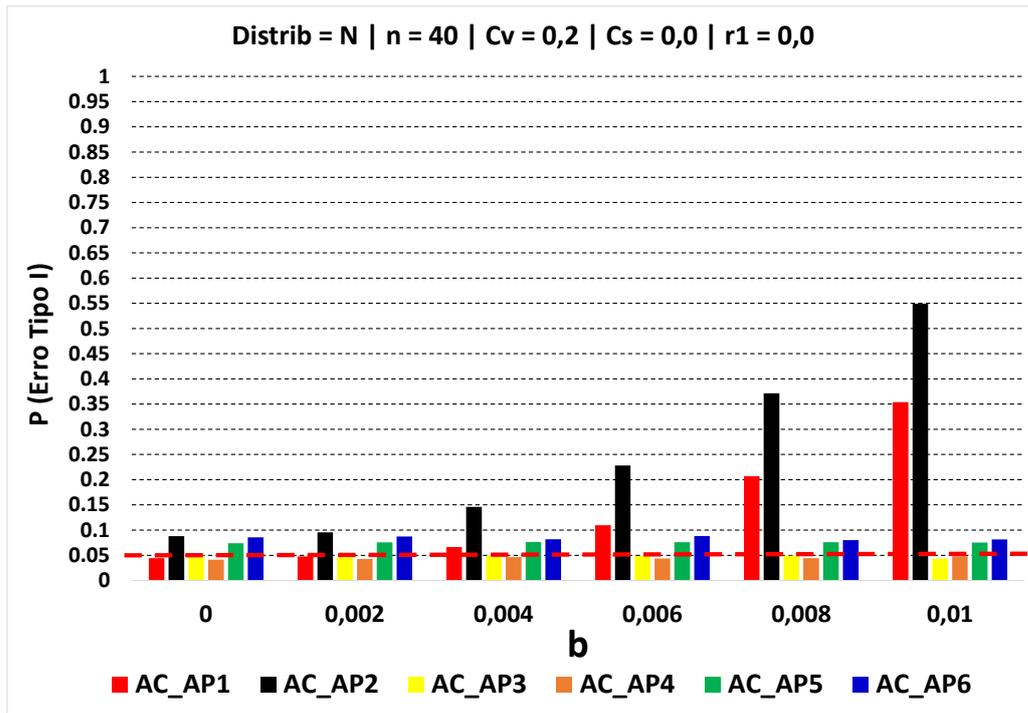
Figura 7.13 - Probabilidade do Erro Tipo I e Poder para os testes de independência, considerando diferentes tipos de distribuições em um ambiente não estacionário ($b = 0,006$).

7.1.2.3 Ambiente Estacionário e Não-Estacionário – Prognóstico

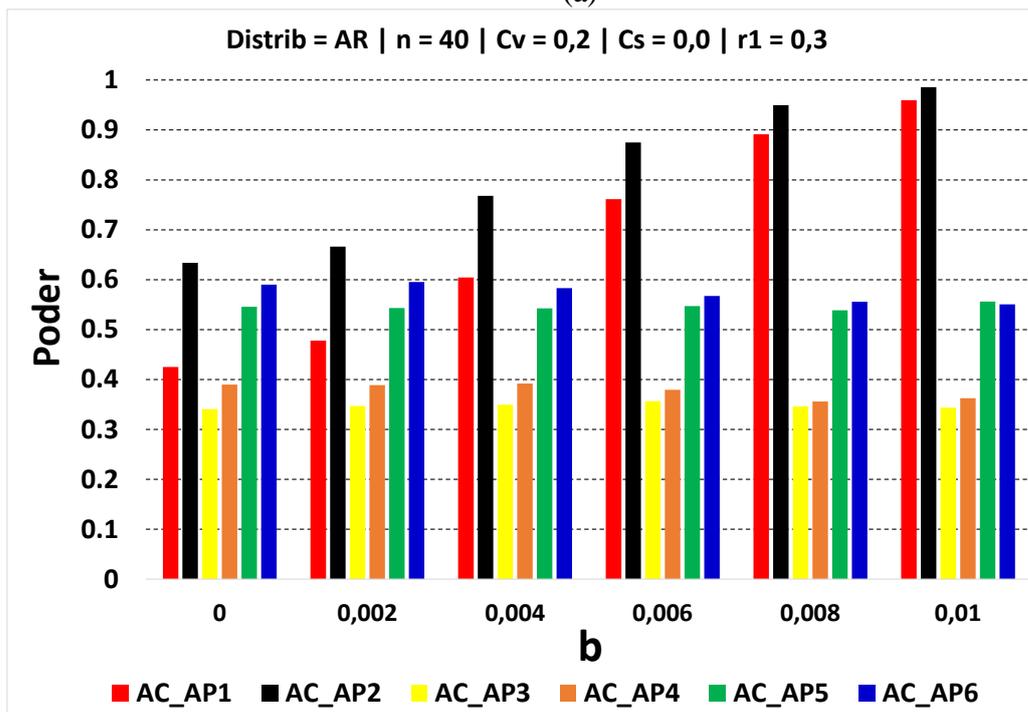
O objetivo aqui é avaliar essas diferentes abordagens, descritas na Tabela 6.2, tanto em um ambiente estacionário como em um não-estacionário. Para fins de comparação, são apresentados apenas os resultados considerando o teste AC em conjunto com as 6 abordagens, no sentido de identificar o procedimento mais efetivo na investigação da questão de independência das séries. Essa efetividade é dada pela não violação da probabilidade do Erro Tipo I e pela maximização do Poder estatístico nas diferentes situações definidas na simulação Monte Carlo. Os resultados apresentados aqui foram bem similares àqueles obtidos com os outros testes de independência e podem ser estendidos sem qualquer prejuízo.

A Figura 7.14 mostra as taxas de rejeição (Probabilidade do Erro Tipo I) e o Poder de todas as abordagens da Tabela 6.2 aplicadas ao teste AC. Para todas as abordagens que utilizam o procedimento *detrending* (AP3 a AP6), a taxa de falsa rejeição foi diminuída em comparação com as abordagens clássicas AP1 e AP2 (com correção de viés r_1) que usaram a série original. Como esperado, o procedimento de redução da tendência, em grande medida, restaura a inflação do Erro Tipo I para um valor próximo a 0,05. Em configurações não estacionárias, apenas aplicar a correção de viés r_1 (AP2) aumenta ainda mais a taxa do Erro Tipo I.

Em termos de Poder estatístico (Figura 7.14b), a magnitude da tendência não impacta o Poder para todas as abordagens. Embora a abordagem AP2 seja o procedimento mais poderoso, seus Erros Tipo I desviam-se consideravelmente do nível de significância, o que torna seu alto Poder questionável. Em configuração estacionária ($b = 0$), o Poder da AP5 e da AP6 é semelhante ao da AP2, e isso mostra que esses procedimentos *detrend* não afetam significativamente o Poder em uma configuração estacionária. Comparando as abordagens com (AP6 e AP5) e sem (AP4 e AP3) correção de viés r_1 , ficam claras as vantagens desta correção em aumentar o Poder. Além disso, percebe-se que o Poder das abordagens é ligeiramente sensível à significância da tendência, pois AP6 e AP4 produzem um Poder estatístico mais pronunciado do que AP5 e AP3, respectivamente.



(a)



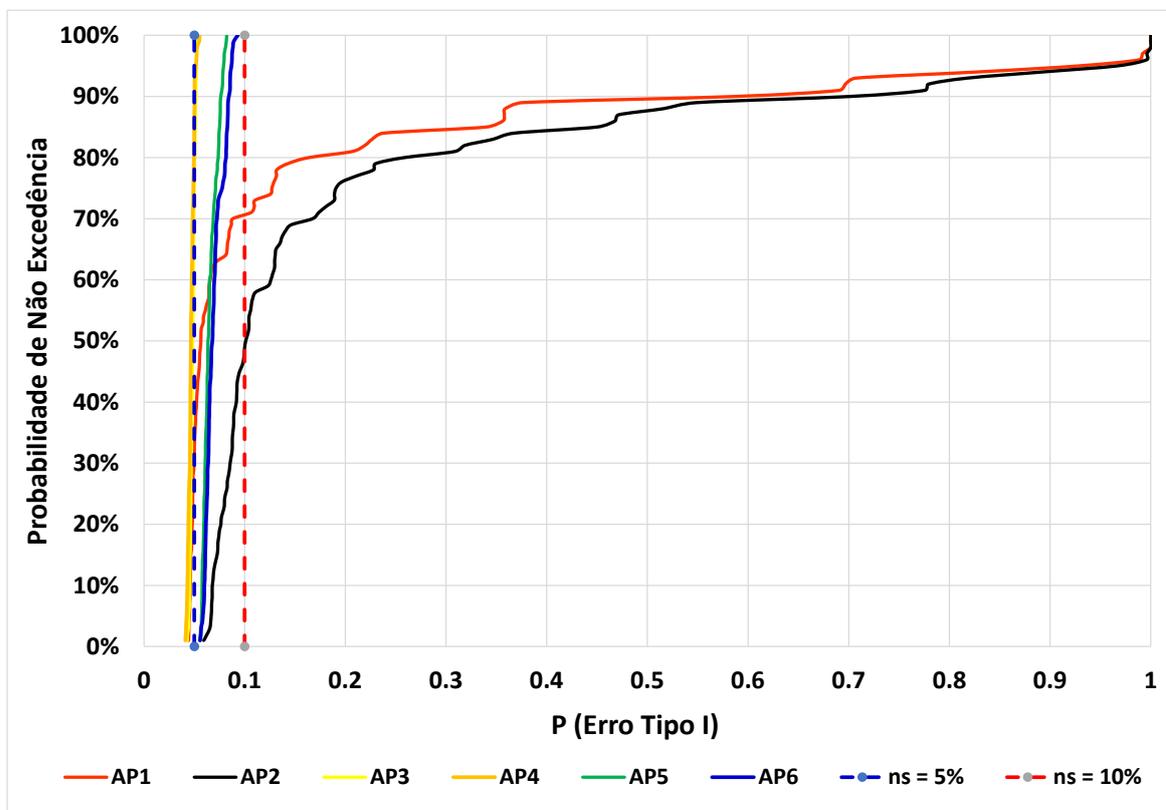
(b)

Figura 7.14 - Probabilidade do Erro Tipo I (a) e Poder (b) para todas as abordagens aplicadas no teste AC, considerando diferentes magnitudes de tendência.

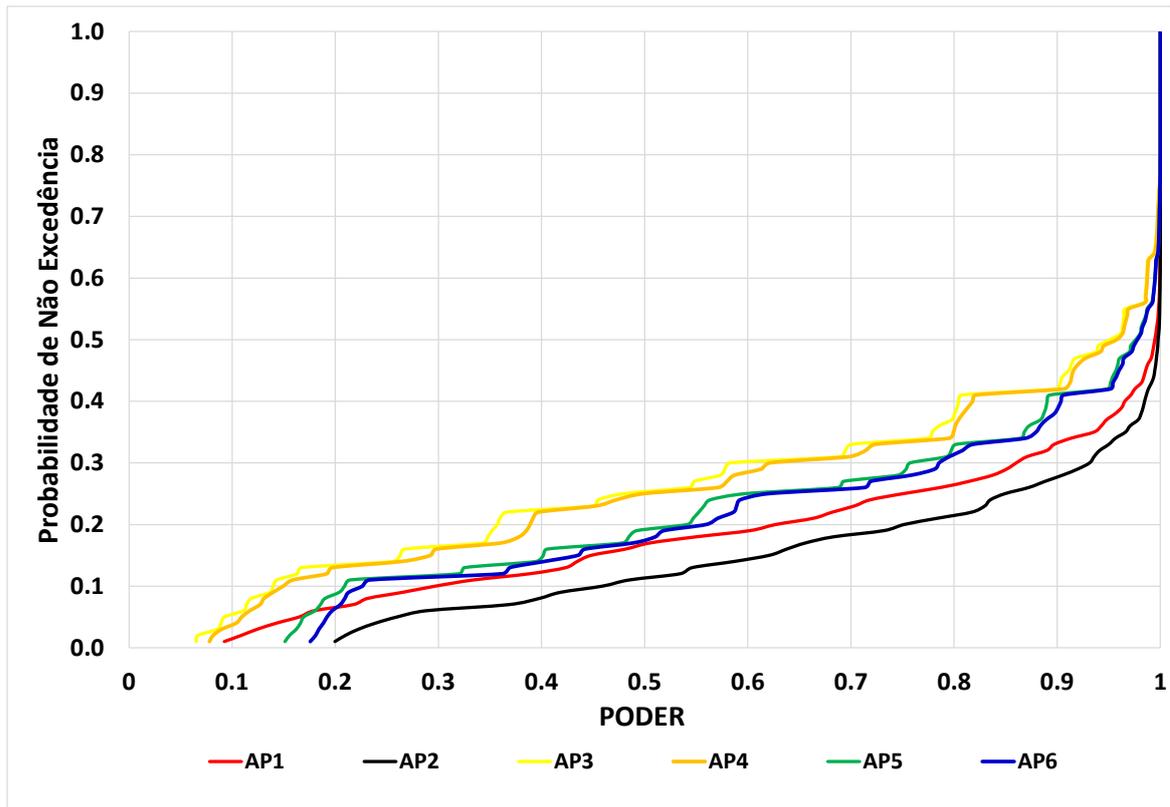
Os gráficos da Figura 7.15 mostram a probabilidade de não excedência dos Erros Tipo I (Figura 7.15a) e do Poder (Figura 7.15b). Esses gráficos usam todos os resultados de diferentes características de série (n , C_v , magnitude da mudança determinística b , autocorrelação r_1) oriundos das simulações Monte Carlo, descritas no item 6.2. Em relação aos Erros Tipo I, o gráfico mostra que para todas as condições, as abordagens AP5 e AP6

não se afastam significativamente do nível de significância. O mesmo ocorre com as abordagens AP3 e AP4, e nesse caso, com uma precisão ainda melhor que as abordagens AP5 e AP6. As abordagens AP1 e AP2 apresentaram muitas situações com altas taxas de Erro Tipo I. Esse fato evidencia os riscos em desconsiderar a questão da não-estacionariedade na avaliação da estrutura de dependência temporal.

Em termos de Poder estatístico (Figura 7.15b), AP1 e AP2 são as abordagens mais poderosas, mas seus Erros Tipo I desviam-se consideravelmente do nível de significância de 5%. Para abordagens *detrend*, que produzem Erros aceitáveis do Tipo I, como AP3 e AP4, o AP6 produz Poder mais forte.



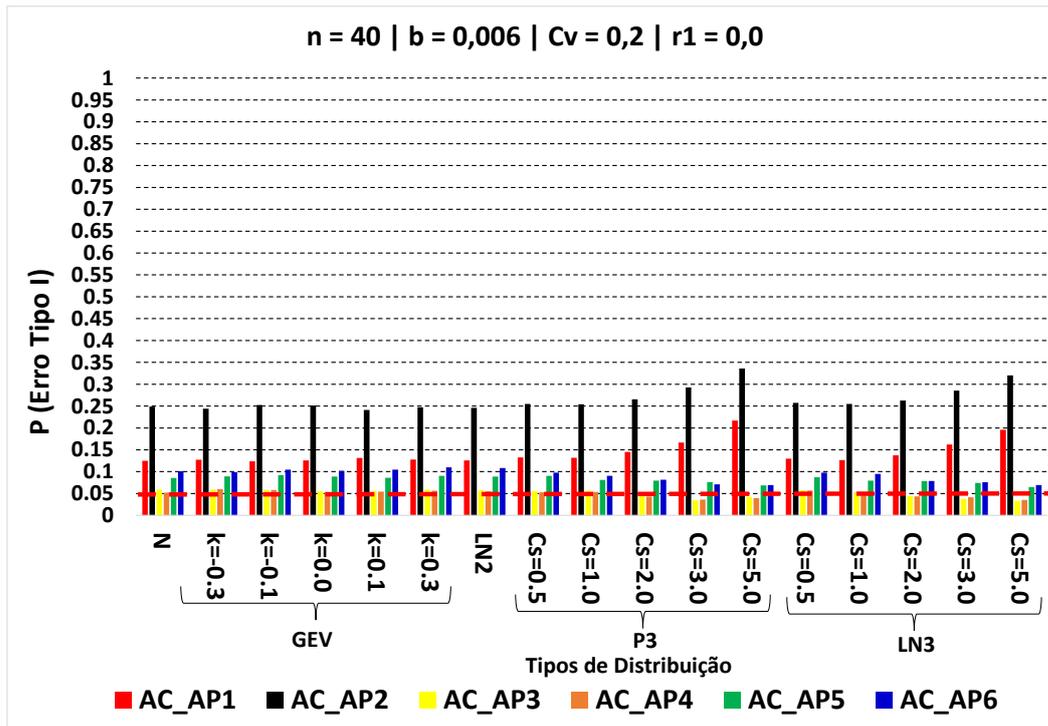
(a)



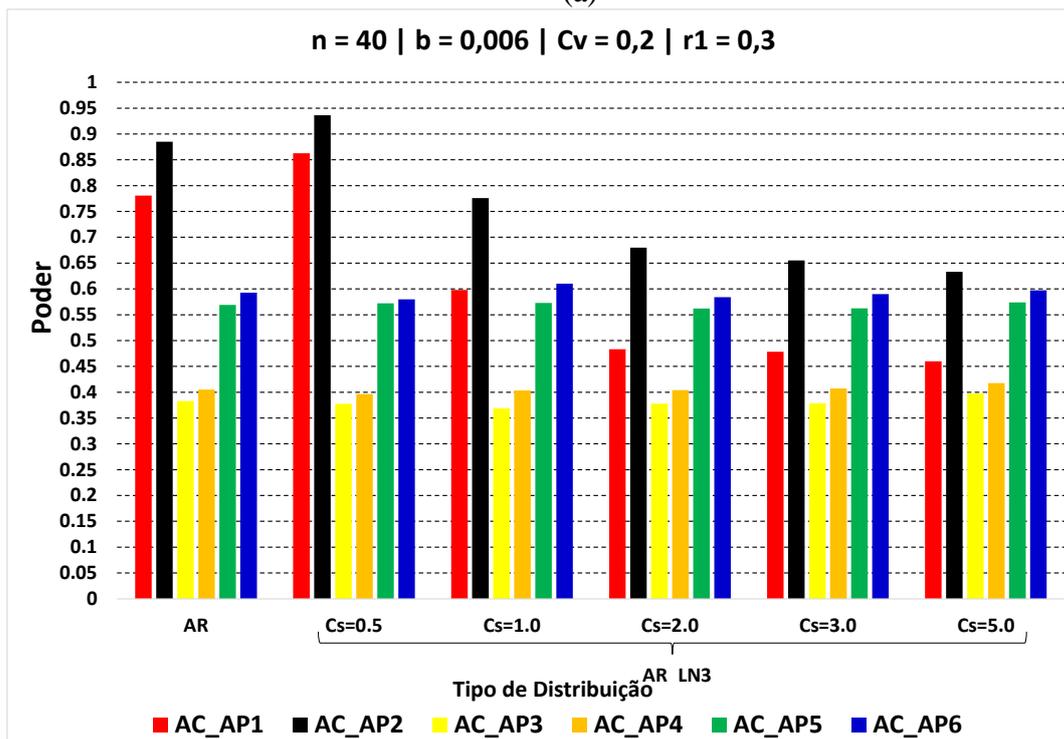
(b)

Figura 7.15 - Distribuição empírica da probabilidade do Erro Tipo I (a) e do Poder (b) das diferentes abordagens aplicadas no teste AC.

A Figura 7.16 mostra a robustez das abordagens *detrend* em termos de aceitáveis Erros Tipo I para diferentes tipos de distribuições. Dessas abordagens, o AP6 produz o maior Poder estatístico.



(a)



(b)

Figura 7.16 - Probabilidade do Erro Tipo I (a) e Poder (b) das diferentes abordagens aplicadas no teste AC considerando diferentes tipos de distribuições em um ambiente não estacionário ($b = 0,006$).

Foi demonstrado por Hamed e Rao (1998), Yue e Wang (2002a, 2002b), bem como Yue *et al.* (2003), que a existência de uma componente de tendência resultará na superestimação da autocorrelação da série. O procedimento *detrend* utilizado para eliminar o efeito adverso de

uma possível tendência no coeficiente de autocorrelação estimado r_1 , mitigou a sua inflação, evitando assim o problema de não preservar o nível de significância nominal. No entanto, a remoção da tendência resultou na subestimação do coeficiente de autocorrelação r_1 . Usando um r_1 subestimado, verificou-se uma diminuição do Poder (AC_AP4 e AC_AP5), o que foi mitigado com a correção de viés do r_1 . Avaliar a significância da tendência teve um benefício marginal.

À luz dos Erros Tipo I e dos resultados do Poder, conclui-se que a abordagem AP6 é a escolha mais adequada e efetiva, uma vez que ela é capaz de preservar a probabilidade do Erro Tipo I próxima do nível de significância sem perda expressiva do Poder estatístico.

Em configuração estacionária, diferentes tamanhos de amostra, Cvs e tipos de distribuição não alteraram os Erros do Tipo I. Para todos os testes avaliados mantém-se o nível de significância pré-definido $\alpha = 0,05$. Como esperado, o Poder de todos os testes de independência aumenta com o aumento dos tamanhos de amostra, mas não muda consideravelmente com diferentes Cvs e diferentes tipos de distribuição.

Em configuração não-estacionária, a maioria dos testes são impactados pela tendência. Diferentes tamanhos amostrais e diferentes Cvs alteram as probabilidades dos Erros Tipo I consideravelmente. A tendência não é um problema com relação à combinação de Cv alto e tamanho de amostra curto, mas, por outro lado, com a combinação de Cv baixo e tamanho de amostra grande, a tendência tem um impacto significativo nas referidas probabilidades. Ficou claro, que ao contrário de outras situações, em ambientes não-estacionários, um tamanho de amostra maior não garante, necessariamente, melhores resultados. Como esperado, o Poder aumenta com o aumento da magnitude da tendência. No entanto, os resultados precisam ser interpretados com cuidado, uma vez que os Erros Tipo I se desviam consideravelmente do nível de significância.

Para mitigar essa influência adversa, foi sugerido um procedimento (a partir de quatro abordagens) para diminuir essa influência da série. Os resultados mostraram a robustez das abordagens *detrend* em manter os Erros Tipo I próximos do nível de significância, considerando diferentes magnitudes de tendência, tamanhos de amostra, Cvs e tipos de distribuição. Com base nos resultados obtidos na simulação Monte Carlo sugere-se a abordagem aqui denominada de AP6. Essa abordagem corresponde à remoção de uma eventual tendência significativa e, posteriormente, à aplicação do procedimento de correção do viés do r_1 .

Na prática, para fins de planejamento e gestão de recursos hídricos, os formuladores de políticas e profissionais da área podem estar interessados na magnitude da verdadeira correlação temporal em uma série. Se a correlação temporal for estimada em configurações não-estacionárias, o r_1 encontrado pode estar muito superestimado, podendo levar a consequências danosas. Neste estudo, apresentou-se um procedimento prático e efetivo para implementar a estimativa da correlação temporal independentemente da condição de estacionariedade.

7.1.2.4 Estudo de Caso: Correlação Temporal na precipitação e na vazão do Brasil

Para investigar se a correlação temporal é uma característica presente nas séries hidrometeorológicas brasileiras, tanto nas séries de vazões quanto nas de precipitações, foi realizado um estudo de caso, em todo o Brasil, com índices baseados nestas séries. Nesse estudo foi utilizado o teste AC e a abordagem AP6, que considera tanto ambientes estacionários como não-estacionários de forma mais efetiva.

A Figura 7.17 ilustra o percentual de resultados significativos (S) e não significativos (NS) para o coeficiente de autocorrelação r_1 de 6 índices de precipitação (Tabela 6.5), considerando todo o Brasil. Os resultados S estão subdivididos em 3 classes de acordo com a magnitude de r_1 . Conforme esperado para precipitação, observa-se que à exceção do índice R1, todos outros apresentaram um percentual de resultados significativos menor que 30% em relação aos resultados não-significativos (NS). O índice R1 (número de dias com chuva) foi o único índice com percentual de resultados S maior que os resultados NS. Já observando as 3 classes de magnitudes consideradas, os resultados mostram que majoritariamente resultados S ocorrem na classe do r_1 médio ($0,3 < r_1 < 0,6$). O índice R1 foi o único que teve um percentual de resultados S maior que 10% na classe de magnitude alta ($r_1 > 0,6$).

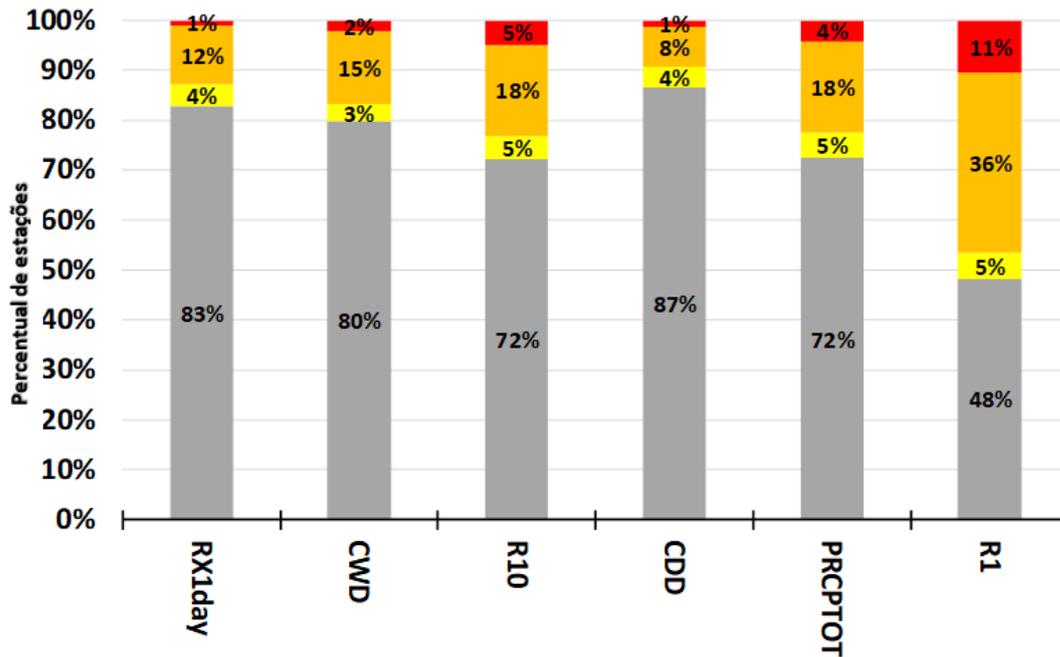


Figura 7.17 - Gráfico do tipo “*stacked bar*” com os resultados do teste AC usando a abordagem AP6 para os índices de precipitação no Brasil. Em cinza é indicado o percentual de resultados não significativos, em amarelo o percentual com $r1 < 0,3$ (correlação BAIXA), em laranja o percentual com $0,3 < r1 < 0,6$ (correlação MÉDIA) e, em vermelho, o percentual com $r1 > 0,6$ (correlação ALTA).

A distribuição espacial das características de persistência dos 6 índices de precipitação nas 12 regiões hidrográficas é ilustrada nos mapas da Figura 7.18 e na Tabela 7.1. Os resultados mostram que a AMZ é a região que apresentou os maiores percentuais de resultados significativos, com 4 índices com mais de 30% das estações apresentando resultado S. Outras regiões com mais de 4 índices com pelo menos 30% das estações com resultados significativos foram as RHs ALE, PNB e ANO. As RHs localizadas mais ao sul do Brasil, PRN, ATS e URU, foram as que apresentaram menores percentuais de resultados significativos.

Tabela 7.1 - Percentual de resultados significativo de r_1 para os índices de precipitação dividido por regiões hidrográficas.

	RX1day	CWD	R10	CDD	PRCPTOT	R1
RH PRN	17	17	21	8	24	48
RH ALE	14	14	39	30	38	61
RH ATS	15	22	28	27	27	65
RH SFR	18	18	34	11	31	50
RH AMZ	24	33	46	17	40	54
RH PRG	23	26	40	12	38	61
RH PNB	31	25	48	27	42	56
RH ANO	14	29	38	32	39	57
RH ASD	16	25	45	19	37	60
RH URU	14	27	16	17	13	60
RH ANC	19	20	29	24	20	55
RH TOA	20	23	31	14	23	44

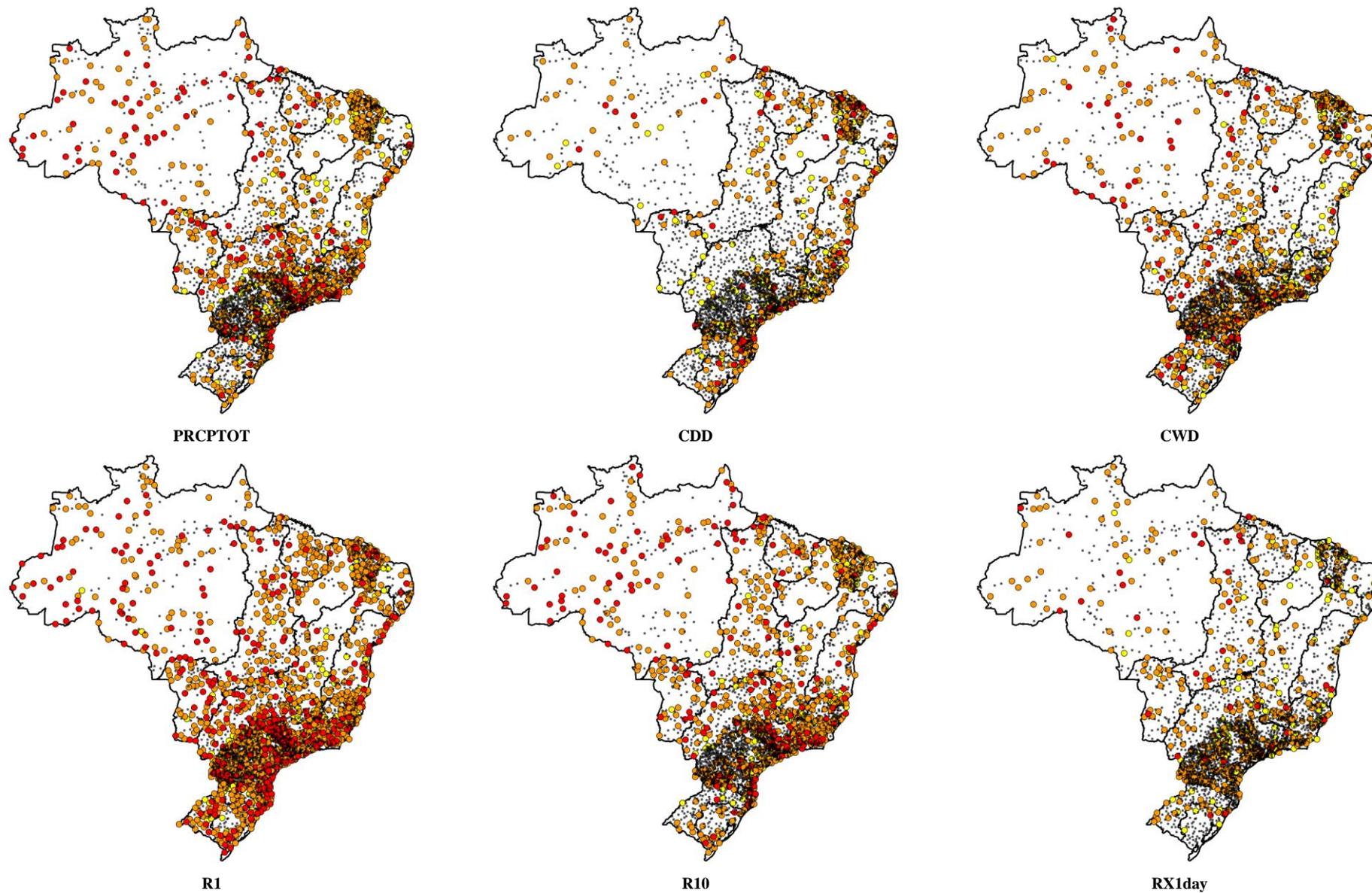


Figura 7.18 - Resultados do teste AC usando a abordagem AP6 para os índices de precipitação no Brasil. Pontos pretos indicam estações com resultados não significativos. Em amarelo ($r1 < 0,3$), em laranja ($0,3 < r1 < 0,6$) e em vermelho ($r1 > 0,6$) são indicados os resultados significativos.

Para os índices de vazões, conforme esperado, são encontrados mais resultados significativos do que para os índices de precipitações. A Figura 7.19 ilustra que, para as vazões mínimas e médias, a maior parte das estações no Brasil apresentam r_1 significativo. Já para as vazões máximas os resultados significativos não passam de 30% no conjunto das estações. Assim como para os índices de precipitação, a maioria dos resultados S ocorre na classe r_1 médio ($0,3 < r_1 < 0,6$). Os índices $Q_{min7day}$ e $Q_{min30day}$ foram os que apresentaram um maior percentual de resultados S e um percentual maior que 20% na classe de magnitude alta ($r_1 > 0,6$).

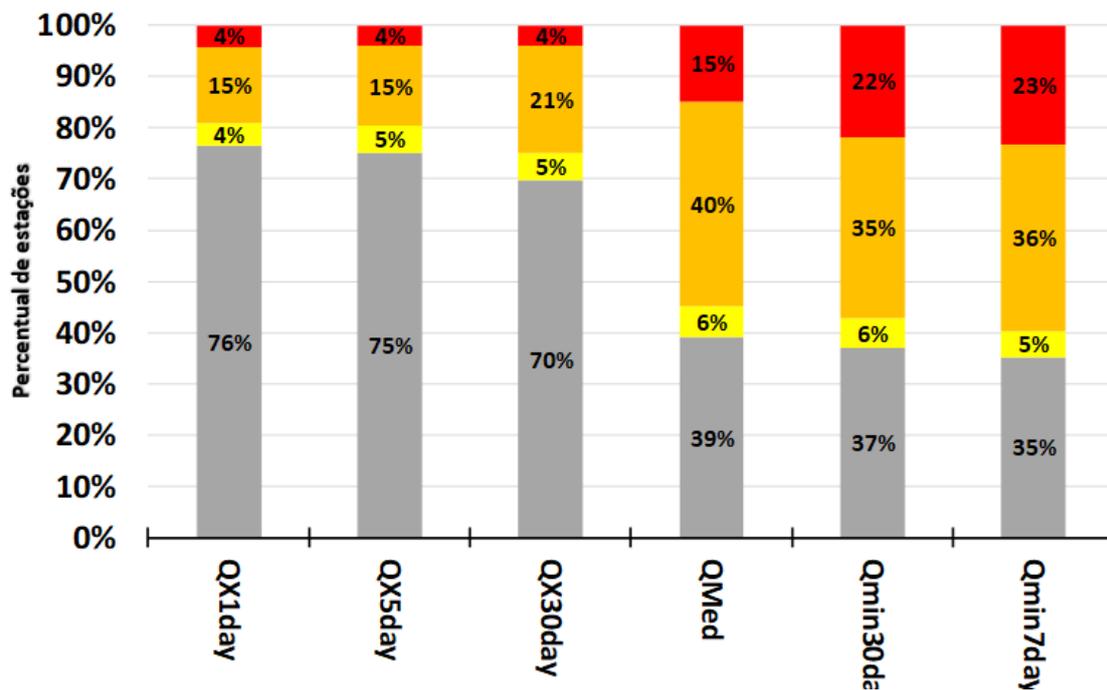


Figura 7.19 - Gráfico do tipo “*stacked bar*” com os resultados do teste AC usando a abordagem AP6 para os índices de vazão no Brasil. Em cinza é indicado o percentual de resultados não significativos, em amarelo o percentual com $r_1 < 0,3$ (correlação BAIXA), em laranja o percentual com $0,3 < r_1 < 0,6$ (correlação MÉDIA) e em vermelho o percentual com $r_1 > 0,6$ (correlação ALTA).

A distribuição espacial das características de persistência dos 6 índices de vazões nas 12 regiões hidrográficas é ilustrada nos mapas da Figura 7.20 e Tabela 7.2. Os resultados mostram que, diferentemente do que ocorreu para os índices de precipitação, a região AMZ não apresentou os maiores percentuais de resultados significativos, a RH PRG foi a região com maiores resultados significativos (praticamente todas as estações tiveram resultados significativos para os índices de vazões mínimas e médias), e essa região também foi a única a ter um percentual de resultados significativos maior que 50% para os índices de vazões máximas. Cabe destacar, que para os índices relativos ao espectro de vazões mais baixas,

apenas as RHs localizadas na região Sul do Brasil não apresentaram uma proporção maior de resultados significativos.

Tabela 7.2 - Percentual de resultados significativos de r1 para os índices de vazão dividido por regiões hidrográficas.

	QX1day	QX5day	QX30day	Qmed	Qmin30day	Qmin7day
RH PRN	23	27	33	62	56	62
RH ALE	19	21	18	52	81	81
RH ATS	17	17	15	27	32	32
RH SFR	38	36	46	81	84	85
RH AMZ	16	15	18	44	51	45
RH PRG	50	53	61	97	97	100
RH PNB	39	35	43	57	70	70
RH ANO	19	17	20	71	67	61
RH ASD	18	20	33	65	67	67
RH URU	13	13	0	11	13	13
RH ANC	39	39	45	92	92	92
RH TOA	19	18	26	63	87	85

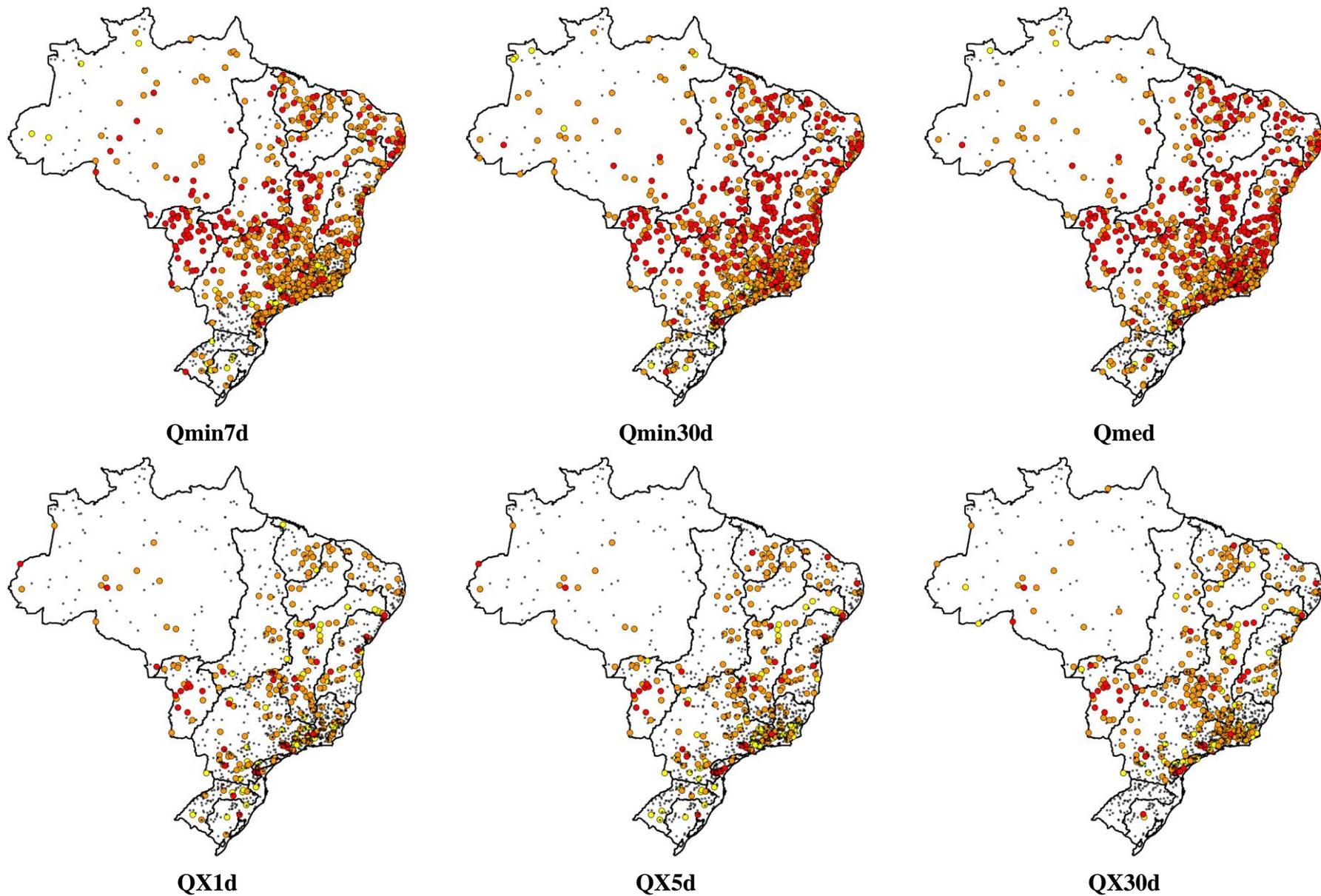


Figura 7.20 - Resultados do teste AC usando a abordagem AP6 para os índices de vazão no Brasil. Pontos pretos indicam estações com resultados não significativos. Em amarelo ($r_1 < 0,3$), laranja ($0,3 < r_1 < 0,6$) e vermelho ($r_1 > 0,6$) são indicados os resultados significativos.

Com base nos resultados apresentados acima, é evidente a característica de persistência ou correlação temporal de curto prazo nas series de precipitação e vazão no Brasil. As análises baseadas em índices dessas variáveis, que consideram diferentes espectros de interesse prático, sugerem que a característica de persistência de curto prazo, representada pelo coeficiente de autocorrelação r_1 , está presente em um número considerável de estações, nas diferentes regiões hidrográficas brasileiras.

Para os índices de precipitação, observa-se que a maioria das séries não apresenta características de correlação temporal. No entanto, embora em menor (mas não negligenciável) número, observam-se alguns índices e regiões onde essa característica é mais marcante no Brasil. Por exemplo, em 4 dos 6 índices de precipitação, mais de 30% das estações tiveram resultados significativos nas regiões hidrográficas AMZ, ANO, PNB e ALE. Essa persistência pode estar associada à estrutura de dependência temporal dos principais indicadores de larga-escala (envolvendo o sistema oceano-atmosfera) que são indutores ou que modulam a precipitação no Brasil.

A estação chuvosa, em grande parte do Brasil, ocorre no verão, associada principalmente à atuação de sistemas persistentes como a zona de convergência do atlântico sul (ZCAS) (Grimm *et al.*, 2000) no Sudeste, Centro-Oeste e faixa norte da Região Sul e, pelo posicionamento da zona de convergência intertropical (ZCIT) no Nordeste. Esses sistemas são influenciados por outros fenômenos persistentes de grande escala associados à temperatura da superfície do mar (TSM), como *El Niño* Oscilação Sul (ENOS), SOI e AMO (oscilação multidecadal do oceano Atlântico). Todos esses sistemas persistentes atuam mais fortemente nas regiões onde os resultados foram mais significativos. Por exemplo, os números significativos da característica de persistência no PRCPTOT na AMZ podem estar associados a eventos ENSO, que amplamente são documentados na literatura como moduladores de secas e cheias na Amazônia (Marengo *et al.*, 2018). Outro exemplo, (Haylock *et al.*, 2006) destacou que a variabilidade no índice SOI coincide com os índices de precipitação PRCPTOT, R10 mm e R95 nas estações pluviométricas no Brasil, e observou-se que essa associação é mais pronunciada nas regiões ANO e ALE.

Já para as vazões, conforme esperado, as series associadas ao espectro de vazões mais baixas apresentaram, majoritariamente, resultados mais significativos. Isso ocorre em parte, devido à precipitação que é propagada para os sistemas terrestres e que, por inércia, causa um escoamento mais gradual, armazenando boa parte da água em reservatórios naturais

existente no solo. Nesse sentido, os processos hidrológicos com escalas de tempo mais longas “lembram” as anomalias atmosféricas passadas e seus efeitos são refletidos em eventos ou períodos subsequentes. Esse processo é mais bem caracterizado em regiões mais planas com presença de lagos naturais ou grandes aquíferos, como apontado por McMahon *et al.* (2007) e observados nos resultados significativos das regiões PRG e AMZ.

De forma concomitante a esse processo, a persistência dos sistemas climáticos atuantes na formação das vazões também tem papel preponderante, principalmente no caso das vazões mais altas, onde o processo de formação das cheias se dá de forma mais abrupta e a escala temporal, na maioria dos casos, é bem menor que um ano. No entanto, a eventual existência de períodos de longo prazo mais propensos à eventos atmosféricos de cheias, como sinalizados em Merz *et al.* (2016), sugere a presença de persistência de curto prazo em muitas séries de índices de vazões associados a cheias, como observado, de forma mais preponderante, na maior parte das regiões hidrográficas localizadas no nordeste do Brasil.

Até onde sabemos, nenhum estudo avaliou a significância da persistência de curto prazo nas séries hidrometeorológicas no Brasil. Assim, a consistência dos resultados aqui apresentados só pode ser analisada a partir de dados regionais de outros países, ou mesmo de estudos realizados na escala global. Para a precipitação, Sun *et al.* (2018), utilizando uma base de dados em grade do “Global Precipitation Climatology Center” (GPCC) em toda superfície terrestre do planeta, no período de 1940 a 2009, avaliou o r_1 do índice PRCPTOT. Para a maioria dos pontos de grade (83% com nível de significância de 5%) os resultados não foram significativos. Essa proporção de 17% de resultados significativos na escala global foi inferior à proporção observada no Brasil, para o mesmo índice, que foi de 27% (Figura 7.18). No entanto, a distribuição espacial dos resultados de Sun *et al.* (2018), considerando apenas o território brasileiro, foi consistente com o observado na Figura 7.18.

Em outro estudo com séries de precipitação, agora usando 3477 estações em todo o globo, Iliopoulou *et al.* (2018) observaram para séries de médias anuais de precipitação uma magnitude para o r_1 entre -0.09 e 0.37, e esses resultados são consistentes com as magnitudes observadas nesta tese para o índice PRCPTOT. Uma conclusão importante obtida nesse estudo é que hipóteses simplificadas como a independência das séries, normalmente usadas na prática, podem se afastar muito da realidade, o que reforça ainda mais a necessidade de se conhecer melhor a estrutura de dependência temporal dessas séries.

Considerando estudos anteriores que avaliaram essa característica da autocorrelação em séries de vazões, Vogel *et al.* (1998) avaliaram o índice Qmed nos Estados Unidos (US) e identificaram grandes regiões com características homogêneas de persistência de curto prazo. Embora não tenha sido avaliada a significância do r_1 , sua magnitude foi consistente com a identificada aqui no Brasil (Figura 7.20). Também nos Estados Unidos, (E M Douglas *et al.*, 2000) encontraram resultados significativos para o r_1 do índice Q7minday em aproximadamente 43% das estações analisada em todo o país, considerando séries com 50 anos de dados. Embora esse percentual tenha sido inferior ao encontrado no Brasil para o Q7minday (65%), para algumas regiões dos Estados Unidos esse percentual foi maior que 55%, mais consistente com o resultado encontrado aqui. Em 2010, Marti *et al.* (2010) avaliaram a significância do r_1 para o Qmed em 49 estações na Turquia e encontraram 44% de resultados significativos, e esse mesmo percentual foi encontrado por Sagarika *et al.* (2014) para o mesmo índice, considerando 210 estações nos US, e ambos foram inferiores aos 60% detectados aqui no Brasil.

Considerando estudos na escala global, McMahon *et al.* (2007) utilizaram 1221 estações em rios sem interferência de reservatórios, com no mínimo 10 anos de dados, para avaliar a autocorrelação da Qmed e, assim como nos estudos regionais, o percentual de resultados significativos foi menor que o observado no Brasil. Somente 21% dos resultados foram significativos. No entanto, a magnitude média do r_1 foi similar. Mais recentemente, também na escala global, a magnitude do r_1 foi avaliada por Papacharalampous e Tyrallis (2020) para a Qmed e os resultados também foram consistentes com os apresentados para o Brasil.

A questão da presença da persistência de curto prazo na detecção de tendência representa uma dificuldade nesses estudos, mas, por outro lado, a existência dessa estrutura de dependência temporal de curto prazo nas séries, tanto torna a identificação de ciclos ou persistência de longo prazo (LTP) mais acurada (Tyrallis *et al.*, 2018), como também aumenta a previsibilidade da variável hidrometeorológica (Markonis *et al.*, 2018). Conhecer a LTP é fundamental, principalmente, pelas implicações que a sua desconsideração pode ocasionar no planejamento e no gerenciamento de recursos hídricos. Assim, a identificação acurada do r_1 pode sinalizar, tanto regiões mais propensas a eventos cíclicos de secas e cheias, como também possibilitar um melhor planejamento na gestão de extremos hidrometeorológicos, devido à melhor capacidade de previsão.

Para todos os estudos mencionados anteriormente, sejam regionais ou globais, o viés de subestimativa do r_1 não foi considerado. Adicionalmente, algumas séries tinham um período muito curto, o que talvez explique o número de resultados significativos menor em relação aos obtidos para o Brasil. Outra importante questão não considerada foi a avaliação de mudanças nas séries. Inúmeros estudos vêm sendo realizados no mundo, incluindo o Brasil, apontando evidências de mudanças sistemáticas nas séries hidrometeorológicas (item 3.7). Essas mudanças podem criar uma persistência de curto prazo espúria ou inflar (superestimar) a sua estimativa, caso existam de fato (item 4.2). Como visto no item 3.7.2, no Brasil, a maior parte dos estudos de tendência ignoram a questão da persistência de curto prazo, o que pode estar superestimando os resultados de mudança nas regiões onde essa persistência é significativa. Assim, ao considerar a questão da não-estacionariedade na estimativa da persistência de curto prazo, esses resultados podem tornar as estimativas de mudança nas séries hidrometeorológicas mais realistas.

7.1.3 Avaliação do impacto da correlação temporal nos resultados do teste de tendência MK

A Figura 7.21 ilustra a distribuição empírica das probabilidades de Erro Tipo I do teste MK para todo o conjunto de características estatísticas de séries (ver Tabela 6.1) com correlação temporal, simuladas pelo método Monte Carlo com o modelo AR. Como essas características são bastante representativas das séries hidrometeorológicas observadas no Brasil, esta distribuição possibilita avaliar, de forma geral, qual o percentual de vezes em que a aplicação do teste MK viola a probabilidade de Erro Tipo I (definida *priori*) de 5%. A magnitude da correlação temporal, nesse caso, foi de até no máximo $r_1 = 0,7$. Observa-se nessa figura que, em mais de 80% das vezes, a probabilidade do Erro Tipo I fica maior que 10%, atingindo em determinado grupo de resultados (destacados em verde), valores da ordem de 40%. Apenas num pequeno agrupamento, destacado em azul, os valores ficam próximos de 5%, esse agrupamento é composto, principalmente, por séries com baixa correlação temporal ($r_1 < 0,2$), para as quais o impacto em ignorar essa característica em testes de tendência não é tão pronunciado.

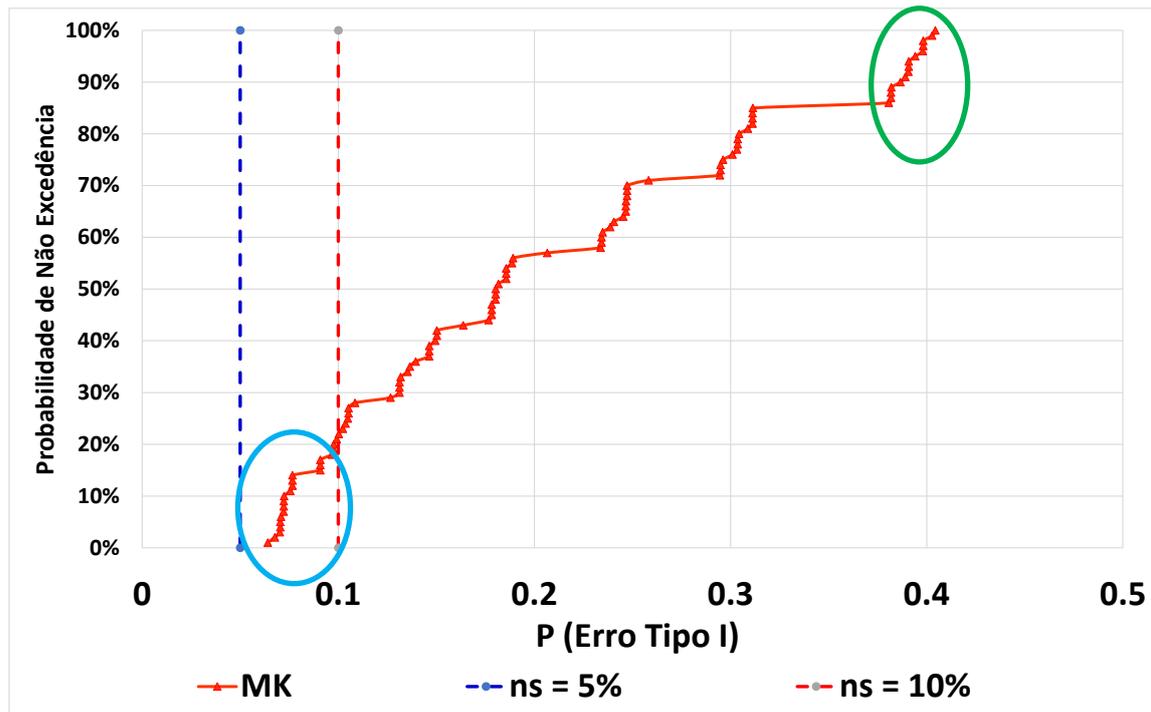


Figura 7.21 - Distribuição empírica da probabilidade do Erro Tipo I do teste MK com séries com correlação temporal (Modelo AR).

A Figura 7.22 ilustra de forma mais detalhada o impacto na probabilidade do Erro Tipo I (Figura 7.22a a Figura 7.22c) e a repercussão desse impacto no poder do teste MK (Figura 7.22d), discriminando as principais características estatísticas que podem influenciar nessas probabilidades. Observa-se nas Figura 7.22a a Figura 7.22c que a magnitude de r_1 é a característica que mais impacta a probabilidade do Erro Tipo I. O Cv e o tamanho da amostra “n” têm pouca ou nenhuma influência. A Figura 7.22c exemplifica bem isso, observando-se que a probabilidade do Erro Tipo I é de cerca de 20%, independentemente do tamanho n e do Cv da série, considerando um $r_1 = 0,5$. Com relação ao Poder, conforme Figura 7.22d, observa-se um aumento gradativo e substancial à medida em que o r_1 aumenta. Por exemplo, para um $b = 0,004$ (4% por década), o Poder do teste para uma série com $n = 40$ e $Cv = 0,4$, é de 95% para um $r_1 = 0,9$. Já para uma série sem correlação temporal (barra preta no gráfico), esse poder (com $b = 0,004$) é de apenas 10%. No entanto, esse aumento de Poder deve ser visto com certo cuidado, pois o nível de significância verdadeiro nesse exemplo seria de cerca de 60%, conforme Figura 7.22d ($b = 0$), sendo bem superior ao nível de significância definido *a priori* de 5%.

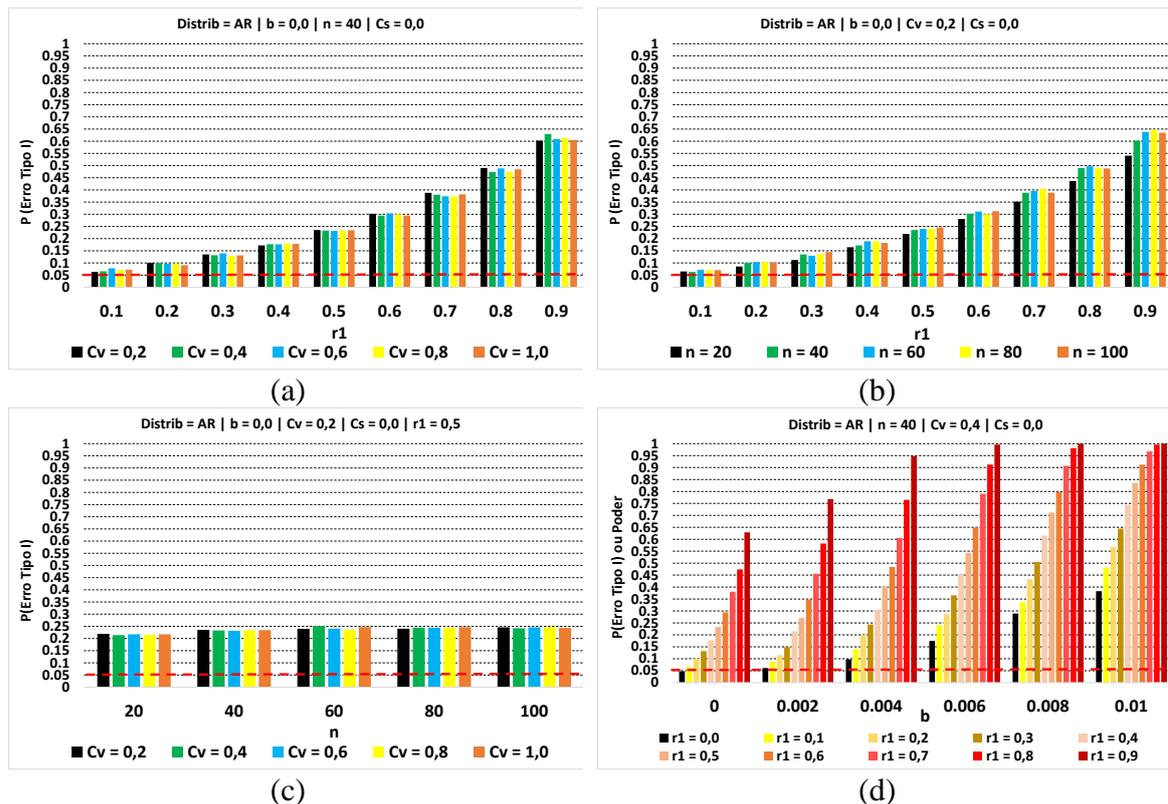


Figura 7.22 - Probabilidade do Erro Tipo I e Poder do teste MK considerando séries com correlação temporal. Em (a) temos a variação do r_1 e Cv , em (b) a variação do r_1 e n , em (c) a variação do Cv e do n e em (d) a variação do r_1 com o b . Nesse último caso quando o $b > 0$ trata-se do Poder do teste MK.

A Figura 7.23 ilustra, de forma mais abrangente, a relação entre o Poder ($b = 0,06$) e a probabilidade do Erro Tipo I ($b = 0$), considerando diferentes características da série. As cores nesse gráfico representam diferentes tamanhos amostrais: azul, com $n = 100$, amarela, com $n = 80$, verde, com $n = 60$, vermelho, com $n = 40$ e preto, com $n = 20$. Já o tipo de símbolo rotula a magnitude do Cv , conforme esquematizado na legenda do gráfico. As regiões sombreadas correspondem a 3 classes de magnitude de r_1 : sombreamento amarelado, com $r_1 \leq 0,3$, alaranjado, com $0,3 < r_1 \leq 0,6$ e avermelhado, com $r_1 > 0,6$. Este gráfico possibilita avaliar i) como as principais características estatísticas influenciam o Poder, no caso da existência de determinada magnitude de tendência, e ii) o erro tipo I, no caso dessa magnitude ser igual a zero, de forma conjunta. Em uma situação ideal, o teste mais efetivo é aquele em que os resultados do Erro Tipo I fiquem próximos do $\alpha = 5\%$ e com o Poder o mais alto possível.

Nessa Figura 7.23, observa-se que apenas em situações em que o r_1 é baixo ($r_1 < 0,2$), o tamanho da série é muito alto ($n > 80$) e o Cv é baixo ($Cv < 0,4$), é possível se obter uma efetividade adequada com a aplicação do teste MK sem qualquer cautela em relação à questão da correlação temporal. Observa-se que a probabilidade do Erro Tipo I vai se

distanciando do $\alpha = 5\%$ na medida em que se percorrem regiões do gráfico com maiores valores de r_1 e, mesmo na classe de r_1 baixo, já se observam valores de probabilidade acima de 10%. Em consequência desse aumento no Erro Tipo I, observa-se também um aumento no Poder do teste. Verifica-se também que, para determinada faixa de Erro Tipo I, correspondente à determinada magnitude do r_1 , o Poder aumenta em função do aumento de n e da diminuição do Cv . Na Figura 7.23, observa-se, em um dos extremos, que os resultados com símbolo quadrado ($Cv = 0,2$) e cor cian ($n = 100$) são aqueles com maior poder, bem próximos de 1. Já no outro extremo, os resultados com símbolo estrela ($Cv = 1,0$) e cor preta ($n = 20$) são aqueles com Poder mais baixo. A Figura 7.24 ilustra gráficos similares para diferentes magnitudes da tendência b .

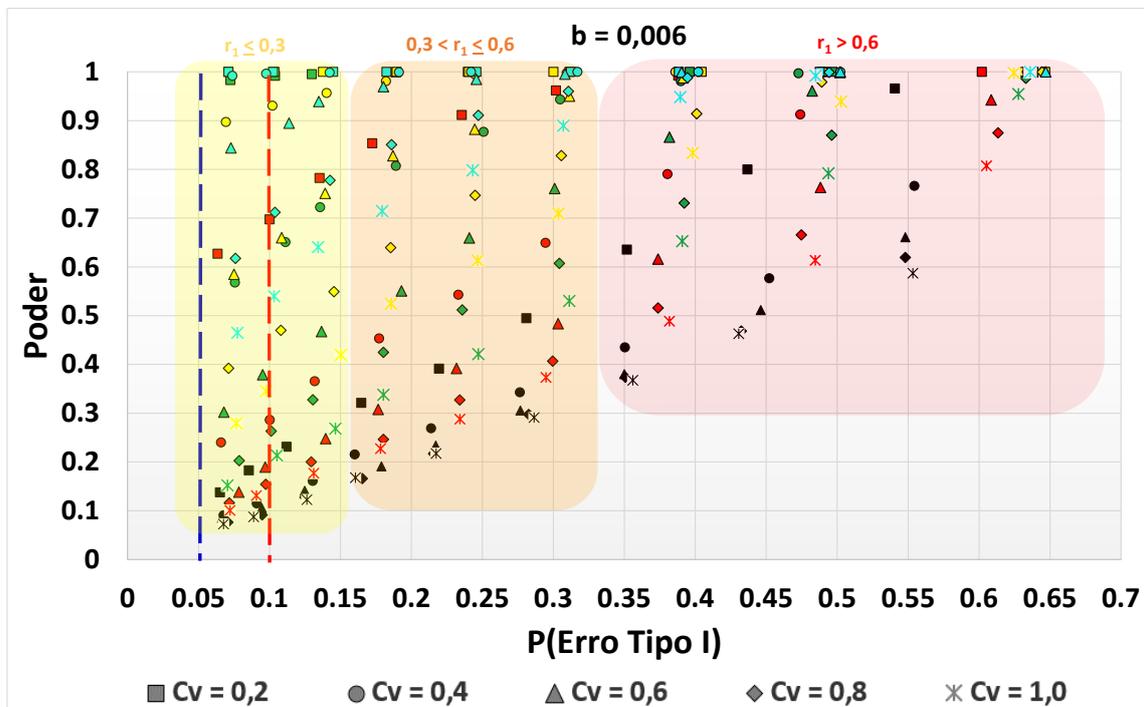


Figura 7.23 - Relação entre a probabilidade do Erro Tipo I ($b = 0$) e Poder do Teste ($b = 0,06$) considerando diferentes tamanhos n (ciano [$n = 100$], amarelo [$n = 80$], verde [$n = 60$], vermelho [$n = 40$] e preto [$n = 20$]) e diferentes Cvs . As regiões sombreadas representam diferentes magnitudes do r_1 .

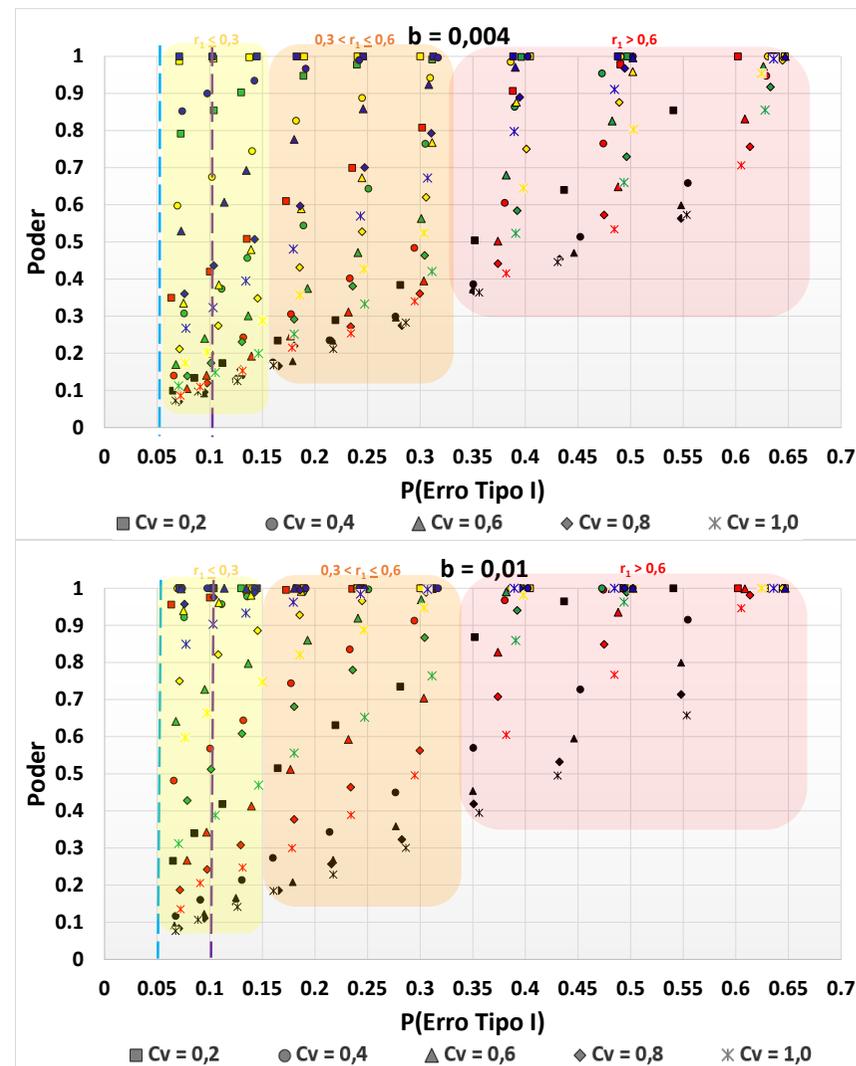
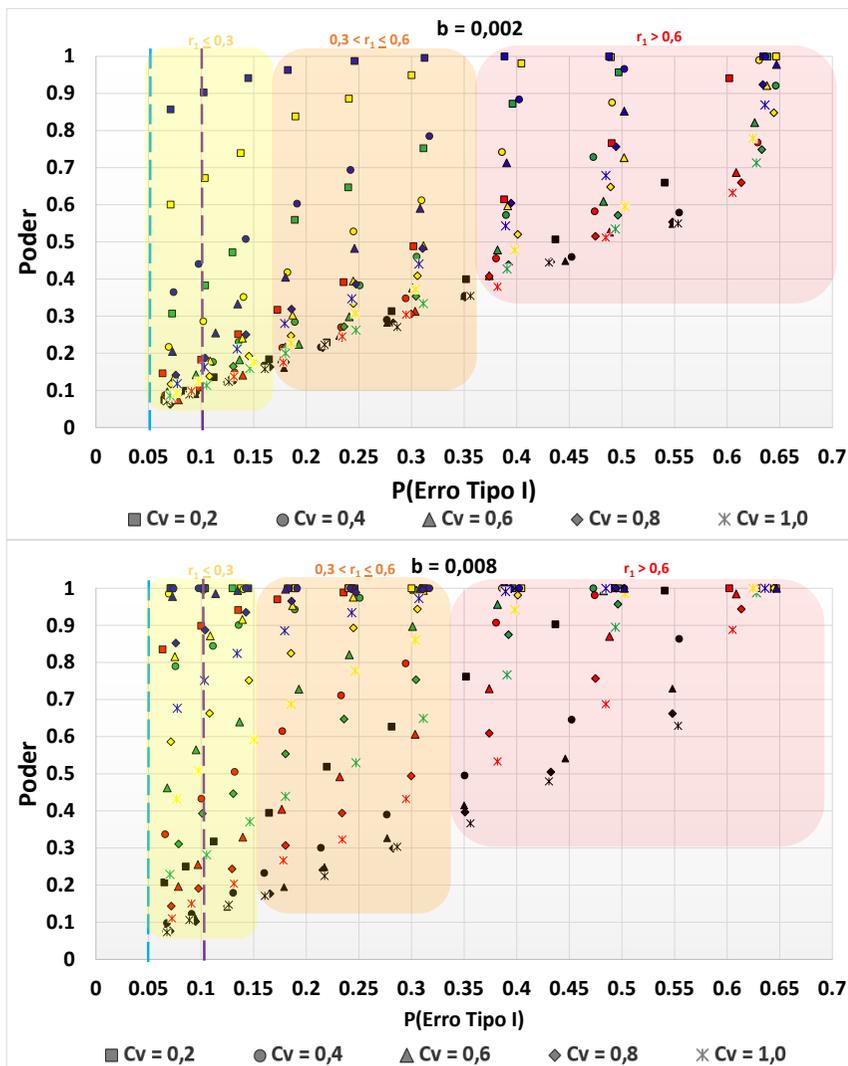


Figura 7.24 - Relação entre a probabilidade do Erro Tipo I ($b = 0$) e Poder do Teste (diferentes magnitudes de b) considerando diferentes tamanhos n e Cv . As regiões sombreadas representam diferentes magnitudes do r_1 .

De maneira similar à Figura 7.21, a Figura 7.25 ilustra a distribuição empírica das probabilidades de Erro Tipo I para todo o conjunto de características estatísticas de séries com correlação temporal. Neste caso, no entanto, foram consideradas séries assimétricas ($C_s \neq 0$) a partir do modelo AR_LN3. Observa-se um comportamento similar ao observado na Figura 7.21, com percentuais muito altos, mais de 80% de valores com probabilidade do Erro Tipo I maior que 10%. Observa-se um impacto crescente nesse erro e, na medida em que a magnitude da assimetria aumenta, esse comportamento vai ficando mais pronunciado com o aumento do r_1 . Por exemplo, se no caso de séries simétricas (modelo AR) a probabilidade do Erro Tipo I atingia nessas simulações (com r_1 máximo de 0,7) um valor máximo de 40%, nas séries mais assimétricas os valores chegam próximos dos 50%, conforme destacado em verde na Figura 7.25.

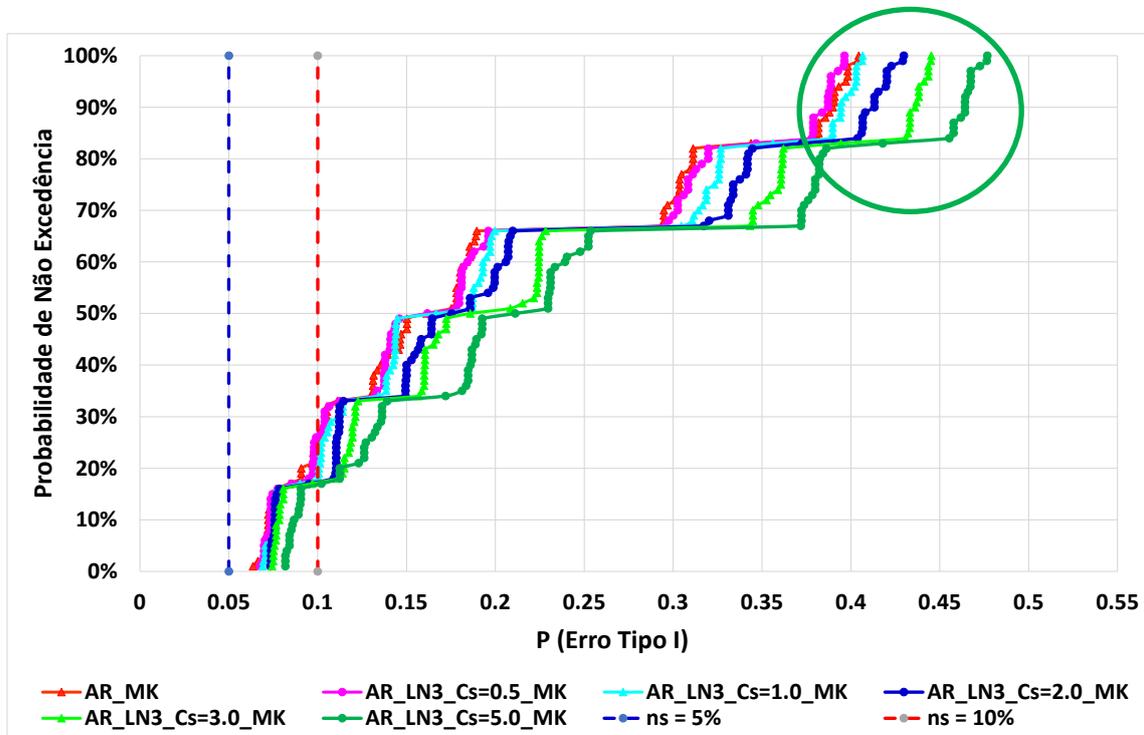


Figura 7.25 - Distribuição empírica da probabilidade do Erro Tipo I do teste MK com séries com correlação temporal simétricas (modelo AR) e assimétricas (modelo AR-LN3).

No sentido de avaliar o impacto da correlação temporal nas probabilidades do Erro Tipo S e do Erro Tipo M do teste MK, foram utilizadas as mesmas simulações Monte Carlo considerando as diferentes características estatísticas utilizadas nas análises anteriores desse item. Na análise do Erro Tipo M foi considerado o estimador de magnitude de tendência bsen conforme descrito no item 3.5. Conforme descrito no item 6.2, os Erros Tipo S e Tipo M são avaliados considerando apenas os resultados significativos. Assim, a probabilidade de errar o sentido da mudança ou a sua magnitude corresponde à probabilidade conjunta dada pela multiplicação do Poder pela probabilidade de um desses erros.

A Figura 7.26 ilustra os resultados da probabilidade do Erro Tipo S e sua relação com o Poder do teste MK considerando desde o caso sem correlação temporal ($r_1 = 0$) até o caso com $r_1 = 0,9$. Observa-se nessa figura que para o caso em que o $r_1 = 0$, conforme já avaliado no item 7.1.1, a probabilidade do Erro Tipo S é alta ($> 10\%$) em situações em que o Poder do teste é baixo ($< 10\%$). No caso de séries com correlação temporal, a magnitude da probabilidade do Erro Tipo S tem uma leve diminuição na medida que o valor do r_1 aumenta, mas, como o Poder do teste aumenta à medida que o r_1 aumenta, a chance de rejeitarmos a hipótese nula aumenta muito, o que aumenta a frequência de vezes em que será cometido o erro de sinal. Por exemplo, conforme a Figura 7.26, a probabilidade total de cometer o Erro Tipo S para o caso do $r_1 = 0$, considerando a probabilidade condicionada de ele ser significativo igual a 10%, seria de apenas 0,5%, uma vez que o Poder do teste nesse caso é da ordem de 5%. Já no caso de séries com $r_1 = 0,6$, essa probabilidade aumenta bastante, para cerca de 4%, tendo em vista que o Poder do teste nesse caso é da ordem de 40%. Assim, embora a probabilidade de erro de sinal não seja muito alta, quando avaliada em séries com correlação temporal, ela não pode ser desprezada.

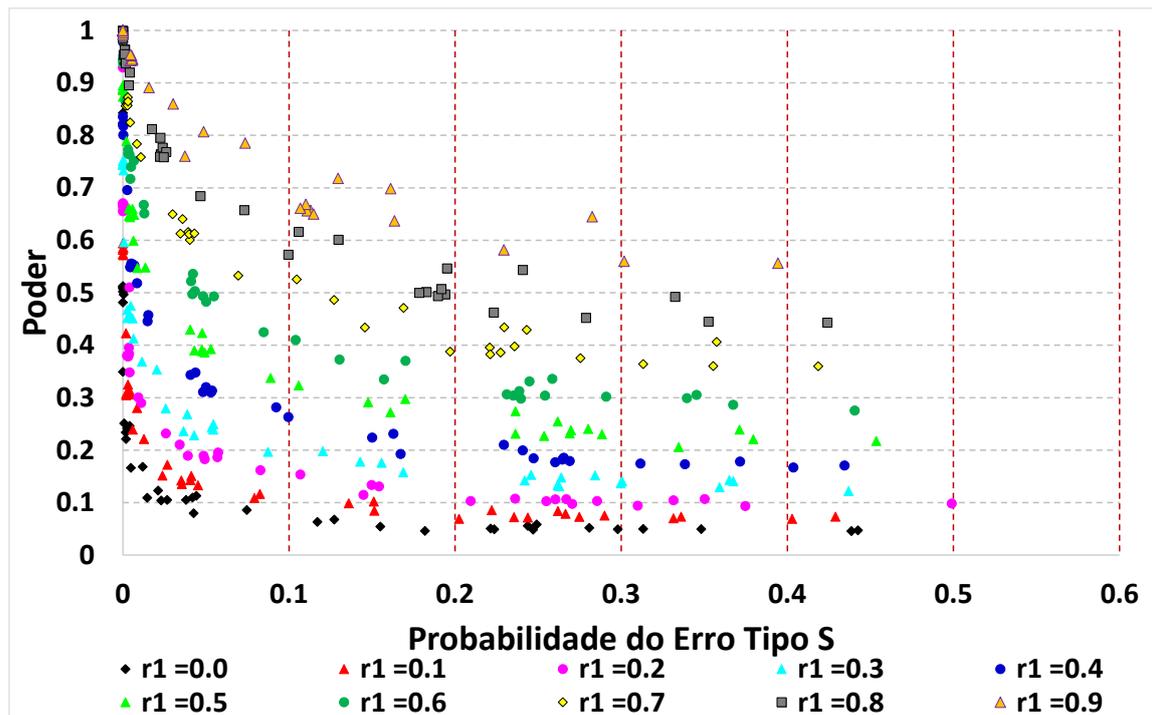


Figura 7.26 - Relação entre a probabilidade do Erro Tipo S e Poder do Teste MK considerando diferentes valores de correlação temporal r_1 .

A Figura 7.27 ilustra o Erro Tipo M a partir da relação entre o valor esperado das estimativas da magnitude do bsen e o seu valor verdadeiro, conforme descrito no item 3.3. Da mesma forma realizada para o Erro Tipo S, considerou-se aqui, além das séries sem correlação temporal ($r_1 = 0$), séries com diferentes magnitudes de r_1 (representadas pelas diferentes cores no gráfico). Observa-se, claramente, o forte impacto que a existência da correlação temporal nas séries provoca na magnitude do Erro Tipo M. Na medida em que o r_1 aumenta, a magnitude do erro tipo M também aumenta. Isso demonstra quanto o r_1 infla ou superestima a magnitude do bsen e vice-versa. Verifica-se, por exemplo, conforme a Figura 7.27, que a probabilidade de em média o valor da magnitude do bsen ser 5 vezes maior que o valor verdadeiro para o caso em que o $r_1 = 0$ é da ordem de 5%, dado que de fato exista tendência. Já para o caso de $r_1 = 0,6$ essa probabilidade é de cerca de 40%, demonstrando que a chance de superestimarmos uma eventual mudança pode ser muito alta. Essa superestimação pode levar a decisão, em termos de adaptações, para um nível de gastos muito acima do necessário, consumindo, muitas vezes, escassos recursos públicos que poderiam ser destinados para outras necessidades.

Embora não mostrado aqui, com séries assimétricas os impactos, tanto no Erro Tipo S como no Tipo M, ficam ainda mais pronunciados na medida em que tanto o r_1 quanto a assimetria aumentam.

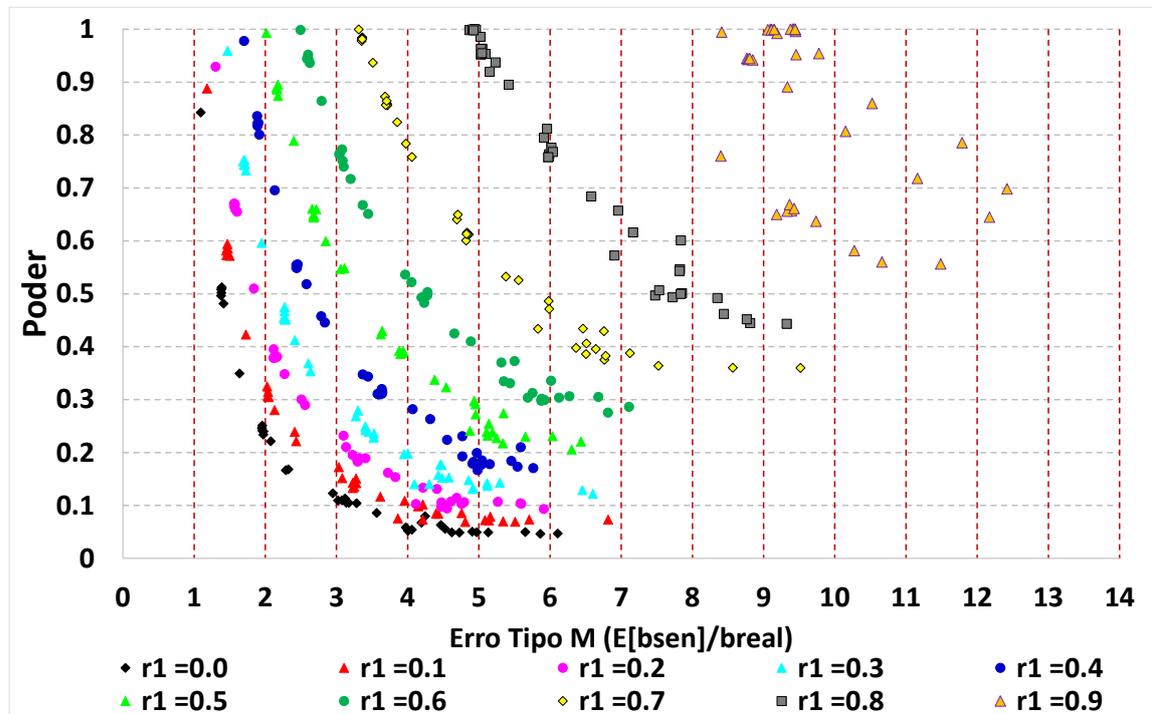


Figura 7.27 - Relação entre a probabilidade do Erro Tipo M e Poder do Teste MK considerando diferentes valores de correlação temporal r_1 .

7.1.4 Avaliação da efetividade das abordagens para lidar com a correlação temporal nos resultados do teste de tendência MK

Nesse item foram avaliadas as diferentes abordagens descritas na literatura para lidar com a questão da correlação temporal em testes de tendência. Conforme visto no item anterior, a não consideração dessa questão, resulta em testes que irão rejeitar a hipótese nula com uma frequência maior do que a indicada pelo nível de significância do teste. Conforme apresentado no item 4.3, existem diversas abordagens apresentadas na literatura utilizadas para lidar com essa questão. Dentre elas, por questão de simplicidade, as que mais se destacam são aquelas que modificam a série originalmente observada, removendo a autocorrelação e, posteriormente, para o conjunto de dados modificados, realizando o teste de hipótese para a avaliação da mudança. A outra estratégia de lidar com a autocorrelação, menos comum, não prevê alteração da série original, mas necessita de ajustes a serem realizados na distribuição de probabilidades da estatística de teste quando a hipótese nula é verdadeira.

As abordagens utilizadas aqui consideram ambas as estratégias, conforme apresentadas na Tabela 6.3 e foram descritas em detalhes no item 4.3. As abordagens que se iniciam com a letra “U” correspondem àquelas em que ocorre o procedimento de correção de viés de r_1 e que, nas versões originais dessas abordagens não são consideradas. Nas análises aqui apresentadas, em um primeiro momento foram realizados procedimentos gerais para filtrar as abordagens mais promissoras em termos de efetividade (ou seja, para preservar a probabilidade do Erro Tipo I maximizando o Poder), e a partir dessa análise, procederam-se outras análises mais aprofundadas, considerando, além das abordagens mais promissoras filtradas, as abordagens PW e TFPW, por serem as mais populares na literatura, e a abordagem do teste MK, que desconsidera totalmente a questão da correlação.

Assim, para avaliar e selecionar aquelas abordagens mais efetivas, a Figura 7.28 ilustra a distribuição empírica das probabilidades do Erro Tipo I (Figura 7.28a) e o Poder (Figura 7.28b) para as todas as diferentes abordagens consideradas e utilizadas para lidar com a questão da correlação temporal. Esses resultados de Erro Tipo I e Poder referem-se a boa parte do conjunto de características estatísticas de séries com correlação temporal que foram simuladas por Monte Carlo com o modelo AR, conforme descrito no item 6.2. Não foram utilizados na composição dessas distribuições, por questão de brevidade, mas sem perda de generalidade, os resultados de simulações com o r_1 maior que 0,7. As simulações foram as mesmas utilizadas no item anterior.

As distribuições apresentadas na Figura 7.28, possibilitam avaliar, para o caso do Erro Tipo I, qual o percentual de vezes em que a aplicação do teste MK, considerando ou não as diferentes abordagens que tratam a questão da autocorrelação, viola a probabilidade de Erro Tipo I, definida *a priori*, de 5%. O Poder é fundamental para avaliar a efetividade das abordagens em termos de detecção da mudança, admitindo que determinada abordagem seja efetiva em preservar o nível de significância.

Observa-se na Figura 7.28a a presença de três grupos de resultados em termos de efetividade. O primeiro grupo corresponde àquelas abordagens que violam sobremaneira o nível de significância definido *a priori*. Nesse grupo, além do MK (que ignora a questão da autocorrelação), estão também as abordagens TFPW, UTFPW e VC_CF3, nas quais, em mais de 80% das vezes, a probabilidade do Erro Tipo I ficou maior que 10%, chegando a valores na ordem de 40% a 50%. Verifica-se, por consequência disso, que os Poderes dessas

abordagens (Figura 7.28b) também foram os mais altos, devido a essa violação muito alta do $\alpha = 0,05$.

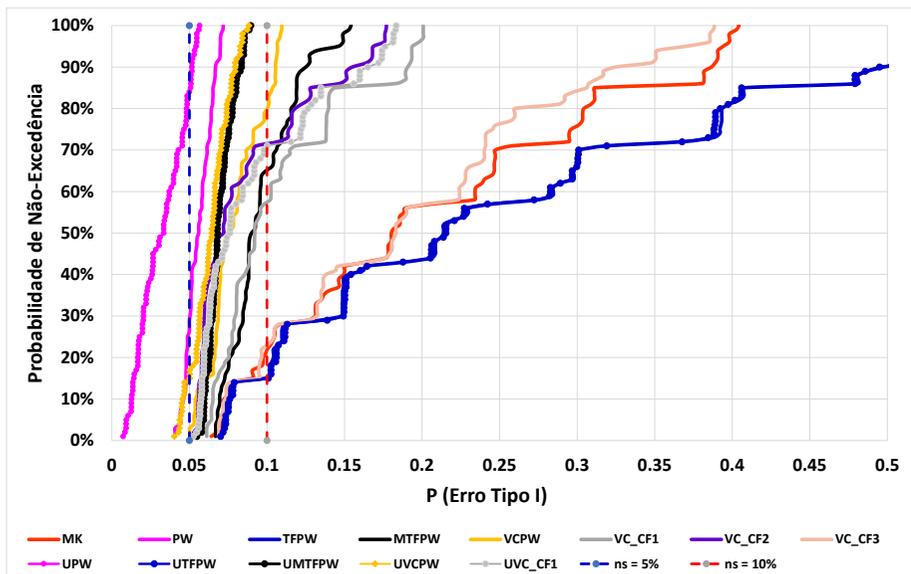
O segundo grupo corresponde àquelas abordagens que violam o nível de significância, mas com uma violação bem menor em relação ao primeiro grupo, sendo que, por consequência disso, o Poder do teste também é menor. Este grupo contém maior parte das abordagens consideradas, tais como: MTFPW, UMTFPW, VCPW, UVCPW, VC_CF1, UVC_CF1 e VC_CF2. Observa-se que nenhuma dessas abordagens tiveram a probabilidade do Erro Tipo I maior que 20% e, quando ultrapassaram os 10%, foram apenas em no máximo 30% das simulações. Nas abordagens UMTFPW e UVCPW em nenhuma simulação a probabilidade do Erro Tipo I foi maior que 10%.

O terceiro e último grupo é composto apenas pelas abordagens PW e UPW que conseguem preservar o nível de significância pré-definido a priori, ou desvia-se muito pouco do nível. No entanto, o custo disso é uma perda no Poder do teste muito alta, conforme pode ser observado na Figura 7.28b. Para fins de comparação, a abordagem PW, que preserva o nível de significância, apenas 10% das simulações apresentaram um Poder maior que 50%. Já na abordagem UMTFPW do segundo grupo, a probabilidade do Erro Tipo I foi sempre menor que 10%, e cerca de 20% das simulações apresentaram um Poder maior que 50%. Por fim, na abordagem TFPW do primeiro grupo, a probabilidade do Erro Tipo I foi maior que 10% em 85% das simulações, e cerca de 40% as simulações tiveram um Poder maior que 50%.

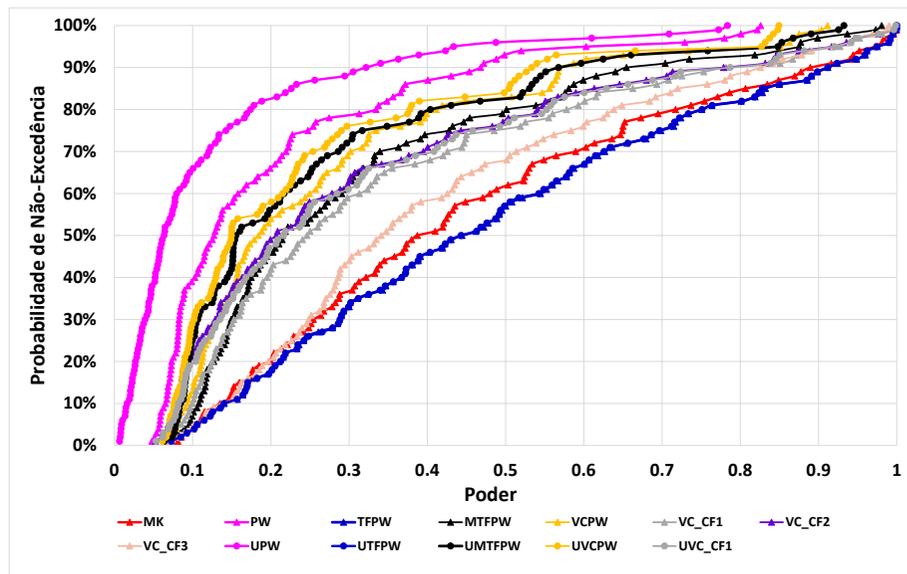
Com base nesses resultados, conclui-se que as abordagens pertencentes no grupo 1 não são efetivas, pois violam, numa proporção muito alta e inadequada, o nível de significância definido *a priori*. Ressalta-se que nesse grupo está o TFPW que vem sendo uma das abordagens mais utilizadas para consideração da questão da correlação temporal em testes de tendência conforme item 3.7. Talvez essa popularidade seja explicada por essa falsa sensação de maior Poder ao aplicar tal abordagem, levando a um maior número de rejeição da hipótese nula de estacionariedade quando aplicado na prática em séries hidrometeorológicas.

As abordagens pertencentes ao grupo 2 correspondem àquelas que embora violando o NS, essa violação não foi considerada muito alta, implicando em um Poder do teste superior às abordagens do grupo 3. Nesse último grupo, embora praticamente o nível de significância não seja violado, o Poder do teste é muito baixo. Assim, optou-se, por considerar como abordagens mais promissoras, em termos de efetividade, as abordagens pertencentes ao

grupo 2. A seguir foram avaliadas a importância e a necessidade de considerar ou não as versões com correção do viés do r_1 nessas abordagens do grupo 2 selecionadas *a priori*.



(a)



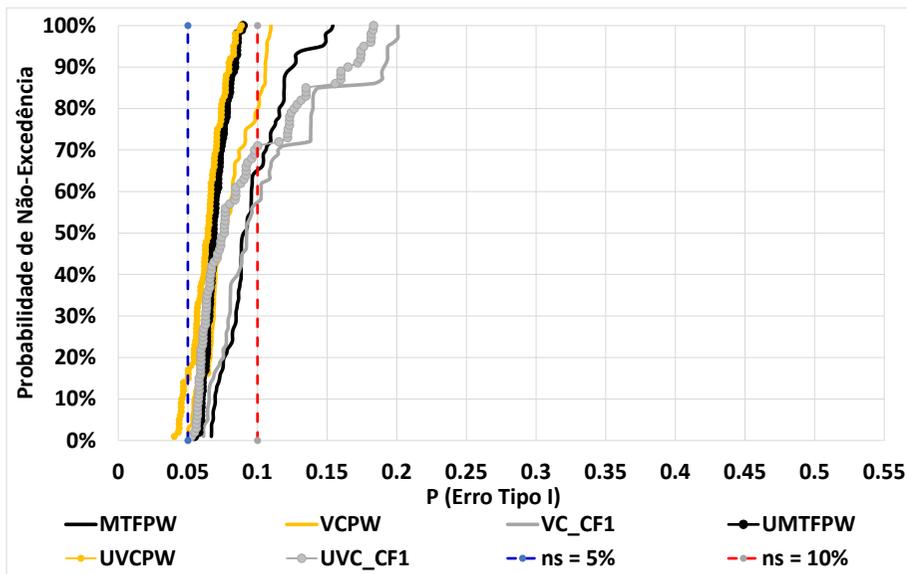
(b)

Figura 7.28 - Distribuição empírica da probabilidade do Erro Tipo I (a) e do Poder (b) das diferentes abordagens utilizadas para lidar com a questão da correlação temporal com séries autocorrelacionadas (Modelo AR).

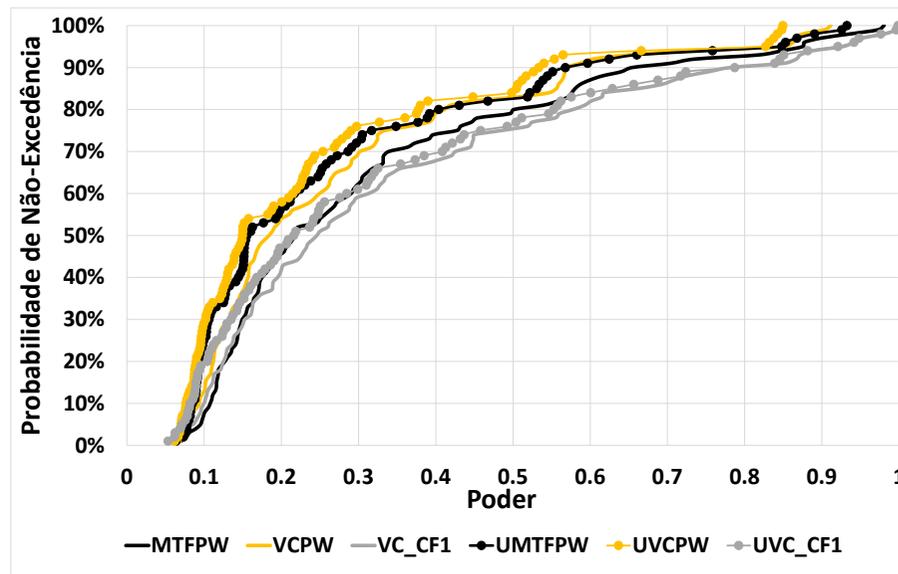
A Figura 7.29 ilustra as mesmas distribuições empíricas das probabilidades de Erro Tipo I (Figura 7.29a) e do Poder (Figura 7.29b) das abordagens aqui chamadas de abordagens do grupo 2 da Figura 7.28 anterior. O objetivo de analisar essas distribuições de forma isolada foi verificar a importância e a necessidade de considerar as versões com correção do viés do r_1 nessas abordagens.

Observa-se nessa figura a importância de efetuar o procedimento de correção de viés em cada uma das abordagens, principalmente pelo fato de minimizar a violação do NS definido *a priori*. Embora essa minimização implique numa perda de Poder, essa perda é proporcionalmente menor em relação ao ganho que existe com a minimização da violação do nível de significância. Para algumas abordagens o impacto da correção do r_1 é mais pronunciado, como o MTFPW. Enquanto na versão original a probabilidade de Erro Tipo I é maior que 10% em cerca de 25% das simulações, na versão com viés do r_1 corrigido, UMTFPW, esse percentual vai para 0%, ou seja, ao corrigir o viés, nenhuma simulação tem a probabilidade de Erro Tipo I maior que 10%, com pouquíssima perda de Poder.

Para entender por que essas abordagens que não corrigem o viés do r_1 têm, ao mesmo tempo, Erro Tipo I e Poder maiores, deve-se levar em conta que se trata de abordagens que utilizam explicitamente o valor do r_1 na aplicação dos testes de tendência. Por exemplo, tanto no MTFPW quanto no VCPW existe uma etapa de PW que só ocorre quando o r_1 é significativo e, quando efetuamos a correção do viés de r_1 , muitas vezes desinflado pelo procedimento “*detrend*”, aumentamos a chance de detectar um coeficiente de autocorrelação significativo, o que implica numa maior frequência de aplicação de PW nesses procedimentos, resultando numa diminuição do Poder mas com maior efetividade na preservação da probabilidade do Erro Tipo I próximo do nível de significância. Assim, as versões que não corrigem o viés, aplicam menos a etapa PW, apresentando, conseqüentemente, probabilidade de Erro Tipo I e Poder maiores. Além disso, como normalmente o r_1 é menor nessas abordagens, a remoção dessa correlação na série muitas vezes não é completa, o que também contribui para esse aumento, pois, ou ela ajuda a criar uma tendência espúria ou então infla uma eventual tendência existente.



(a)



(b)

Figura 7.29 - Distribuição empírica da probabilidade do Erro Tipo I (a) e do Poder (b) das abordagens seleccionadas para lidar com a questão da correlação temporal em séries autocorrelacionadas (Modelo AR).

A Figura 7.30 ilustra um gráfico de Poder *versus* probabilidade do Erro Tipo I, com todas as características possíveis simuladas conjuntamente, diferenciando as abordagens por cores. Observa-se nessa figura uma nuvem muito grande de pontos, no entanto, é possível notar que a abordagem PW (cor magenta) é de fato a que mais concentra resultados na região próxima do nível de significância apesar de não ficar clara a densidade de pontos nas diferentes faixas de Poder. A UVCPW (cor laranja) e a UMTFPW (cor preta) são as abordagens que vêm em seguida, em termos de concentração próxima à faixa do nível de significância. Percebe-se que a UVCPW apresenta um espalhamento maior em relação à UMTFPW, com alguns pontos se deslocando bastante do nível de significância. A UVC_CF1, embora contenha uma quantidade razoável de valores próximos ao nível de significância, apresenta um espalhamento ainda maior em relação à UVCPW, embora aparente ter um Poder maior. As abordagens MK e TFPW, conforme já esperado, não preservam, na maior parte dos casos, o nível de significância definido *a priori*, chegando a valores muito altos, como já visto nos resultados anteriores. Esses resultados sugerem, como já apontado anteriormente, que boa parte dos trabalhos que não consideram a questão da autocorrelação ou que, quando a consideram, fazem uso do TFPW, estão com um nível de significância real muito acima do nível de significância definido *a priori*, normalmente de 5%.

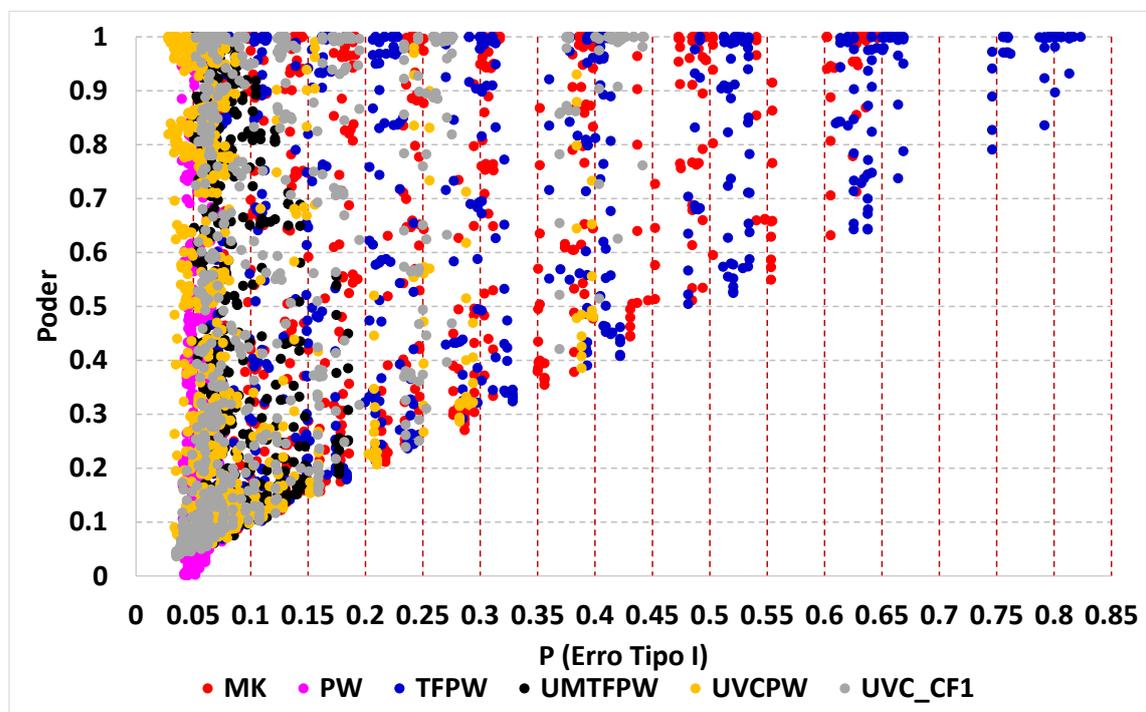


Figura 7.30 - Poder x Erro Tipo I com todas as características simuladas, diferenciando por cores as abordagens selecionadas.

Para tornar mais claras as análises da efetividade dessas abordagens sob diferentes características das séries, os resultados foram segmentados a partir da magnitude da autocorrelação e da relação sinal-ruído (b/Cv) das séries simuladas, conforme valores apresentados na Tabela 6.4. Foram definidas 9 classes a partir das 3 classes de magnitudes de r_1 (nessa parte foi chamado de ρ nas figuras) e de b/Cv . Os tamanhos amostrais ($n = 40, 60$ e 80) foram os mesmos em cada uma das 9 classes. Uma vantagem em segmentar esses resultados de acordo com essas características é possibilitar fazer um paralelo com as características encontradas nas séries hidrometeorológicas observadas e, de forma rápida, a partir dos valores amostrais, estimar a relação Poder *versus* Erro Tipo I.

A Figura 7.31 ilustra os 9 gráficos do tipo Poder x probabilidade do Erro Tipo I para cada uma das classes consideradas. A análise inicial é realizada no gráfico localizado no centro dessa figura, que corresponde a ρ médio e b/Cv médio. Esse gráfico foi escolhido por ser bem representativo, em termos de análise, em relação aos demais gráficos. Dessa forma, foram destacados nesse gráfico alguns agrupamentos de resultados, tanto no eixo horizontal (relativos ao Poder) como no vertical (relativos ao Erro Tipo I) que possibilitam um melhor entendimento dos outros gráficos associados às outras 8 classes.

Inicialmente, ressalta-se que essa situação com ρ médio e b/Cv médio corresponde a uma das mais comuns com a qual podemos nos deparar no mundo real, ou seja, estão comumente presentes em séries observadas, principalmente em série de vazões. Observa-se nesse gráfico a presença de 6 grupos de resultados em termos de Poder, sendo quatro desses destacados por linhas tracejadas com diferentes cores e a presença de 4 regiões cujos fundos coloridos delimitam diferentes magnitudes de ρ ou r_1 . As regiões com fundo avermelhado, alaranjado e amarelado correspondem a casos em que, para as abordagens MK e TFPW, fica bem caracterizado o impacto da correlação temporal na probabilidade do Erro Tipo I. A região esverdeada representa o caso em que, para as outras abordagens (PW, UTFPW, UVCPW e UVC_CF1) o impacto da correlação temporal na probabilidade do Erro Tipo I não é tão pronunciado, demonstrando certa efetividade dessas abordagens nesse aspecto.

Já com relação ao Poder, os resultados refletem, principalmente, diferentes tamanhos amostrais n combinados com valores b/Cv dentro da classe. Os agrupamentos destacados em linhas tracejadas vermelha (de maior Poder) e preta (com menor Poder), representam as características de maior ($n = 80$) e menor ($n = 40$) tamanho amostral, associados a maior e menor b/Cv , respectivamente. Os agrupamentos intermediários, como por exemplo, os

destacados por linhas tracejadas verde e azul representam também magnitudes intermediárias de n e b/Cv . Por exemplo, no agrupamento delimitado pela linha tracejada verde, tem-se características de $n = 80$ com b/Cv de magnitude menor, ou $n = 60$ com mesma magnitude b/Cv que o agrupamento delimitado pela linha tracejada vermelha. No agrupamento azul, tem-se características de $n = 60$ com b/Cv de magnitude alta dentro dessa classe, ou $n = 40$ com mesma magnitude b/Cv do agrupamento preto. Observou-se que o tamanho da série é a característica mais importante quando se trata de impacto no Poder, ou seja, ela é muito mais relevante do que a relação b/Cv , principalmente quando b/Cv é baixo.

Com relação à efetividade das abordagens nessa situação de ρ médio e b/Cv médio, verifica-se que as abordagens PW, UMTFPW, UVCPW e UVC_CF1 apresentam valores próximos do nível de significância de 5% definido *a priori*. A abordagem UVC_CF1 apresenta alguns resultados que se afastam consideravelmente do nível de significância. Esse maior afastamento confere, por consequência, um maior Poder a essa abordagem. No entanto, as abordagens UMTFPW e UVCPW apresentam Poder não muito distante dos valores da UVC_CF1 e com a vantagem em estarem mais próximos do nível de significância, sendo, portanto, para essa situação, as mais efetivas.

Na situação com ρ baixo e b/Cv baixo, percebe-se claramente 3 agrupamentos de resultados em termos de Poder, sendo esses agrupamentos definidos por cada um dos três tamanhos amostrais considerados. Embora não muito pronunciado, já se observa nas abordagens MK e TFPW o impacto da magnitude do ρ na probabilidade do Erro Tipo I, mesmo na faixa de valores menores. Observa-se também que os resultados das abordagens PW, UMTFPW, UVCPW e UVC_CF1 concentram-se na região do NS entre 5% e 10%. Para essas abordagens o Poder é muito baixo, menor que 30%, não sendo possível diferenciar o Poder entre elas.

Na situação com ρ baixo e b/Cv médio, já se percebe um aumento do Poder considerável em alguns agrupamentos de resultados para todas as abordagens, mantendo a probabilidade do Erro Tipo I próximo do nível de significância, principalmente devido à combinação de $n = 80$ e b/Cv mais alto dentro da classe. Esse aumento de Poder, preservando o nível de significância, fica ainda mais pronunciado na situação com ρ baixo e b/Cv alto, destacando-se, com maior Poder, a abordagem UVC_CF1. Até a abordagem PW apresenta alguns resultados bastante efetivos para essa situação. Cabe ressaltar que essa característica de ρ baixo é mais comum nas séries de precipitação e vazões máximas, conforme resultados

apresentados no item 7.1.2.4. Assim, a abordagem a ser utilizada para lidar com a questão da correlação temporal ao ser aplicado o teste MK poder ser escolhida entre qualquer umas das três abordagens selecionadas: UMTFPW, UVCPW e UVC_CF1.

Voltando agora para a situação com ρ médio, considerando b/C_v pequeno, verifica-se um Poder muito baixo (menor que 30%) para as 3 abordagens cuja probabilidade do Erro Tipo I ficou próxima do NS: PW, UMTFPW e UVCPW. A abordagem UMTFPW teve um Poder levemente superior. Nesse caso, diferentemente das situações com ρ baixo, verifica-se que a abordagem UVC_CF1, embora com maior Poder, apresenta boa parte dos seus resultados se afastando de forma mais pronunciada do nível de significância de 5%, sugerindo que essa abordagem já não é mais tão efetiva para ρ com magnitudes mais altas. Na situação ρ médio e o b/C_v alto, observa-se um aumento significativo do Poder, com destaque para a efetividade das abordagens UMTFPW e UVCPW.

Nas situações com ρ alto, mais comuns para as vazões médias e baixas, observa-se para a situação com b/C_v baixo um Poder baixo, considerando aquelas abordagens que ainda conseguem ficar com a probabilidade do Erro Tipo I próxima do nível de significância, como o PW e o UMTFPW. A abordagem UVCPW, embora ainda apresente boa parte dos resultados de probabilidade do Erro Tipo I próximos do nível de significância, já possui uma parte considerável de valores desviando-se bastante dos 5%. A abordagem UVC_CF1 apresenta a maior parte dos seus resultados do Erro Tipo I com valores bem distantes do nível de significância, sendo possível identificar claramente as regiões com diferentes magnitudes de ρ . Para as outras magnitudes de b/C_v , dentro da classe de ρ alto, observa-se comportamento similar à magnitude do b/C_v para todas as abordagens, sendo que a diferença está no aumento de Poder. Observa-se que a abordagem PW é a única que, de fato, preserva o nível de significância definido *a priori*, porém, o seu Poder referente à utilização é muito baixo, nunca maior que 40%.

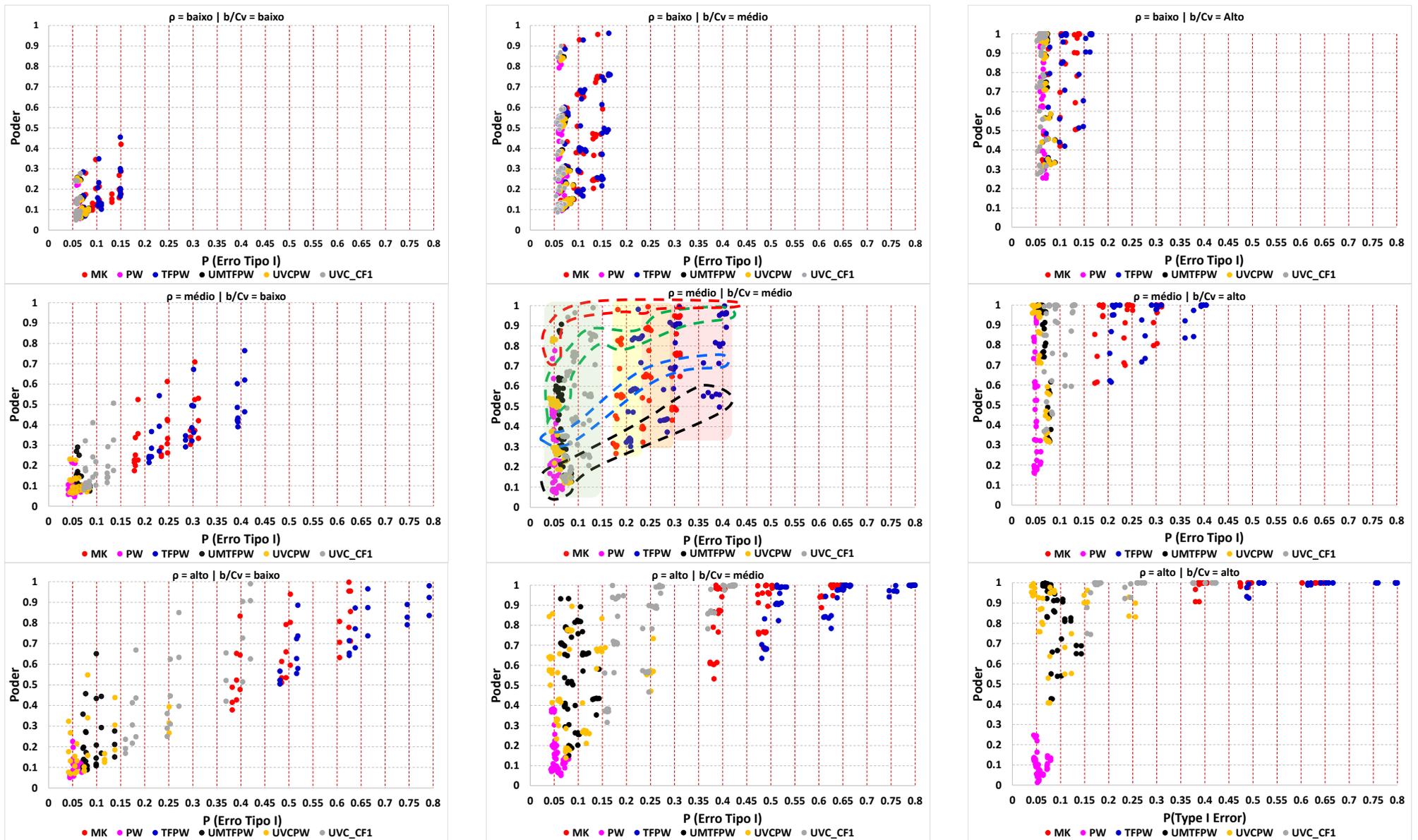


Figura 7.31 - Relação entre a probabilidade do Erro Tipo I ($b = 0$) e o Poder do Teste, considerando diferentes classes de ρ e b/Cv para o modelo AR.

A Figura 7.32 ilustra de forma mais abrangente a relação entre Poder, admitindo um $b = 0,06$, e a probabilidade do Erro Tipo I ($b = 0$), considerando diferentes características da série para as seis abordagens consideradas isoladamente. As cores nesse gráfico representam diferentes tamanhos amostrais: azul com $n = 100$, amarela com $n = 80$, verde com $n = 60$, vermelho com $n = 40$ e preto com $n = 20$. Já o tipo de símbolo representa a magnitude do C_v , conforme ilustrado na legenda de cada gráfico. À exceção da abordagem PW, as regiões sombreadas no gráfico correspondem a 3 classes de magnitude do r_1 : sombreamento amarelado com $r_1 \leq 0,3$, alaranjado como $0,3 < r_1 \leq 0,6$ e avermelhado com $r_1 > 0,6$. Na abordagem PW, como não foi possível separar as regiões por magnitude do r_1 , optou-se pelo sombreado em verde que representa todas as magnitudes de r_1 em uma única região, já que essa abordagem é a que de fato consegue manter a probabilidade do Erro Tipo I próxima do nível de significância. Este gráfico possibilita avaliar como as principais características estatísticas influenciam no Poder, no caso da existência de determinada magnitude de tendência, e no Erro Tipo I, no caso dessa magnitude ser igual a zero, de forma conjunta.

Nessa Figura 7.32, à exceção da abordagem PW, observa-se que a probabilidade do Erro Tipo I vai se distanciando do nível de significância à medida em que vai entrando nas regiões com maiores valores de r_1 , e esse distanciamento é bem mais pronunciado para as abordagens MK, TFPW e UVC_CF1. Na abordagem UVCPW e principalmente na UMTFPW verifica-se que, em boa parte das características estatísticas, esse distanciamento não é tão pronunciado e, no caso da UMTFPW, não ultrapassou a probabilidade de 20% em nenhuma situação. Na abordagem PW, embora bastante efetiva em preservar a probabilidade do Erro tipo I próximo do nível de significância, poucos resultados apresentaram um Poder maior que 60%. Já para as abordagens UMTFPW e UVCPW, para essa faixa de Poder, observam-se diversas características dentro dessa faixa, inclusive com tamanho amostral considerado pequeno ($n = 40$). Observa-se, como esperado, independentemente da abordagem, que para determinada faixa de Erro Tipo I, correspondente à determinada magnitude do r_1 , o Poder sempre aumenta em função do aumento de “n” e da diminuição do C_v . Vale destacar, embora não mostrado aqui, que as conclusões são bastante similares para outras magnitudes da tendência b consideradas.

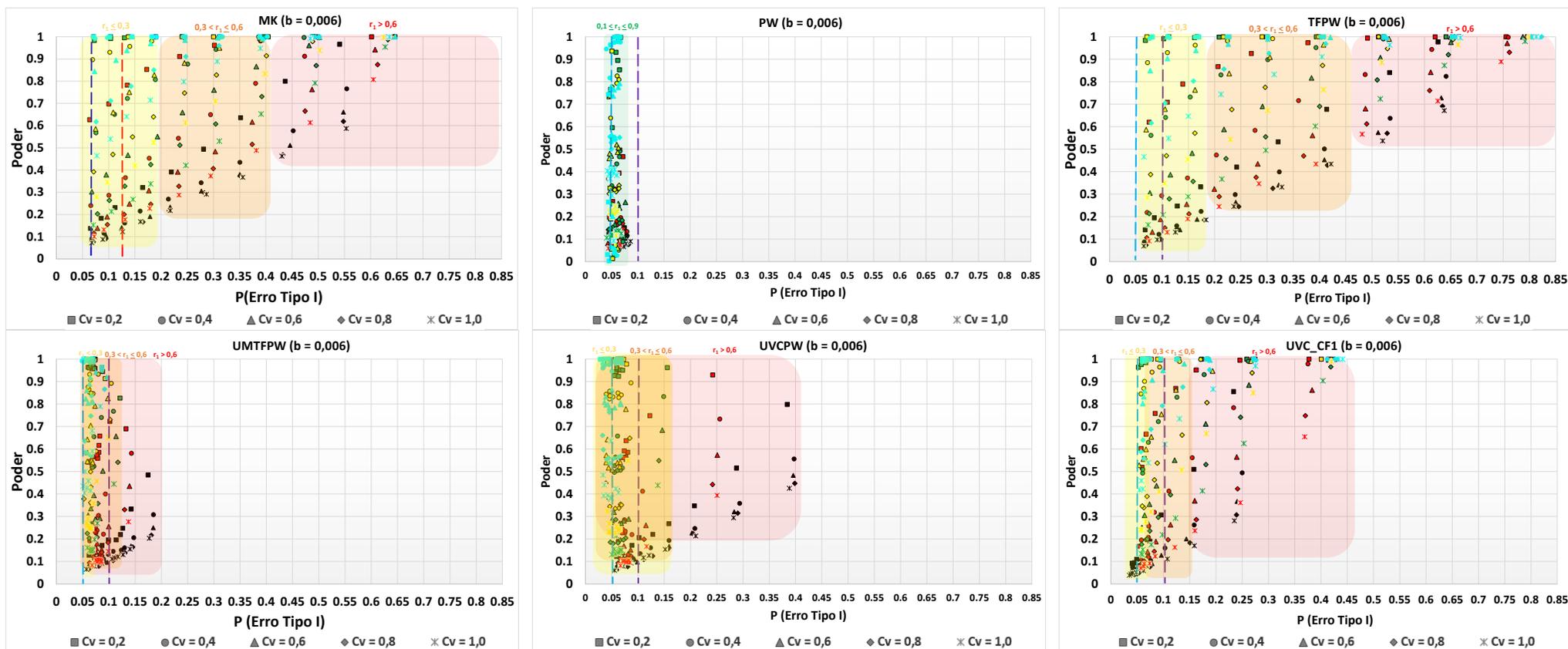


Figura 7.32 - Relação entre a probabilidade do Erro Tipo I ($b = 0$) e Poder do Teste ($b = 0,06$) para as abordagens selecionadas considerando diferentes tamanhos n (azul [$n = 100$], amarelo [$n = 80$], verde [$n = 60$], vermelho [$n = 40$] e preto [$n = 20$]) e Cv . As regiões sombreadas representam diferentes magnitudes de r_1 .

De modo a avaliar o impacto da assimetria na efetividade das abordagens utilizadas para lidar com a questão da correlação temporal em testes de tendência, as Figura 7.33 e Figura 7.34 ilustram a distribuição empírica das probabilidades do Erro Tipo I e do Poder para todas as abordagens selecionadas, considerando todo o conjunto de características estatísticas de séries com correlação temporal. No entanto, além de séries simétricas ($C_s = 0$) obtidas a partir do modelo AR, foram consideradas também séries assimétricas ($C_s \neq 0$) obtidas a partir do modelo AR_LN3.

Independentemente da abordagem, observa-se um impacto crescente no Erro Tipo I, e à medida que a magnitude da assimetria aumenta, esse comportamento vai ficando mais pronunciado com o aumento de r_1 . Por exemplo, se no caso de séries simétricas (modelo AR) a probabilidade do Erro Tipo I atingia, nessas simulações, um valor máximo de 7%, na abordagem PW, nas séries mais assimétricas os valores chegam próximos dos 10%, conforme pode ser observado na Figura 7.33.

No caso do Poder, o comportamento foi diferente, independentemente da abordagem considerada. Para uma determinada classe de assimetria mais baixa, o Poder foi menor em relação ao observado em séries simétricas (modelo AR). Já a partir de determinado valor de assimetria, ocorre o inverso, o Poder aumenta consideravelmente em relação ao seu correspondente simétrico. Por não ser objetivo dessa tese, não foi realizada uma investigação mais aprofundada que explique esse comportamento, mas uma possibilidade é o fato de a incorporação da tendência estar, de alguma forma, comprometendo e influenciando as características das séries geradas, o que pode, em alguma medida, contribuir para esse comportamento diferente entre diferentes faixas de assimetria ao efetuar o teste de tendência.

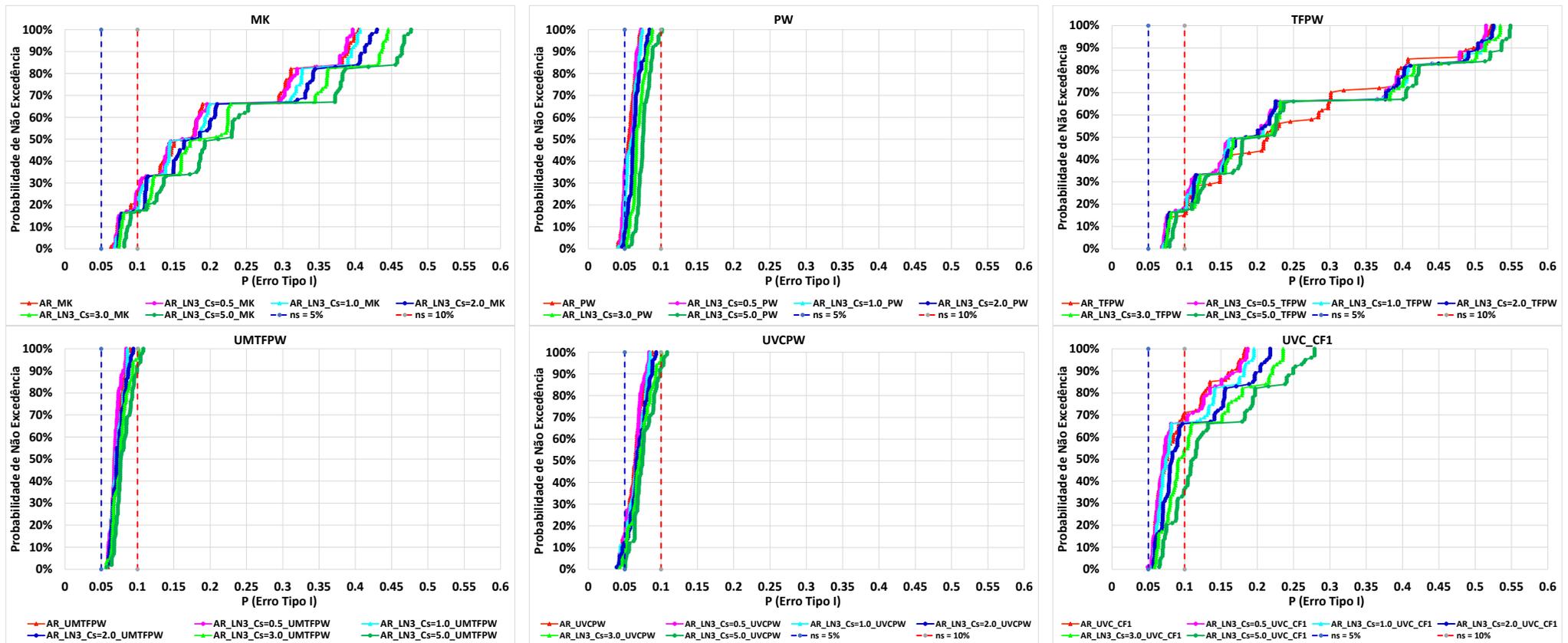


Figura 7.33 - Distribuição empírica da probabilidade do Erro Tipo I do teste MK para as abordagens selecionadas com séries com correlação temporal simétricas (modelo AR) e assimétricas (modelo AR-LN3).

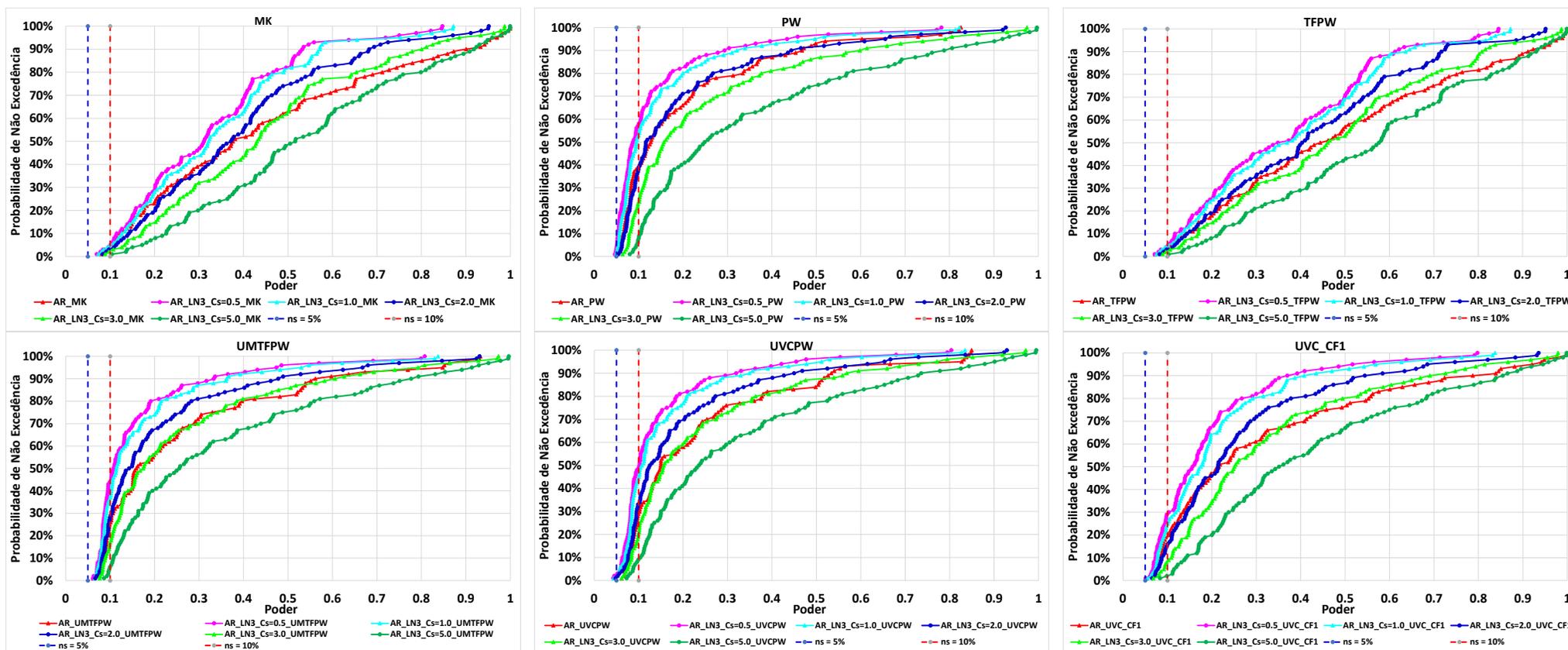


Figura 7.34 - Distribuição empírica do Poder do teste MK para as abordagens selecionadas com séries com correlação temporal simétricas (modelo AR) e assimétricas (modelo AR-LN3).

No sentido de avaliar o impacto da correlação temporal na probabilidade do Erro Tipo S e no Erro Tipo M do teste MK, foram utilizadas as mesmas simulações Monte Carlo considerando as diferentes características estatísticas utilizadas nas análises anteriores. Na análise do Erro Tipo M foi considerado o estimador de magnitude de tendência bsen, conforme descrito no item 3.5. Conforme descrito no item 6.2, os Erros Tipo S e Tipo M são avaliados considerando apenas os resultados significativos, ou seja, o Poder é uma característica fundamental na estimativa desses erros.

A Figura 7.35 ilustra os resultados da probabilidade do Erro Tipo S e sua relação com o Poder do teste MK para as abordagens selecionadas, considerando, desde o caso sem correlação temporal ($r_1 = 0$) até o caso com $r_1 = 0,9$. Observa-se nessa figura que para o caso em que o $r_1 = 0$, a probabilidade do Erro Tipo S é alta ($> 10\%$) em situações em que o Poder do teste é baixo ($< 10\%$), independentemente da abordagem. No caso de séries com correlação temporal, independente da abordagem, a magnitude da probabilidade do Erro Tipo S tem uma leve diminuição na medida em que o valor do r_1 aumenta. No entanto, para as abordagens MK, TFPW e UVC_CF1, como o Poder do teste aumenta à medida em que o r_1 aumenta, a chance de rejeitarmos a hipótese nula aumenta muito, o que aumenta a frequência de vezes em que será cometido o erro de sinal.

Assim, para essas abordagens, embora a probabilidade de erro de sinal não seja muito alta, quando avaliadas em séries com correlação temporal, ela não pode ser desprezada. No caso da abordagem UVCPW o impacto da correlação na probabilidade do Erro Tipo S é mais pronunciado na faixa de valores de correlações mais altas ($r_1 > 0,6$). Já para a abordagem UMTFPW esse impacto só se torna importante para correlações acima de 0,9, demonstrando uma efetividade maior na detecção do Erro Tipo S dessa abordagem em comparação com a UVCPW. Na abordagem PW, o impacto da correlação na probabilidade do Erro Tipo S é muito baixo, similar à situação sem correlação temporal.

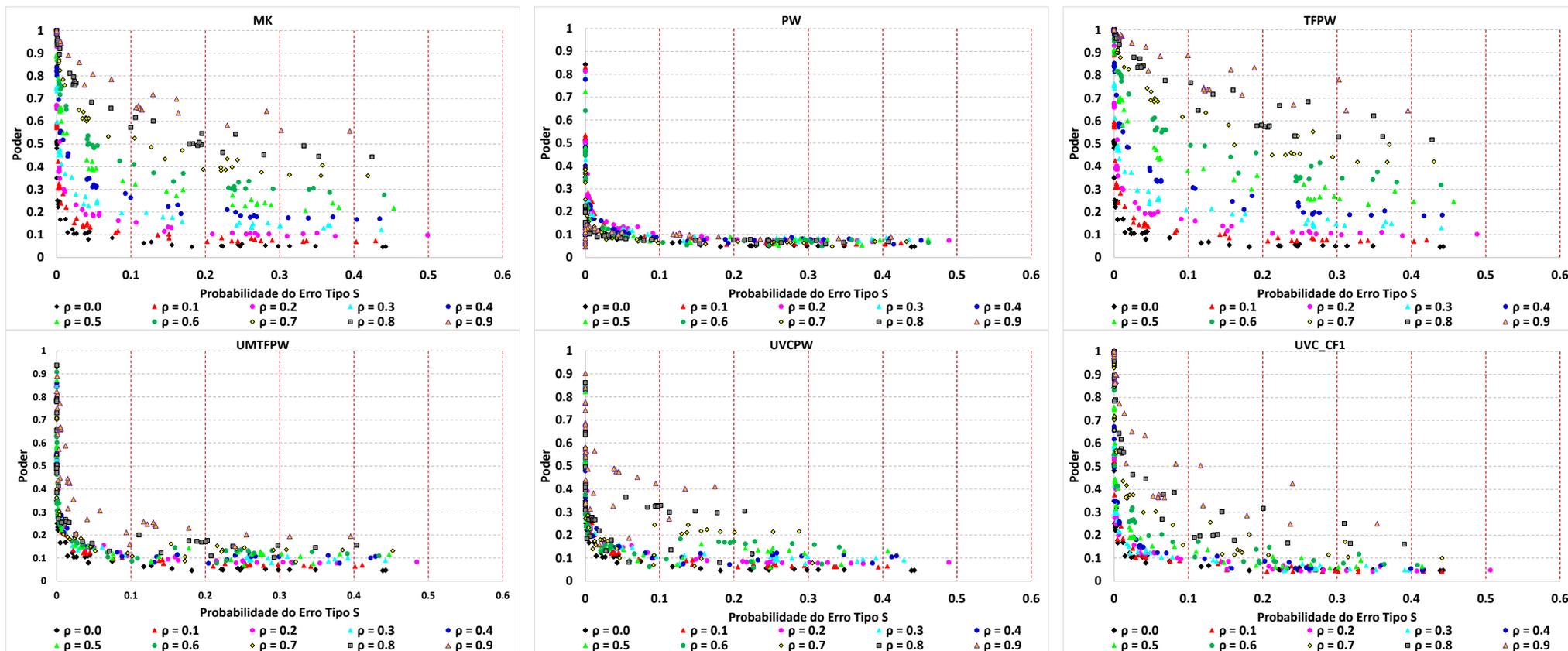


Figura 7.35 - Relação entre a probabilidade do Erro Tipo S e o Poder do Teste MK para as abordagens selecionadas, considerando diferentes valores de correlação temporal r_1 .

A Figura 7.36 ilustra o Erro Tipo M a partir da relação entre o valor esperado das estimativas da magnitude do bsen e seu valor verdadeiro, conforme descrito no item 6.2.3. Da mesma forma que foi realizado para o Erro Tipo S, considerou-se aqui, além das séries sem correlação temporal ($r_1 = 0$), séries com diferentes magnitudes de r_1 , representadas pelas diferentes cores no gráfico, para cada uma das abordagens selecionadas. Observa-se claramente, para as abordagens MK, TFPW e UVC_CF1, o forte impacto que a existência da correlação temporal nas séries impõe sobre a magnitude do Erro Tipo M. Na medida em que o r_1 aumenta a magnitude do Erro Tipo M também aumenta. Isso demonstra o quanto o r_1 infla ou superestima a magnitude do bsen e *vice-versa*. Observa-se, para a abordagem TFPW, por exemplo, que a probabilidade de, em média, o valor da magnitude do bsen ser 5 vezes maior que o valor verdadeiro, para o caso em que o $r_1 = 0$, é da ordem de 5%. Já para o caso $r_1 = 0,6$ a probabilidade é de cerca de 44%, demonstrando que a chance de superestimarmos uma eventual mudança pode ser muito alta. Essa superestimação, como já visto antes, pode levar a decisão em termos de adaptações para muito acima do necessário, consumindo, muitas vezes, escassos recursos públicos que poderiam ser destinados para outras necessidades.

Para a abordagem UVCPW o impacto da correlação no Erro Tipo M, assim como no Erro Tipo S, é mais pronunciado na faixa de valores de correlações mais altas ($r_1 > 0,6$). Já para a abordagem UMTFPW esse impacto só importante para correlações acima de 0,9, demonstrando também uma efetividade maior no Erro Tipo M dessa abordagem em detrimento da UVCPW. Na abordagem PW, o impacto da correlação no Erro Tipo M também é muito baixo, similar à situação sem correlação temporal.

Embora não mostrado aqui, com séries assimétricas, os impactos, tanto no Erro Tipo S como no Tipo M ficam ainda mais pronunciados na medida em que, tanto o r_1 como a assimetria aumentam, independentemente da abordagem utilizada.

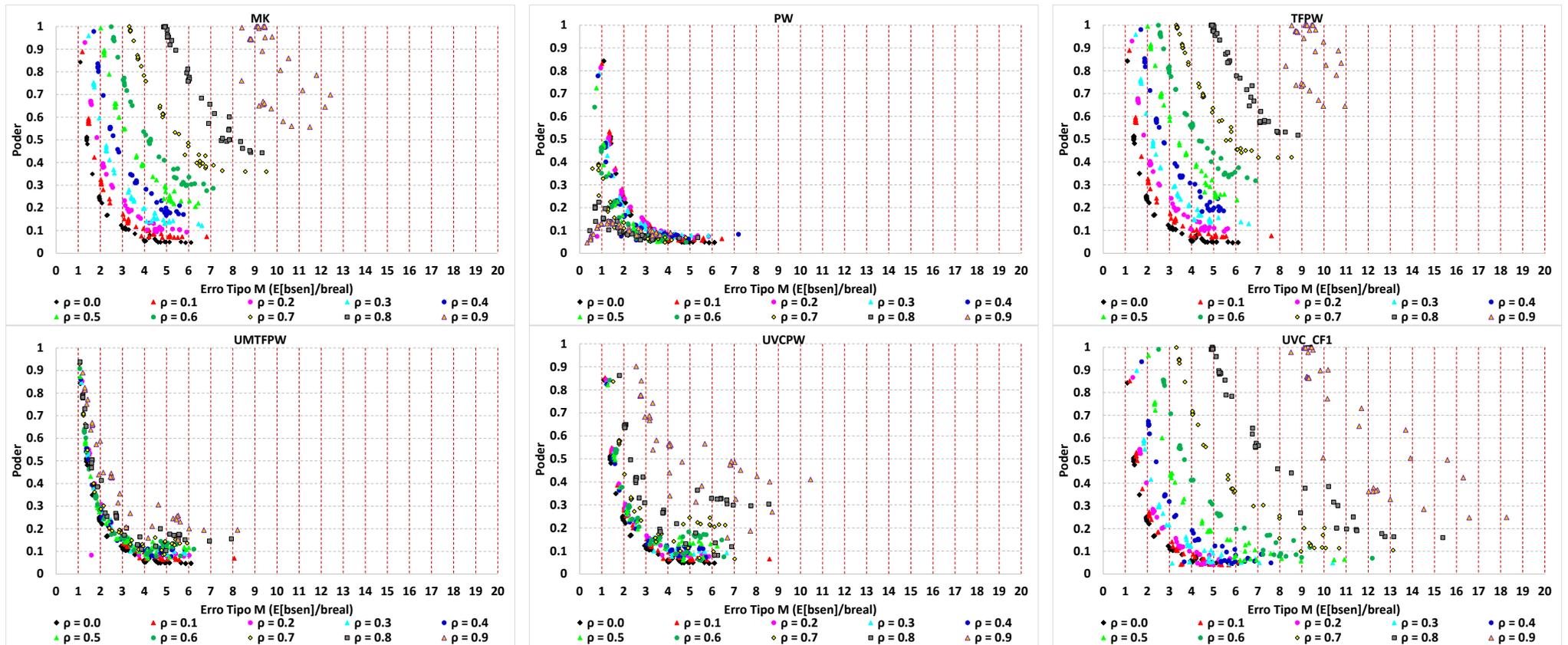


Figura 7.36 - Relação entre a probabilidade do Erro Tipo M e Poder do Teste MK, para as abordagens selecionadas, considerando diferentes valores de correlação temporal r_1 .

Os resultados apresentados neste item demonstraram a efetividade das diferentes abordagens existentes na literatura para lidar com a questão da correlação temporal em testes de tendência utilizados na detecção de mudanças em séries hidrometeorológicas. Conforme observado nos resultados aqui apresentados, essa quantidade de abordagens se deve à inexistência de uma solução definitiva para essa questão. Em termos operacionais, observa-se um *trade-off* entre obter um maior Poder na detecção de tendências e o custo de violar o nível de significância definido *a priori*.

Assim, pensando estritamente em tentar não violar significativamente a probabilidade do Erro Tipo I, a abordagem PW é uma opção a ser considerada. No entanto, caso a preocupação seja em mitigar a probabilidade do Erro Tipo II, pode-se flexibilizar ou relaxar essa violação do nível de significância no sentido de considerar obter-se um maior Poder. Nesse caso, é possível identificar aquelas abordagens que avançam em termos de efetividade, como por exemplo a UMTFPW e a UVCPW, em relação às abordagens atualmente mais populares, como por exemplo a PW e a TFPW. As abordagens UMTFPW e a UVCPW foram mais efetivas, tanto em não violar consideravelmente a probabilidade do Erro Tipo I, o que não ocorre com a abordagem TFPW, como também em apresentam um Poder superior à abordagem PW (que preserva o Erro Tipo I). Essa maior efetividade foi corroborada a partir de simulações que consideraram as mais diferentes e representativas características estatísticas observadas em séries hidrometeorológicas. Adicionalmente, para além dos Erros Tipo I e Tipo II, observou-se uma maior efetividade dessas abordagens em relação aos Erros Tipo S e Tipo M, fundamentais na incorporação dos resultados de testes de tendência na tomada de decisão em recursos hídricos. A seguir, serão apresentados os estudos de caso com séries de precipitação e vazão observadas em todo o Brasil, considerando as mesmas abordagens aqui avaliadas com dados sintéticos.

7.2 ESTUDO DE CASO NO BRASIL

Os resultados aqui apresentados correspondem a dois estudos de caso em que foram avaliadas as evidências de mudanças nos índices de extremos hidrometeorológicos, tanto da precipitação como da vazão, em todo o Brasil. Nesses estudos de caso foram consideradas, tanto a questão da autocorrelação, utilizando as abordagens avaliadas anteriormente, como também a questão da multiplicidade de testes. As estações pluviométricas e fluviométricas utilizadas são aquelas selecionadas conforme descrito no item 6.3.2.1 e 6.3.3.1, respectivamente.

7.2.1 Precipitação

A fim de caracterizar a influência da correlação temporal e da multiplicidade de testes em análise regional de detecção de tendências na precipitação, aplicou-se o teste não-paramétrico de MK nas séries históricas dos 10 índices de chuva, conforme apresentados na Tabela 6.5. Para isso, foram empregadas doze estratégias distintas: MK, MK-PW, MK-TFPW, MK-UMTFPW, MK-UVCPW, MK-UVC_CF1, FDR-MK, FDR-MK-PW, FDR-MK-TFPW, FDR-MK-UMTFPW, FDR-MK-UVCPW e FDR-MK-UVC_CF1.

A estratégia denominada MK desconsidera por completo, tanto a questão da autocorrelação quanto a da multiplicidade dos testes. Essa estratégia, que é a mais frequentemente empregada em estudos de tendência realizados no Brasil, costuma apresentar um número mais elevado de detecções de tendências significativas. As estratégias MK-PW, MK-UMTFPW, MK-UVCPW, MK-UVC_CF1 e MK-TFPW tratam apenas da questão da autocorrelação, ignorando a questão da multiplicidade de testes na análise regional. Por fim, as estratégias que envolvem o FDR incorporam a questão da multiplicidade. Neste estudo, tanto o nível de significância local quanto o de significância regional foram estabelecidos em 5%.

A Figura 7.37 apresenta, para cada um dos índices de precipitação avaliados, o percentual de estações que apresentaram tendência significativa, seja ela crescente ou decrescente. Para cada índice, são apresentados os resultados de cada uma das doze estratégias, permitindo avaliar o grau de influência da correlação temporal e o da multiplicidade de testes. A Figura 7.38 apresenta, para o índice PRCPTOT, os resultados para todas as doze diferentes estratégias consideradas. Os círculos vermelhos ilustram resultados com tendências

decrecentes significativas, os azuis, tendências crescentes significativas, e os pretos, apresentam resultados não significativos.

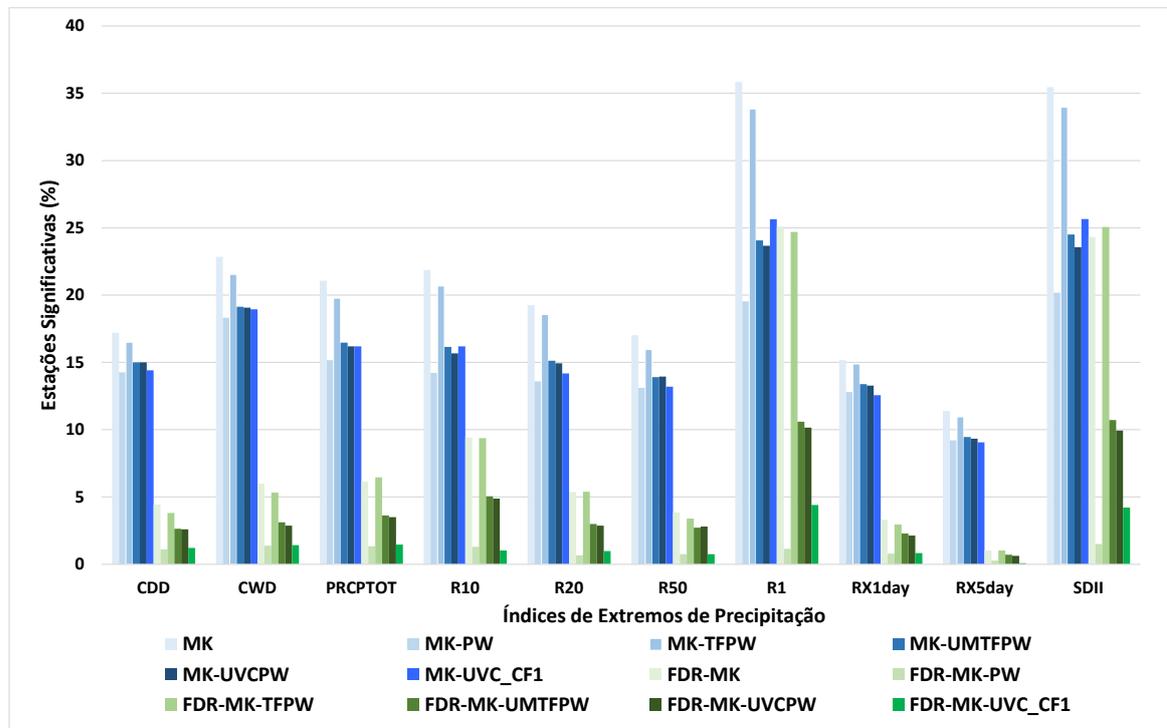


Figura 7.37 - Percentual de estações pluviométricas com tendência significativa (crescente ou decrescente) em cada abordagem.

Observa-se na Figura 7.37 que desconsiderar tanto a questão da autocorrelação quanto da multiplicidade pode distorcer consideravelmente os resultados do teste de tendência. Para todos os casos houve uma redução na quantidade de resultados significativos quando comparados à forma MK. O impacto nos resultados considerando a questão da multiplicidade foi bem mais pronunciado do que considerando a autocorrelação, sugerindo que nos índices de precipitação a característica de persistência de curto prazo ou dependência temporal têm um efeito menor.

Para todos os índices, observa-se na Figura 7.37, que a aplicação do MK-TFPW resultou numa ligeira diminuição em relação a forma MK e que os procedimentos MK-PW, MK-UMTFPW, MK-UVCPW, MK-UVC_CF1 tiveram um impacto maior, notadamente para os índices SDII, R1, R10 e PRCPTOT. Ao aplicar o procedimento FDR, as reduções nos resultados significativos foram bem mais pronunciadas. Isso deveu-se, em parte, ao fato de que, em alguns procedimentos, como o PW, ocorre, além da remoção da autocorrelação,

também a remoção de uma parte da tendência, causando uma importante alteração na magnitude do *p-valor*, levando a praticamente nenhuma rejeição ao se aplicar o FDR. A região sul do Brasil foi a menos impactada em virtude da menor dependência temporal existente nas suas séries.

A combinação entre o FDR e o PW resultou em grande diminuição no número de rejeições, e, em termos práticos, não apresentou resultados significativos. A combinação FDR-TFPW resultou numa diminuição do número de resultados significativos entre 1% (26 estações) a 25% (636 estações) em relação ao procedimento TFPW. O índice com maior percentual foi o SDII e com menor foi o RX5day. Não houve grandes diferenças nos resultados quando avaliado o sinal da mudança, não importando se a tendência é crescente ou decrescente. As conclusões entre as diferentes formas de aplicar o teste são as mesmas.

Analisando os mapas da Figura 7.38, para o índice PRCPTOT, observa-se, de forma mais evidente, o impacto da aplicação do procedimento FDR (6 últimos mapas inferiores na figura) em detrimento de apenas considerar a questão da autocorrelação (6 primeiros mapas superiores na figura). O percentual de resultados significativos utilizando o procedimento MK em todo o Brasil ficou na ordem de 21% (9% para tendências decrescentes e 12% crescentes). Já aplicando a forma FDR-MK-PW os resultados significativos ficaram reduzidos na ordem de 1,3% (0,2% para tendências decrescentes e 1,1% crescentes). Outro fato importante foi a observação de uma maior convergência regional nos resultados ao se utilizar o FDR, de modo que a aplicação de tal procedimento diminuía algumas incoerências regionais nos resultados, como estações vizinhas com resultados significativos de sinal contrário. Esse padrão espacial dos resultados relativo à aplicação das diferentes formas de teste foi similar para os outros índices, como pode ser observado no Apêndice C.

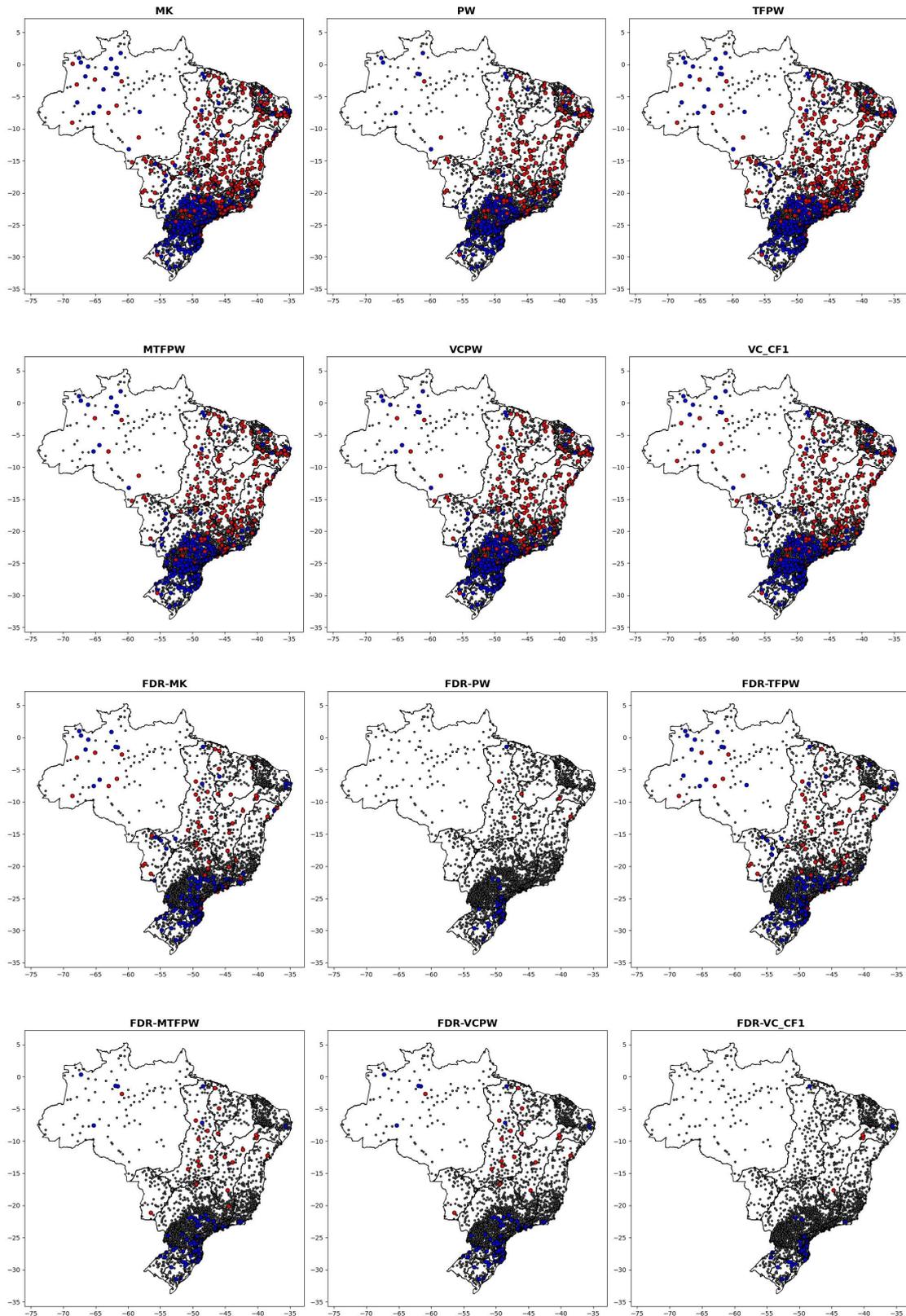


Figura 7.38 - Distribuição espacial das estações com resultados significativos e não-significativos, obtidos pelas 12 diferentes estratégias de análise para o índice PRCPTOT. Círculos vermelhos = tendências significativas decrescentes, Círculos azuis = tendências significativas crescentes e pretos = tendências não significativas.

Os resultados apresentados aqui demonstram alguns desafios na obtenção e interpretação dos resultados dos testes de tendência aplicados às séries hidrometeorológicas devido à clara presença de incertezas associadas a questão da autocorrelação e multiplicidade de testes. É fundamental que essas incertezas sejam apresentadas ao tomador de decisão reforçando a necessidade de incorporá-las na definição de estratégias de adaptação no âmbito do planejamento de recursos hídricos.

Análise de Tendência nas regiões hidrográficas

Conforme observado na seção anterior, os resultados do teste de tendência são impactados ao se considerar ou não as questões de autocorrelação e de multiplicidade de testes. Desse modo, nessa seção optou-se por utilizar o procedimento FDR-MK-UMTFPW dado que ele representa uma solução intermediária entre a desconsideração total dessas questões (como ocorre com o procedimento MK), o que levaria ao aumento do número de rejeições da hipótese nula e o conservadorismo excessivo de utilizar procedimentos que diminuiriam consideravelmente as rejeições, como é o caso do FDR-MK-PW. É importante destacar que a aplicação do procedimento FDR nessa seção foi realizado utilizando como agrupamento as regiões hidrográficas.

Foram considerados nas análises, além da significância estatística do teste, para a qual foi adotado o nível de 5%, também o tamanho da série e a magnitude da mudança. Foram adotadas 3 classes para o tamanho da série: pequeno (entre 30 e 44 anos), médio (entre 45 e 59 anos) e grande (maior que 60 anos). A magnitude da tendência foi classificada de acordo com percentual de mudança decenal em relação à média da série, sendo adotadas 3 classes: baixa (menor que 5% por década), média (entre 5 e 10% por década) e alta (maior que 10% por década).

Essas considerações da magnitude da tendência e do tamanho da série, em conjunto com a significância estatística, estão relacionadas à importância de se avaliar também, a significância prática da mudança. A significância estatística está associada com o tamanho amostral, sendo o *p-valor* o indicador utilizado para essa análise. Análises com amostras muito grandes podem detectar diferenças muito pequenas, que sob o ponto de vista prático podem não ter grande importância. Por outro lado, amostras com tamanho pequeno podem falhar na detecção de mudança significativa. Paralelamente, a magnitude da mudança pode

ser importante sob o ponto de vista prático. A diferença entre significância estatística e significância prática já é amplamente discutida em diversas áreas do conhecimento (Gelman e Stern, 2006; Peeters, 2016; Sullivan e Feinn, 2012), e nas ciências hidrológicas o tema também não é novo (Daniel, 1978) e continua sendo discutido em trabalhos mais recentes (Clarke, 2010; Yue *et al.* 2002a, 2002b) dada sua relevância.

A Tabela 7.3 contém os percentuais de resultados do teste para todas as 2513 estações utilizadas, considerando a significância (NS = não significativo e S= significativo), o sentido da mudança (cores quentes representam as tendências decrescentes e cores frias as crescentes), as 3 classes de magnitude da tendência e as 3 classes de tamanho da série.

Os resultados da Tabela 7.3 indicam que o percentual de resultados significativos no Brasil não foi muito expressivo, ficando entre 1% e 11%, com uma média de 4%. Os índices com maiores resultados significativos, 11% cada, foram o SDII e o R1. Cabe ressaltar que esses índices estão diretamente correlacionados, uma vez que o índice R1 é o denominador da fórmula do SDII. Os índices CWD, CDD, R50, RX1day e RX5day não tiveram mais que 3% de resultados significativos. Para os índices que consideram a frequência de dias acima de determinado limiar, o percentual de rejeições vai diminuindo na medida que esse limite aumenta. Por exemplo, o R1 teve 11% de resultados significativos, enquanto R10, R20 e R50 tiveram 3%, 3% e 2% de rejeições, respectivamente. Outro aspecto importante é com relação ao sinal da mudança. A proporção de estações com tendência crescente e decrescente no Brasil foi similar entre os índices.

Considerando agora a questão da magnitude da mudança e do tamanho amostral, observa-se na Tabela 7.3, que o maior percentual de resultados significativos ficou na classe de magnitude média. O percentual de estações classificadas com magnitude alta, independentemente da significância e tipo de índice, não passou de 6%. A exceção foi o índice R50, cujo percentual foi da ordem de 12%, e desses, apenas 2% foram de resultados significativos. Verificou-se que na maior parte dos casos em que a magnitude é alta as séries tinham tamanho pequeno (< 44 anos). Por outro lado, quando o tamanho da série é grande (> 60 anos), a magnitude observada, em grande parte dos casos, era pequena.

Esses resultados demonstram claramente a questão da significância estatística vs. significância prática. Percebe-se nos resultados um *trade-off* entre magnitude da tendência e tamanho da série. Praticamente todos os resultados em que a magnitude da tendência era alta e não foi rejeitada a hipótese nula, o tamanho da série era pequeno (entre 30 e 44 anos). Isso

se deve ao menor poder estatístico inerente a séries curtas, o que levou à não rejeição de inúmeras estações com significância prática na tendência. Por outro lado, quando se observa o percentual de rejeições com magnitude considerada pequena (entre -5% e 5%), praticamente todas as estações estão classificadas com tamanho médio (45-59 anos) ou grande (> 60 anos), o que demonstra que, com o aumento do poder estatístico qualquer tendência pode ser detectada, independentemente da importância da mudança.

Ainda nessa questão da relação entre a magnitude da tendência e o tamanho da série, considerando a significância estatística, observou-se que boa parte dos falsos positivos identificados após aplicação do procedimento FDR era oriunda de séries com magnitude média ou alta e tamanho pequeno. Essa característica implica em *p-valores* próximos do nível de significância adotado e que, após o FDR, passaram a não ser rejeitadas.

Uma questão importante a ser levantada nesse *trade-off* entre a magnitude da tendência e o tamanho está associada à presença de eventuais ciclos ou estrutura de dependência temporal de mais longo prazo nas séries de extremos de precipitação. Isso se deve ao fato de que, na maior parte das séries longas, verificou-se uma suavização na magnitude da tendência devido a alguns comportamentos cíclicos observados visualmente nas séries. Tal análise levanta a seguinte dúvida: as magnitudes altas identificadas nas séries com tamanho pequeno permanecerão na mesma ordem de grandeza ou ocorrerá uma suavização dessa magnitude quando houver uma coleta maior de dados com o passar do tempo?

Tabela 7.3 - Percentual de resultados do teste de tendência MK para as 2513 estações pluviométricas de todo o Brasil, considerando a significância (NS = não-significativo e S=significativo), o sentido da mudança, a magnitude da tendência e o tamanho da série.

ÍNDICE	NESTAC	RES	bsen <-10%			bsen >10%			-5%>bsen >-10%			5% < bsen <10%			0%>bsen >-5%			0% < bsen < 5%			Total
			30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	
R10	2513	NS	2%	0%	0%	1%	0%	0%	7%	2%	0%	3%	0%	0%	24%	9%	10%	20%	10%	10%	97%
		S	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	
CWD	2513	NS	5%	0%	0%	1%	0%	0%	10%	2%	0%	3%	1%	1%	23%	9%	11%	13%	7%	9%	97%
		S	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
R20	2513	NS	2%	0%	0%	1%	0%	0%	7%	2%	0%	6%	1%	1%	18%	7%	8%	22%	10%	11%	97%
		S	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
CDD	2513	NS	1%	0%	0%	3%	0%	0%	3%	1%	1%	13%	2%	0%	14%	9%	12%	23%	8%	7%	98%
		S	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
RX5day	2513	NS	1%	0%	0%	1%	0%	0%	6%	1%	0%	6%	1%	1%	20%	7%	7%	24%	12%	13%	100%
		S	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
SDII	2512	NS	1%	0%	0%	1%	0%	0%	2%	1%	0%	6%	1%	0%	16%	6%	7%	25%	11%	10%	89%
		S	0%	0%	0%	2%	0%	0%	1%	1%	0%	3%	1%	0%	0%	0%	1%	1%	1%	2%	
R50	2513	NS	5%	1%	0%	8%	1%	1%	4%	1%	1%	6%	3%	3%	16%	6%	7%	18%	8%	10%	98%
		S	0%	0%	0%	1%	1%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
RX1day	2513	NS	1%	0%	0%	2%	0%	0%	5%	1%	0%	8%	2%	1%	18%	6%	6%	24%	11%	14%	98%
		S	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
PRCPTOT	2513	NS	1%	0%	0%	1%	0%	0%	6%	1%	0%	5%	1%	0%	22%	7%	8%	22%	11%	11%	97%
		S	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	
R1	2513	NS	2%	0%	0%	1%	0%	0%	7%	1%	0%	3%	1%	1%	25%	10%	9%	14%	7%	9%	89%
		S	2%	0%	0%	0%	0%	0%	3%	1%	0%	0%	0%	1%	1%	0%	1%	0%	0%	1%	

A análise até esse momento considerou os resultados do Brasil como um todo no sentido de ter uma avaliação nacional dos resultados de mudança. A seguir serão analisados os resultados espacializados geograficamente por região hidrográfica. Figura 7.39 apresenta 12 gráficos do tipo “*stacked bar*” com os resultados do teste MK para as 12 regiões hidrográficas brasileiras, considerando os 10 índices de extremos de precipitação. Nesse gráfico são apresentados os percentuais de estações subdivididos em 3 categorias: resultados significativos crescentes (azul), decrescentes (vermelho) e resultados não significativos

(cinza). Nos rótulos das barras é apresentado o número absoluto de estações em cada categoria. A Figura 7.40 apresenta 10 mapas contendo os resultados do teste de tendência MK para os índices PRCPTOT (6a), CDD (6b), R1 (6c), R20 (6d), R50 (6e), RX1day (6f), SDII (6g), RX5day (6h), CWD (6i) e R10 (6j). A simbologia utilizada para representar os resultados considera tanto o tamanho da série (tipo de símbolo) como a magnitude da mudança (tipo de cor). Cores quentes representam tendências decrescentes e cores frias as crescentes. Os símbolos representam as 3 classes de tamanho e as cores com diferentes tonalidades representam as 3 classes de magnitude da tendência. Os círculos pequenos e preto representam os resultados não significativos.

A análise dos gráficos da Figura 7.39 e dos mapas da Figura 7.40 demonstram uma ligeira coerência espacial. Nas regiões hidrográficas adjacentes PRG, TOA, ANC, PRB, ANO, SFR e ALE, localizadas no nordeste e parte do norte do Brasil, predominam tendências significativas cujo sinal de mudança indica condições mais secas. Para índices PRCPTOT, R1, CWD observa-se uma predominância de resultados significativos com tendências decrescentes e, para o índice CDD, uma predominância por resultados crescentes nessas regiões. Por exemplo, 23 (9%) estações das 266 na RH ANO apresentaram aumento significativo no CDD e apenas 4 (1%) estações apresentaram redução. Nessa mesma região, embora menos pronunciado, o CWD apresentou redução significativa em 7 (3%) estações e apenas 3 (1%) estações com aumento. Outro resultado que chama a atenção é o percentual de resultados significativos do índice R1. Em praticamente todas essas regiões, esse índice foi o que teve o maior percentual, como por exemplo na região ALE, com 21 (18%) estações das 114 apresentando resultados significativos decrescentes. Na região PRG todas as estações tiveram tendências decrescentes nesse índice.

Analisando os mapas da Figura 7.40 observa-se nas regiões hidrográficas PRG, TOA, ANC, PRB, ANO, SFR e ALE a preponderância de resultados classificados com magnitudes médias ou altas e tamanho pequeno ou médio. A exceção é a região ANO onde predominam séries com tamanho grande. Destaca-se também nessa região, para o índice CDD, a magnitude da mudança sendo média ou alta, indicando, de forma mais evidente, um aumento na quantidade de dias secos. Com relação aos índices de precipitação associados a cheias e inundações como RX1day, RX5day e R50, observa-se nessas regiões praticamente a ausência de resultados significativos. Esses resultados acompanham a maior parte dos principais achados de estudos anteriores existentes nessas regiões, quando se considera o sinal de mudança para condições mais secas, conforme apresentados no item 3.7.2. No

entanto, há aqui um avanço no sentido de uma melhor compreensão do grau da magnitude das mudanças identificadas e sua relação com o tamanho das séries, subsidiando uma melhor interpretação dos resultados dos testes de tendência.

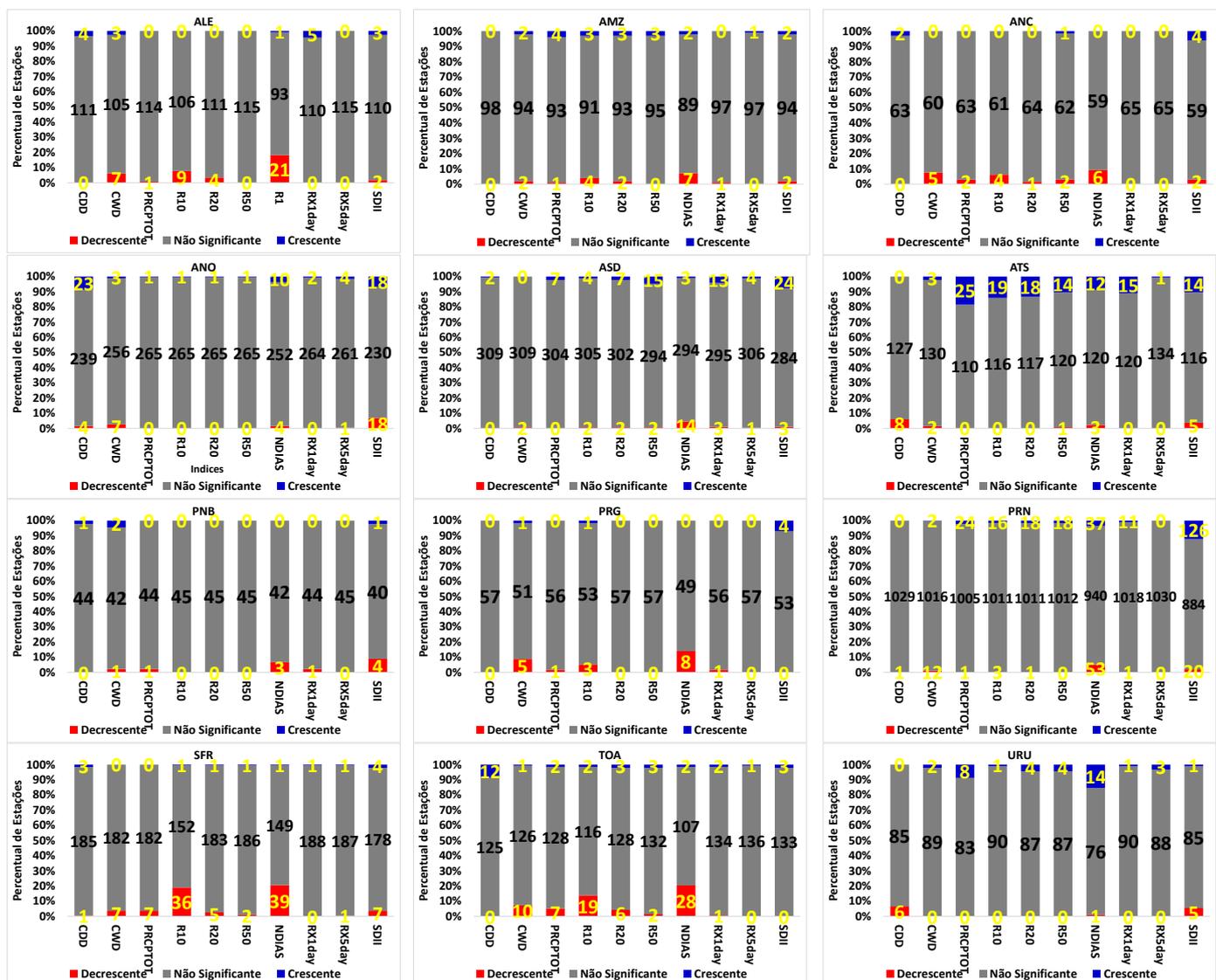
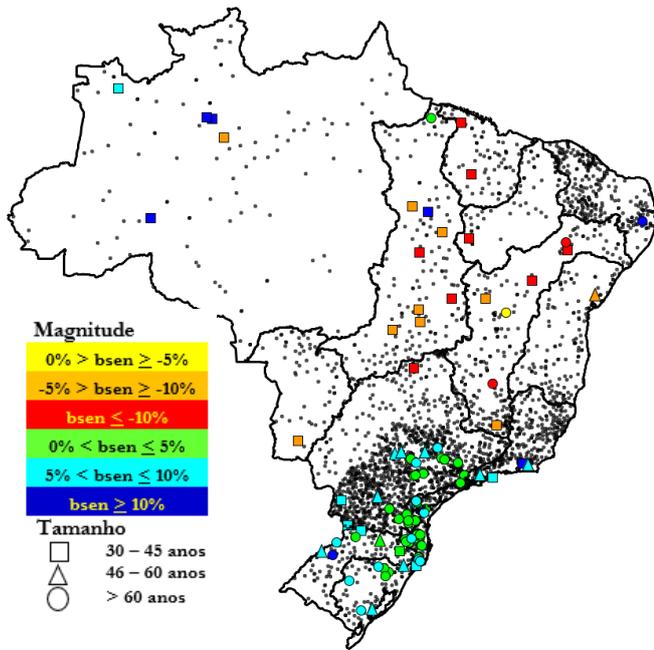
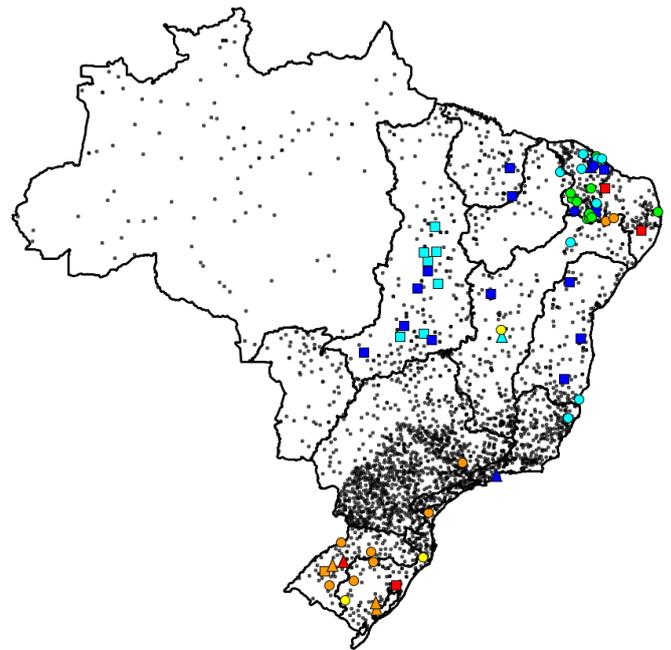


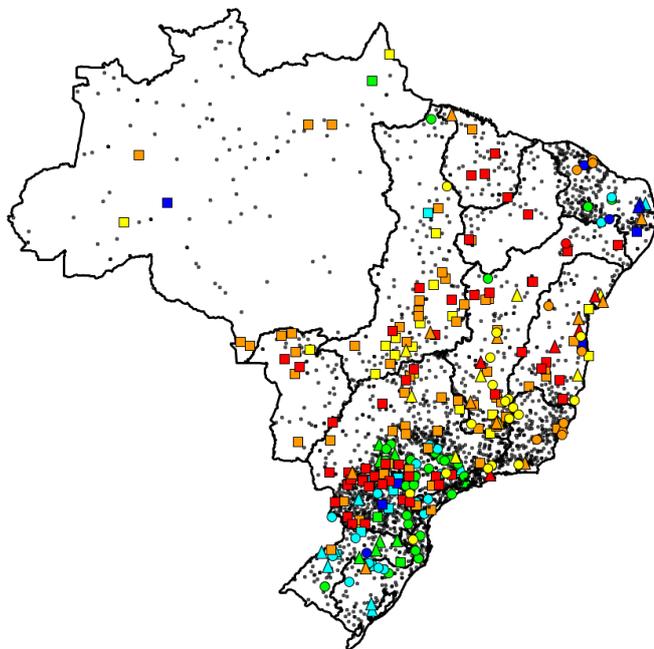
Figura 7.39 - Gráficos do tipo *stacked bar* com os resultados do teste MK para as 12 regiões hidrográficas brasileiras considerando os 10 índices de extremos de precipitação.



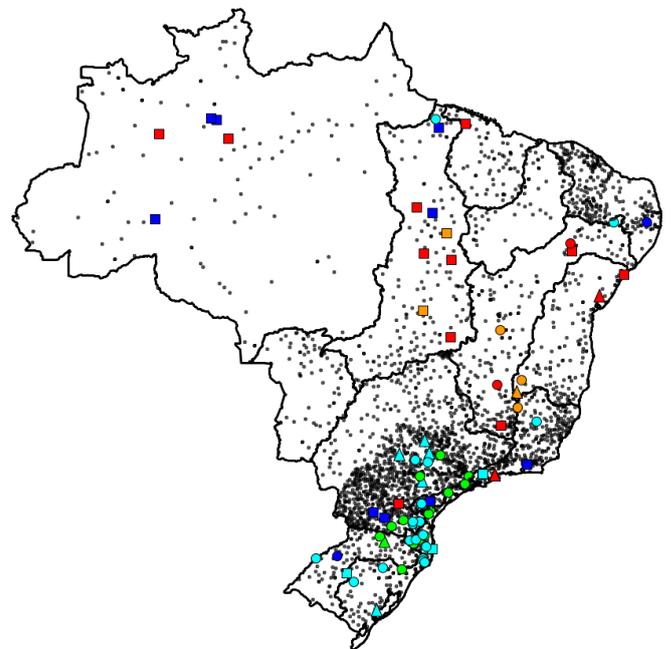
(a) PRCPTOT



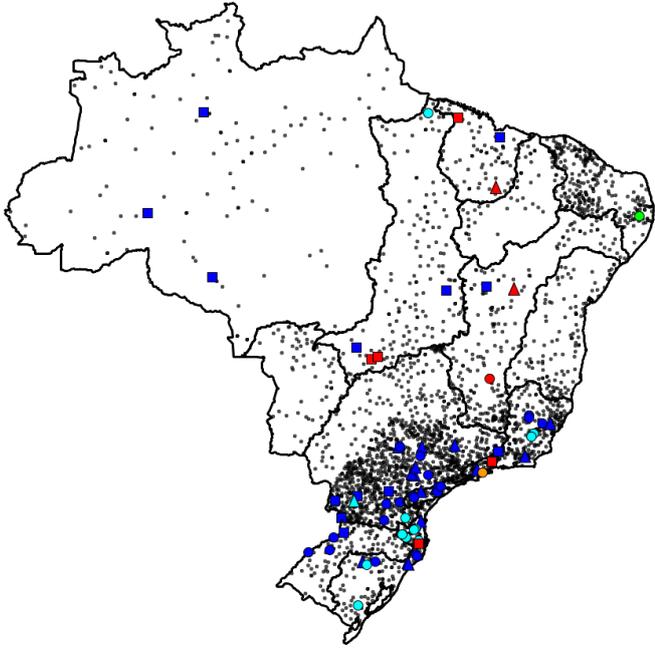
(b) CDD



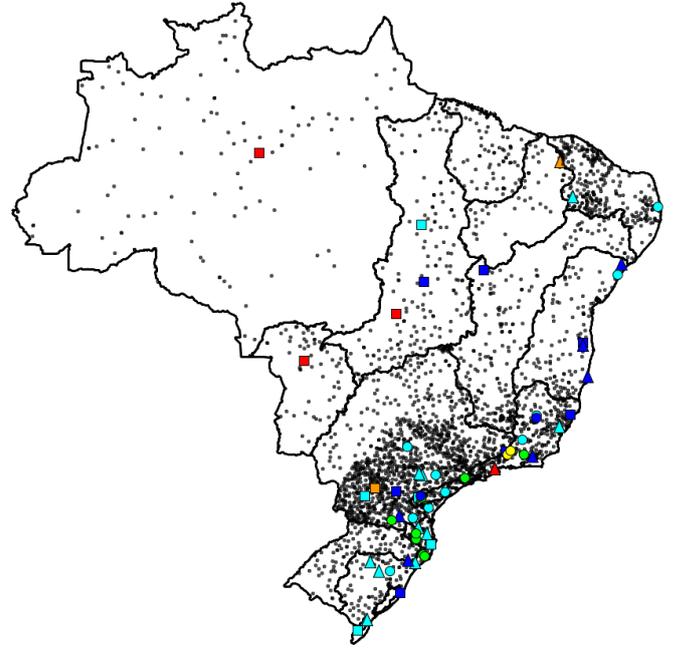
(c) R1



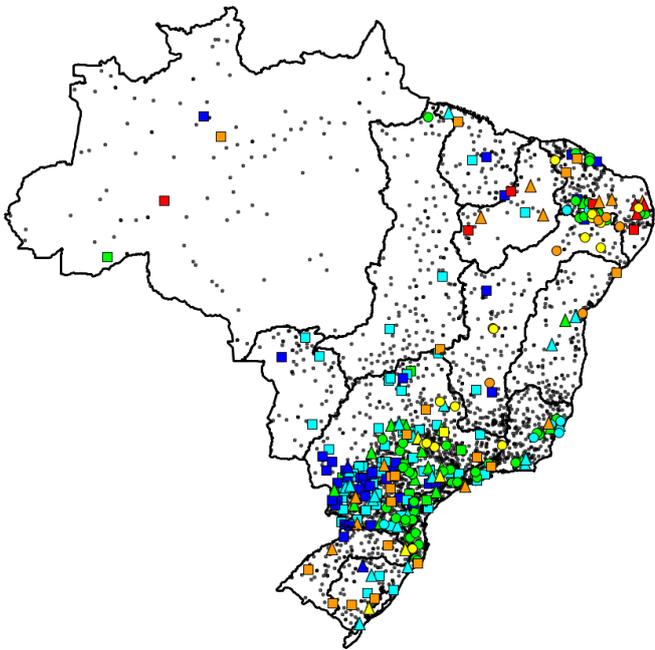
(d) R20



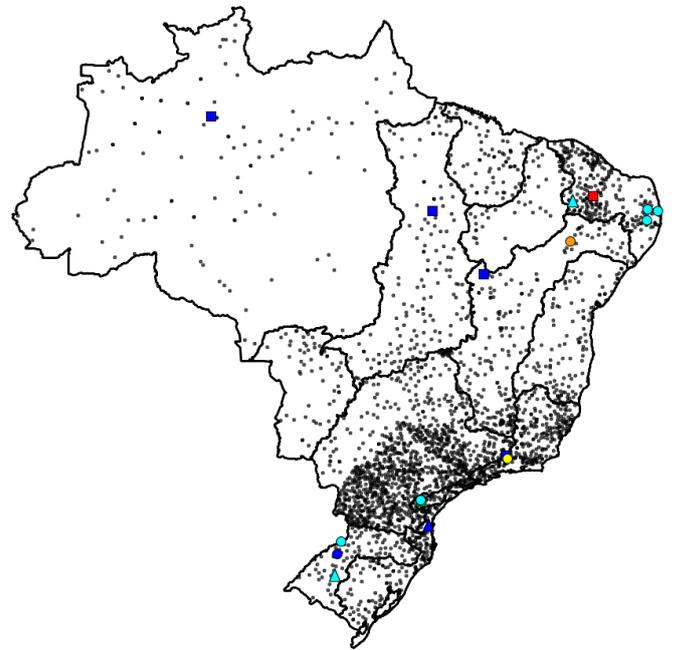
(e) R50



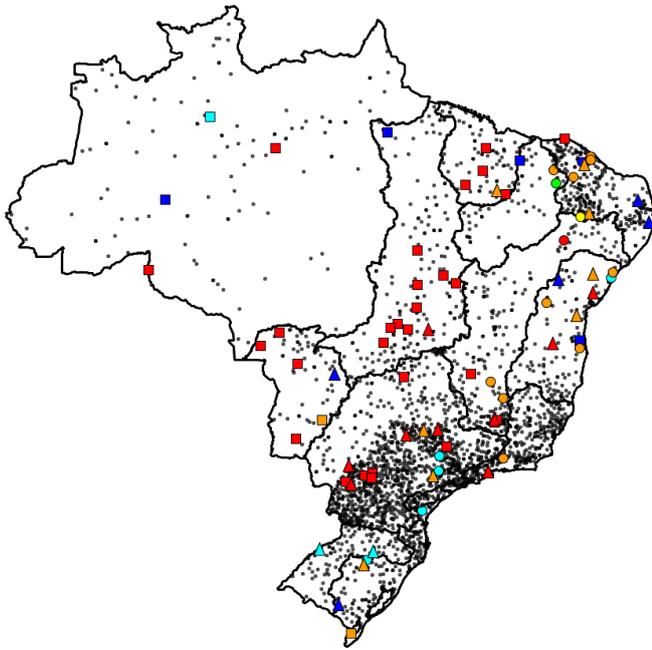
(f) RX1day



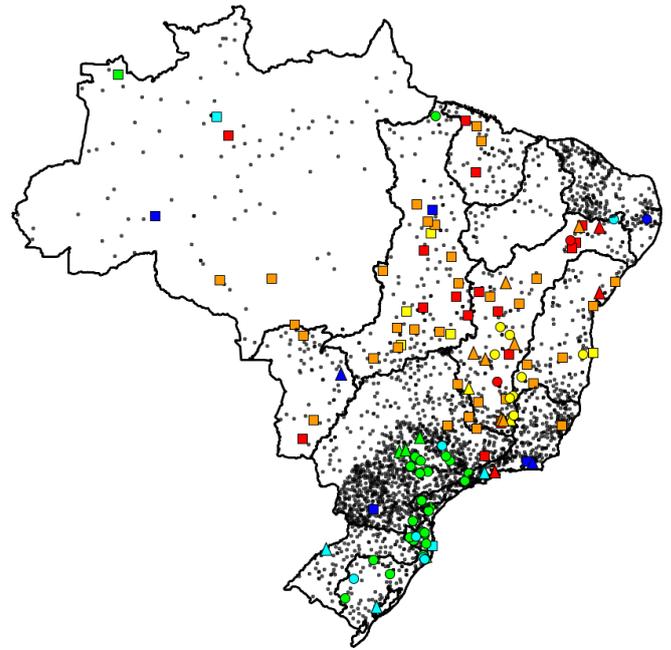
(g) SDII



(h) RX5day



(i) CWD



(j) R10

Figura 7.40 - Mapas contendo os resultados do teste de tendência MK para os índices de precipitação.

Diferentemente dos resultados apresentados nas regiões mais ao norte e nordeste do Brasil, que apontaram para condições mais secas, nas regiões hidrográficas ATS e URU, localizadas ao Sul do Brasil, predominam tendências significativas cujo sinal de mudança indica condições mais úmidas. Esses indicadores apontam condições favoráveis ao aumento do aporte hídrico, no entanto, mais propensas a cheias e inundações.

A região ATS apresenta um percentual de resultados significativos (10% em média) bem superior à região URU (5% em média). Para índices PRCPTOT, R1, CWD, RX1day, RX5day e R50 observa-se uma predominância de resultados significativos com tendências crescentes e, para o índice CDD, uma predominância de resultados decrescentes nessas regiões. Por exemplo, 25 (29%) das 135 estações na RH ATS apresentaram aumento significativo no PRCPTOT e nenhuma estação apresentou redução. Nessa mesma região, embora menos pronunciado, o CDD apresentou redução significativa em 8 (6%) estações e nenhuma estação com aumento. Na região URU, similar ao verificado nas regiões situadas ao N e NE do Brasil, também se observou um percentual muito baixo, no máximo 4%, de resultados significativos para os índices RX1day, RX5day e R50, em todos os casos com sinal crescente. Já na região ATS, para os índices RX1day e R50, observam-se percentuais maiores que 10%, sinalizando uma maior propensão a eventos extremos causadores de cheias nessa região.

Analisando os mapas apresentados na Figura 7.40 nas regiões hidrográficas ATS e URU, observa-se uma preponderância de resultados classificados com magnitudes médias ou baixas e tamanho da série médio ou grande. A exceção foi para o índice R50, cuja maior parte de resultados significativos foi com magnitude alta e com tamanho grande ou médio, indicando, de forma mais evidente, um aumento na quantidade de dias com chuvas extremas. Esses resultados acompanham a maior parte dos principais achados de estudos anteriores existentes nessas regiões, quando observado o sinal de mudança para condições mais úmidas, conforme apresentados no item 3.7.2. No entanto, além da questão da magnitude da mudança, observou-se que na parte costeira da região sul, notadamente na região ATS, o comportamento de mudança está mais pronunciado, indicando que fenômenos climáticos associados ao comportamento dos oceanos podem estar mudando.

Nas regiões hidrográficas AMZ, PRG, PRN e ASD observa-se um padrão espacial não muito claro, de modo que não se tem um sinal de mudança preponderante ou convergente nos índices de precipitação. Na região AMZ observam-se para o índice PRCPTOT tendências

crecentes ao norte, corroborando os principais achados em estudos anteriores, conforme apresentados no item 3.7.2. No entanto, quando se observa o índice R1, verifica-se que praticamente todos os resultados significativos foram decrescentes, sinalizando que o aumento no total precipitado anual está associado a precipitações mais intensas e concentradas, principalmente na parte norte de região. Essa conclusão fica mais evidenciada quando se observa o índice R50, no qual percebe-se uma preponderância de tendências crescentes. Analisando os mapas da Figura 7.40 observam-se apenas séries com tamanho pequeno na região AMZ, mas com magnitudes de mudança média ou alta, o que pode implicar num sentido prático importante.

Na região PRN, a região com maior quantidade de estações, observaram-se para o índice PRCPTOT tendências majoritariamente crescentes, principalmente na parte centro-sul da região. No entanto, os percentuais de resultados significativos foram baixos, na ordem de 5%. Na parte norte da região, na fronteira com as regiões TOA e SFR, observa-se apenas um resultado significativo e com tendência decrescente para esse índice. Os índices CDD e CWD praticamente não tiveram resultados significativos nessa região. O índice R1 demonstra falta de convergência no sinal da mudança nessa região, observando-se, em termos espaciais, uma proporção similar entre resultados significativos crescentes e decrescentes. O padrão também não é muito claro, pois há alguns agrupamentos mais preponderantes de tendências decrescentes significativas, nas partes norte e oeste, e positivas, nas partes leste e sul da região. Outro ponto a destacar no índice R1 é que as tendências decrescentes significativas foram, na sua maior parte, de tamanho pequeno e magnitude média ou alta, e já os resultados com tendência crescente foram de tamanho grande e magnitude pequena.

Na região ASD, embora o computo geral dos resultados significativos não indique claramente um sinal preponderante, o índice PRCPTOT teve uma proporção similar de resultados crescentes e decrescentes, no entanto com um padrão espacial mais claro. Conforme pode ser observado na Figura 7.40, os resultados das estações situadas na fronteira com a região PRN, na parte mais ao sul, foram, majoritariamente, no sentido de condições mais úmidas. Já as estações localizadas na fronteira com as regiões SFR e ALE, na parte mais ao norte, são majoritariamente no sentido de condições mais secas.

Os índices RX1day, RX5day e R50 associados diretamente a eventos de cheias tiveram nas regiões AMZ, PRG, PRN e ASD a maior parte dos resultados com tendências crescentes, embora o percentual de resultados significativos foi muito baixo, menor que 4%.

Cabe destacar que, independentemente dessa generalização realizada acima por região hidrográfica, existem estações com comportamentos singulares, antagônicos e, mesmo as que apresentam tendência na mesma direção, apresentam magnitudes diferentes. No entanto, cabe investigar elementos climáticos para tentar entender tal padrão, como também compreender quais as causas que fazem com que os resultados de algumas estações não ocorram dentro do padrão majoritário de mudança dessas regiões. De um modo geral, quando confrontados com os principais achados em estudos anteriores de tendência de precipitação observadas no Brasil, esses resultados guardam certa coerência, principalmente nos resultados de tendência que apontam condições mais secas, nas regiões norte e nordeste, e úmidas, na região sul do Brasil, conforme amplamente discutido no item 3.7.2.

7.2.2 Vazão

Neste item, são apresentados os resultados do estudo de caso para os índices de vazões (ver Tabela 6.6) oriundas das estações fluviométricas selecionadas conforme item 6.3.3.1. Da mesma forma realizada para a precipitação, a influência da correlação temporal e da multiplicidade de testes em análise regional de detecção de tendências foram avaliadas a partir das mesmas doze estratégias consideradas no item anterior.

A Figura 7.41 apresenta, para cada um dos índices de vazões avaliados, o percentual de estações que apresentaram tendência significativa, seja ela crescente ou decrescente. Para cada índice, são apresentados os resultados de cada uma das doze estratégias, permitindo avaliar os graus de influência da correlação temporal e da multiplicidade de testes na análise. A Figura 7.42 apresenta para o índice Qmin7day, os resultados para todas as doze diferentes estratégias consideradas. Os círculos vermelhos ilustram resultados com tendência decrescentes significativas, as azuis tendências crescentes significativas e os pretos foram resultados não significativos.

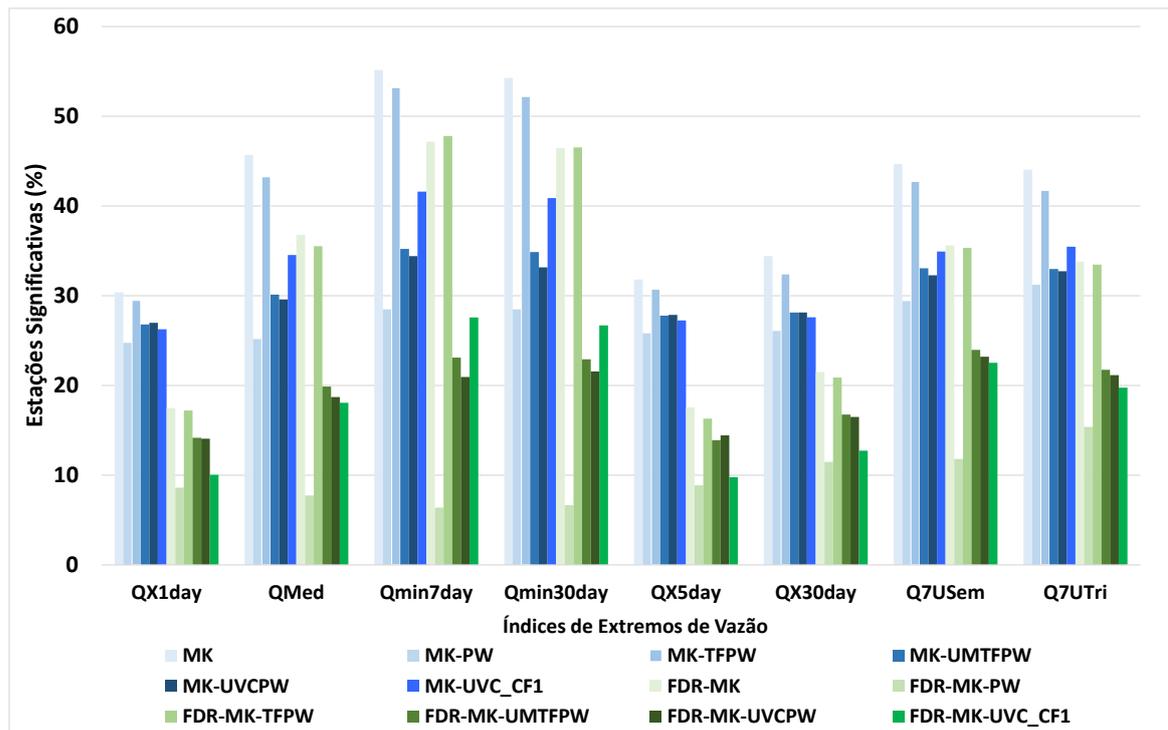


Figura 7.41 - Percentual de estações fluviométricas com tendência significativa (crescente ou decrescente) em cada abordagem e para cada índice de vazão.

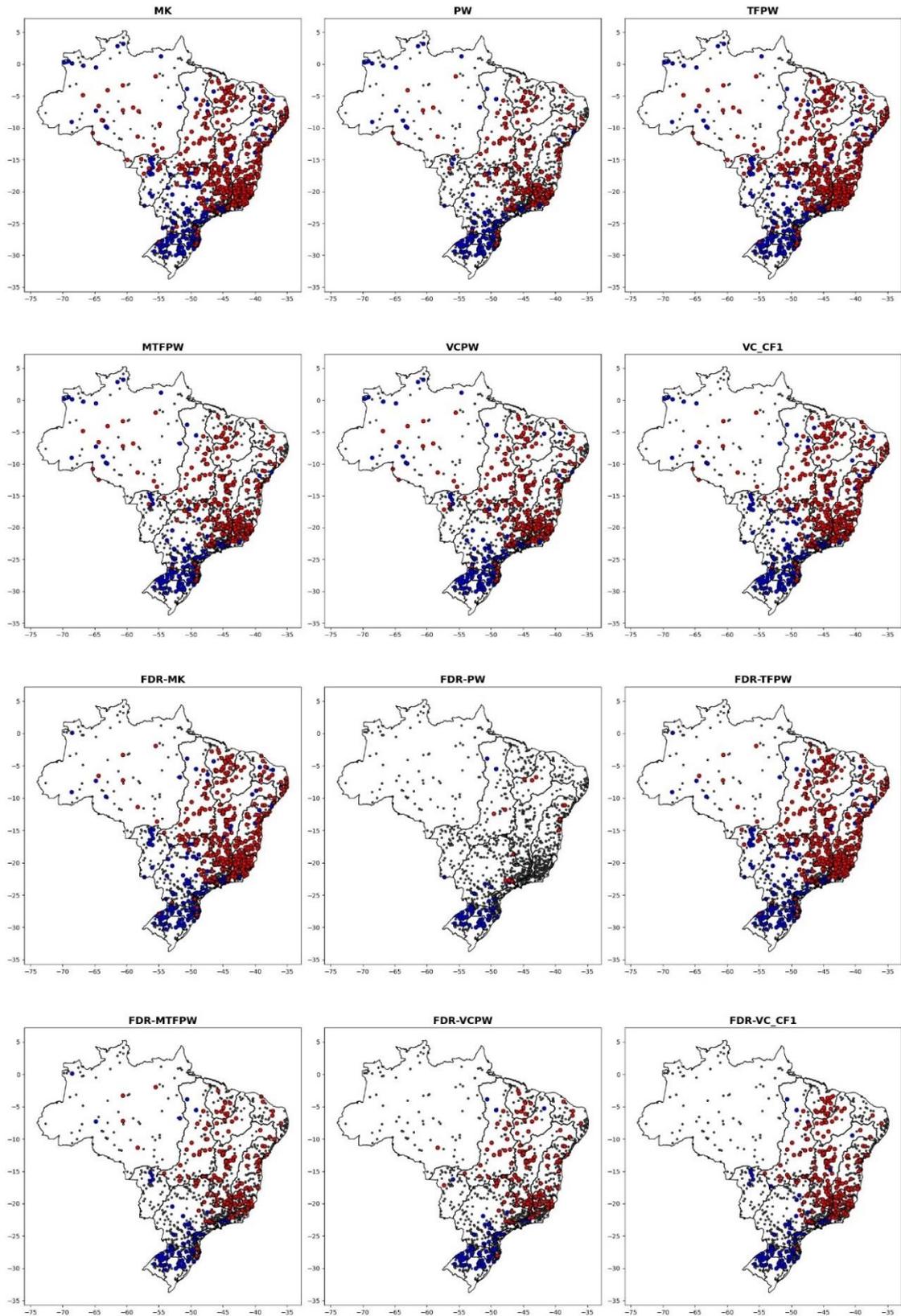


Figura 7.42 - Distribuição espacial das estações com resultados significativos e não-significativos, obtidos pelas doze diferentes abordagens de análise para o índice $Q_{min7day}$. Círculos vermelhos = tendências significativas decrescentes, Círculos azuis = tendências significativas crescentes e pretos = tendências não significativas.

Assim como o observado para os índices de precipitação, verifica-se nas figuras que desconsiderar tanto a questão da autocorrelação quanto a da multiplicidade pode distorcer consideravelmente os resultados do teste de tendência. Por exemplo, o percentual de resultados significativos da forma MK para o índice $Q_{min7day}$ em todo o Brasil ficou na ordem de 55%, sendo 38% tendências decrescentes e 17% crescentes. Aplicando a forma FDR-MK-PW, os resultados significativos ficaram na ordem de 6%, sendo 1% para tendências decrescentes e 5% para crescentes. Observa-se ainda que, para os índices associados às vazões mais baixas, as diferenças nos resultados são sempre maiores do que para os índices de vazões mais altas. Tal comportamento deve-se à maior dependência temporal entre as vazões menores do que entre as vazões mais altas.

Diferentemente do que ocorreu com a precipitação, observou-se no geral que, ao se aplicar o FDR, as reduções nos resultados significativos não foram tão grandes em comparação às estratégias que consideram apenas a questão da correlação temporal. Essa diferença está associada ao fato de as séries de vazões apresentarem, de forma mais proeminente, essa característica de dependência temporal quando comparadas com as séries de precipitação. Observou-se uma maior convergência regional nos resultados ao utilizar o FDR, diminuindo, principalmente, algumas incoerências regionais, como por exemplo, estações vizinhas com resultados significativos, mas de sentidos opostos. As combinações que consideraram o FDR e as abordagens UMTFPW e UVCPW foram aquelas que melhor apresentaram essa convergência regional, mesmo com uma redução na taxa de rejeições quando comparadas com a abordagem MK ou com a TFPW.

A combinação entre o FDR e o PW resultou em grande diminuição no número de rejeições. Essa diminuição ocorreu de forma mais pronunciada para índices com forte dependência temporal (autocorrelação), como é o caso dos índices que representam as vazões mínimas ($Q_{min7day}$ e $Q_{min30day}$). Isso deveu-se, em parte, ao fato de no procedimento PW ocorrer, além da remoção da autocorrelação, também a remoção de uma parte da tendência, que, por sua vez, altera a magnitude do *p-valor*, levando à praticamente nenhuma rejeição ao aplicar o FDR. Cabe ressaltar que a região sul do Brasil foi a menos impactada, em virtude da menor dependência temporal existente nas suas séries.

Da mesma forma que para a precipitação, esses resultados para vazão também demonstram desafios na obtenção e na interpretação dos resultados dos testes de tendência aplicados às séries hidrológicas. É fundamental que essas incertezas sejam consideradas no sentido de

subsidiar o tomador de decisão na incorporação de tais incertezas para a definição de estratégias de adaptação no âmbito do planejamento de recursos hídricos.

Análise de Tendência nas regiões hidrográficas

Conforme observado na seção anterior, os resultados do teste de tendência nas vazões são também impactados em considerar ou não as questões de autocorrelação e multiplicidade de testes. Desse modo, usando a mesma justificativa apresentada no caso dos índices de precipitação, optou-se, nas seções seguintes, por utilizar o procedimento FDR-MK-UMTFPW. A aplicação do procedimento FDR nessa seção foi também realizada utilizando como agrupamento as regiões hidrográficas.

Foram considerados nas análises, além da significância estatística do teste (para a qual foi adotado o nível de 5%), também o tamanho da série e a magnitude da mudança. Foram adotadas as mesmas 3 classes para tamanho da série e magnitude da mudança que as utilizadas nas análises realizadas nos índices de precipitação.

A Tabela 7.4 apresenta os percentuais de resultados do teste de tendência MK para todas as 1106 estações utilizadas, considerando a significância (NS = não significativo e S= significativo), o sentido da mudança (cores quentes representam tendências decrescentes e cores frias as crescentes), as 3 classes de magnitude da tendência e as 3 classes de tamanho da série.

Inicialmente, cabe ressaltar que magnitudes de mudanças relativas por década consideradas grande e registros longos, ou pelo menos médios, se destacam dos demais, pois os resultados são mais precisos e os impactos potenciais tendem a ser mais relevantes devido à magnitude das mudanças. Os tomadores de decisão na área de recursos hídricos devem focar nessas classes com uma cautela maior e talvez iniciar uma avaliação de possíveis impactos na sociedade. Estações que apresentaram tamanho da série pequeno devem ser tratados com cuidado, pois seus resultados de detecção de tendência são mais incertos devido ao baixo Poder estatístico e à provável superestimação da magnitude da tendência. Além disso, estações com pequena mudança relativa por década, pelo menos em uma análise preliminar, são menos preocupantes.

Tabela 7.4 - Percentual de resultados do teste de tendência MK para as 1106 estações fluviométricas de todo o Brasil considerando a significância (NS = não-significativo e S=significativo), o sentido da mudança, a magnitude da tendência e o tamanho da série.

ÍNDICE	NESTAC	RES	bsen <-10%			bsen >10%			-5%>bsen >-10%			5% < bsen < 10%			0%>bsen >-5%			0% < bsen < 5%			Total
			30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	
Qmin7day	1106	NS	10%	3%	1%	4%	0%	0%	7%	3%	2%	3%	3%	1%	8%	6%	8%	7%	3%	7%	77%
		S	7%	2%	1%	2%	1%	2%	1%	1%	1%	0%	0%	3%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	23%
Qmin30day	1106	NS	8%	3%	0%	4%	1%	0%	7%	4%	2%	4%	2%	1%	9%	6%	9%	6%	3%	6%	77%
		S	8%	2%	1%	2%	1%	1%	2%	1%	1%	0%	1%	3%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	23%
Q7UTri	1106	NS	8%	3%	0%	2%	0%	0%	5%	4%	2%	3%	2%	1%	8%	7%	9%	9%	5%	8%	78%
		S	7%	5%	2%	1%	0%	0%	0%	1%	2%	0%	0%	2%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	22%
Q7USem	1106	NS	7%	2%	0%	3%	0%	0%	8%	4%	2%	5%	2%	2%	9%	5%	8%	7%	4%	7%	76%
		S	7%	4%	1%	1%	1%	1%	1%	2%	2%	0%	0%	2%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	24%
QMed	1106	NS	8%	2%	0%	2%	0%	0%	7%	3%	2%	6%	2%	1%	10%	8%	10%	9%	5%	7%	81%
		S	6%	2%	0%	0%	0%	0%	1%	1%	2%	1%	1%	4%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	19%
QX1day	1106	NS	6%	1%	0%	2%	0%	0%	8%	2%	1%	5%	3%	2%	12%	6%	9%	11%	7%	10%	86%
		S	4%	1%	1%	1%	0%	1%	0%	0%	1%	1%	1%	2%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	14%
QX5day	1106	NS	7%	1%	0%	2%	0%	0%	9%	3%	1%	5%	3%	2%	10%	6%	9%	11%	6%	10%	87%
		S	4%	2%	1%	0%	1%	0%	0%	1%	1%	0%	0%	2%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	13%
QX30day	1106	NS	6%	1%	0%	2%	0%	0%	9%	3%	2%	5%	3%	2%	10%	6%	11%	11%	6%	8%	84%
		S	5%	2%	1%	0%	0%	0%	1%	0%	2%	1%	0%	3%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	16%

Os resultados da Tabela 7.4 indicam que o percentual de resultados significativos no Brasil foi bem mais expressivo que aqueles apresentados para os índices de precipitação, ficando entre 13% e 24%, com uma média de 19%. Verifica-se que o percentual de rejeições diminui na medida que o espectro de vazões aumenta. Por exemplo, para o índice Qmin7day, em 23% das estações foi rejeitada à hipótese de não haver tendência, e já para o índice QX1day, esse número foi de apenas 14%. Para os índices que representam as vazões mais baixas, o percentual de estações classificadas com magnitude de tendência alta ou média (20%–23%) é bem maior do que para os índices associados às vazões mais altas (12%–15%). Por exemplo, para o índice Qmin7day o percentual foi de 35% de estações com magnitude alta (crescente ou decrescente), sendo 15% significativas, já para o índice QX1day o percentual foi de 18%, sendo apenas 8% significativas. Além dos aspectos climáticos e de uso do solo

impactarem de forma mais pronunciada as vazões mais baixas, há também que se considerar a dependência temporal inerente à essas vazões e que, para alguns casos, pode não ter sido tratada por completo no procedimento UMTFPW adotado. É sempre importante destacar que existe uma relação intrínseca entre a magnitude da tendência e a dependência temporal que pode influenciar nos resultados caso não seja considerada de maneira adequada.

Uma análise mais profunda dos resultados para os índices associados as vazões baixas indica que aproximadamente dois terços (63%–70%) das estações com tendências significativas apresentaram uma mudança relativa por década considerada grande ($b_{sen} > 10\%$). No entanto, em aproximadamente um quarto (26%–30%) das estações com tendências significativas têm registro longos ($n > 60$). Como a duração do registro está fortemente associada às incertezas nos resultados, seu valor é importante para entender o grau de confiança que temos nesses resultados. Os resultados para os índices associados as vazões baixas apresentados na Tabela 6.6 mostram que cerca de 30% das estações com tendências significativas têm pelo menos uma mudança relativa média por década ($b_{sen} > 5\%$) e registro longo ($n > 60$). Essa proporção de estações representa cerca de 70 bacias potencialmente problemáticas com o maior grau de confiança nos resultados devido à longa duração do registro. Se incluirmos as estações com tamanho da série médio, a proporção aumenta de 30% para 50% das estações com tendências significativas, o que representa cerca de 130 bacias.

No geral, a maior parte dos resultados significativos correspondem a magnitudes altas e séries com tamanho pequeno, entre 30 e 44 anos de dados. No entanto, observa-se, independentemente do espectro de vazões, um número expressivo de estações com magnitude alta e que não foram rejeitadas no teste de tendência, cujos percentuais ficaram em torno de 8% das estações. Esses resultados demonstram, de forma clara, a questão da significância estatística e da significância prática. Similar ao encontrado para os índices de precipitação, praticamente todos os resultados em que a magnitude da tendência era alta e não foi rejeitada a hipótese nula, o tamanho da série foi classificado como pequeno (entre 30 e 44 anos), ou seja, devido ao menor poder estatístico em detectar tendências com séries menores, muitas estações com tendências com significância prática importante não foram rejeitadas. Por outro lado, quando se observa o percentual de rejeições com magnitude considerada pequena (entre -5% e 5%), boa parte das estações estão classificadas com tamanho grande (> 60 anos), o que demonstra que com o aumento do poder estatístico uma tendência muito baixa pode ser detectada, independentemente da importância da mudança.

Embora com maior poder, boa parte das estações com tamanho grande apresentou resultado não-significativo, o que demonstra que esse tamanho, embora considerado grande na prática hidrológica, muitas vezes é insuficiente para propiciar a detecção de mudanças. Adicionalmente, poucos foram os casos em que se observaram estações com tamanho grande e magnitude alta. Tais resultados levantam a questão de eventuais ciclos ou dependência temporal de mais longo prazo nas séries hidrológicas de vazões, uma vez que na maior parte das séries longas se verificou uma suavização na magnitude da tendência devido a alguns comportamentos cíclicos observados visualmente nas séries. Tal análise levanta, para as séries de vazão, a mesma dúvida apresentada no item anterior para séries de índices de precipitação: as magnitudes altas de tendência identificadas em séries com tamanho pequeno permanecerão na mesma ordem de grandeza ou ocorrerá uma suavização dessa magnitude quando ocorrer uma coleta maior de dados com o passar do tempo?

Ainda na Tabela 7.4, observa-se que a proporção de estações com resultados significativos decrescentes foi maior que a de crescentes, independentemente do espectro de vazões. De um modo geral, a tendência maior no Brasil é no sentido de condições mais secas, principalmente nas porções Norte e Nordeste do país, embora os percentuais para condições mais úmidas sejam também expressivos na parte mais ao sul do Brasil. É importante ressaltar que esse comportamento, não necessariamente, implica numa tendência a maiores prejuízos associados às condições mais secas, tendo em vista que, para os índices que representam as vazões mais altas, esse aumento é benéfico, pois pode levar a uma possível diminuição de eventos extremos que causam inundações. O contrário também é verdade, um aumento das condições úmidas nas vazões mais baixas pode ser bastante benéfico, pois aumenta a disponibilidade hídrica local, entretanto, um aumento no espectro de vazões mais altas pode levar a eventos de inundações maiores e mais frequentes.

Analisando os índices de vazões baixas com características sazonais, $Q7UTri$ e $Q7USem$, observa-se um percentual menor de rejeições quando comparado com outros índices de vazões baixas que consideram todo o ano hidrológico, como $Qmin7day$ e $Qmin30day$. Tais resultados sugerem que uma parte expressiva dessas estações que apresentaram tendências significativas nas vazões mínimas anuais ocorreram no período da vazão de base (período da estação seca, com pouca ou quase nenhuma precipitação), sendo alimentada quase exclusivamente por águas subterrâneas em boa parte do Brasil. Isto corrobora também o fato de que parte das eventuais mudanças detectadas podem também estar associadas às mudanças no uso e na ocupação do solo e não às mudanças climáticas.

Embora não apresentado na tabela, o procedimento FDR aplicado ao conjunto de estações em cada região hidrográfica, identificou um percentual entre 6% (53 estações), para o índice $Q_{min7day}$, e 13% (112 estações), para o índice $QX1day$, do total de estações analisadas como falsos positivos, considerando todos os índices de vazões analisados. Verificaram-se proporção similares entre as tendências crescente e decrescente na identificação de falsos positivos. A grande maioria dos falsos positivos identificados ocorreram nas estações com magnitude alta e tamanho pequeno, cujo p -valor obtido, normalmente está próximo do nível de significância de 5% adotado. É sempre bom destacar que a utilização do FDR sobre os resultados dos múltiplos testes de hipótese aplicados às séries das estações, seleciona, prioritariamente, os falsos positivos cujos p -valores foram mais próximos do nível de significância adotado.

Analisando agora os resultados espacializados geograficamente por região hidrográfica, a Figura 7.43 apresenta 4 gráficos do tipo “*stacked bar*” com os resultados do teste MK para os índices $Q_{min7day}$ (5a), Q_{med} (5b), $QX1day$ (5c) e $QX30day$ (5d), divididos por cada uma das 12 regiões hidrográficas. Nesses gráficos são apresentados os percentuais de estações subdivididos em 3 categorias: resultados significativos crescentes (barras em azuis), decrescentes (barras vermelhas) e o resultados não significativos (barras cinzas). Nos rótulos das barras são apresentados os números absolutos de estações em cada categoria.

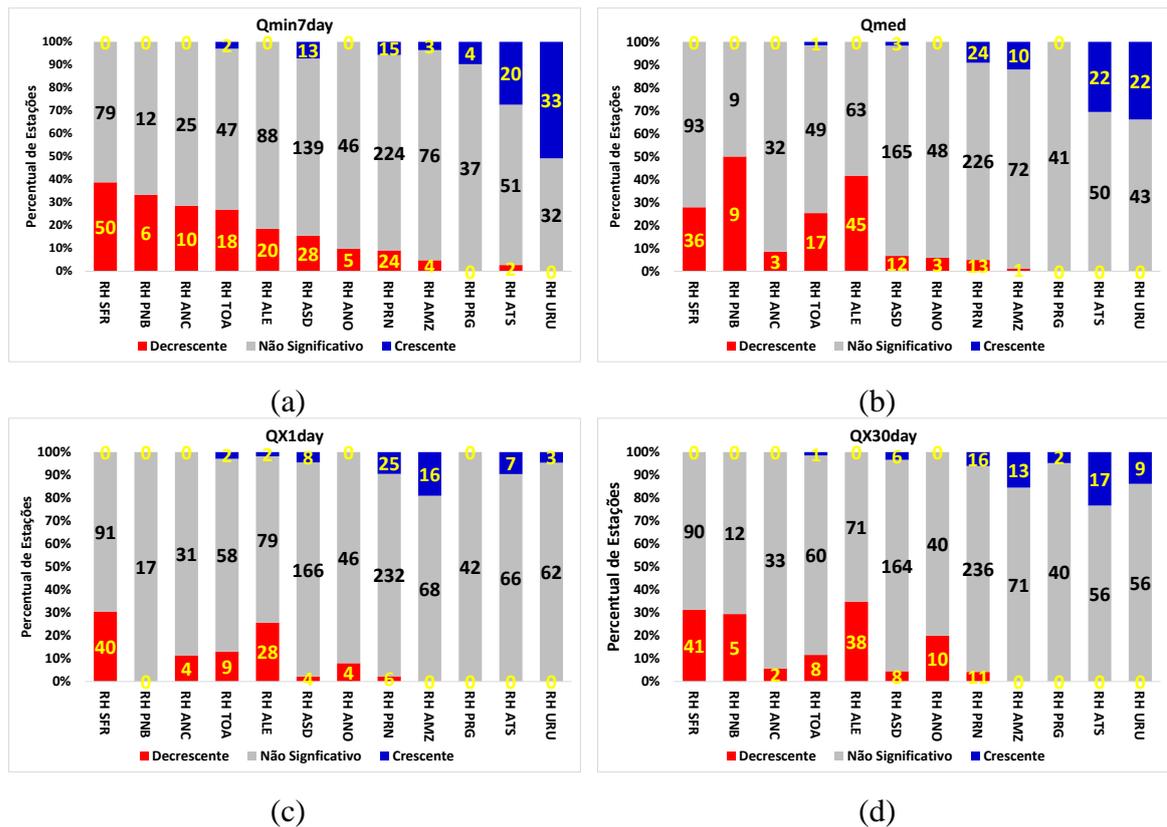


Figura 7.43 - Gráficos do tipo “*stacked bar*” com os resultados do teste MK para os índices Qmin7day, Qmed, QX1day e QX30day, divididos por regiões hidrográficas.

A análise dos gráficos da Figura 7.43 mostra que, de um modo geral, existe um padrão regional no sentido da mudança, independentemente do espectro da magnitude da vazão. Observa-se uma predominância de tendências decrescentes significativas nas regiões hidrográficas localizadas mais ao N e NE, como as regiões do SFR, ANO, PNB, ANC, TOA e ALE. Os percentuais de rejeição ultrapassam, em algumas regiões como SFR e PNB, os 30% de resultados significativos decrescentes nos índices associados às vazões mais baixas. Já tendências crescentes predominam nas regiões hidrográficas AMZ, PRN, ATS e URU. Nas regiões ATS e URU, os resultados significativos ultrapassam 20% nos índices Qmin7day e Qmed. A região hidrográfica do ASD não apresenta um padrão muito claro no sentido da tendência, havendo uma leve preponderância de tendências decrescentes nas vazões mínimas e de tendências crescentes nas vazões máximas. Na região hidrográfica do PRG praticamente não foram detectadas mudanças significativas, mas as poucas identificadas foram no sentido crescente.

A Figura 7.44 apresenta 4 mapas contendo os resultados do teste de tendência MK para os índices Qmin7day (5a), Qmed (5b), QX1day (5c) e QX30day (5d). A simbologia utilizada para representar os resultados considera tanto o tamanho da série (tipo de símbolo) como a

magnitude da mudança (tipo de cor). Cores quentes representam tendências decrescentes e cores frias as crescentes. Os círculos pequenos e preto representam os resultados não significativos. A Tabela 7.5 e a Tabela 7.6, de modo similar à Tabela 7.3, ilustram os percentuais de resultados do teste de tendência MK para o total de estações existentes, em cada região hidrográfica, para os índices $Q_{min7day}$ e Q_{X1day} , respectivamente.

No geral, pode-se observar na Figura 7.44 que a maioria das tendências significativas tem mudança relativa média ou grande por década ($b_{sen} > 5\%$) com algumas estações amarelos ou verdes. Com exceção da região hidrográfica AMZ, o país pode ser dividido em duas grandes regiões traçando uma linha Noroeste-Sudeste que corta a região do PRN pela metade. Acima desta linha, observam-se predominantemente estações com tendência decrescente, incluindo aqueles localizados na parte norte da região do PRN. Na região abaixo desta linha, que inclui a região PRG, observam-se predominantemente estações com tendências crescentes. Esse padrão geral é verdadeiro não apenas para os quatro índices apresentados na Figura 7.44, mas também para os quatro índices restantes.

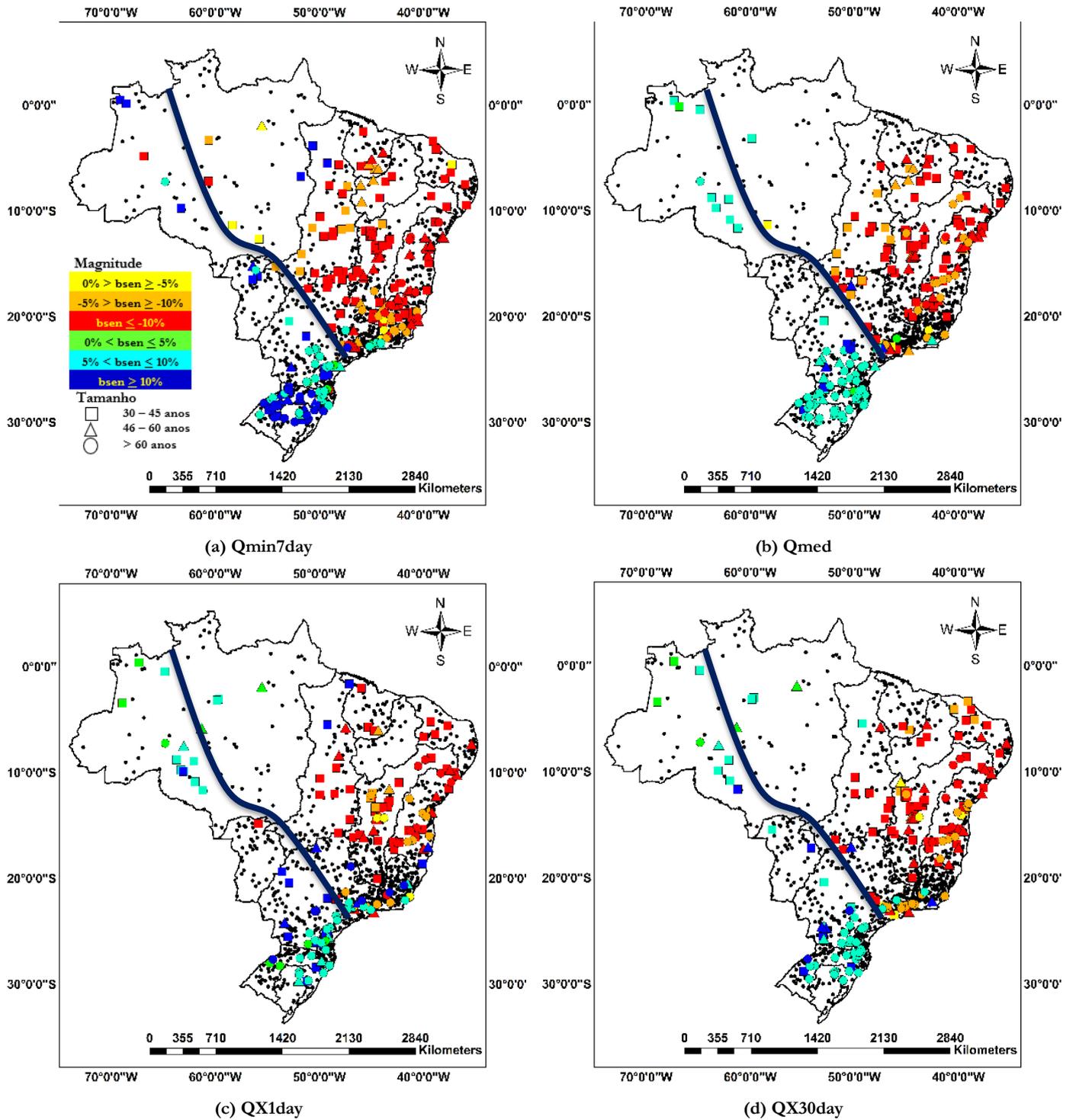


Figura 7.44 - Mapas contendo os resultados do teste de tendência MK para os índices Qmin7day (5a), Qmed (5b), QX1day (5c) e QX30day (5d). A linha preta corresponde a subdivisão do padrão do sentido da mudança no Brasil.

Analisando os resultados para cada região hidrográfica de forma mais específica, com base nos mapas da Figura 7.44 e nas Tabela 7.5 e Tabela 7.6, verifica-se que:

- Na Região AMZ, para o espectro de vazões mais baixas, como o índice $Q_{min7day}$, observa-se que os poucos resultados significativos estão distribuídos em todas as partes da região, sem um padrão claro no sentido da tendência. Para o índice Q_{med} e para os índices associados às vazões altas, como $QX1day$ e $QX30day$, os poucos resultados significativos foram crescentes e com baixa ou média magnitude;
- Nas Regiões TOA, ANC, PNB, ANO, SFR e ALE, independentemente do espectro da vazão, os resultados significativos foram decrescentes, com uma proporção maior para as vazões mais baixas. A magnitude da tendência foi alta ou média e o tamanho da série, em sua maior parte, foi classificado como pequeno;
- Na Região PRG praticamente não houve resultados significativos, independentemente do espectro da vazão considerado. Os poucos resultados significativos foram crescentes, localizados mais ao norte da região;
- Nas Regiões PRG, PRN, ATS e URU, independentemente do espectro de vazão, os resultados significativos foram crescentes, com uma proporção similar entre as vazões mais baixas ($Q_{min7day}$) e altas ($QX1day$). Para esses extremos, a magnitude da tendência foi majoritariamente alta. Para os índices Q_{med} e $QX30day$ a proporção maior foi de magnitude média. O tamanho da série, em sua maioria, foi classificado como pequeno, embora tenha havido resultados significativos com tamanhos médios e grandes, notadamente para as vazões mais baixas. Destaca-se que a maioria das séries longas existentes nessas regiões, quando rejeitadas, tinham magnitude classificada como média;
- Em termos gerais, a região ASD não apresenta um padrão regional muito claro no sentido da tendência, no entanto percebe-se, com maior clareza, um percentual maior de resultados significativos decrescentes na parte norte da região. Para as vazões mais baixas ($Q_{min7day}$), esses resultados foram classificados, em sua maioria, com magnitude alta ou média. Para as vazões mais altas ($QX1day$) os resultados foram tanto crescentes como decrescentes, sem um padrão espacial muito claro. Não houve uma preponderância com relação ao tamanho da série houve resultados significativos para todos os tamanhos. Destaca-se que a maioria das séries longas existentes nessa região, quando rejeitadas, tinham magnitudes classificadas como médias ou decrescentes.

Em suma, é possível observar um grande número de estações com tamanho de série grande e com magnitude de mudança grande ou média com sentido decrescente para $Q_{min7day}$ em estações localizadas principalmente na região ASD, parte nordeste da PRN e parte sul das regiões hidrográficas da SFR e ALE. Essas regiões que contêm estações com registros de longa duração, com resultados de tendências mais precisos, e com mudanças relativas por década com magnitude grande ou média, indicam um subconjunto de regiões potencialmente problemáticas, que devem ter a atenção dos gestores de recursos hídricos, especialmente em casos de tendências decrescentes para Q_7 e tendências crescentes para Q_{X1d} e Q_{X30d} .

Tabela 7.5 - Percentual de resultados do teste de tendência MK para o índice Qmin7day, para cada região hidrográfica, considerando a significância (NS = não-significativo e S=significativo), o sentido da mudança, a magnitude da tendência e o tamanho da série.

ÍNDICE	NESTAC	RES	bsen <-10%			bsen >10%			-5%>bsen >-10%			5% < bsen < 10%			0%>bsen >-5%			0% < bsen < 5%			Total
			30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	
RH PRN	263	NS	6%	1%	0%	6%	1%	0%	5%	2%	1%	5%	2%	1%	10%	4%	10%	12%	4%	14%	85%
		S	5%	1%	2%	1%	0%	0%	0%	0%	1%	0%	0%	3%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	15%
RH ALE	108	NS	21%	11%	5%	1%	0%	1%	3%	5%	6%	2%	1%	3%	4%	6%	8%	2%	1%	2%	81%
		S	4%	9%	6%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	19%
RH ATS	73	NS	7%	0%	0%	5%	1%	0%	5%	0%	0%	4%	8%	7%	8%	0%	1%	5%	3%	14%	70%
		S	1%	0%	1%	1%	4%	8%	0%	0%	0%	0%	1%	11%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	30%
RH SFR	129	NS	12%	7%	0%	0%	0%	0%	7%	4%	4%	0%	0%	1%	2%	10%	8%	0%	2%	5%	61%
		S	26%	4%	2%	0%	0%	0%	1%	2%	4%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	39%
RH AMZ	83	NS	5%	0%	0%	18%	0%	0%	14%	1%	0%	10%	0%	0%	23%	7%	0%	11%	2%	0%	92%
		S	1%	0%	0%	2%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	0%	1%	1%	1%	0%	0%	0%	0%	8%
RH PRG	41	NS	2%	0%	0%	12%	0%	0%	15%	2%	0%	5%	5%	0%	17%	12%	0%	10%	10%	0%	90%
		S	0%	0%	0%	5%	2%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	2%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	10%
RH PNB	18	NS	6%	6%	0%	0%	0%	0%	11%	11%	0%	0%	0%	0%	11%	6%	0%	6%	11%	0%	67%
		S	17%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	17%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	33%
RH ANO	46	NS	30%	4%	0%	4%	0%	0%	2%	0%	0%	0%	0%	0%	13%	9%	0%	26%	0%	0%	89%
		S	9%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	2%	0%	0%	0%	0%	0%	11%
RH ASD	180	NS	9%	2%	1%	1%	1%	0%	7%	5%	6%	2%	1%	0%	2%	7%	24%	2%	1%	9%	77%
		S	4%	3%	2%	1%	0%	0%	1%	0%	5%	1%	1%	3%	0%	0%	1%	0%	0%	2%	23%
RH URU	65	NS	2%	0%	0%	3%	2%	2%	0%	0%	0%	9%	12%	0%	6%	5%	0%	3%	3%	3%	49%
		S	0%	0%	0%	9%	12%	15%	0%	0%	0%	2%	2%	11%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	51%
RH ANC	35	NS	23%	9%	0%	9%	0%	0%	11%	6%	0%	0%	3%	0%	6%	3%	0%	3%	0%	0%	71%
		S	14%	6%	0%	0%	0%	0%	6%	3%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	29%
RH TOA	67	NS	12%	1%	0%	0%	0%	0%	12%	9%	0%	0%	4%	0%	12%	10%	0%	6%	3%	0%	70%
		S	13%	0%	0%	3%	0%	0%	13%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	30%

Tabela 7.6 - Percentual de resultados do teste de tendência MK para o índice QX1day, para cada região hidrográfica, considerando a significância (NS = não-significativo e S=significativo), o sentido da mudança, a magnitude da tendência e o tamanho da série.

ÍNDICE	NESTAC	RES	bsen <-10%			bsen >10%			-5%>bsen >-10%			5% <bsen < 10%			0%>bsen >-5%			0% <bsen < 5%			Total
			30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	30-44 anos	45-59 anos	> 60 anos	
RH PRN	263	NS	4%	0%	0%	3%	1%	0%	7%	1%	0%	6%	4%	5%	15%	3%	8%	13%	5%	14%	88%
		S	1%	0%	0%	3%	2%	2%	0%	0%	1%	0%	1%	2%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	
RH ALE	109	NS	5%	3%	0%	0%	0%	0%	9%	12%	6%	3%	0%	0%	6%	2%	9%	6%	6%	6%	72%
		S	8%	5%	5%	1%	1%	0%	0%	1%	7%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
RH ATS	73	NS	3%	0%	0%	7%	0%	0%	3%	0%	0%	8%	3%	7%	10%	7%	3%	7%	7%	27%	90%
		S	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	8%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
RH SFR	131	NS	5%	0%	0%	1%	0%	0%	11%	2%	2%	2%	1%	0%	8%	10%	14%	3%	6%	5%	69%
		S	15%	7%	2%	0%	0%	0%	2%	2%	1%	0%	0%	0%	0%	1%	2%	0%	0%	0%	
RH AMZ	84	NS	0%	0%	0%	6%	0%	0%	4%	0%	0%	7%	0%	0%	17%	2%	0%	39%	6%	0%	81%
		S	0%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	11%	1%	0%	0%	0%	0%	2%	2%	1%	
RH PRG	42	NS	2%	0%	0%	0%	0%	0%	10%	0%	0%	7%	2%	0%	24%	0%	2%	31%	21%	0%	100%
		S	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
RH PNB	17	NS	35%	12%	0%	0%	0%	0%	6%	12%	0%	0%	0%	0%	6%	29%	0%	0%	0%	0%	100%
		S	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
RH ANO	50	NS	46%	4%	0%	2%	0%	0%	18%	2%	0%	0%	0%	0%	14%	2%	0%	2%	2%	0%	92%
		S	6%	2%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
RH ASD	178	NS	2%	0%	0%	3%	1%	0%	3%	1%	1%	4%	4%	4%	8%	5%	22%	6%	9%	19%	93%
		S	0%	1%	1%	0%	0%	1%	0%	0%	1%	0%	1%	3%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	
RH URU	65	NS	0%	0%	0%	2%	0%	0%	2%	0%	0%	9%	9%	3%	9%	5%	6%	12%	22%	17%	95%
		S	0%	0%	0%	0%	0%	2%	0%	0%	0%	0%	2%	2%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
RH ANC	35	NS	0%	3%	0%	9%	0%	0%	20%	9%	0%	3%	0%	0%	26%	9%	0%	6%	6%	0%	89%
		S	9%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	3%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
RH TOA	69	NS	10%	0%	0%	0%	0%	0%	16%	3%	0%	1%	0%	0%	20%	22%	0%	9%	3%	0%	84%
		S	10%	3%	0%	3%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	

Esses resultados, quando confrontados com os principais achados em estudos anteriores de tendência de vazões observadas no Brasil, guardam certa coerência, conforme pode ser

observado nas referências citadas no item 3.7.2, principalmente nos resultados de tendência decrescente na região nordeste e crescente na região Sul do Brasil.

Assim, como ocorreu com a precipitação, cabe destacar que, independentemente dessa generalização mencionada acima, existem estações com comportamentos singulares, antagônicos e, mesmo as que apresentam tendência na mesma direção, apresentam magnitudes diferentes. No entanto, cabe investigar elementos climáticos e de uso do solo para tentar entender tal padrão e também compreender quais as causas que deram origem àqueles resultados que fugiram do padrão dessas regiões.

Análise de Tendência com Estações não Impactadas por Reservatórios

Esta seção corresponde à análise de tendência considerando estações fluviométricas para as quais não foi identificada influência significativa de reservatórios nas suas áreas de drenagem. O critério utilizado foi o de que quando o DoR (Vol/Qmlt) nos trechos de rio das estações fosse menor ou igual a 0,02, essas estações eram consideradas sem influência significativa de reservatórios. Considerando estações com no mínimo 30 anos de dados sem falha, identificou-se um total de 670 estações (61% do total de estações) que atendiam a tal critério. Essas estações foram denominadas como pertencentes ao grupo SEM reservatórios. Observou-se que apenas na região ANO não foi identificada nenhuma estação sem a influência significativa de reservatórios, mostrando, assim, o alto grau de reservação nessa região. Maiores detalhes sobre a abordagem utilizada e os valores de DoR no Brasil podem ser encontrados no Apêndice C.

Os resultados apresentados até agora foram baseados em um conjunto de dados que contém estações potencialmente impactadas pela presença de reservatórios a montante, fato que pode explicar, pelo menos em parte, os achados de tendências significativas apresentadas anteriormente. Embora a atribuição não seja o objetivo deste item, é importante fornecer uma visão dos padrões de tendência para aquelas estações que não são impactadas por reservatórios. Para realizar esta análise, foi criado um segundo conjunto de dados que contém apenas estações que não são afetados por reservatórios.

Os resultados desta análise são apresentados na Figura 7.45, que mostra a distribuição espacial das estações com tendências significativas para $Q_{min7day}$ e $QX1day$. Os resultados para dois conjuntos de dados são apresentados lado a lado para facilitar a comparação. Os mapas (a) e (c) fornecem os resultados para estações que não são afetadas por reservatórios, enquanto os mapas (b) e (d) fornecem os resultados para todas as 1106 estações.

Em geral, o padrão espacial obtido na análise anterior para $Q_{min7day}$ e $QX1day$ usando todas as 1106 estações ainda está presente quando consideramos apenas estações não impactadas por reservatórios. É possível dizer, por exemplo, que o grande número de estações com tendências crescentes para $Q_{min7day}$ no Sul do Brasil não é resultado apenas dos reservatórios, pois observamos um padrão claro de tendências crescentes em estações não impactadas. Algo semelhante pode ser dito sobre os resultados de $QX1day$ para a mesma região. Nesse caso, espera-se que a presença de reservatórios reduza as vazões máximas anuais, mas observamos tendências crescentes tanto nas não impactadas como também no conjunto total de estações.

A Figura 7.45 ilustra que quase todas as estações não impactadas por reservatórios localizados nas regiões SFR, ALE e ANC mostram uma tendência significativa decrescente para $QX1d$. Este resultado corrobora a conclusão geral de que as tendências decrescentes para vazões máximas observadas na primeira parte da análise não podem ser explicadas apenas pela presença de reservatórios.

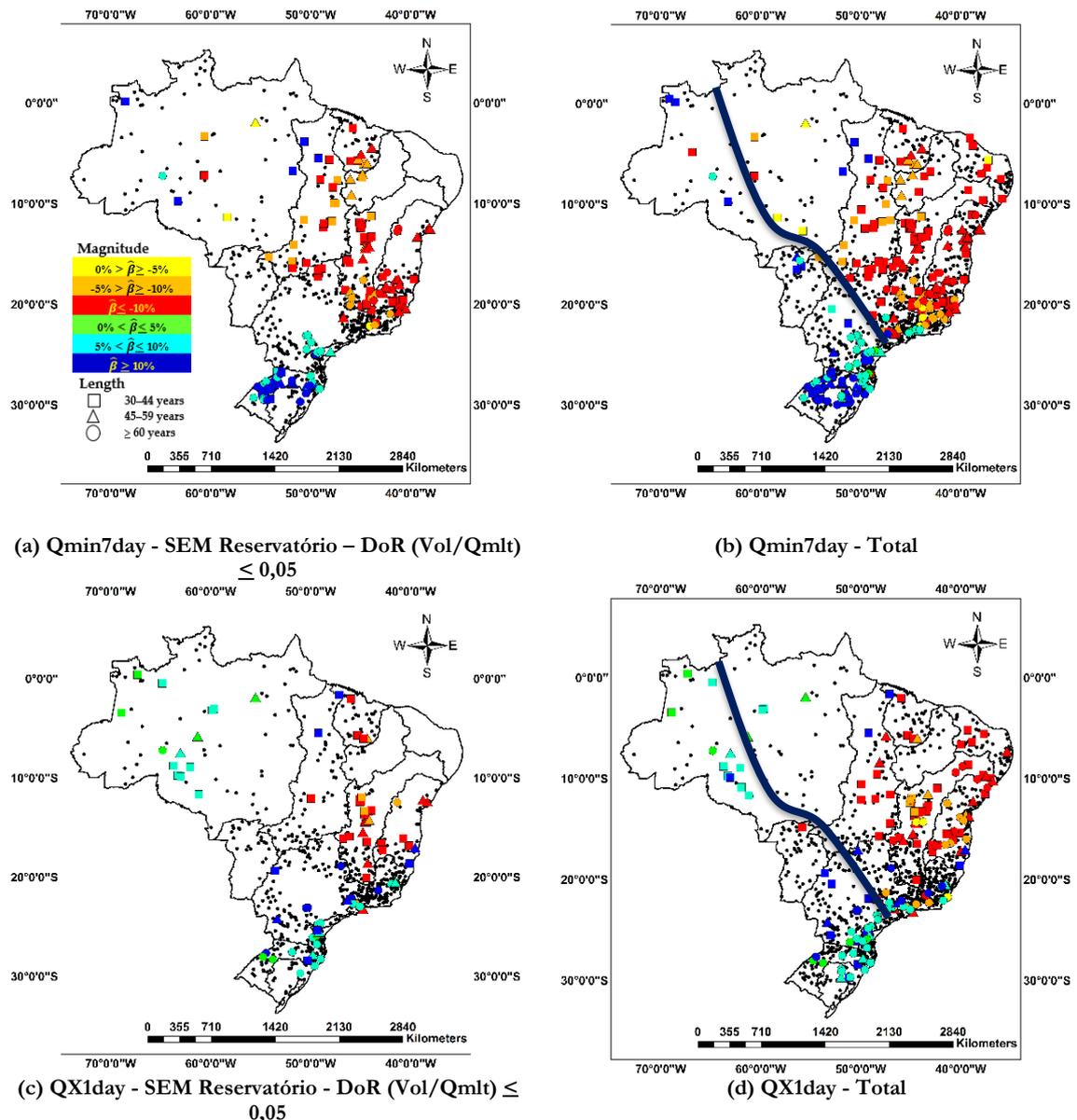


Figura 7.45 - Mapas contendo os resultados do teste de tendência considerando as estações SEM impacto de reservatórios (figuras 8a e 8c) e total (figuras 8b e 8d) para os índices $Q_{min7day}$ (superior) e Q_{X1day} (inferior).

7.3 APRIMORAMENTO DA ÁRVORE DE DECISÃO

7.3.1 Avaliação da Incerteza Amostral na Árvore de Decisão em Testes de Tendência

Os resultados desta seção correspondem a uma avaliação do impacto da incerteza sobre os resultados da tomada de decisão por meio do teste MK, utilizando uma parametrização das relações de custos e danos apresentada em Rosner *et al.* (2014). A avaliação foi realizada considerando tanto a incerteza amostral, obtida por meio de simulação Monte Carlo, como também considerando diferentes estratégias de tomada de decisão, apresentadas na Tabela

6.8, incluindo a estratégia adotada em Rosner *et al.* (2014) e a aprimorada nessa Tese, conforme pode ser visto no Item 6.4.

A avaliação foi realizada considerando seis estratégias de decisão apresentadas na Tabela 6.8, selecionadas em função das diversas formas possíveis de tomada de decisão por meio de testes de tendência. Para essa avaliação foram utilizadas duas métricas de decisão. A primeira métrica corresponde avaliar a probabilidade de tomar a decisão correta associada a cada estratégia de decisão. Como a probabilidade de mudança será definida *a priori*, a melhor decisão será dada: i) pela adaptação, em uma situação de mudança ou ii) pela não adaptação, quando a situação é de não mudança. A segunda métrica consiste em avaliar o valor esperado da relação entre o custo total estimado e o custo ótimo, caso fossem conhecidos todos os elementos de decisão. Esses elementos que definem esse custo ótimo envolvem saber se, de fato, a situação é de mudança, e qual a magnitude dessa eventual mudança.

Foi proposta uma forma empírica de estimativa do Poder do teste MK para ser utilizada, tanto na avaliação das estratégias de adaptação E3 e E5, como também no estudo de caso do item 7.3.2, cujos resultados estão apresentados no item seguinte. A forma empírica utilizada envolve um conjunto amplo de simulações Monte Carlo considerando, de forma bastante discretizada, as principais características que impactam no valor do Poder do teste. A distribuição de probabilidade considerada foi a GEV com parâmetro de forma $k = 0,1$. A Tabela 6.9 elenca essas características consideradas e o nível de discretização utilizado em cada uma delas.

Na Figura 7.46 temos um gráfico que relaciona o Poder verdadeiro para as características apresentadas na Tabela 6.10 e o viés de estimativa do valor esperado do Poder amostral, dado pela sua relação com o Poder verdadeiro. Observa-se nessa figura que o valor esperado do Poder amostral é sempre superior ao Poder verdadeiro, indicando um viés sistemático de superestimativa no Poder estimado com base nos valores amostrais. Observa-se no gráfico um decaimento exponencial, mostrando que, a medida em que o Poder verdadeiro diminui, ocorre um aumento na superestimativa do valor esperado do Poder amostral.

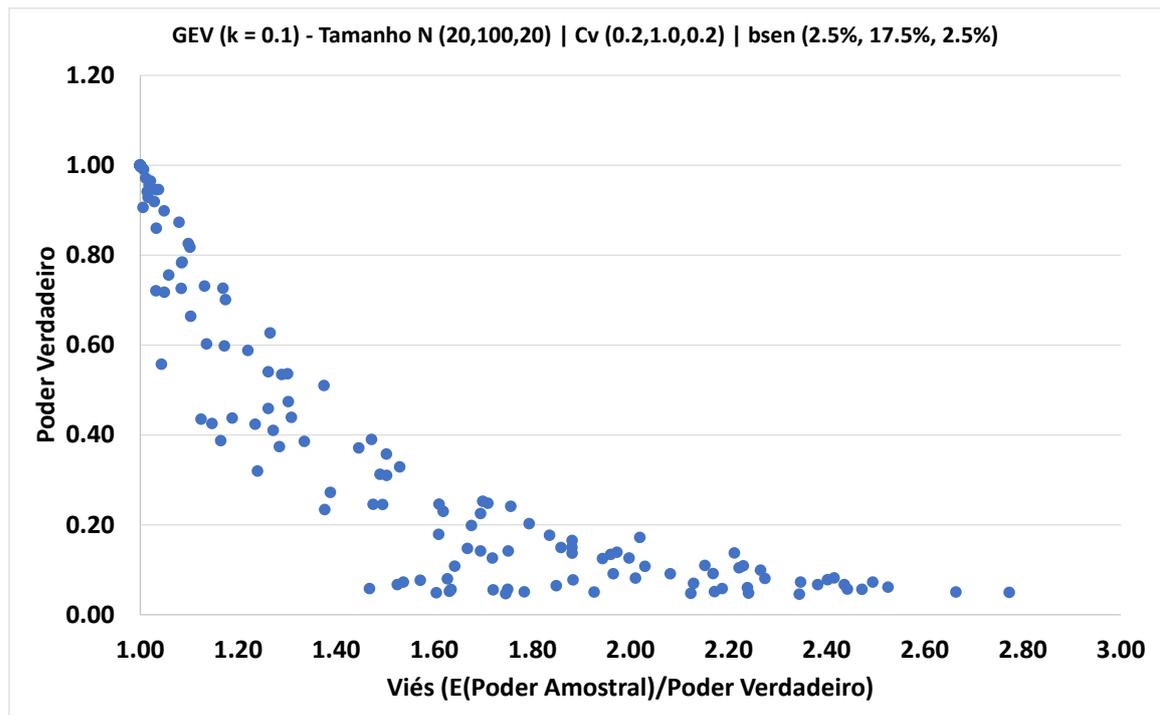


Figura 7.46 - Relação entre o Poder do teste MK verdadeiro e o viés de estimativa.

Dada a identificação desse viés sistemático de superestimativa, foram avaliadas algumas parametrizações simplificadas entre o Poder verdadeiro e o valor esperado do Poder amostral. A Figura 7.47 abaixo lista essas parametrizações. Observa-se que em qualquer umas das parametrizações avaliadas o ajuste foi bastante satisfatório, com $r^2 > 0,99$. Para fins de avaliação da correção de viés foi utilizada a parametrização definida por uma função do tipo potência. A Figura 7.48 representa o mesmo gráfico da Figura 7.47, mas agora acrescentando os valores esperados corrigidos. Observa-se que, embora o desempenho da correção não tenha sido perfeito para todas as faixas de valores do Poder verdadeiro, verifica-se um ganho considerável graças à redução no viés antes existente, principalmente na faixa dos menores valores de Poder. Nessa correção verifica-se que a superestimativa não ultrapassou o valor 1,5, enquanto na versão sem correção de viés foram identificados valores de superestimativa no valor esperado próximos de 3. Assim, uma vez avaliada a efetividade na estimativa do Poder, com base nos valores amostrais, considerando inclusive a correção do viés de superestimativa, a etapa seguinte compreendeu uma avaliação, de fato, das incertezas amostrais para cada uma das diferentes estratégias de decisão, utilizando o teste de tendência MK.

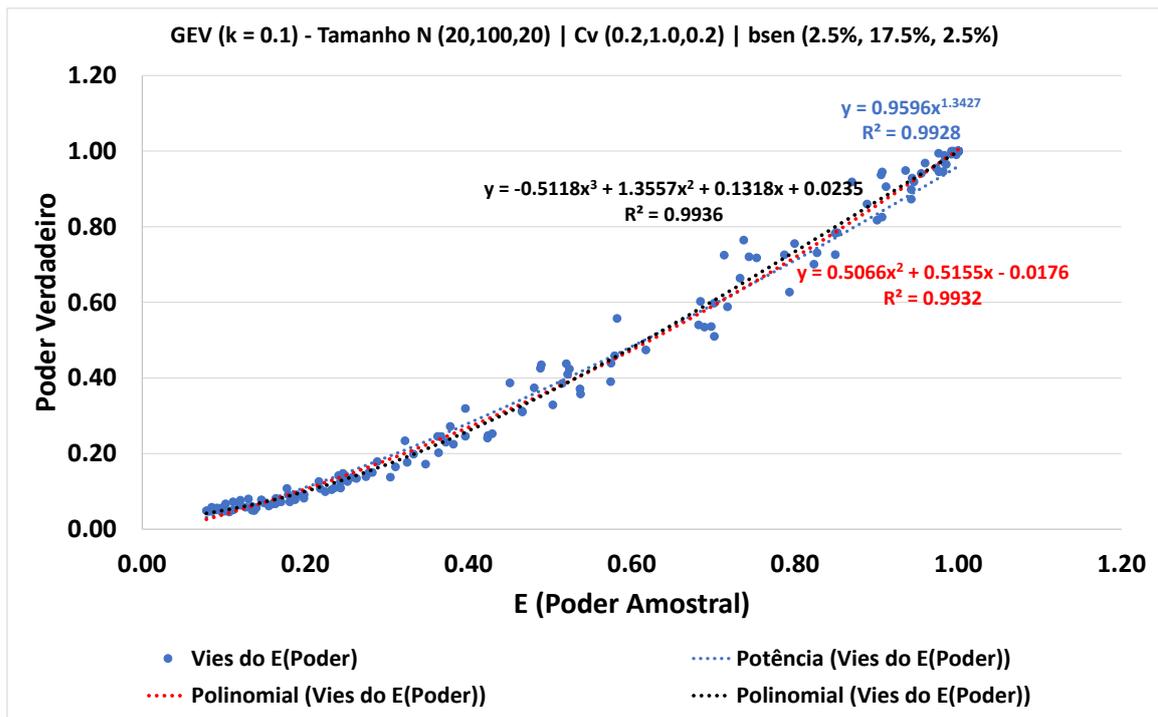


Figura 7.47 - Relação entre o Poder do teste MK verdadeiro e o valor esperado do Poder amostral. Os ajustes representam diferentes parametrizações para correção do viés de superestimativa do valor esperado do Poder amostral.

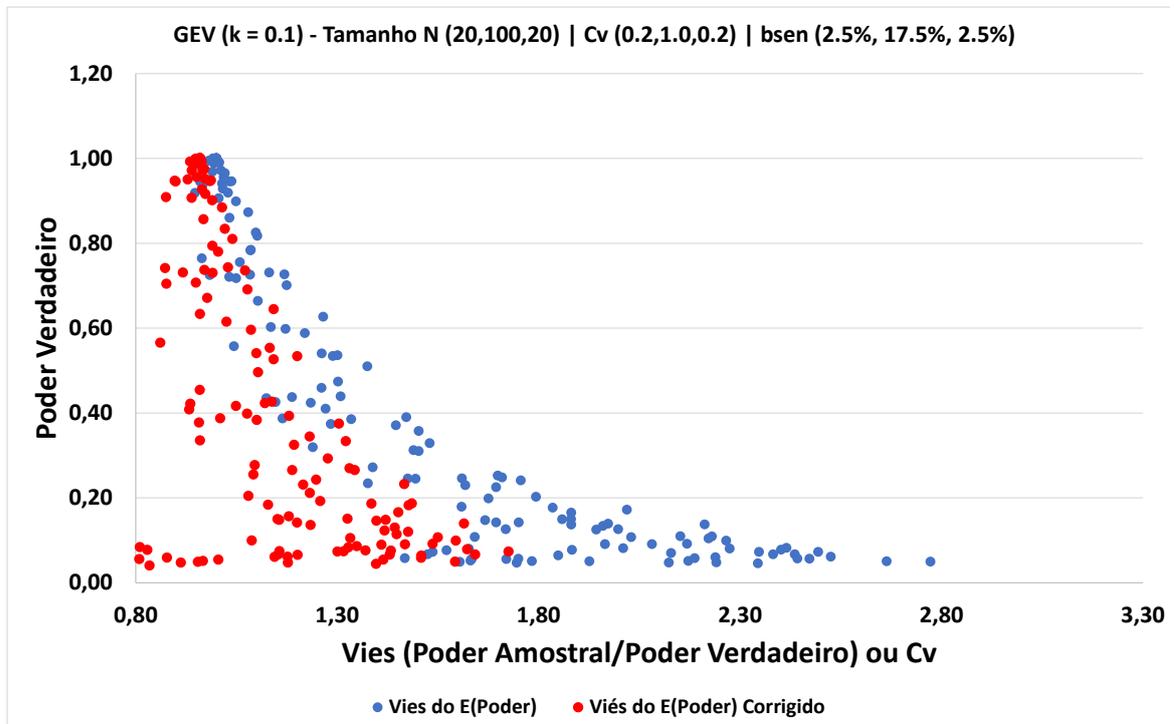


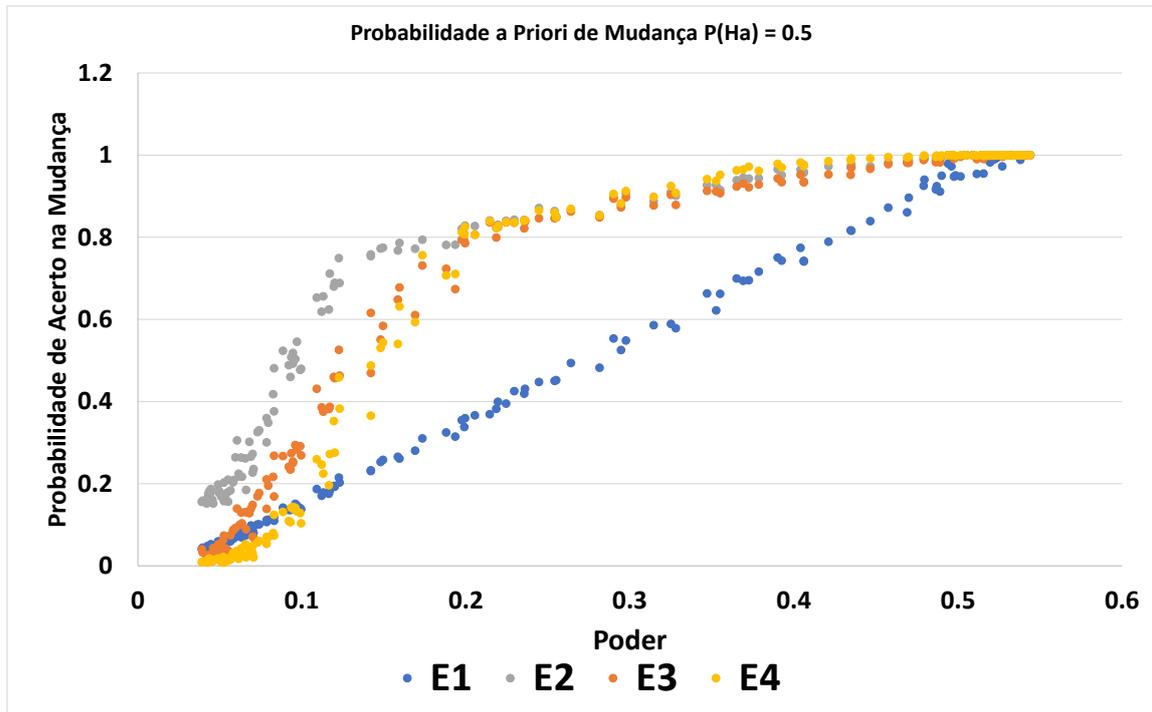
Figura 7.48 - Relação entre o Poder do teste MK verdadeiro e o viés de estimativa, considerando também os resultados da correção do viés (em vermelho).

Na Figura 7.49 são representados dois gráficos. O primeiro, acima, representa a relação entre a probabilidade de acerto na mudança (ou a probabilidade de acertar a decisão num

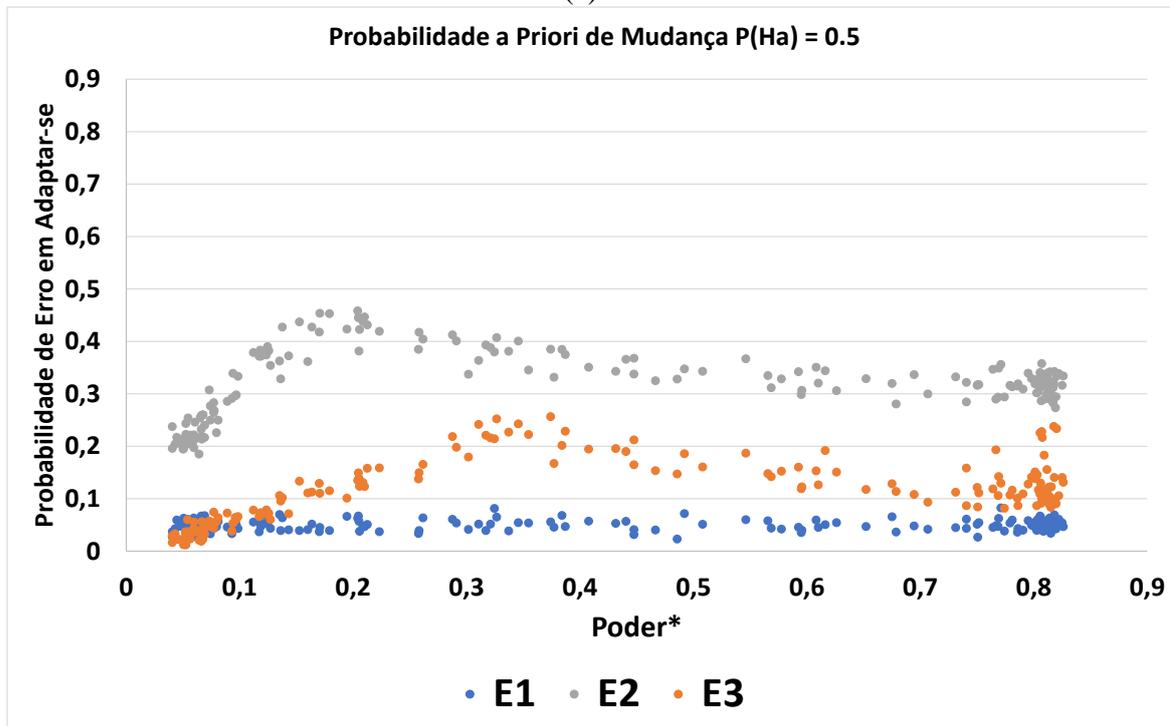
cenário não-estacionário) e o Poder do teste. O segundo gráfico, abaixo, representa a relação entre a probabilidade de erro na não mudança (ou a probabilidade de errar a decisão num cenário estacionário) e o Poder do teste. Nesse segundo gráfico, por se tratar de um cenário estacionário, pode-se estranhar a utilização do Poder nessa avaliação, uma vez que nesse cenário esse Poder é zero. No entanto, para todas as estratégias de decisão, com exceção da E1, o Poder amostral é considerado na estrutura de decisão, o que implica em avaliar como esse Poder amostral impacta a decisão, em contraposição ao valor esperado do p -valor. A probabilidade *a priori* nessas simulações foi a não informativa (igual 0,5), o que leva também a valores de Poder de no máximo 0,5, pois apenas 50% das amostras, em média, apresentarão tendência. Por isso, optou-se por não incluir as estratégias E5 e E6, pois sob essa condição de probabilidade *a priori* de mudança não informativa, os resultados são exatamente iguais aos das estratégias E3 e E4, respectivamente.

Os resultados apresentados nos gráficos da Figura 7.49a indicam claramente que, em situações não-estacionárias, a utilização da estrutura de decisão que considera o Poder do teste é fundamental para se obter um ganho, em termos de probabilidade de tomar a melhor decisão, que nesse caso, corresponde a adaptar-se. Observa-se que a partir de valores de Poder maior que 0,1, há um ganho expressivo, em termos de probabilidade, nas estratégias E2 a E4 em relação à estratégia E1. Observa-se que a estratégia E4, embora com a informação do Poder verdadeiro, não apresenta ganhos em relação à estratégia E3, que utiliza o Poder amostral, estimado conforme já apresentado anteriormente. Isso demonstra a efetividade da estimativa do Poder do teste MK proposta aqui nesta Tese. Já a abordagem E2, utilizada em Rosner *et al.* (2014) que, por haver utilizado a tendência estimada centrada na distribuição da hipótese alternativa (e por isto tem um Poder fixado em 0,5), apresentou probabilidades de acerto muito altas na faixa do Poder verdadeiro baixo. No entanto, quando observamos a faixa de altas probabilidades do Erro Tipo I (correspondente à rejeição errônea da hipótese de estacionariedade) na Figura 7.49b, ao usar essa estratégia de decisão, verifica-se que ela pode incorrer em arrependimentos esperados bastante altos, caso a hipótese de não-estacionariedade não seja confirmada. Já a estratégia E3, embora não esteja próxima da estratégia E1 (que por não utilizar o Poder do teste na decisão fica sempre ao redor de 5%), apresenta valores de probabilidade do Erro Tipo 1, quase sempre, inferiores a 20% e, em muitas situações, menores que 10%, ou seja, apresentam valores não tão discrepantes como os apresentados na estratégia E2. A estratégia E4 não está apresentada nessa Figura 7.49b pois, como o cenário é estacionário, o Poder do teste verdadeiro é zero, e assim o valor da

probabilidade de erro é sempre zero, ou seja, nessa estratégia sempre acertaríamos a condição de estacionariedade, dada a informação perfeita do Poder.



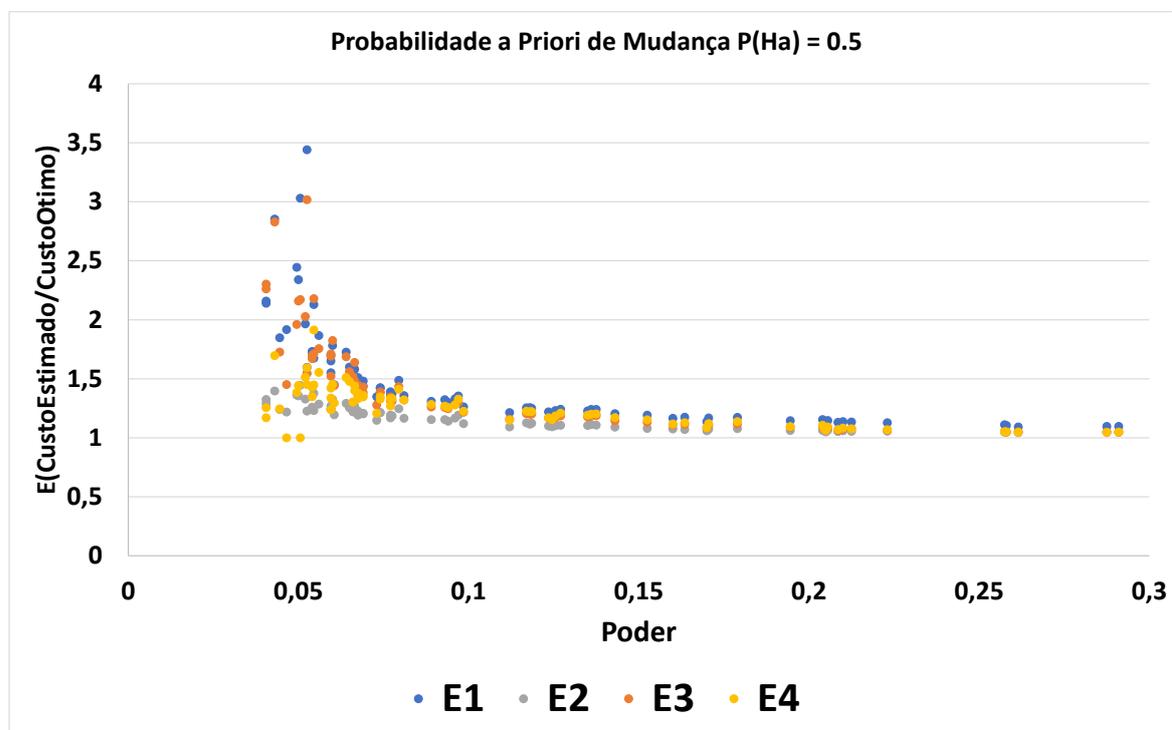
(a)



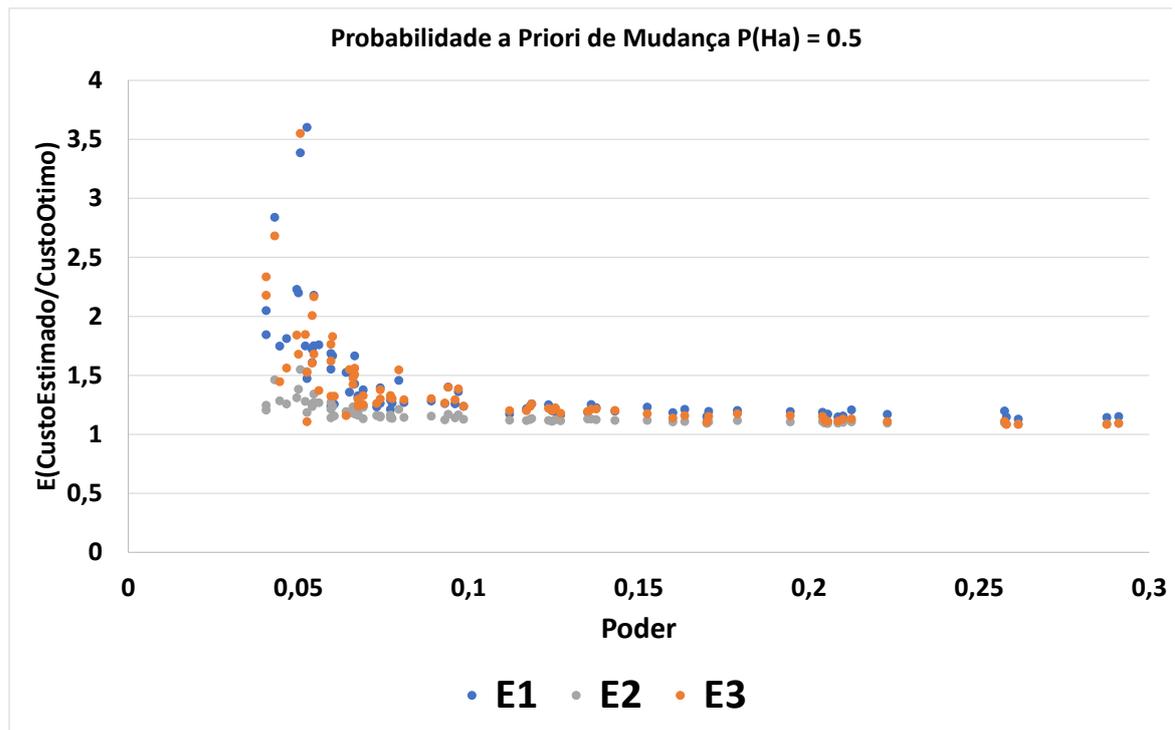
(b)

Figura 7.49 - Relação entre a probabilidade em acertar a mudança (a) e errar a condição de estacionariedade com o Poder do teste MK. Considerou-se a probabilidade *a priori* de mudança igual a 0,5.

A seguir são apresentados os resultados utilizando a segunda métrica, associada ao risco econômico, considerando os custos totais, estimados e ótimos, de acordo com a parametrização realizada a partir da estrutura de custos e benefícios definida em Rosner *et al.* (2014). Essa parametrização está apresentada no item 6.4.1. A Figura 7.50 apresenta os resultados da relação entre o custo total estimado e o custo ótimo para as situações estacionárias e não-estacionárias. Na situação não-estacionária, Figura 7.50a, essa relação representa o custo estimado ao acertar a adaptação, tendo em vista que o custo estimado ao errar e cometer o Erro Tipo II é o custo de não fazer nada e este custo é sempre fixo. As diferenças apresentadas em relação ao custo ótimo, mesmo acertando a decisão em adaptar-se, estão relacionadas às incertezas amostrais da estimativa da tendência e à própria utilização dessa estimativa na obtenção do Poder amostral. Já na situação estacionária, Figura 7.50b, essa relação é o custo estimado ao errar em adaptar-se, ou seja, em cometer o Erro Tipo I. Observa-se que em ambas as situações os custos são sempre superestimados na faixa de Poder mais baixo, reflexo do aumento da probabilidade do Erro Tipo M. Observa-se que as estratégias E2 a E4 apresentam uma superestimativa um pouco menor em comparação com a estratégia E1, em ambas as situações.



(a)



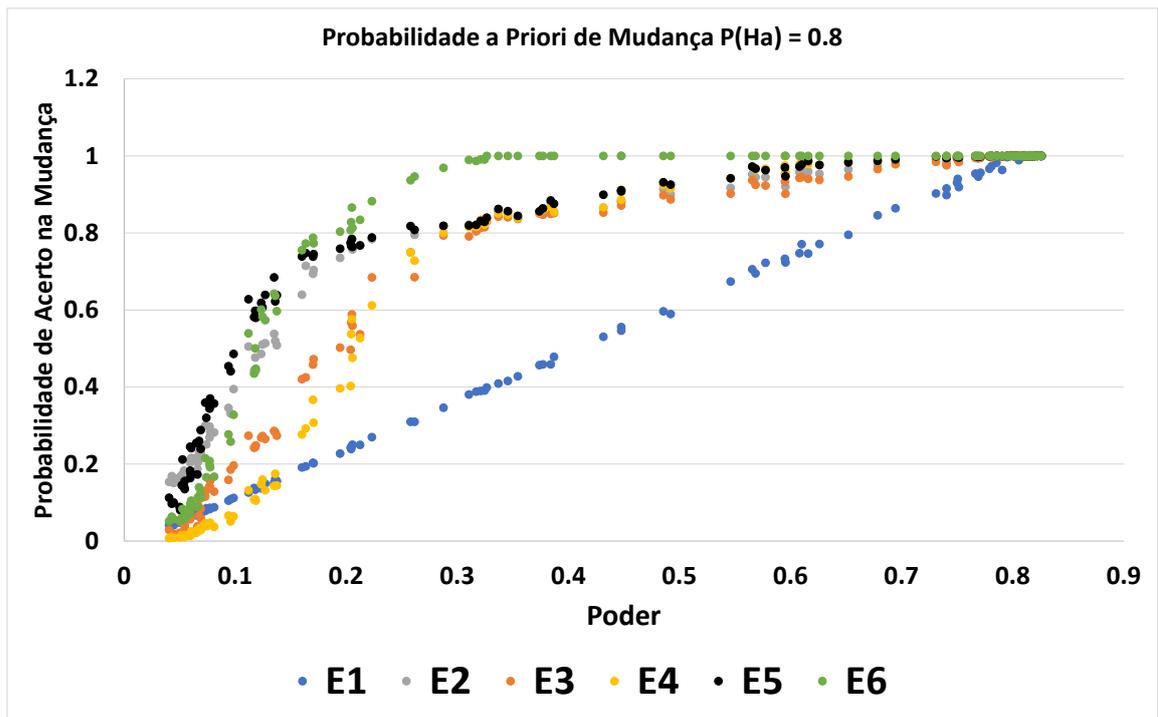
(b)

Figura 7.50 - Relação entre o valor esperado da proporção do custo total estimado pelo custo ótimo e o Poder do teste MK para as situações em que (a) ocorre o acerto na decisão em adaptar-se e (b) ocorre o erro na decisão em adaptar-se.

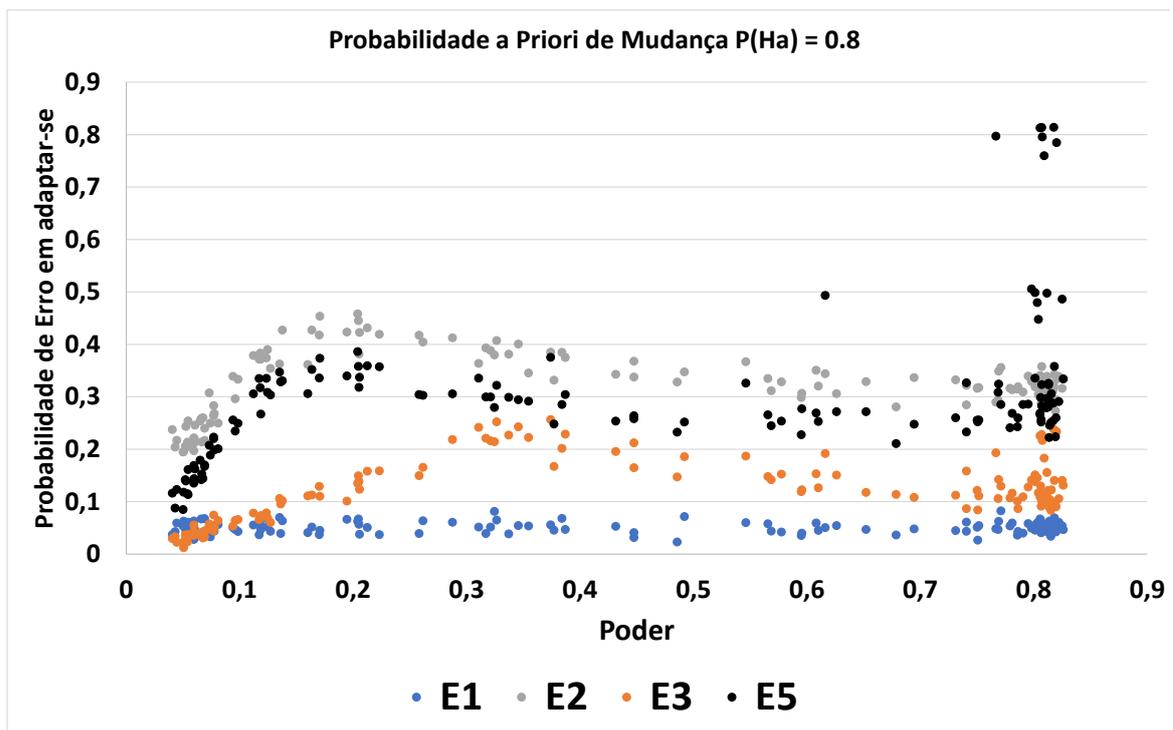
Agora, considerando um valor diferente e conhecido da probabilidade *a priori* de mudança igual a 0,8, os resultados apresentados nos gráficos da Figura 7.51 indicam, claramente, que em situações não estacionárias, a utilização das estratégias de decisão que consideram tanto o Poder do teste como a questão da probabilidade *à priori*, conforme estrutura de decisão aprimorada aqui, é fundamental para o ganho, em termos de probabilidade, ao tomar a melhor decisão, nesse caso, em adaptar-se. Percebe-se que a partir do Poder do teste 0,2, a probabilidade de tomar a melhor decisão ultrapassa os 80% para as estratégias E5 e E6. No caso da estratégia E6, onde hipoteticamente conhecemos os verdadeiros valores do Poder e da probabilidade *à priori* de mudança, a probabilidade de tomar a melhor decisão em adaptar-se, converge rapidamente para 100%.

Esses resultados demonstram a importância do conhecimento prévio e do conhecimento de *experts* na questão da definição da probabilidade *à priori* nesse processo de tomada de decisão, servindo, inclusive, como um incentivo para os analistas alinharem suas análises com bases nos dados observados e no processo de atribuição, uma vez que os eventuais fatores que possam estar causando a mudança podem ser elementos fundamentais na estimativa da probabilidade *a priori* de mudança. No caso do mundo estacionário, Figura 7.51b, similar ao observado no caso da probabilidade *a priori* igual a 0,5 (Figura 7.50b),

verifica-se que as estratégias mais efetivas no mundo em mudança, podem incorrer em arrependimentos esperados bastante altos caso a hipótese de não-estacionaridade não seja confirmada. Isso reacende o *trade off* entre o Poder e a probabilidade do Erro Tipo I, já reportado anteriormente e explicitado em diversas análises aqui nessa Tese. A questão principal é entender qual seria o maior interesse dentro do processo de decisão. Caso as evidências e os impactos causados por uma determinada mudança forem muito relevantes, então a preocupação deve ser a de mitigar a probabilidade do Erro Tipo II e, neste sentido, a estratégia de decisão aqui sugerida pode ser o melhor caminho. Assim, reforça-se mais ainda a necessidade de incorporação dos elementos de custos, danos e benefícios no processo de decisão, associada às evidências de mudança fornecidas pelos dados observados.



(a)



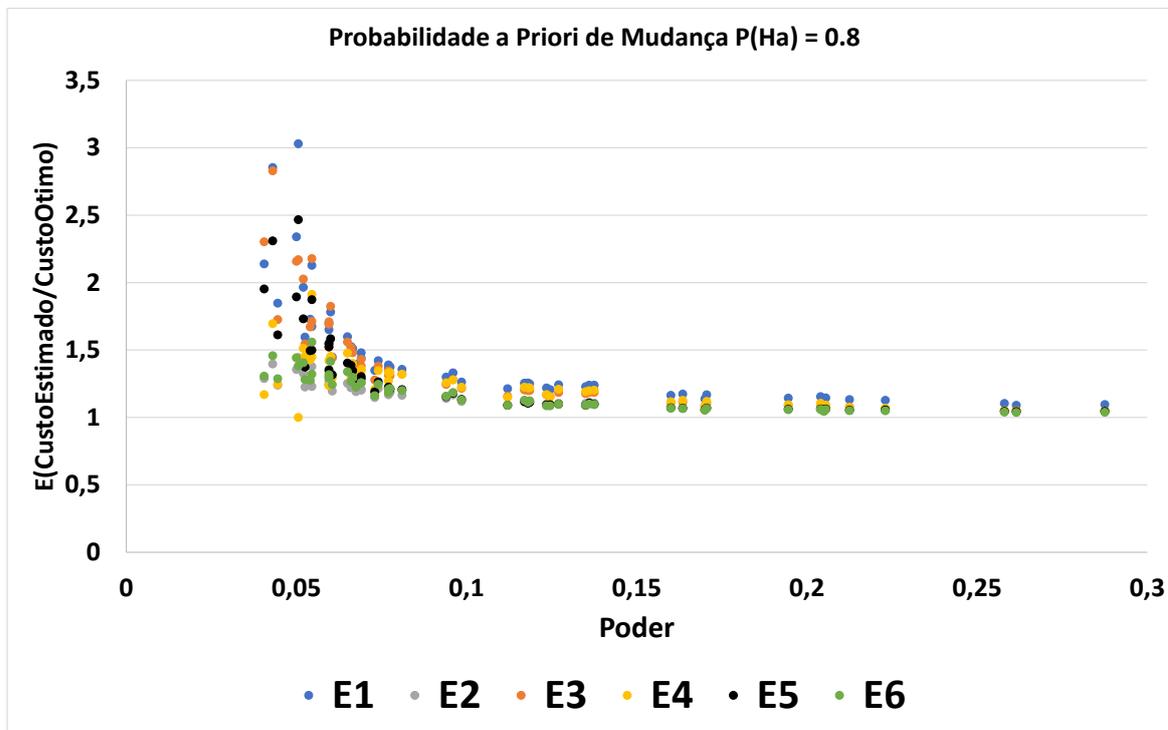
(b)

Figura 7.51 - Relação entre a probabilidade em acertar a mudança (a) e errar a não mudança (b) com o Poder do teste MK. Considerou-se a probabilidade *a priori* de mudança igual a 0,8.

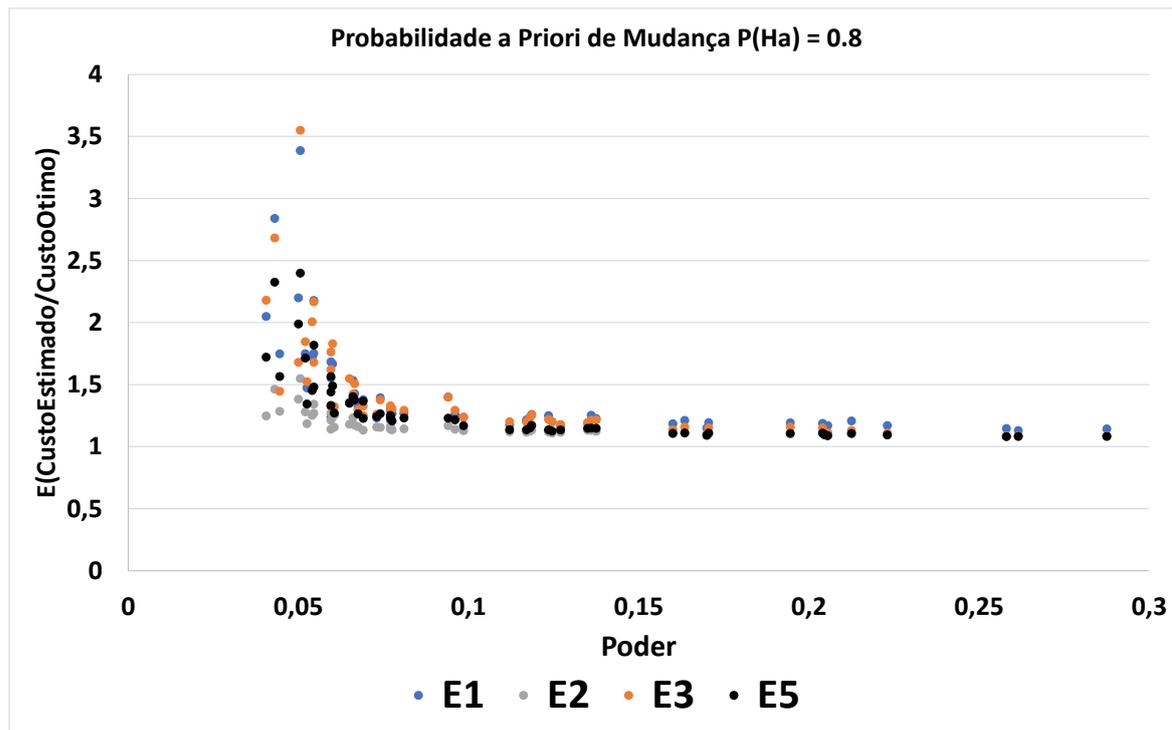
Foi também utilizada a segunda métrica, associada ao risco econômico, considerando novamente os custos totais estimados e ótimos de acordo com a parametrização realizada a

partir da estrutura de custos e benefícios de Rosner *et al.* (2014), mas agora com a situação da probabilidade *a priori* de mudança igual a 0,8. Os resultados apresentados nos gráficos da Figura 7.52 indicam mais claramente uma menor superestimativa das estratégias E5 e E6 que consideram explicitamente a probabilidade *a priori*, demonstrando que essa informação também é importante na questão dos custos totais de decisão.

Os resultados aqui apresentados evidenciam, de forma categórica, a importância em considerar os elementos de decisão explicitados na estrutura de decisão proposta. Tanto o Poder do teste como também a probabilidade *a priori* de mudança impactam de forma decisiva, tanto no aumento da probabilidade em tomar a decisão correta, principalmente quando o cenário é não estacionário, como também incorrendo em menores prejuízos econômicos, aproximando-se mais dos custos ótimos.



(a)



(b)

Figura 7.52 - Relação entre o valor esperado da proporção do custo total estimado e o custo ótimo com o Poder do teste MK, para a situação em que (a) ocorre o acerto na decisão em adaptar-se e para a situação em que (b) ocorre o erro na decisão em adaptar-se.

7.3.2 Estudo de Caso – Mapeamento da necessidade de adaptação com base em séries de vazões mínimas e máximas no Brasil

Os resultados aqui apresentados correspondem a dois estudos de casos, um para séries de vazões máximas (QX1day) e o outro para séries de vazões mínimas (Qmin7day), desenvolvidos no sentido de mapear hipoteticamente, a partir da estrutura de decisão aprimorada no item 6.4, quais os desempenhos mínimos que uma eventual e hipotética medida de adaptação deveria ter em cada estação fluviométrica, para que fosse indicada sua implementação, no sentido de mitigar o impacto negativo de uma tendência crescente nas máximas e decrescente nas mínimas. As estações fluviométricas utilizadas são aquelas selecionadas conforme descrito 6.3.3.1.

Para avaliar as situações em que são recomendadas hipoteticamente a adaptação nas estações fluviométricas, foram definidas 6 classes da relação $BC_{A|1}$ (relações de benefício-custo da adaptação quando a mudança está presente, conforme apresentado no item 6.4), com a primeira classe representando um nível de adaptação cujo benefício, em uma situação de mudança, seria 10% maior que o custo de implantação, a segunda classe, um benefício 20% maior e assim por diante, até o valor de 60%. Foram também adotadas 3 classes da relação

$BC_{A|0}$ (relações de benefício-custo da adaptação quando não tem mudança). Nesse caso, foram consideradas apenas as situações em que relação $BC_{A|0} < 1$, ou seja, nos casos que, em situações sem mudança, essa medida não seria custo-benéfica. As 3 classes consideradas da relação $BC_{A|0}$ foram: 0,1 a 0,3; 0,4 a 0,6 e 0,7 a 0,9. A adaptação é sugerida de acordo com a expressão apresentada na inequação 6.11 do item 6.4. As estimativas do Poder foram obtidas de acordo com o apresentado no item 6.4.1, a partir dos valores amostrais das principais características estatísticas (tamanho da série, C_v , b_{sen} e r_1) que influenciam no valor do Poder de um teste estatístico. A probabilidade *a priori* de mudança, elemento fundamental na estrutura de decisão, foi considerada como não informativa, ou seja, igual a 0,5.

As Figura 7.53 e Figura 7.55 apresentam 6 mapas referente às vazões máximas e mínimas, respectivamente. Em cada figura os 6 mapas representam cada uma das 6 classes da relação $BC_{A|1}$. Cada mapa referente a um valor específico para a relação $BC_{A|1}$ contém os resultados da sinalização para adaptação nas estações fluviométricas, representada pelos círculos, desde que a relação benefício-custo apresente, além do desempenho mínimo na relação $BC_{A|1}$, também o desempenho mínimo considerando uma das 3 classes da relação $BC_{A|0}$. Essas 3 classes são representadas pelas diferentes cores dos círculos. Para a classe $BC_{A|0}$ de valores entre 0,1 e 0,3 as cores são azuis escura para as máximas crescentes e vermelho para as mínimas decrescentes; para a classe $BC_{A|0}$ com valores entre 0,4 e 0,6 as cores são azuis claro para as máximas crescentes e laranja para as mínimas decrescentes e para a classe $BC_{A|0}$ com valores entre 0,7 e 0,9 as cores são verdes para as máximas crescentes e amarelo para as mínimas decrescentes. Os pontos pretos ilustram as estações em que, embora o sentido da tendência aponte para um impacto negativo, em nenhuma situação, em termos de relação benefício-custo, foi recomendada a adaptação.

As Figura 7.54 e Figura 7.56 apresentam 6 gráficos do tipo “*stacked bar*” para cada uma das 6 classes da relação $BC_{A|1}$, referente às vazões máximas e mínimas, respectivamente. Cada gráfico apresenta a proporção de estações nas quais recomenda-se adaptação em relação ao total de estações, em cada uma das 12 regiões hidrográficas brasileiras. Esse total de estações refere-se apenas àquelas que apresentaram tendências crescentes para as máximas e decrescente para as mínimas. Nesse gráfico são apresentados os percentuais de estações subdivididos em 4 categorias: Não adaptar (cinza), relação $BC_{A|0}$ entre 0,1 e 0,3 (azul escuro para máximas e vermelho para mínimas), relação $BC_{A|0}$ entre 0,4 e 0,6 (azul claro para

máximas e laranja para mínimas) e relação $BC_{A|0}$ entre 0,7 e 0,9 (verde para máximas e amarelo para mínimas). Nos rótulos das barras é apresentado o número absoluto de estações em cada categoria.

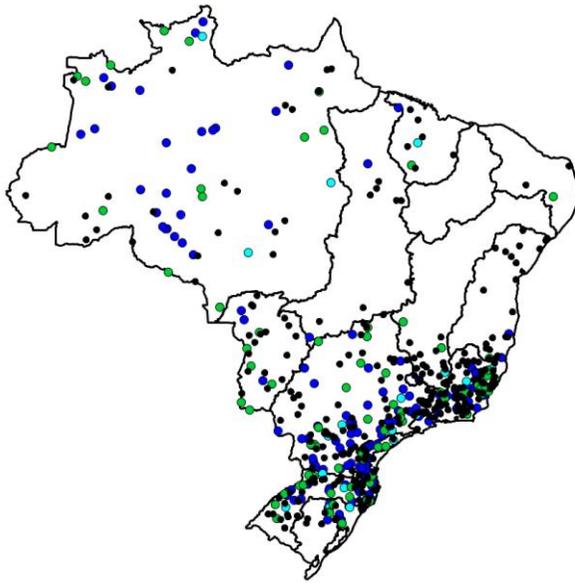
A análise dos mapas das Figura 7.53 e Figura 7.55 e dos gráficos da Figura 7.54 e Figura 7.56 demonstra o impacto significativo que a consideração do Poder do teste e da estrutura de benefícios e custos de uma eventual adaptação sobre a interpretação dos resultados dos testes de tendência. Observa-se, como esperado, que quanto maior for o benefício de determinada medida de adaptação, considerando ambas as situações de estacionariedade e não-estacionariedade, maior é a propensão em sugerir a adaptação.

O número de estações nas quais os resultados sugerem uma adaptação é consideravelmente alto se comparado aos resultados da análise de tendência tradicional, apresentados no Item 7.2.2. Por exemplo, no caso das vazões máximas (QX1day) da RH ATS, pela decisão tradicional em utilizar os resultados com base apenas no p -valor e no nível de significância, a indicação por uma eventual adaptação ocorreria em apenas 7 estações, que foi o número de resultados significativos apresentados no gráfico da Figura 7.43. Já considerando os resultados aqui apresentados, admitindo uma medida de adaptação com o desempenho $BC_{A|1} = 1,1$ e $BC_{A|0}$ entre 0,1 e 0,3, 18 estações são indicadas para adaptação, ou seja, quase três vezes mais que o indicado na versão tradicional. O mesmo ocorre no caso das vazões mínimas. Por exemplo, na RH ASD, enquanto na decisão tradicional a hipótese de estacionariedade foi rejeitada em 28 estações, considerando o mesmo desempenho de uma eventual medida de adaptação do exemplo anterior, os resultados recomendam a adaptação em 66 estações, ou seja, em mais do que o dobro de estações.

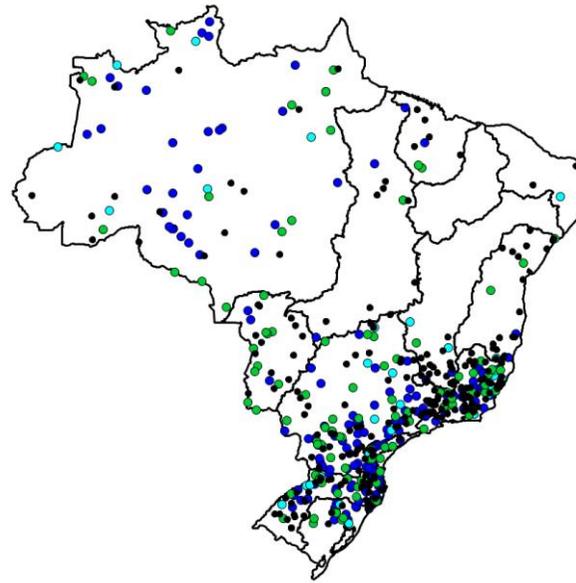
Assim, os resultados apresentados nesse item podem também ser interpretados como uma nova forma de análise de tendência ou estacionariedade, na qual todos elementos importantes em um processo decisório de adaptação a mudanças estão sendo considerados na análise. Essa nova forma de encarar os testes de tendência, embora mais complexa, por envolver outros elementos de decisão, possibilita dar mais ênfase ao Poder em detectar mudanças importantes. Conforme muito bem argumentado por Vogel *et al.* (2013), a sociedade deveria estar bem mais interessada no déficit em adaptação, tendo em vista que sob determinadas situações, o arrependimento em não estar preparado para mudança pode ter consequências muito graves e com prejuízos incalculáveis. Trenberth (2011) também foi nessa linha ao argumentar que, como “o aquecimento global parece agora inequívoco e muito

provavelmente causado por atividades humanas”, a hipótese nula deve agora ser revertida para outra suposição em que os regimes hidrometeorológicos agora são não-estacionários. Matalas (2012) enfatiza de forma direta que, independentemente do nosso futuro ser estacionário ou não estacionário, os métodos tradicionais de decisão estatística ainda podem desempenhar um papel crítico na gestão dos recursos hídricos, desde que sejam adaptados para uma nova realidade de incerteza. Os resultados aqui apresentados contribuem significativamente nessa direção.

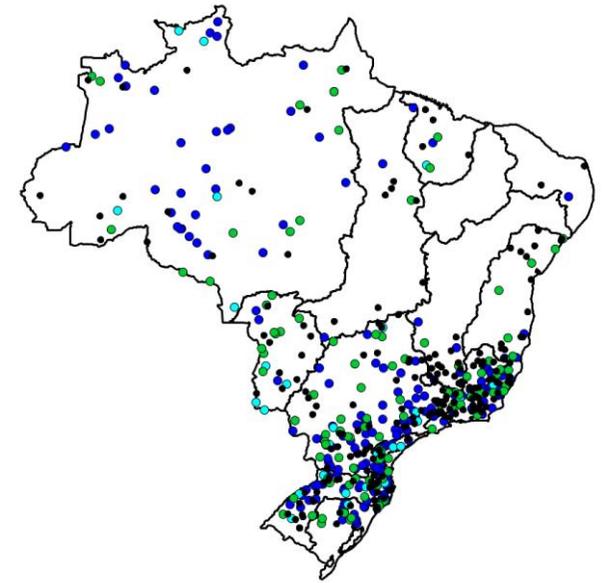
Por fim, nesse tipo de resultado com caráter mais operacional, é importante colocar de forma didática algumas situações que possam melhorar a compreensão desse tipo de decisão. A situação que impõe para o decisor uma baixa necessidade de identificar uma medida de adaptação de alto desempenho (que é o caso quando as relações $BC_{A|1}$ e $BC_{A|0}$ são as menores possíveis), é aquela situação em que a confiança na mudança é muito alta. No nosso estudo de caso esta situação corresponde a uma relação $BC_{A|1}$ igual a 1,1 e a uma relação $BC_{A|0}$ na classe entre 0,1 e 0,3. Nesse caso, mesmo que o desempenho dessa adaptação seja ruim, caso cometamos o Erro Tipo I, as evidências são tão fortes em favor da mudança que, mesmo assim, vale a pena se adaptar. Por outro lado, o decisor não precisará de evidências muito fortes em favor da mudança nas situações em que ele encontre uma medida de adaptação em que as relações $BC_{A|1}$ e $BC_{A|0}$ sejam as maiores possíveis, pois, nesse caso, a adaptação é considerada de baixo arrependimento.



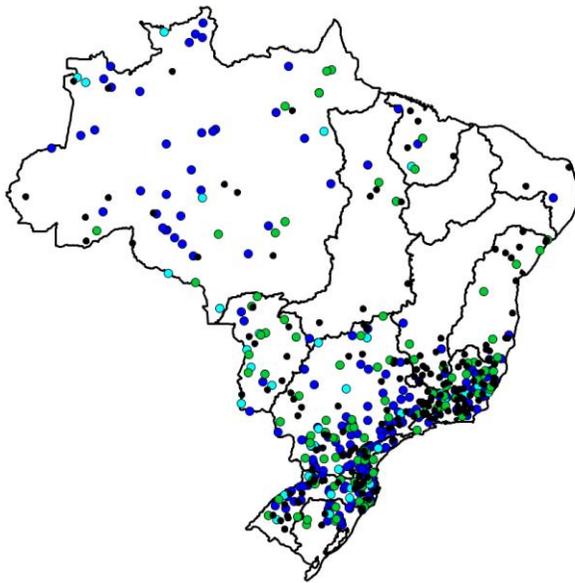
(a) QX1day - $BC_{A11} = 1.1$



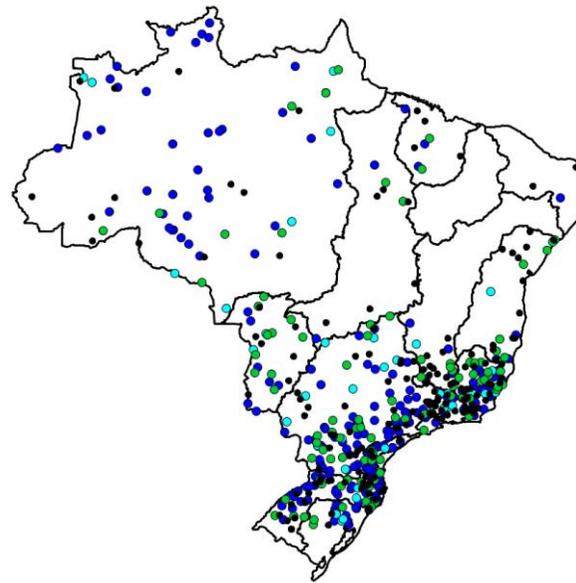
(b) QX1day - $BC_{A11} = 1.2$



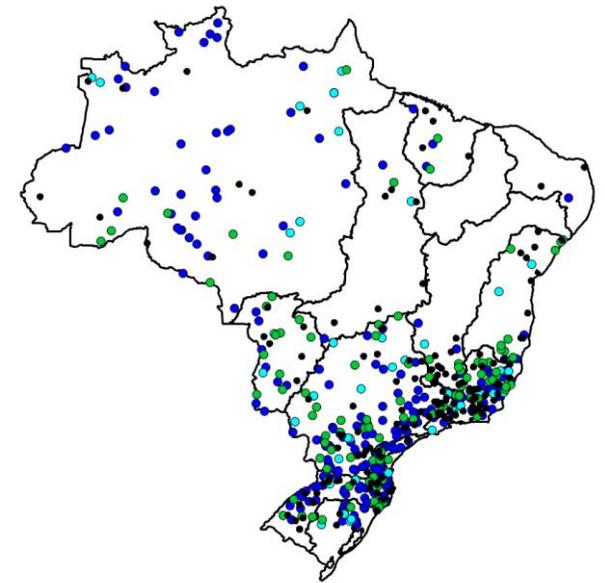
(c) QX1day - $BC_{A11} = 1.3$



(d) QX1day - $BC_{A11} = 1.4$



(e) QX1day - $BC_{A11} = 1.5$



(f) QX1day - $BC_{A11} = 1.6$

Figura 7.53 - Indicação para adaptação devido a vazões máximas crescentes nas estações fluviométricas considerando o desempenho do $BC_{A|1}$. As cores dos círculos representam o desempenho $BC_{A|0}$: não adaptar (preto), relação $BC_{A|0}$ entre 0,1 e 0,3 (azul escuro), relação $BC_{A|0}$ entre 0,4 e 0,6 (azul claro) e relação $BC_{A|0}$ entre 0,7 e 0,9 (verde).

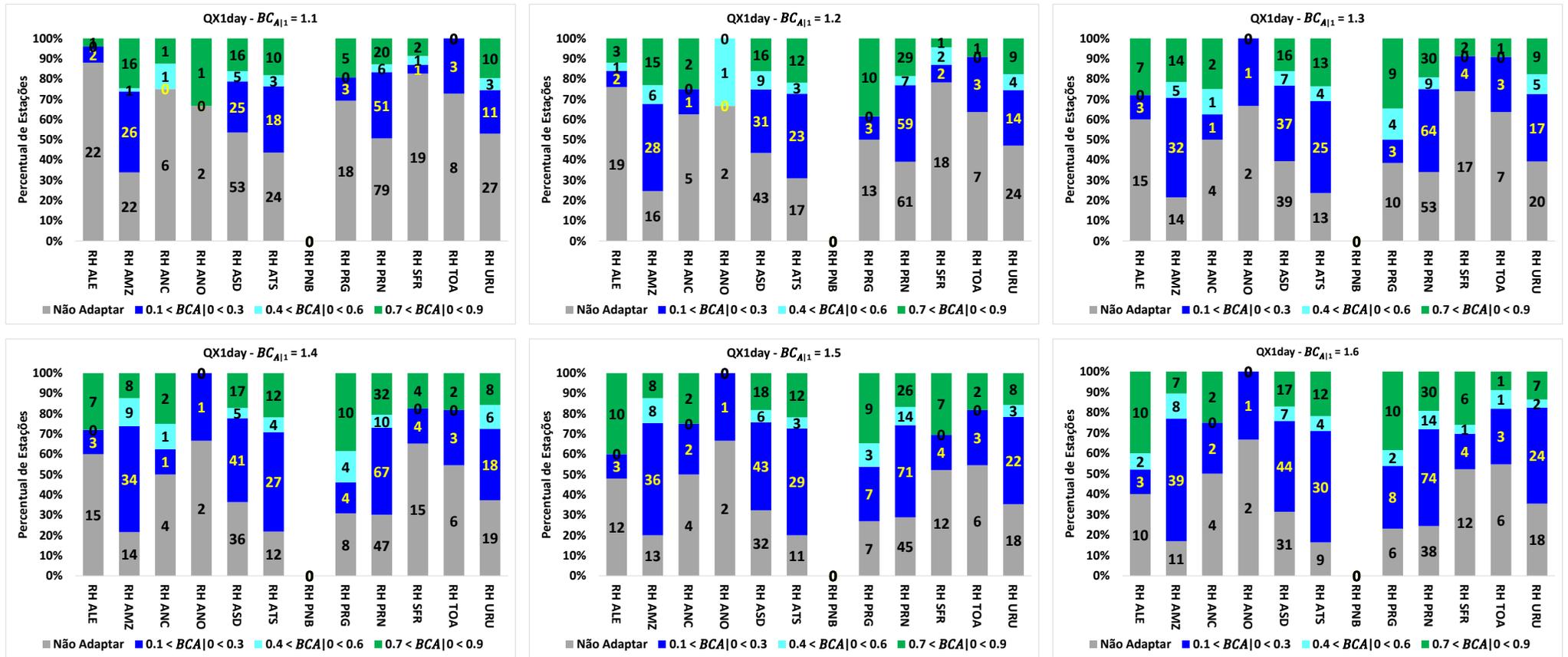
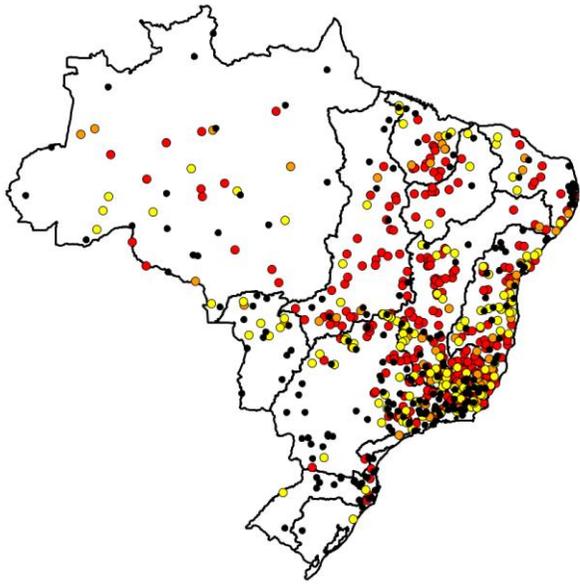
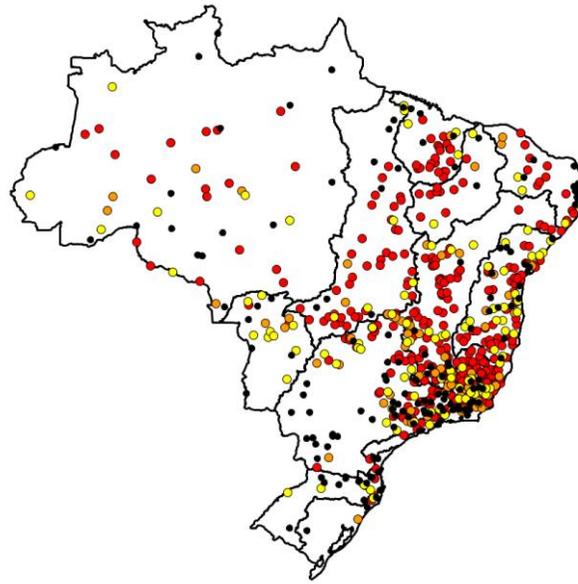


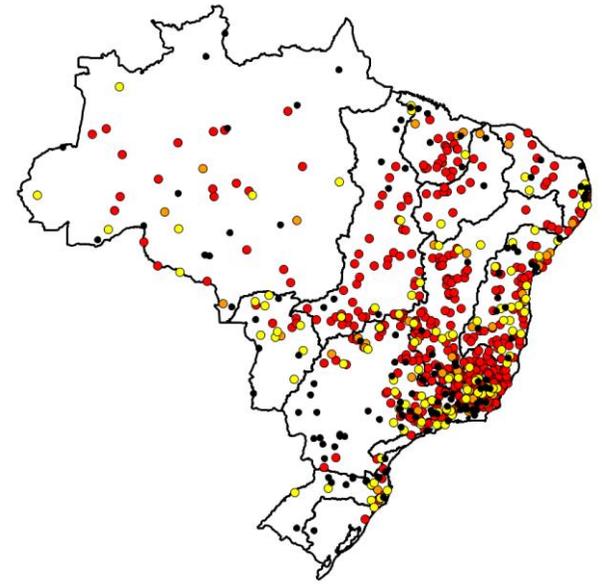
Figura 7.54 - Proporção de estações em relação ao total de estações com tendências crescentes nas vazões máximas nas 12 regiões hidrográficas brasileiras. As cores das barras representam o desempenho $BC_{A|0}$: não adaptar (cinza), relação $BC_{A|0}$ entre 0,1 e 0,3 (azul escuro), relação $BC_{A|0}$ entre 0,4 e 0,6 (azul claro) e relação $BC_{A|0}$ entre 0,7 e 0,9 (verde). Nos rótulos das barras são indicados os valores absolutos de estação.



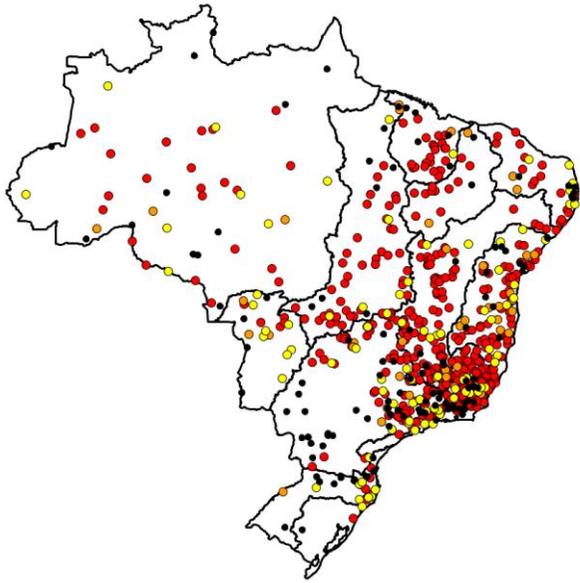
(a) $Q_{min7day} - BC_{A1} = 1.1$



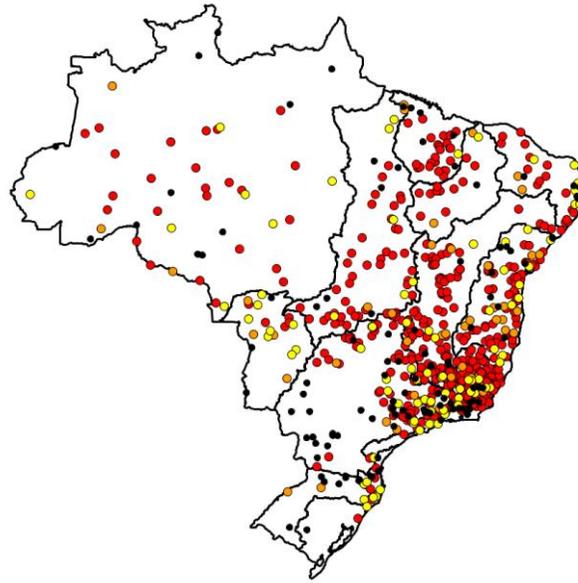
(b) $Q_{min7day} - BC_{A1} = 1.2$



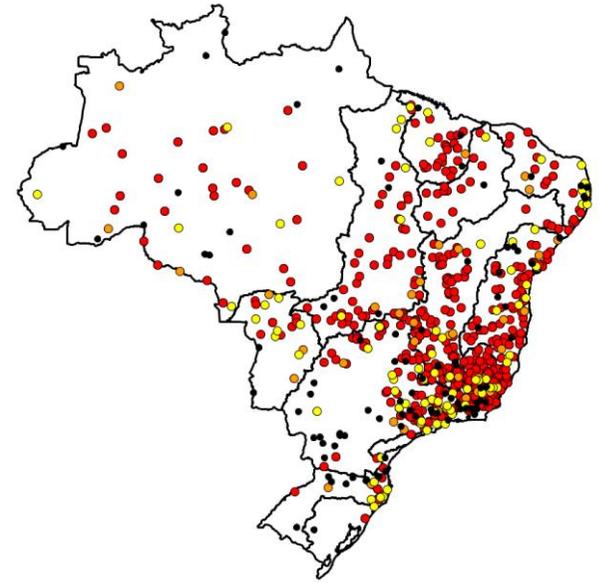
(c) $Q_{min7day} - BC_{A1} = 1.3$



(d) $Q_{min7day} - BC_{A1} = 1.4$



(e) $Q_{min7day} - BC_{A1} = 1.5$



(f) $Q_{min7day} - BC_{A1} = 1.6$

Figura 7.55 - Indicação para adaptação devido a vazões mínimas decrescentes nas estações fluviométricas considerando o desempenho do $BC_{A|1}$. As cores dos círculos representam o desempenho $BC_{A|0}$: Não adaptar (preto), relação $BC_{A|0}$ entre 0,1 e 0,3 (vermelho), relação $BC_{A|0}$ entre 0,4 e 0,6 (laranja) e relação $BC_{A|0}$ entre 0,7 e 0,9 (amarelo).

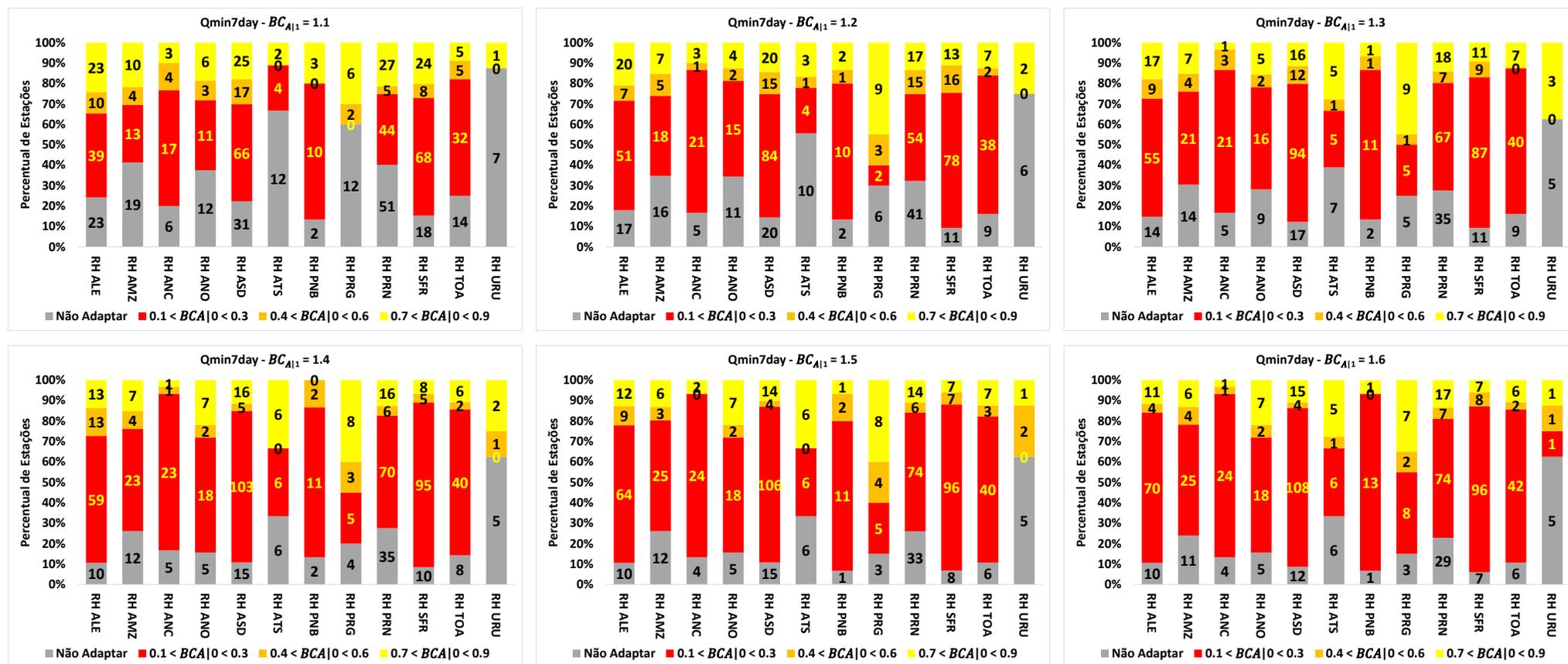


Figura 7.56 - Proporção de estações em relação ao total de estações com tendências decrescentes nas vazões mínimas nas 12 regiões hidrográficas brasileiras. As cores das barras representam o desempenho $BC_{A|0}$: não adaptar (cinza), relação $BC_{A|0}$ entre 0,1 e 0,3 (vermelho), relação $BC_{A|0}$ entre 0,4 e 0,6 (laranja) e relação $BC_{A|0}$ entre 0,7 e 0,9 (amarelo). Nos rótulos das barras são indicados os valores absolutos de estação.

8 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Esta Tese avaliou as incertezas resultantes do impacto da presença da correlação temporal no processo de detecção de tendências de séries hidrometeorológicas, apresentou um prognóstico atualizado sobre como lidar com essa questão, aplicou esse prognóstico em séries de precipitação e vazão no Brasil e avaliou a metodologia de árvore de decisão desenvolvida que incorpora as incertezas dos testes de tendência em um processo de tomada de decisão para fins de adaptação.

Verificou-se a adequabilidade do teste de tendência MK, tanto em termos de Poder como também nos Erros Tipo S e Tipo M. Esses erros são importantes no contexto da tomada de decisão.

Em ambientes estacionários verificou-se a efetividade dos testes de independência. Em ambientes não-estacionários esses testes são impactados pela tendência. Os resultados apresentados são decisivos em afirmar que a presença de tendência, em conjunto com a autocorrelação, exige uma atenção cuidadosa no processo de detecção. A abordagem proposta na Tese mostrou-se efetiva na detecção da correlação temporal, tanto em ambientes estacionários como não-estacionários. Verificou-se que a característica de correlação temporal está presente nas séries de índices de precipitação e, de forma mais proeminente, nas séries de vazão no Brasil.

A avaliação da efetividade do teste MK considerando a presença da correlação temporal permite concluir que esta impacta significativamente a probabilidade do Erro Tipo I, afastando-se consideravelmente do nível de significância de 5% definido *a priori*, induzindo a uma falsa impressão de um aumento no Poder do teste. Quando consideradas séries auto correlacionadas assimétricas esse impacto fica ainda mais pronunciado. Essa violação da probabilidade do Erro Tipo I pode acarretar diversos problemas na interpretação dos resultados do teste de tendência se utilizada no contexto de tomada de decisão. Esses problemas podem estar associados ao aumento nas probabilidades do Erro Tipo S e, principalmente, nas do Erro Tipo M, devido à correlação temporal. Foi demonstrado que a chance de se superestimar uma eventual mudança pode ser muito alta. Essa superestimação pode levar a decisão, em termos de adaptações, para muito acima do necessário, consumindo, muitas vezes, recursos públicos que poderiam ser destinados para outras necessidades.

A avaliação das principais abordagens para lidar com essa questão da correlação temporal leva à conclusão de que caso se esteja pensando estritamente em tentar não violar significativamente a probabilidade do Erro Tipo I, a abordagem PW é uma opção a ser considerada. Caso a preocupação seja em mitigar a probabilidade do Erro Tipo II as abordagens UMTFPW e UVCPW, aprimoradas nessa tese, são mais efetivas. Adicionalmente, para além dos Erros Tipo I e Tipo II, observou-se uma maior efetividade dessas abordagens nos Erros Tipo S e Tipo M, fundamentais na incorporação dos resultados de testes de tendência na tomada de decisão em recursos hídricos. O procedimento de correção de viés do r_1 utilizado nessas abordagens é fundamental.

No estudo de caso da análise de tendência com séries hidrometeorológicas no Brasil demonstrou-se, tanto para a precipitação como para vazão, vários desafios e a importância em incorporar as incertezas associadas às questões de correlação temporal e multiplicidade de testes na detecção de mudança. Acompanhando uma tendência mundial, a proporção de resultados significativos da precipitação é bem menor que no caso da vazão, no entanto, há certa coerência regional no sentido da mudança. Nas regiões hidrográficas adjacentes localizadas no N/NE do Brasil predominam condições mais secas. Já nas regiões localizadas no Sul do Brasil predominam condições mais úmidas.

Os resultados apresentados permitem concluir, de forma categórica, a importância de considerar os elementos de decisão explicitados na estrutura de decisão proposta. Tanto o Poder do teste quanto a probabilidade *a priori* de mudança impactam, de forma decisiva, tanto o aumento da probabilidade em tomar a decisão correta, principalmente quando o cenário é não-estacionário, quanto a redução de custos, incorrendo em menores prejuízos econômicos, aproximando-se mais dos custos ótimos.

Outra contribuição dessa Tese foi avaliar a possibilidade de estimar o Poder do teste MK a partir dos valores amostrais da série por meio de simulação Monte Carlo, propondo, inclusive, uma expressão para correção de viés do Poder amostral identificado nas análises. Até onde sabemos, essa abordagem empírica, embora bastante utilizada para estimar o Poder, admitindo conhecer os valores populacionais, não tinha sido avaliada numa situação em que se considerassem as incertezas amostrais, principalmente num processo de tomada de decisão.

O estudo de caso com vazões máximas e mínimas no Brasil permitiram concluir acerca do impacto significativo que a consideração do Poder do teste e da estrutura de benefícios e custos de uma eventual adaptação provocam na interpretação dos resultados dos testes de tendência. Esses resultados demonstraram uma nova forma de se aplicar e interpretar testes de tendência, na qual todos os elementos de decisão são considerados, sugerindo uma mudança de pensamento ou de paradigma benéfica para a prática operacional desses testes, voltados agora para uma maior atenção sobre a hipótese alternativa de mudança.

É essencial ter sempre em mente as restrições e incertezas inerentes ao processo de modelagem não-estacionária. Pesquisas que explorem mais a efetividade desse tipo de modelagem associada a uma estrutura de decisão devem ser realizadas. Isso inclui novos avanços na avaliação e incorporação das incertezas em testes de tendência. Serão necessárias novas pesquisas para explorar as diversas fontes de informação que possam estimar a probabilidade *a priori* de estacionariedade das séries.

É recomendável desenvolver uma metodologia geral de análise do processo de tomada de decisão, baseada no risco e utilizando testes de tendência que considerem uma variação contínua da magnitude da tendência verdadeira.

Sem dúvida, é necessário cautela ao tentar detectar e projetar um eventual comportamento não-estacionário. O processo de detecção não deve ser realizado apenas usando os dados da series temporal, mas deve ser baseado em um entendimento sólido *a priori* dos fatores físicos predominantes da mudança. Quando há razões plausíveis para suspeitar da não-estacionariedade, os testes estatísticos podem ser aplicados, tomando sempre o cuidado de considerar suas incertezas. É essencial ter sempre em mente as restrições e incertezas inerentes ao processo de modelagem não estacionária.

Embora pouco explorado aqui, o processo de atribuição permanece um desafio contínuo, principalmente em virtude do tamanho das séries atualmente disponíveis que impede uma detecção mais robusta da não-estacionariedade. A utilização de dados regionais ou agrupados é um caminho promissor para ampliar a capacidade dos processos de detecção e atribuição, por exemplo, permitindo estimar a probabilidade *a priori* de mudança no processo de tomada de decisão por meio de testes estatísticos.

Por fim, mesmo com técnicas sofisticadas de detecção e atribuição, permanece sempre a necessidade de ferramentas práticas para gerenciar mudanças futuras nos recursos hídricos.

O desenvolvimento de maneiras inteligentes de traduzir o conhecimento da ciência para as aplicações práticas, possibilitando a definição de estratégias de baixo arrependimento para adaptação, continua sendo uma área-chave para pesquisa. Além disso, dadas as várias incertezas envolvidas no planejamento e gerenciamento de recursos hídricos em um mundo não-estacionário, pode-se sugerir que os horizontes de planejamento tenham que ser encurtados, e ao mesmo tempo, que sejam desenvolvidos projetos mais flexíveis, que possibilitem extensões, modificações e adaptações a um custo razoável para a sociedade.

9 REFERÊNCIAS

- AghaKouchak, A., Easterling, D., Hsu, K., Schubert, S., e Sorooshian, S. (Eds.). (2013). *Extremes in a Changing Climate*. Springer Netherlands.
- Ajami, N. K., Hornberger, G. M., e Sunding, D. L. (2008). Sustainable water resource management under hydrological uncertainty: *Water Resources And Hydrological Uncertainty*. *Water Resour. Res.*, 44(11).
- Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Trans. Automat. Contr.*, 19(6), 716–723.
- Alexander, L. V, Zhang, X., Peterson, T. C., Caesar, J., Gleason, B., Klein Tank, A. M. G., Haylock, M., Collins, D., Trewin, B., Rahimzadeh, F., Tagipour, A., Rupa Kumar, K., Revadekar, J., Griffiths, G., Vincent, L., Stephenson, D. B., Burn, J., Aguilar, E., Brunet, M., ... Vazquez-Aguirre, J. L. (2006). Global observed changes in daily climate extremes of temperature and precipitation. *J. Geophys. Res.*, 111(D5).
- Alpert, P. (2002). The paradoxical increase of Mediterranean extreme daily rainfall in spite of decrease in total values. *Geophys. Res. Lett.*, 29(11).
- Alves, B., Filho, F., e Silveira, C. (2013). Análise de tendências e padrões de variação das séries históricas de vazões do Operador Nacional do Sistema (ONS). *RBRH*, 18(4), 19–34.
- Amorim, R. S. (2018). *Detecção de tendências em séries de extremos hidrológicos considerando efeitos de autocorrelação temporal e multiplicidade de testes*. *Dissertação de Mestrado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos, Publicação, Departamento de Eng.* Universidade de Brasília.
- ANA (2016). *Atualização e Complementação da Base de Dados Nacional de Referência de Massas d'Água*. *Nota Técnica nº 74/2016/SPR. Documento nº: 00000.055912/2016-94*.
- ANA (2017). *Conjuntura dos recursos hídricos no Brasil 2017: relatório pleno - Agência Nacional de Águas - Brasília: 169p., 2017*.

- ANA (2020) - Agência Nacional do Águas (Brasil). *Atualização da Base de Disponibilidade Hídrica Superficial da ANA. Nota Técnica nº 75/2020/SPR. Documento nº: 02501.001281/2012-44.*
- ANA (2021) - Agência Nacional do Águas (Brasil). *Análise da estimativa da capacidade de reservação das massas d'águas brasileiras artificiais incorporando a informação da geomorfologia. Nota Técnica nº 101/2021/SPR. Documento nº: 00000.055912/2021-94.*
- Anderson, B. T., Gianotti, D. J., e Salvucci, G. D. (2015). Detectability of historical trends in station-based precipitation characteristics over the continental United States: Station-Based Precipitation Trends. *J. Geophys. Res.*, 120(10), 4842–4859.
- Anderson, R. L. (1942). Distribution of the serial correlation coefficient. *Ann. Math. Stat.*, 13(1), 1–13.
- Antonopoulos, V. Z., Papamichail, D. M., e Mitsiou, K. A. (2001). Statistical and trend analysis of water quality and quantity data for the Strymon River in Greece. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 5(4), 679–692.
- Araújo, W. dos S., e Brito, J. I. B. de. (2011). Indices of trends of climatic changes for the states of the Bahia and Sergipe by means of daily precipitation indices and its relation with SST's of the Pacific and Atlantic. *Rev. Bras. Meteorol.*, 26(4), 541–554.
- Arriaga-Ramírez, S., e Cavazos, T. (2010). Regional trends of daily precipitation indices in northwest Mexico and southwest United States. *J. Geophys. Res.*, 115(D14).
- Asadieh, B., e Krakauer, N. Y. (2015). Global trends in extreme precipitation: climate models versus observations. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 19(2), 877–891.
- ASCE - American Society of Civil Engineers. (2018). *Climate-resilient infrastructure: Adaptive design and risk management* (B. M. Ayyub, Ed.). Committee on Adaptation to a Changing Climate.
- Assis, J., Lacerda, F. F., e Sobral, M. do C. (2012). Análise de detecção de tendências no padrão pluviométrico na bacia hidrográfica do rio Capibaribe. *Rev. Bras. Geogr. Fís.*, 5(2), 320.

- Ávila, A., Justino, F., Wilson, A., Bromwich, D., e Amorim, M. (2016). Recent precipitation trends, flash floods and landslides in southern Brazil. *Environ. Res. Lett.*, 11(11), 114029.
- Ball, J., Babister, M., Nathan, R., Weeks, W., Weinmann, P. E., Retallick, M., e Testoni, I. (2016). *Australian rainfall and runoff: A guide to flood estimation*. Commonwealth of Australia (Geoscience Australia).
- Balling, R. C., Keikhosravi Kiany, M. S., Sen Roy, S., e Khoshhal, J. (2016). Trends in Extreme Precipitation Indices in Iran: 1951--2007. *Adv. Meteorol.*, 2016, 1–8.
- Bao, Y., e Ullah, A. (2007). The second-order bias and mean squared error of estimators in time-series models. *J. Econom.*, 140(2), 650–669.
- Barnosky, A. D., Hadly, E. A., Bascompte, J., Berlow, E. L., Brown, J. H., Fortelius, M., Getz, W. M., Harte, J., Hastings, A., Marquet, P. A., Martinez, N. D., Mooers, A., Roopnarine, P., Vermeij, G., Williams, J. W., Gillespie, R., Kitzes, J., Marshall, C., Matzke, N., ... Smith, A. B. (2012). Approaching a state shift in Earth's biosphere. *Nature*, 486(7401), 52–58.
- Barros, V. R., Doyle, M. E., e Camilloni, I. A. (2008). Precipitation trends in southeastern South America: relationship with ENSO phases and with low-level circulation. *Theor. Appl. Climatol.*, 93(1–2), 19–33.
- Bartels, R. (1982). The rank version of von neumann's ratio test for randomness. *J. Am. Stat. Assoc.*, 77(377), 40–46.
- Bartiko, D., Chaffe, P. L. B., e Bonumá, N. B. (2017). Nonstationarity in maximum annual daily streamflow series from Southern Brazil. *RBRH*, 22(0).
- Bayazit, M. (2015). Nonstationarity of hydrological records and recent trends in trend analysis: A state-of-the-art review. *Environ. Process.*, 2(3), 527–542.
- Bayazit, M., e Önöz, B. (2007). To prewhiten or not to prewhiten in trend analysis? *Hydrol. Sci. J.*, 52(4), 611–624.
- Beh, E. H. Y., Maier, H. R., e Dandy, G. C. (2015). Scenario driven optimal sequencing under deep uncertainty. *Environ. Model. Softw.*, 68, 181–195.

- Ben-Haim, Y. (2006). *Info-gap decision theory: decisions under severe uncertainty (2nd ed.)*. Academic Press, New York. Elsevier.
- Benjamini, Y., e Hochberg, Y. (1995). Controlling the false discovery rate: A practical and powerful approach to multiple testing. *J. R. Stat. Soc.*, 57(1), 289–300.
- Blain, G. C. (2013). The Mann-Kendall test: the need to consider the interaction between serial correlation and trend - doi: 10.4025/actasciagron.v35i4.16006. *Acta Sci. Agron.*, 35(4), 393–402.
- Blain, G. C. (2014). Removing the influence of the serial correlation on the Mann-Kendall test. *Rev. Bras. Meteorol.*, 29(2), 161–170.
- Bombardi, R. J., e Carvalho, L. M. V. de. (2017). Práticas Simples em Análises Climatológicas: Uma Revisão. *Rev. Bras. Meteorol.*, 32(3), 311–320.
- Bonnafous, L., Lall, U., e Siegel, J. (2017). A water risk index for portfolio exposure to climatic extremes: conceptualization and an application to the mining industry. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 21(4), 2075–2106.
- Borgomeo, E., Hall, J. W., Fung, F., Watts, G., Colquhoun, K., e Lambert, C. (2014). Risk-based water resources planning: Incorporating probabilistic nonstationary climate uncertainties. *Water Resour. Res.*, 50(8), 6850–6873.
- Borgomeo, E., Mortazavi-Naeini, M., Hall, J. W., e Guillod, B. P. (2018). Risk, robustness and water resources planning under uncertainty. *Earths Future*, 6(3), 468–487.
- Bormann, H., Pinter, N., e Elfert, S. (2011). Hydrological signatures of flood trends on German rivers: Flood frequencies, flood heights and specific stages. *J. Hydrol. (Amst.)*, 404(1–2), 50–66.
- Bracken, C., Holman, K. D., Rajagopalan, B., Moradkhani, H. (2018). A Bayesian hierarchical approach to multivariate nonstationary hydrologic frequency analysis. *Water Resources Research*, 54, 243–255.
- Brekke, L. D., Kiang, J. E., Olsen, J. R., Pulwarty, R. S., Raff, D. A., Phil, D., Webb, R. S., e White, K. D. (n.d.). Climate change and water resources management: A federal perspective. In *Usgs.gov*.

- Brown, C. (2010). *Decision-scaling for robust planning and policy under climate uncertainty*. World Resources Rep.
- Brown, C., Ghile, Y., Laverty, M., e Li, K. (2012). Decision scaling: Linking bottom-up vulnerability analysis with climate projections in the water sector. *Water Resour. Res.*, 48(9).
- Brown, C., Werick, W., Leger, W., e Fay, D. (2011). A decision-analytic approach to managing climate risks: Application to the upper great Lakes1: A decision-analytic approach to managing climate risks: Application to the upper great lakes. *J. Am. Water Resour. Assoc.*, 47(3), 524–534.
- Brown, C., e Wilby, R. L. (2012). An alternate approach to assessing climate risks. *Eos (Washington DC)*, 93(41), 401–402.
- Buarque, D. C., Clarke, R. T., e Mendes, C. A. B. (2010). Spatial correlation in precipitation trends in the Brazilian Amazon. *J. Geophys. Res.*, 115(D12).
- Bürger, G. (2017). On trend detection. *Hydrol. Process.*, 31(22), 4039–4042.
- Burn, D. H., e Hag Elnur, M. A. (2002). Detection of hydrologic trends and variability. *J. Hydrol. (Amst.)*, 255(1–4), 107–122.
- Cammalleri, C., Micale, F., e Vogt, J. (2016). Recent temporal trend in modelled soil water deficit over Europe driven by meteorological observations: Recent Temporal Trend In Modelled Soil Water. *Int. J. Climatol.*, 36(15), 4903–4912.
- Cavalcanti, I. F. A., V. K. (2004). Drought in Brazil During Summer and Fall 2001 and Associated Atmospheric Circulation Feature. *Climanalise*, 2(1), 1–10.
- CEH (Centre for Ecology and Hydrology). (2016). *Flood Estimation Handbook*. Center for Ecology and Hydrology.
- CEPED (2016). *Relatório de danos materiais e prejuízos decorrentes de desastres naturais no Brasil: 1995 - 2014*. Centro Universitário de Estudos e Pesquisas sobre Desastres; Banco Mundial. 230.

- CGEE (2014). *Documento sobre Bases Conceituais sobre Mudanças Climáticas, Impactos e Adaptação em Recursos Hídricos. Estudos Relativos às Mudanças Climáticas e Recursos Hídricos para embasar o Plano Nacional de Adaptação.*
- Chagas, V. B. P., e Chaffe, P. L. B. (2018). The role of land cover in the propagation of rainfall into streamflow trends. *Water Resour. Res.*, 54(9), 5986–6004.
- Chen, A., Wu, M., e McClain, M. E. (2019). Classifying dams for environmental flow implementation in China. *Sustainability*, 12(1), 107.
- Cheong, W. K., Timbal, B., Golding, N., Sirabaha, S., Kwan, K. F., Cinco, T. A., Archevarahuprok, B., Vo, V. H., Gunawan, D., e Han, S. (2018). Observed and modelled temperature and precipitation extremes over Southeast Asia from 1972 to 2010. *Int. J. Climatol.*, 38(7), 3013–3027.
- Christensen, N. S., Wood, A. W., Voisin, N., Lettenmaier, D. P., e Palmer, R. N. (2004). The effects of climate change on the hydrology and water resources of the Colorado river basin. *Clim. Change*, 62(1–3), 337–363.
- Cigizoglu, H. K., Bayazit, M., e Önöz, B. (2005). Trends in the maximum, mean, and low flows of Turkish rivers. *J. Hydrometeorol.*, 6(3), 280–290.
- Clarke, R. T. (2010). On the (mis)use of statistical methods in hydro-climatological research. *Hydrol. Sci. J.*, 55(2), 139–144.
- Clarke, R. T. (2013). How should trends in hydrological extremes be estimated?: trends in hydrological extremes. *Water Resour. Res.*, 49(10), 6756–6764.
- Cohn, T. A., e Lins, H. F. (2005). Nature’s style: Naturally trendy. *Geophys. Res. Lett.*, 32(23).
- Coles, S. (2001). *An introduction to statistical modeling of extreme values. Springer series in statistics.* Springer London.
- Collischonn, W., Tucci, C. E. M., e Clarke, R. T. (2001). Further evidence of changes in the hydrological regime of the River Paraguay: part of a wider phenomenon of climate change? *J. Hydrol. (Amst.)*, 245(1–4), 218–238.

- Condon, L. E., Gangopadhyay, S., e Pruitt, T. (2015). Climate change and non-stationary flood risk for the upper Truckee River basin. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 19(1), 159–175.
- Cooley, D. (2013). Return periods and return levels under climate change, Chapter 4. In A. AghaKouchak, D. Easterling, K. Hsu, S. Schubert, e S. Sorooshian (Eds.), *Extremes in a Changing Climate: Detection, Analysis and Uncertainty*. Springer Netherlands.
- Cooper, A. R., Infante, D. M., Daniel, W. M., Wehrly, K. E., Wang, L., e Brenden, T. O. (2017). Assessment of dam effects on streams and fish assemblages of the conterminous USA. *Sci. Total Environ.*, 586, 879–889.
- Cox, D. R., e Stuart, A. (1955). Some quick sign tests for trend in location and dispersion. *Biometrika*, 42(1/2), 80.
- de Barros Soares, D., Lee, H., Loikith, P. C., Barkhordarian, A., e Mechoso, C. R. (2017). Can significant trends be detected in surface air temperature and precipitation over South America in recent decades?: Current Temperature and Precipitation Trends over South America. *Int. J. Climatol.*, 37(3), 1483–1493.
- de Carvalho, J. R., Assad, E. D., de Oliveira, A. F., e Silveira Pinto, H. (2014). Annual maximum daily rainfall trends in the Midwest, southeast and southern Brazil in the last 71 years. *Weather Clim. Extrem.*, 5–6, 7–15.
- de Leeuw, J., Methven, J., e Blackburn, M. (2016). Variability and trends in England and Wales precipitation: Variability and trends in England and Wales Precipitation. *Int. J. Climatol.*, 36(8), 2823–2836.
- de Oliveira, P. T., Silva, C. M. S. e, e Lima, K. C. (2014). Linear trend of occurrence and intensity of heavy rainfall events on Northeast Brazil. *Atmos. Sci. Lett.*, 15(3), 172–177.
- Delgado, J. M., Merz, B., e Apel, H. (2014). Projecting flood hazard under climate change: an alternative approach to model chains. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 14(6), 1579–1589.
- Destro, C., Lima, G., e Zeilhofer, P. (2012). Análise de Séries Temporais de Vazão Média Mensal do Rio Cuiabá Através do Método de Análise de Espectro Singular. *RBRH*, 17(2), 111–120.

- Dethier, E. N., Sartain, S. L., Renshaw, C. E., e Magilligan, F. J. (2020). Spatially coherent regional changes in seasonal extreme streamflow events in the United States and Canada since 1950. *Sci. Adv.*, 6(49), eaba5939.
- Detzel, D., Bessa, M., Vallejos, C., Santos, A., Thomsen, L., Mine, M., Bloot, M., e Estrochio, J. (2011). Estacionariedade das Afluências às Usinas Hidrelétricas Brasileiras. *RBRH*, 16(3), 95–111.
- Dixon, H., Lawler, D. M., e Shamseldin, A. Y. (2006). Streamflow trends in western Britain. *Geophys. Res. Lett.*, 33(19).
- Do, H. X., Westra, S., e Leonard, M. (2017). A global-scale investigation of trends in annual maximum streamflow. *J. Hydrol. (Amst.)*, 552, 28–43.
- Dobson AJ, B. A. (2008). An introduction to generalized linear models. In C. Chatfield e J. Zidek (Eds.), *Texts in Statistical Science Series. 3rd ed.* Chapman and Hall/CRC.
- Donat, M. G., Lowry, A. L., Alexander, L. V, O’Gorman, P. A., e Maher, N. (2016). More extreme precipitation in the world’s dry and wet regions. *Nat. Clim. Chang.*, 6(5), 508–513.
- Doocy, S., Daniels, A., Murray, S., e Kirsch, T. D. (2013). The human impact of floods: A historical review of events 1980-2009 and systematic literature review. *PLoS Curr.*
- Douglas, E. M., Vogel, R. M., e Kroll, C. N. (2000). Trends in floods and low flows in the United States: impact of spatial correlation. *J. Hydrol. (Amst.)*, 240(1–2), 90–105.
- Douglas, E. M., Vogel, R. M., e Kroll, C. N. (2002). Impact of streamflow persistence on hydrologic design. *J. Hydrol. Eng.*, 7(3), 220–227.
- Doyle, M. E., e Barros, V. R. (2011). Attribution of the river flow growth in the Plata Basin. *Int. J. Climatol.*, 31(15), 2234–2248.
- Dynesius, M., e Nilsson, C. (1994). Fragmentation and flow regulation of river systems in the northern third of the world. *Science*, 266(5186), 753–762.
- Ehret, U., Gupta, H. V, Sivapalan, M., Weijs, S. V, Schymanski, S. J., Blöschl, G., Gelfan, A. N., Harman, C., Kleidon, A., Bogaard, T. A., Wang, D., Wagener, T., Scherer, U., Zehe, E., Bierkens, M. F. P., Di Baldassarre, G., Parajka, J., van Beek, L. P. H., van

- Griensven, A., Winsemius, H. C. (2014). Advancing catchment hydrology to deal with predictions under change. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 18(2), 649–671.
- Endo, N., Matsumoto, J., e Lwin, T. (2009). Trends in precipitation extremes over southeast Asia. *SOLA*, 5, 168–171.
- England Jr, J. F., Cohn, T. A., Faber, B. A., Stedinger, J. R., Thomas Jr, W. O., Veilleux, A. G., Kiang, J. E., e Mason Jr, R. R. (2019). Guidelines for determining flood flow frequency---Bulletin 17C. In *Techniques and Methods*. US Geological Survey.
- Fahrmeir, L., e Lang, S. (2001). Bayesian inference for generalized additive mixed models based on Markov random field priors. *J. R. Stat. Soc. Ser. C. Appl. Stat.*, 50(2), 201–220.
- Faticchi, S., e Caporali, E. (2009). A comprehensive analysis of changes in precipitation regime in Tuscany. *Int. J. Climatol.*, 29(13), 1883–1893.
- Ferreira, D. L., Penereiro, J. C., e Fontolan, M. R. (2015). Análises estatísticas de tendências das séries hidro-climáticas e de ações antrópicas ao longo das sub-Bacias do Rio Tietê. *HOLOS*, 2, 50.
- FGVces, e ANA. (2018). *Análise custo-benefício de medidas de adaptação à mudança do clima: trajetórias da aplicação na bacia hidrográfica dos rios Piancó-Piranhas-Açu*. Centro de Estudos em Sustentabilidade da Escola de Administração de Empresas de São Paulo da Funda. Gross, Alexandre; Lambiasi, Layla Nunes; Tha, Daniel; Breviglieri, Gustavo Velloso; Santos, Inaiê Takaes; Osório, Guarany; Lefèvre, Guilherme Borba; Guimarães, Guido Couto Penido.
- Fiener, P., Neuhaus, P., e Botschek, J. (2013). Long-term trends in rainfall erosivity - analysis of high resolution precipitation time series (1937-2007) from Western Germany. *Agric. For. Meteorol.*, 171–172, 115–123.
- Filahi, S., Tanarhte, M., Mouhir, L., El Morhit, M., e Trambly, Y. (2016). Trends in indices of daily temperature and precipitations extremes in Morocco. *Theor. Appl. Climatol.*, 124(3–4), 959–972.
- Fisher, R. A. (1992). Statistical methods for research workers. In *Springer Series in Statistics* (pp. 66–70). Springer New York.

- Fleig, A. K., Tallaksen, L. M., James, P., Hisdal, H., e Stahl, K. (2015). Attribution of European precipitation and temperature trends to changes in synoptic circulation. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 19(7), 3093–3107.
- Galloway, G. E. (2011). If stationarity is dead, what do we do now?1: If stationarity is dead, what do we do now? *J. Am. Water Resour. Assoc.*, 47(3), 563–570.
- Ganguli, P., e Ganguly, A. R. (2016). Space-time trends in U.S. meteorological droughts. *J. Hydrol. Reg. Stud.*, 8, 235–259.
- Gao, R., Li, F., Wang, X., Liu, T., Du, D., e Bai, Y. (2017). Spatiotemporal variations in precipitation across the Chinese Mongolian plateau over the past half century. *Atmos. Res.*, 193, 204–215.
- Gebrechorkos, S. H., Hülsmann, S., e Bernhofer, C. (2019). Changes in temperature and precipitation extremes in Ethiopia, Kenya, and Tanzania. *Int. J. Climatol.*, 39(1), 18–30.
- Gelman, A., e Carlin, J. (2014). Beyond power calculations: Assessing Type S (sign) and Type M (magnitude) errors. *Perspect. Psychol. Sci.*, 9(6), 641–651.
- Gelman, A., e Stern, H. (2006). The Difference Between “Significant” and “Not Significant” is not Itself Statistically Significant. *Am. Stat.*, 60(4), 328–331.
- Genta, J., Perez-Iribarren, G., e Mechoso, C. R. (1998). A recent increasing trend in the streamflow of rivers in southeastern south America. *J. Clim.*, 11(11), 2858–2862.
- Gilroy, K. L., e McCuen, R. H. (2012). A nonstationary flood frequency analysis method to adjust for future climate change and urbanization. *J. Hydrol. (Amst.)*, 414–415, 40–48.
- Giuliani, M., Herman, J. D., Castelletti, A., e Reed, P. (2014). Many-objective reservoir policy identification and refinement to reduce policy inertia and myopia in water management. *Water Resour. Res.*, 40(4), 3355–3377.
- Gondim, R., Silveira, C., de Souza Filho, F., Vasconcelos Jr, F., e Cid, D. (2018). Climate change impacts on water demand and availability using CMIP5 models in the Jaguaribe basin, semi-arid Brazil. *Environ. Earth Sci.*, 77(15), 1–14.

- Groisman, P. Y., Knight, R. W., Easterling, D. R., Karl, T. R., Hegerl, G. C., e Razuvaev, V. N. (2005). Trends in intense precipitation in the climate record. *J. Clim.*, 18(9), 1326–1350.
- Groves, D. G., Bloom, E., Lempert, R. J., Fischbach, J. R., Nevills, J., e Goshi, B. (2015). Developing key indicators for adaptive water planning. *J. Water Resour. Plan. Manag.*, 141(7), 5014008.
- Groves, D. G., Yates, D., e Tebaldi, C. (2008). Developing and applying uncertain global climate change projections for regional water management planning: using global climate change projections. *Water Resour. Res.*, 44(12).
- Gudmundsson, L., e Seneviratne, S. I. (2015). European drought trends. *Proc. Int. Assoc. Hydrol. Sci.*, 369, 75–79.
- Hall, J., Arheimer, B., Borga, M., Brázdil, R., Claps, P., Kiss, A., Kjeldsen, T. R., Kriauči, J., Kundzewicz, Z. W., Lang, M., Llasat, M. C., Macdonald, N., McIntyre, N., Mediero, L., Merz, B., Merz, R., Molnar, P., Montanari, A., Neuhold, C., ... Blöschl, G. (2014). Understanding flood regime changes in Europe: a state-of-the-art assessment. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 18(7), 2735–2772.
- Hallegatte, S., Shah, A., Lempert, R., Brown, C., e Gill, S. (2012). *Investment decision making under deep uncertainty - application to climate change*. The World Bank.
- Hamed, K. H. (2008). Trend detection in hydrologic data: The Mann–Kendall trend test under the scaling hypothesis. *J. Hydrol. (Amst.)*, 349(3–4), 350–363.
- Hamed, K. H. (2009). Enhancing the effectiveness of prewhitening in trend analysis of hydrologic data. *J. Hydrol. (Amst.)*, 368(1–4), 143–155.
- Hamed, K. H., e Ramachandra Rao, A. (1998). A modified Mann-Kendall trend test for autocorrelated data. *J. Hydrol. (Amst.)*, 204(1–4), 182–196.
- Hannaford, J., Buys, G., Stahl, K., e Tallaksen, L. M. (2013). The influence of decadal-scale variability on trends in long European streamflow records. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 17(7), 2717–2733.

- Harrigan, S., Hannaford, J., Muchan, K., e Marsh, T. J. (2018). Designation and trend analysis of the updated UK Benchmark Network of river flow stations: the UKBN2 dataset. *Hydrol. Res.*, 49(2), 552–567.
- Hastie, T. J., e Tibshirani, R. J. (1990). *Generalized Additive Models*. Chapman and Hall/CRC.
- Haylock, M. R., Peterson, T. C., Alves, L. M., Ambrizzi, T., Anunciação, Y. M. T., Baez, J., Barros, V. R., Berlatto, M. A., Bidegain, M., Coronel, G., Corradi, V., Garcia, V. J., Grimm, A. M., Karoly, D., Marengo, J. A., Marino, M. B., Moncunill, D. F., Nechet, D., Quintana, J., ... Vincent, L. A. (2006). Trends in total and extreme south American rainfall in 1960--2000 and links with sea surface temperature. *J. Clim.*, 19(8), 1490–1512.
- Hipel, K. W., e McLeod, A. I. (1994). *Time series modelling of water resources and environmental systems* (1st ed.). Elsevier Science and Technology.
- Hirsch, R. M. (2011). A perspective on nonstationarity and water Management1: A perspective on nonstationarity and water management. *J. Am. Water Resour. Assoc.*, 47(3), 436–446.
- Hirsch, R. M., e Ryberg, K. R. (2012). Has the magnitude of floods across the USA changed with global CO2 levels? *Hydrol. Sci. J.*, 57(1), 1–9.
- Hirsch, R. M., Slack, J. R., e Smith, R. A. (1982). Techniques of trend analysis for monthly water quality data. *Water Resour. Res.*, 18(1), 107–121.
- Hochberg, Y. (1988). A sharper bonferroni procedure for multiple tests of significance. *Biometrika*, 75(4), 800.
- Howard, A., R., Ed., Miller, L., K., Ed., Matheson, E., J., e Ed. (1977). *Readings in decision analysis: / Howard, R.A., Ed.* SRI International, Decision Analysis Group.
- Huang, H., Wang, Z., Xia, F., Shang, X., Liu, Y., Zhang, M., Dahlgren, R. A., e Mei, K. (2017). Water quality trend and change-point analyses using integration of locally weighted polynomial regression and segmented regression. *Environ. Sci. Pollut. Res. Int.*, 24(18), 15827–15837.

- Humphrey, V., Gudmundsson, L., e Seneviratne, S. I. (2016). Assessing global water storage variability from GRACE: Trends, seasonal cycle, subseasonal anomalies and extremes. *Surv. Geophys.*, 37(2), 357–395.
- Hundecha, Y., e Bárdossy, A. (2005). Trends in daily precipitation and temperature extremes across western Germany in the second half of the 20th century. *Int. J. Climatol.*, 25(9), 1189–1202.
- Huziy, O., Sushama, L., Khaliq, M. N., Laprise, R., Lehner, B., e Roy, R. (2013). Analysis of streamflow characteristics over Northeastern Canada in a changing climate. *Clim. Dyn.*, 40(7–8), 1879–1901.
- INPE. (2009). *As chuvas de novembro de 2008 em Santa Catarina: um estudo de caso visando à melhoria do monitoramento e da previsão de eventos extremos*. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. São Jose dos Campos. SP24 pp.
- IPCC. (2014). *Climate change 2013 - the physical science basis: Working group I contribution to the fifth assessment report of the intergovernmental panel on climate change*. Cambridge University Press.
- Ishak, E. H., Rahman, A., Westra, S., Sharma, A., e Kuczera, G. (2013). Evaluating the non-stationarity of Australian annual maximum flood. *J. Hydrol. (Amst.)*, 494, 134–145.
- Jain, S., e Lall, U. (2001). Floods in a changing climate: Does the past represent the future? *Water Resour. Res.*, 37(12), 3193–3205.
- Jakob, D., e Walland, D. (2016). Variability and long-term change in Australian temperature and precipitation extremes. *Weather Clim. Extrem.*, 14, 36–55.
- Jeuland, M., e Whittington, D. (2014). Water resources planning under climate change: Assessing the robustness of real options for the Blue Nile. *Water Resour. Res.*, 50(3), 2086–2107.
- Jiang, C., Xiong, L., Xu, C.-Y., e Guo, S. (2015). Bivariate frequency analysis of nonstationary low-flow series based on the time-varying copula: nonstationary bivariate frequency analysis by the time-varying copula. *Hydrol. Process.*, 29(6), 1521–1534.

- Jonkman, S. N., e Kelman, I. (2005). An analysis of the causes and circumstances of flood disaster deaths: An analysis of the causes and circumstances of flood disaster deaths. *Disasters*, 29(1), 75–97.
- Kang, D., e Lansey, K. (2013). Scenario-based robust optimization of regional water and wastewater infrastructure. *J. Water Resour. Plan. Manag.*, 139(3), 325–338.
- Katz, R. W. (1993). Towards a statistical paradigm for climate change. *Clim. Res.*, 2(3), 167–175.
- Katz, R. W. (2010). Statistics of extremes in climate change. *Clim. Change*, 100(1), 71–76.
- Katz, R. W., e Brown, B. G. (2007). The problem of multiplicity in research on teleconnections. *Int. J. Climatol.*, 11(5), 505–513.
- Keeney, R. L. (1982). Decision analysis: an overview. *Oper. Res.*, 30(5), 803–838.
- Keggenhoff, I., Elizbarashvili, M., Amiri-Farahani, A., e King, L. (2014). Trends in daily temperature and precipitation extremes over Georgia, 1971--2010. *Weather Clim. Extrem.*, 4, 75–85.
- Kendall, M. G. (1975). *Time Series, second ed. Hefner, New York. 40 pp.*
- Khaliq, M. N., Ouarda, T. B. M. J., e Gachon, P. (2009). Identification of temporal trends in annual and seasonal low flows occurring in Canadian rivers: The effect of short- and long-term persistence. *J. Hydrol. (Amst.)*, 369(1–2), 183–197.
- Khaliq, M. N., Ouarda, T. B. M. J., Ondo, J.-C., Gachon, P., e Bobée, B. (2006). Frequency analysis of a sequence of dependent and/or non-stationary hydro-meteorological observations: A review. *J. Hydrol. (Amst.)*, 329(3–4), 534–552.
- Khanal, S., Lutz, A., Immerzeel, W., Vries, H., Wanders, N., e Hurk, B. (2019). The impact of meteorological and hydrological memory on compound peak flows in the Rhine river basin. *Atmosphere (Basel)*, 10(4), 171.
- Kiang, J. E., Olsen, J. R., e Waskom, R. M. (2011). Introduction to the featured collection on “nonstationarity, hydrologic frequency analysis, and water management”’1: Introduction to the featured collection on “nonstationarity, hydrologic frequency analysis, and water management”’. *J. Am. Water Resour. Assoc.*, 47(3), 433–435.

- Kim, H.-J., e Siegmund, D. (1989). The likelihood ratio test for a change-point in simple linear regression. *Biometrika*, 76(3), 409–423.
- Knutti, R., Allen, M. R., Friedlingstein, P., Gregory, J. M., Hegerl, G. C., Meehl, G. A., Meinshausen, M., Murphy, J. M., Plattner, G.-K., Raper, S. C. B., Stocker, T. F., Stott, P. A., Teng, H., e Wigley, T. M. L. (2008). A review of uncertainties in global temperature projections over the twenty-first century. *J. Clim.*, 21(11), 2651–2663.
- Korteling, B., Dessai, S., e Kapelan, Z. (2013). Using information-Gap decision theory for water resources planning under severe uncertainty. *Water Resour. Manage.*, 27(4), 1149–1172.
- Koutsoyiannis, D. (2005). Hydrologic persistence and the Hurst phenomenon. In *Water Encyclopedia*. John Wiley and Sons, Inc.
- Koutsoyiannis, D. (2006). Nonstationarity versus scaling in hydrology. *J. Hydrol. (Amst.)*, 324(1–4), 239–254.
- Koutsoyiannis, D., e Montanari, A. (2007). Statistical analysis of hydroclimatic time series: Uncertainty and insights: hydroclimatic time series. *Water Resour. Res.*, 43(5).
- Kruger, A. C., e Nxumalo, M. P. (2017). Historical rainfall trends in South Africa: 1921--2015. *Water S. A.*, 43(2), 285.
- Kruger, C., Kaviski, E., e Muller, I. (1998). Análise de Estacionariedade de Séries Hidrológicas na Bacia Incremental de Itaipu. *RBRH*, 3(4), 51–71.
- Kulkarni, A., e von Storch, H. (1992). Simulationsexperimente zur Wirkung serieller Korrelation auf den Mann-Kendall Trend test. *Meteorol. Z.*, 4(2), 82–85.
- Kulkarni, A., e von Storch, H. (2005). Monte Carlo experiments on the effect of serial correlation on the Mann-Kendall-test of trends. *Meteorol. Z.*, 4(2), 82–85.
- Kundzewicz, Z., Robson, A., on Detecting Changes in Hydrological Data 1998, W., Organization, W. M., of Hydrology (Great Britain), I., Mondiale, O. M., Data, W. C., Programme, M., for Ecology, C., Britain), H. (Great, e Unesco. (2000a). *Detecting Trend and Other Changes in Hydrological Data*. World Meteorological Organization.

- Kundzewicz, Z., Robson, A., on Detecting Changes in Hydrological Data 1998, W., Organization, W. M., of Hydrology (Great Britain), I., Mondiale, O. M., Data, W. C., Programme, M., for Ecology, C., Britain), H. (Great, e Unesco. (2000b). *Detecting Trend and Other Changes in Hydrological Data*. World Meteorological Organization.
- Kundzewicz, Z. W., Graczyk, D., Maurer, T., Pińskwar, I., Radziejewski, M., Svensson, C., e Szwed, M. (2005). Trend detection in river flow series: 1. Annual maximum flow / Détection de tendance dans des séries de débit fluvial: 1. Débit maximum annuel. *Hydrol. Sci. J.*, 50(5).
- Kundzewicz, Z. W., Mata, L. J., Arnell, N. W., Döll, P., Jimenez, B., Miller, K., Oki, T., Sen, Z., e Shiklomanov, I. (2008). The implications of projected climate change for freshwater resources and their management. *Hydrol. Sci. J.*, 53(1), 3–10.
- Kundzewicz, Z. W., e Robson, A. J. (2004). Change detection in hydrological records---a review of the methodology / Revue méthodologique de la détection de changements dans les chroniques hydrologiques. *Hydrol. Sci. J.*, 49(1), 7–19.
- Kwakkel, J. H., Haasnoot, M., e Walker, W. E. (2015). Developing dynamic adaptive policy pathways: a computer-assisted approach for developing adaptive strategies for a deeply uncertain world. *Clim. Change*, 132(3), 373–386.
- Kwon, H.-H., Brown, C., e Lall, U. (2008). Climate informed flood frequency analysis and prediction in Montana using hierarchical Bayesian modeling. *Geophys. Res. Lett.*, 35(5).
- Lacombe, G., Hoanh, C. T., e Smakhtin, V. (2012). Multi-year variability or unidirectional trends? Mapping long-term precipitation and temperature changes in continental Southeast Asia using PRECIS regional climate model. *Clim. Change*, 113(2), 285–299.
- Lehner, B., Liermann, C. R., Revenga, C., Vörösmarty, C., Fekete, B., Crouzet, P., Döll, P., Endejan, M., Frenken, K., Magome, J., Nilsson, C., Robertson, J. C., Rödel, R., Sindorf, N., e Wissler, D. (2011). High-resolution mapping of the world's reservoirs and dams for sustainable river-flow management. *Front. Ecol. Environ.*, 9(9), 494–502.
- Lempert, R. J., Bryant, B. P., e Bankes, S. C. (2008). *Comparing algorithms for scenario discovery*. Rep. No. WR-557-NSF RAND. Santa Monica, CA.

- Lempert, R. J., e Collins, M. T. (2007). Managing the risk of uncertain threshold responses: comparison of robust, optimum, and precautionary approaches. *Risk Anal.*, 27(4), 1009–1026.
- Lempert, R. J., Popper, S. W., e Bankes, S. C. (2003). *Shaping the next one hundred years: New methods for quantitative, long-term policy analysis; MR-1626-RPC, The RAND Pardee Center, Santa Monica, CA.*
- Lempert, R., Nakicenovic, N., Sarewitz, D., e Schlesinger, M. (2004). Characterizing climate-change uncertainties for decision-makers. An editorial essay. *Clim. Change*, 65(1/2), 1–9.
- Lettenmaier, D. P. (1976). Detection of trends in water quality data from records with dependent observations. *Water Resour. Res.*, 12(5), 1037–1046.
- Lettenmaier, D. P., Wood, E. F., e Wallis, J. R. (1994). Hydro-climatological trends in the continental United States, 1948-88. *J. Clim.*, 7(4), 586–607.
- Li, J., e Tan, S. (2015). Nonstationary flood frequency analysis for annual flood peak series, adopting climate indices and check dam index as covariates. *Water Resour. Manage.*, 29(15), 5533–5550.
- Liebmann, B., Vera, C. S., Carvalho, L. M. V, Camilloni, I. A., Hoerling, M. P., Allured, D., Barros, V. R., Báez, J., e Bidegain, M. (2004). An observed trend in central South American precipitation. *J. Clim.*, 17(22), 4357–4367.
- Lima, C. H. R., Lall, U., Troy, T. J., e Devineni, N. (2015). A climate informed model for nonstationary flood risk prediction: Application to Negro River at Manaus, Amazonia. *J. Hydrol. (Amst.)*, 522, 594–602.
- Lima, J. W. M. (org), Collischonn, W. (org), e Marengo, J. A. (org). (2014). *Efeitos das mudanças climáticas na geração de energia elétrica. 1. ed. São Paulo. Hunter, 2014. v. 1. 357p.*
- Limsakul, A., e Singhruck, P. (2016). Long-term trends and variability of total and extreme precipitation in Thailand. *Atmos. Res.*, 169, 301–317.
- Lins, H. F., e Slack, J. R. (1999). Streamflow trends in the United States. *Geophys. Res. Lett.*, 26(2), 227–230.

- Liu, S., Huang, S., Huang, Q., Xie, Y., Leng, G., Luan, J., Song, X., Wei, X., e Li, X. (2017). Identification of the non-stationarity of extreme precipitation events and correlations with large-scale ocean-atmospheric circulation patterns: A case study in the Wei River Basin, China. *J. Hydrol. (Amst.)*, 548, 184–195.
- Liuzzo, L., Bono, E., Sammartano, V., e Freni, G. (2016). Analysis of spatial and temporal rainfall trends in Sicily during the 1921–2012 period. *Theor. Appl. Climatol.*, 126(1–2), 113–129.
- Livezey, R. E., e Chen, W. Y. (1983a). Statistical Field Significance and its Determination by Monte Carlo Techniques. *Mon. Weather Rev.*, 111(1), 46–59.
- Livezey, R. E., e Chen, W. Y. (1983b). Statistical Field Significance and its Determination by Monte Carlo Techniques. *Mon. Weather Rev.*, 111(1), 46–59.
- López, J., e Francés, F. (2013). Non-stationary flood frequency analysis in continental Spanish rivers, using climate and reservoir indices as external covariates. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 17(8), 3189–3203.
- Loucks, D. P., e van Beek, E. (2005). *Water resources systems planning and management an introduction to methods, models and applications*. UNESCO, WL - Delft Hydraulics, 2005, Paris, France.
- Lownsbery, K. E. (2014). *Quantifying the impacts of future uncertainties on the Apalachicola-Chattahoochee-flint basin*. MS thesis. University of Massachusetts Amherst.
- Luke, A., Vrugt, J. A., AghaKouchak, A., Matthew, R., e Sanders, B. F. (2017). Predicting nonstationary flood frequencies: Evidence supports an updated stationarity thesis in the United States. *Water Resour. Res.*, 53(7), 5469–5494.
- Madsen, H., Lawrence, D., Lang, M., Martinkova, M., e Kjeldsen, T. R. (2013). *A review of applied methods in Europe for flood-frequency analysis in a changing environment*. NERC/Centre for Ecology and Hydrology.
- Madsen, H., Lawrence, D., Lang, M., Martinkova, M., e Kjeldsen, T. R. (2014a). Review of trend analysis and climate change projections of extreme precipitation and floods in Europe. *J. Hydrol. (Amst.)*, 519, 3634–3650.

- Madsen, H., Lawrence, D., Lang, M., Martinkova, M., e Kjeldsen, T. R. (2014b). Review of trend analysis and climate change projections of extreme precipitation and floods in Europe. *Journal of Hydrology*, 519, 3634–3650. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.11.003>
- Magrin., G. C., D., G. G., C., C. C. J., Giménez., A. R., Nobre, M. G. J. N., e Villamizar, A. (2007). *Climate change 2007 - impacts, adaptation and vulnerability: Working group II contribution to the fourth assessment report of the IPCC*. Cambridge University Press.
- Mailhot, A., Talbot, G., Ricard, S., Turcotte, R., e Guinard, K. (2018). Assessing the potential impacts of dam operation on daily flow at ungauged river reaches. *J. Hydrol. Reg. Stud.*, 18, 156–167.
- Mallakpour, I., Villarini, G., Jones, M. P., e Smith, J. A. (2017). On the use of Cox regression to examine the temporal clustering of flooding and heavy precipitation across the central United States. *Glob. Planet. Change*, 155, 98–108.
- Mallya, G., Mishra, V., Niyogi, D., Tripathi, S., e Govindaraju, R. S. (2016). Trends and variability of droughts over the Indian monsoon region. *Weather Clim. Extrem.*, 12, 43–68.
- Mann, H. B. (1945). Nonparametric Tests Against Trend. *Econometrica*, 13(3), 245.
- Manning, L. J., Hall, J. W., Fowler, H. J., Kilsby, C. G., e Tebaldi, C. (2009). Using probabilistic climate change information from a multimodel ensemble for water resources assessment: probabilistic climate change information. *Water Resour. Res.*, 45(11).
- Marengo, J. A. (1995). Variations and change in south American streamflow. *Clim. Change*, 31(1), 99–117.
- Marengo, J. A. (2009). *Future Change of Climate in South America in the Late 21st Century: the CREAS Project*. 3(2), 5.
- Marengo, J. A., e Alves, L. M. (2005). Tendências hidrológicas da bacia do rio Paraíba do Sul. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 20(2), 215–226.

- Marengo, J. A., Rusticucci, M., Penalba, O., e Renom, M. (2008). An intercomparison of observed and simulated extreme rainfall and temperature events during the last half of the twentieth century: part 2: historical trends. *Clim. Change*.
- Marengo, J. A., Souza Jr, C. M., Thonicke, K., Burton, C., Halladay, K., Betts, R. A., Alves, L. M., e Soares, W. R. (2018). Changes in climate and land use over the Amazon region: Current and future variability and trends. *Front. Earth Sci.*, 6.
- Marengo, J. A., Tomasella, J., e Uvo, C. R. (1998). Trends in streamflow and rainfall in tropical South America: Amazonia, eastern Brazil, and northwestern Peru. *J. Geophys. Res.*, 103(D2), 1775–1783.
- Marengo, J. A., e Valverde, M. C. (2007). Caracterização do clima no Século XX e Cenário de Mudanças de clima para o Brasil no Século XXI usando os modelos do IPCC-AR4. *Revista Multiciência, Campinas*, n. 8.
- Mark, New, Lopez, A., Dessai, S., e Wilby, R. (2007). Challenges in using probabilistic climate change information for impact assessments: an example from the water sector. *Philos. Trans. A Math. Phys. Eng. Sci.*, 365(1857), 2117–2131.
- Martinez, C. J., Maleski, J. J., e Miller, M. F. (2012). Trends in precipitation and temperature in Florida, USA. *J. Hydrol. (Amst.)*, 452–453, 259–281.
- Martínez-Fernández, J., Sánchez, N., e Herrero-Jiménez, C. M. (2013). Recent trends in rivers with near-natural flow regime: The case of the river headwaters in Spain. *Prog. Phys. Geogr.*, 37(5), 685–700.
- Mastin, M. C., Konrad, C. P., Veilleux, A. G., e Tecca, A. E. (2016). Magnitude, frequency, and trends of floods at gaged and ungaged sites in Washington, based on data through water year 2014. In *Scientific Investigations Report*. US Geological Survey.
- Matalas, N. C. (2012). Comment on the announced death of stationarity. *J. Water Resour. Plan. Manag.*, 138(4), 311–312.
- Matalas, N. C., e Sankarasubramanian, A. (2003). Effect of persistence on trend detection via regression: effect of persistence. *Water Resour. Res.*, 39(12).

- McAfee, S. A., Guentchev, G., e Eischeid, J. K. (2013). Reconciling precipitation trends in Alaska: 1. Station-based analyses: precipitation trends in Alaska. *J. Geophys. Res.*, *118*(14), 7523–7541.
- McCabe, G. J., Legates, D. R., e Lins, H. F. (2010). Variability and trends in dry day frequency and dry event length in the southwestern United States. *J. Geophys. Res.*, *115*(D7).
- McCuen, R. H. (2002). *Modeling hydrologic change: Statistical methods*. CRC Press.
- McCuen, R. H. (2016). *Modeling hydrologic change: Statistical methods*. CRC Press.
- McCullagh, P., e Nelder, J. A. (1989). *Generalized Linear Models* (2nd ed.). Chapman and Hall/CRC.
- McCulloch, C. E. (1997). Maximum likelihood algorithms for generalized linear mixed models. *J. Am. Stat. Assoc.*, *92*(437), 162–170.
- McCulloch, C. E. (2003). *Generalized linear mixed models*. Institute of Mathematical Statistics.
- McMahon, T. A., Vogel, R. M., Peel, M. C., e Pegram, G. G. S. (2007). Global streamflows -- Part 1: Characteristics of annual streamflows. *J. Hydrol. (Amst.)*, *347*(3–4), 243–259.
- Mearns, L. O., Lettenmaier, D. P., e McGinnis, S. (2015). Uses of Results of Regional Climate Model Experiments for Impacts and Adaptation Studies: the Example of NARCCAP. *Current Climate Change Reports*, *1*(1), 1–9. <https://doi.org/10.1007/s40641-015-0004-8>
- Merz, B., Nguyen, V. D., e Vorogushyn, S. (2016). Temporal clustering of floods in Germany: Do flood-rich and flood-poor periods exist? *J. Hydrol. (Amst.)*, *541*, 824–838.
- Merz, B., Vorogushyn, S., Uhlemann, S., Delgado, J., e Hundecha, Y. (2012). HESS Opinions “More efforts and scientific rigour are needed to attribute trends in flood time series”. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, *16*(5), 1379–1387.

- Miao, C. Y., Shi, W., Chen, X. H., e Yang, L. (2012). Spatio-temporal variability of streamflow in the Yellow River: possible causes and implications. *Hydrol. Sci. J.*, 57(7), 1355–1367.
- Milly, P. C. D., Betancourt, J., Falkenmark, M., Hirsch, R. M., Kundzewicz, Z. W., Lettenmaier, D. P., e Stouffer, R. J. (2008). Climate change. Stationarity is dead: whither water management? *Science*, 319(5863), 573–574.
- Min, S.-K., Zhang, X., Zwiers, F. W., e Hegerl, G. C. (2011). Human contribution to more-intense precipitation extremes. *Nature*, 470(7334), 378–381.
- Moody, P., e Brown, C. (2013). Robustness indicators for evaluation under climate change: Application to the upper Great Lakes: Robustness Indicators for Climate Change on Lakes. *Water Resour. Res.*, 49(6), 3576–3588.
- Moreira, J., Naghettini, M., e Eleutério, J. (2016). Frequência e risco sob não-estacionariedade em registros pluviométricos da bacia do alto rio Tarauacá, Acre. *RBRH*, 21(1), 232–241.
- Morgan, M., Dowlatabadi, H., Henrion, M., Keith, D., Lempert, R., McBride, S., Small, M., e Wilbanks, T. (2009). *U.S. Climate Change Science Program. Synthesis and Assessment Product 5.2. Best Practice Approaches for Characterizing, Communicating and Incorporating Scientific Uncertainty in Climate Decision Making (Online)*.
- Morgan, M. G., e Henrion, M. (1990). *Uncertainty: A guide to dealing with uncertainty in quantitative risk and policy analysis*. Cambridge university press, Cambridge, 235 UK.
- Morin, E. (2011). To know what we cannot know: Global mapping of minimal detectable absolute trends in annual precipitation: minimal detectable precipitation trends. *Water Resour. Res.*, 47(7).
- Murphy, C., Harrigan, S., Hall, J., e Wilby, R. L. (2013). Climate-driven trends in mean and high flows from a network of reference stations in Ireland. *Hydrol. Sci. J.*, 58(4), 755–772.
- Nazemi, A., Wheeler, H. S., Chun, K. P., e Elshorbagy, A. (2013). A stochastic reconstruction framework for analysis of water resource system vulnerability to

- climate-induced changes in river flow regime: stochastic reconstruction of flow regime. *Water Resour. Res.*, 49(1), 291–305.
- New, M., Lopez, A., Dessai, S., e Wilby, R. (2007). Challenges in using probabilistic climate change information for impact assessments: an example from the water sector. *Philos. Trans. A Math. Phys. Eng. Sci.*, 365(1857), 2117–2131.
- Nilsson, C., Reidy, C. A., Dynesius, M., e Revenga, C. (2005). Fragmentation and flow regulation of the world's large river systems. *Science*, 308(5720), 405–408.
- Nóbrega, M. T., Collischonn, W., Tucci, C. E. M., e Paz, A. R. (2011). Uncertainty in climate change impacts on water resources in the Rio Grande Basin, Brazil. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 15(2), 585–595.
- O'Brien, N. L., e Burn, D. H. (2014). A nonstationary index-flood technique for estimating extreme quantiles for annual maximum streamflow. *J. Hydrol. (Amst.)*, 519, 2040–2048.
- Oliveira, P. T., e Silva, C. M., e Lima, K. C. (2017). Climatology and trend analysis of extreme precipitation in subregions of Northeast Brazil. *Theor. Appl. Climatol.*, 130(1–2), 77–90.
- Önöz, B., e Bayazit, M. (2012). Block bootstrap for Mann-Kendall trend test of serially dependent data: block bootstrap for Mann-Kendall trend test of serially dependent data. *Hydrol. Process.*, 26(23), 3552–3560.
- Onyutha, C. (2016). Statistical uncertainty in hydrometeorological trend analyses. *Adv. Meteorol.*, 2016, 1–26.
- Ouarda, T. B. M. J., e El-Adlouni, S. (2011). Bayesian nonstationary frequency analysis of hydrological Variables. *J. Am. Water Resour. Assoc.*, 47(3), 496–505.
- Papalexiou, S. M., e Montanari, A. (2019). Global and regional increase of precipitation extremes under global warming. *Water Resour. Res.*, 55, 4901–4914.
- Parey, S., Hoang, T. T. H., e Dacunha-Castelle, D. (2010). Different ways to compute temperature return levels in the climate change context. *Environmetrics*, 21(7–8), 698–718.

- Parey, S., Malek, F., Laurent, C., e Dacunha-Castelle, D. (2007). Trends and climate evolution: Statistical approach for very high temperatures in France. *Clim. Change*, 81(3–4), 331–352.
- Paulino, V. E. do N., Studart, T. M. de C., Campos, J. N. B., Pestana, C. J., Luna, R. M., e Alves, J. M. B. (2019). Trends in crop reference evapotranspiration and climatological variables across Ceará State -- Brazil. *Rev. Bras. Meteorol.*, 34(1), 79–88.
- Pedron, I. T., Silva Dias, M. A. F., de Paula Dias, S., Carvalho, L. M. V, e Freitas, E. D. (2017). Trends and variability in extremes of precipitation in Curitiba - Southern Brazil: trends in Curitiba rainfall. *Int. J. Climatol.*, 37(3), 1250–1264.
- Peeters, M. J. (2016). Practical significance: Moving beyond statistical significance. *Curr. Pharm. Teach. Learn.*, 8(1), 83–89.
- Penereiro, J. C., Badinger, A., Maccheri, N. A., e Meschiatti, M. C. (2018). Distribuições de Tendências Sazonais de Temperatura Média e Precipitação nos Biomas Brasileiros. *Rev. Bras. Meteorol.*, 33(1), 97–113.
- Petrow, T., e Merz, B. (2009). Trends in flood magnitude, frequency and seasonality in Germany in the period 1951--2002. *J. Hydrol. (Amst.)*, 371(1–4), 129–141.
- Pezza, A. B., Simmonds, I., e Pereira Filho, A. J. (2009). Climate perspective on the large-scale circulation associated with the transition of the first South Atlantic hurricane. *Int. J. Climatol.*, 29(8), 1116–1130.
- Pinheiro, A., Graciano, R. L. G., e Severo, D. L. (2013). Tendência das séries temporais de precipitação da região sul do Brasil. *Rev. Bras. Meteorol.*, 28(3), 281–290.
- Piniewski, M., e Marcinkowski Paweł and Kundzewicz, Z. W. (2018). Trend detection in river flow indices in Poland. *Acta Geophys.*, 66(3), 347–360.
- Potter, N. J., Chiew, F. H. S., e Frost, A. J. (2010). An assessment of the severity of recent reductions in rainfall and runoff in the Murray-Darling Basin. *J. Hydrol. (Amst.)*, 381(1–2), 52–64.
- Prosdocimi, I., Kjeldsen, T. R., e Miller, J. D. (2015). Detection and attribution of urbanization effect on flood extremes using nonstationary flood-frequency models: urbanization and nonstationarity. *Water Resour. Res.*, 51(6), 4244–4262.

- Prosdocimi, I., Kjeldsen, T. R., e Svensson, C. (2014). Non-stationarity in annual and seasonal series of peak flow and precipitation in the UK. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 14(5), 1125–1144.
- Prudhomme, C., Wilby, R. L., Crooks, S., Kay, A. L., e Reynard, N. S. (2010). Scenario-neutral approach to climate change impact studies: Application to flood risk. *J. Hydrol. (Amst.)*, 390(3–4), 198–209.
- Pujol, N., Neppel, L., e Sabatier, R. (2007). Regional tests for trend detection in maximum precipitation series in the French Mediterranean region. *Hydrol. Sci. J.*, 52(5), 956–973.
- Quade, E. S. (1989). *Analysis for Public Decisions* (3rd ed.). Elsevier Science Publishing Co. Inc.
- Rahmani, V., e Harrington Jr, J. (2019). Assessment of climate change for extreme precipitation indices: A case study from the central United States. *Int. J. Climatol.*, 39(2), 1013–1025.
- Raiffa, H., e Schlaifer, R. (1968). *Applied Statistical Decision Theory*. MIT Press.
- Ray, P. A., e Brown, C. M. (2015). *Confronting climate uncertainty in water resources planning and project design: The decision tree framework*. World Bank Publications. Washington, D.C.
- Ray, P. A., Taner, M. Ü., Schlef, K. E., Wi, S., Khan, H. F., Freeman, S. S. G., e Brown, C. M. (2019). Growth of the decision tree: Advances in bottom-up climate change risk management. *J. Am. Water Resour. Assoc.*, 55(4), 920–937.
- Re, M., e Barros, V. R. (2009). Extreme rainfalls in SE South-America. *Clim. Change*, 96(1–2), 119–136.
- Read, L. K., e Vogel, R. M. (2015). Reliability, return periods, and risk under nonstationarity. *Water Resour. Res.*, 51(8), 6381–6398.
- Ren, L., Arkin, P., Smith, T. M., e Shen, S. S. P. (2013). Global precipitation trends in 1900–2005 from a reconstruction and coupled model simulations. *J. Geophys. Res.*, 118(4), 1679–1689.

- Renard, B., e Lall, U. (2014). Regional frequency analysis conditioned on large-scale atmospheric or oceanic fields. *Water Resour. Res.*, 50(12), 9536–9554.
- Renard, B., Lang, M., Bois, P., Dupeyrat, A., Mestre, O., Niel, H., Sauquet, E., Prudhomme, C., Parey, S., Paquet, E., Neppel, L., e Gailhard, J. (2008a). Regional methods for trend detection: Assessing field significance and regional consistency. *Water Resour. Res.*, 44(8), 1–17.
- Renard, B., Lang, M., Bois, P., Dupeyrat, A., Mestre, O., Niel, H., Sauquet, E., Prudhomme, C., Parey, S., Paquet, E., Neppel, L., e Gailhard, J. (2008b). Regional methods for trend detection: Assessing field significance and regional consistency. *Water Resour. Res.*, 44(8), 1–17.
- Rice, J. S., Emanuel, R. E., Vose, J. M., e Nelson, S. A. C. (2015). Continental U.S. streamflow trends from 1940 to 2009 and their relationships with watershed spatial characteristics. *Water Resources Research*, 51(8), 6262–6275.
- Rigby, R. A., e Stasinopoulos, D. M. (2005). Generalized additive models for location, scale and shape (with discussion). *J. R. Stat. Soc. Ser. C. Appl. Stat.*, 54(3), 507–554.
- Rivard, C., e Vigneault, H. (2009). Trend detection in hydrological series: when series are negatively correlated. *Hydrol. Process.*, 23(19), 2737–2743.
- Rodrigo, F. S., e Trigo, R. M. (2007). Trends in daily rainfall in the Iberian Peninsula from 1951 to 2002. *Int. J. Climatol.*, 27(4), 513–529.
- Rogers, P., e Fiering, M. (1989). Climate change: Do we know enough to act. *Forum Appl. Res. Public Policy*, 4(4), 5–13.
- Rosin, C., Amorim, R., e Morais, T. (2015). Análise de tendências hidrológicas na bacia do rio das Mortes / analysis of hydrological trends in the Rio das Mortes watershed. *RBRH*, 20(4), 991–998.
- Rosner, A., Vogel, R. M., e Kirshen, P. H. (2014). A risk-based approach to flood management decisions in a nonstationary world. *Water Resour. Res.*, 50, 1928–1942.
- Rougé, C., Ge, Y., e Cai, X. (2013). Detecting gradual and abrupt changes in hydrological records. *Adv. Water Resour.*, 53, 33–44.

- Sagarika, S., Kalra, A., e Ahmad, S. (2014). Evaluating the effect of persistence on long-term trends and analyzing step changes in streamflows of the continental United States. *J. Hydrol. (Amst.)*, 517, 36–53.
- Salas, J. D., Delleur, J. W., e Yevjevich, V. (1985). *Applied modeling of hydrologic time series*. Water Resources Publications.
- Salas, J. D., e Obeysekera, J. (2014). Revisiting the concepts of return period and risk for nonstationary hydrologic extreme events. *J. Hydrol. Eng.*, 19(3), 554–568.
- Salas, J. D., Obeysekera, J., e Vogel, R. M. (2018). Techniques for assessing water infrastructure for nonstationary extreme events: a review. *Hydrol. Sci. J.*, 63(3), 325–352.
- Salgueiro, J. H. P. B., Pinto, E. J. A., e Montenegro, S. M. G. L. (2014). Tendência de índices pluviométricos na bacia do rio Capibaribe-PE e sua Influência na gestão dos recursos hídricos. *Revista Brasileira de Geografia Física*, 7(5), 1002–1014.
- Salgueiro, J. H. P. de B., Montenegro, S. M. G. L., Pinto, E. J. de A., Silva, B. B. da, Souza, W. M. de, e Oliveira, L. M. M. de. (2016). Influence of oceanic-atmospheric interactions on extreme events of daily rainfall in the Sub-basin 39 located in Northeastern Brazil. *RBRH*, 21(4), 685–693.
- Salviano, M. F., Groppo, J. D., e Pellegrino, G. Q. (2016). Análise de Tendências em Dados de Precipitação e Temperatura no Brasil. *Rev. Bras. Meteorol.*, 31(1), 64–73.
- Sankarasubramanian, A., e Lall, U. (2003). Flood quantiles in a changing climate: Seasonal forecasts and causal relations: seasonal flood forecasts. *Water Resour. Res.*, 39(5), 1134.
- Santos, C. A. C. dos, e Oliveira, V. G. de. (2017). Trends in extreme climate indices for Pará state, Brazil. *Rev. Bras. Meteorol.*, 32(1), 13–24.
- Santos Ferreira, P. dos, Souza, W. M. de, Silva, J. F. da, e Gomes, V. P. (2018). Variabilidade Espaço-Temporal das Tendências de Precipitação na Mesorregião Sul Cearense e sua Relação com as Anomalias de TSM. *Rev. Bras. Meteorol.*, 33(1), 141–152.

- Santos, M., e Frago, M. (2013). Precipitation variability in Northern Portugal: Data homogeneity assessment and trends in extreme precipitation indices. *Atmos. Res.*, 131, 34–45.
- Satyamurty, P., de Castro, A. A., Tota, J., da Silva Gularte, L. E., e Manzi, A. O. (2010). Rainfall trends in the Brazilian Amazon Basin in the past eight decades. *Theor. Appl. Climatol.*, 99(1–2), 139–148.
- Savin, N. E., e White, K. J. (1977). The Durbin-Watson test for serial correlation with extreme sample sizes or many regressors. *Econometrica*, 45(8), 1989.
- Schlef, K. E., François, B., Robertson, A. W., e Brown, C. (2018). A general methodology for climate-informed approaches to long-term flood projection---illustrated with the Ohio river basin. *Water Resour. Res.*, 54(11), 9321–9341.
- Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *Ann. Stat.*, 6(2), 461.
- Scofield, G., Angelis, C., e Junior, W. (2014). Estudo das Tendências do Total de Precipitação e do Número de Dias Chuvosos no Litoral Norte de São Paulo. *RBRH*, 19(3), 19–31.
- Seager, R., Naik, N., Baethgen, W., Robertson, A., Kushnir, Y., Nakamura, J., e Jurburg, S. (2010). Tropical oceanic causes of interannual to multidecadal precipitation variability in southeast South America over the past century. *J. Clim.*, 23(20), 5517–5539.
- Sen, P. K. (1968). Estimates of the regression coefficient based on Kendall's tau. *J. Am. Stat. Assoc.*, 63(324), 1379.
- Seneviratne, S. I., e Koster, R. D. (2012). A revised framework for analyzing soil moisture memory in climate data: Derivation and interpretation. *J. Hydrometeorol.*, 13(1), 404–412.
- Serago, J. M., e Vogel, R. M. (2018). Parsimonious nonstationary flood frequency analysis. *Adv. Water Resour.*, 112, 1–16.
- Serinaldi, F., e Kilsby, C. (2016a). Understanding persistence to avoid underestimation of collective flood risk. *Water (Basel)*, 8(4), 152.

- Serinaldi, F., e Kilsby, C. G. (2015). Stationarity is undead: Uncertainty dominates the distribution of extremes. *Adv. Water Resour.*, 77, 17–36.
- Serinaldi, F., e Kilsby, C. G. (2016b). The importance of prewhitening in change point analysis under persistence. *Stoch. Environ. Res. Risk Assess.*, 30(2), 763–777.
- Serinaldi, F., Kilsby, C. G., e Lombardo, F. (2018). Untenable nonstationarity: An assessment of the fitness for purpose of trend tests in hydrology. *Adv. Water Resour.*, 111, 132–155.
- Shang, H., Yan, J., e Zhang, X. (2011). El Niño-Southern Oscillation influence on winter maximum daily precipitation in California in a spatial model: spatial extremes of precipitation in California. *Water Resour. Res.*, 47(11).
- Sharma, C. S., Panda, S. N., Pradhan, R. P., Singh, A., e Kawamura, A. (2016). Precipitation and temperature changes in eastern India by multiple trend detection methods. *Atmos. Res.*, 180, 211–225.
- Sheikh, M. M., Manzoor, N., Ashraf, J., Adnan, M., Collins, D., Hameed, S., Manton, M. J., Ahmed, A. U., Baidya, S. K., Borgaonkar, H. P., Islam, N., Jayasinghearachchi, D., Kothawale, D. R., Premalal, K. H. M. S., Revadekar, J. V, e Shrestha, M. L. (2015). Trends in extreme daily rainfall and temperature indices over South Asia: trends in climate extreme indices over south Asia. *Int. J. Climatol.*, 35(7), 1625–1637.
- Silva, A. T., Naghettini, M., e Portela, M. M. (2016). On some aspects of peaks-over-threshold modeling of floods under nonstationarity using climate covariates. *Stoch. Environ. Res. Risk Assess.*, 30(1), 207–224.
- Silva, A. T., Portela, M. M., Naghettini, M., e Fernandes, W. (2017). A Bayesian peaks-over-threshold analysis of floods in the Itajaí-açu River under stationarity and nonstationarity. *Stoch. Environ. Res. Risk Assess.*, 31(1), 185–204.
- Silva, B. C., e Clarke, R. T. (2004). Análise estatística de chuvas intensas na bacia do rio São Francisco. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 19(3), 265–272.
- Silveira, C. da S., Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-brasileira, Filho, F. de A. S., Júnior, F. das C. V., Júnior, L. M. de A., Cabral, S. L., Universidade Federal do Ceará, Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos,

- Universidade Federal do Ceará, e Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais. (2018). Mudanças climáticas e o setor hidroelétrico brasileiro: uma análise com base em modelos do IPCC-AR5. *Rev. Bras. Ciênc. Ambient.*, 47, 46–60.
- Silveira, C., Filho, F., Lázaro, Y., Costa, A., Sales, D., e Coutinho, M. (2012). Sazonalidade da Precipitação Sobre o Nordeste Setentrional Brasileiro nas Simulações do IPCC-AR4. *RBRH*, 17(3), 125–134.
- Silveira, C., Filho, F., Lopes, J., Barbosa, P., e Tiezzi, R. (2014). Análise das projeções de vazões nas bacias do setor elétrico brasileiro usando dados do IPCC-AR4 para o século XXI. *RBRH*, 19(4), 59–71.
- Silveira, C., Filho, F., Martins, E., Oliveira, J., Costa, A., Nobrega, M., Souza, S., e Silva, R. (2016). Mudanças climáticas na bacia do rio São Francisco: Uma análise para precipitação e temperatura / Climate change in the São Francisco river basin: analysis of precipitation and temperature. *RBRH*, 21(2), 416–428.
- Singh, R., Wagener, T., Crane, R., Mann, M. E., e Ning, L. (2014). A vulnerability driven approach to identify adverse climate and land use change combinations for critical hydrologic indicator thresholds: Application to a watershed in Pennsylvania, USA. *Water Resour. Res.*, 50(4), 3409–3427.
- Sippel, S., Zscheischler, J., Heimann, M., Lange, H., Mahecha, M. D., van Oldenborgh, G. J., Otto, F. E. L., e Reichstein, M. (2017). Have precipitation extremes and annual totals been increasing in the world's dry regions over the last 60 years? *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 21(1), 441–458.
- Skansi, M. de L. M., Brunet, M., Sigró, J., Aguilar, E., Arevalo Groening, J. A., Bentancur, O. J., Castellón Geier, Y. R., Correa Amaya, R. L., Jácome, H., Malheiros Ramos, A., Oria Rojas, C., Pasten, A. M., Sallons Mitro, S., Villaroel Jiménez, C., Martínez, R., Alexander, L. V, e Jones, P. D. (2013). Warming and wetting signals emerging from analysis of changes in climate extreme indices over South America. *Glob. Planet. Change*, 100, 295–307.
- Sonali, P., e Nagesh Kumar, D. (2013). Review of trend detection methods and their application to detect temperature changes in India. *J. Hydrol. (Amst.)*, 476, 212–227.

- Souza, S. A. de, Amorim, R. S., e Reis, D. S. (2020). influência da correlação temporal e da multiplicidade de testes na detecção de tendências de índices de chuva no território brasileiro. *Rev. Bras. Climatol.*, 26(0).
- Souza Filho, F. A. (2003). Variabilidade e Mudança Climática nos Semi-Áridos Brasileiros. In C. E. M. Tucci e B. Braga (Eds.), *Clima e Recursos Hídricos no Brasil* (pp. 77–116). ABRH, Porto Alegre,RS.
- Spence, C. M., e Brown, C. M. (2016). Nonstationary decision model for flood risk decision scaling. *Water Resour. Res.*, 52, 8650–8667.
- Stahl, K., Hisdal, H., Hannaford, J., Tallaksen, L. M., van Lanen, H. A. J., Sauquet, E., Demuth, S., Fendekova, M., e Jódar, J. (2010). Streamflow trends in Europe: evidence from a dataset of near-natural catchments. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 14(12), 2367–2382.
- Stainforth, D. A., Downing, T. E., Washington, R., Lopez, A., e New, M. (2007). Issues in the interpretation of climate model ensembles to inform decisions. *Philos. Trans. A Math. Phys. Eng. Sci.*, 365(1857), 2163–2177.
- Stakhiv, E. Z. (2011). Pragmatic approaches for water management under climate change Uncertainty1: Pragmatic approaches for water management under climate change uncertainty. *J. Am. Water Resour. Assoc.*, 47(6), 1183–1196.
- Stasinopoulos, D. M., e Rigby, R. A. (2007). Generalized additive models for location scale and shape (GAMLSS) inR. *J. Stat. Softw.*, 23(7).
- Stedinger, J. R., e Griffis, V. W. (2011). Getting from here to where? Flood frequency analysis and Climate. *J. Am. Water Resour. Assoc.*, 47(3), 506–513.
- Steinschneider, S., e Lall, U. (2015). A hierarchical Bayesian regional model for nonstationary precipitation extremes in Northern California conditioned on tropical moisture exports. *Water Resour. Res.*, 51(3), 1472–1492.
- Steinschneider, S., Wi, S., e Brown, C. (2015). The integrated effects of climate and hydrologic uncertainty on future flood risk assessments: flood risk under hydrologic and climate uncertainty. *Hydrol. Process.*, 29(12), 2823–2839.
- Storch, H. V. (1982). A remark on chervin-Schneider's algorithm to test significance of climate experiments with GCM's. *J. Atmos. Sci.*, 39(1), 187–189.

- Su, L., Miao, C., Kong, D., Duan, Q., Lei, X., Hou, Q., e Li, H. (2018). Long-term trends in global river flow and the causal relationships between river flow and ocean signals. *J. Hydrol. (Amst.)*, 563, 818–833.
- Sullivan, G. M., e Feinn, R. (2012). Using effect size-or why the P-value is not enough. *J. Grad. Med. Educ.*, 4(3), 279–282.
- Sun, F., Roderick, M. L., e Farquhar, G. D. (2018). Rainfall statistics, stationarity, and climate change. *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.*, 115(10), 2305–2310.
- Sun, W., Reich, B. J., Cai, T. T., Guindani, M., e Schwartzman, A. (2015). False discovery control in large-scale spatial multiple testing. *J. R. Stat. Soc. Series B Stat. Methodol.*, 77(1), 59–83.
- Sun, X., Thyer, M., Renard, B., e Lang, M. (2014). A general regional frequency analysis framework for quantifying local-scale climate effects: A case study of ENSO effects on Southeast Queensland rainfall. *J. Hydrol. (Amst.)*, 512, 53–68.
- Svensson, C., Kundzewicz, W. Z., e Maurer, T. (2005). Trend detection in river flow series: 2. Flood and low-flow index series / Détection de tendance dans des séries de débit fluvial: 2. Séries d'indices de crue et d'étiage. *Hydrol. Sci. J.*, 50(5).
- Tamaddun, K., Kalra, A., e Ahmad, S. (2016). Identification of streamflow changes across the continental United States using variable record lengths. *Hydrology*, 3(2), 24.
- Teixeira, M. da S., e Satyamurty, P. (2011). Trends in the frequency of intense precipitation events in southern and southeastern Brazil during 1960--2004. *J. Clim.*, 24(7), 1913–1921.
- Tomasella, J., Rodrigues, D. A., Cuartas, L. A., Ferreira, M., Ferreira, J. C., e Marengo, J. (2009). *Estudo de impacto das mudanças climáticas sobre os recursos hídricos superficiais e sobre os níveis dos aquíferos na bacia do rio Tocantins. Convênio de Cooperação Técnico-Científica INPE-VALE. INPE/CCST, Manaus, AM.*
- Tramblay, Y., Amoussou, E., Dorigo, W., e Mahé, G. (2014). Flood risk under future climate in data sparse regions: Linking extreme value models and flood generating processes. *J. Hydrol. (Amst.)*, 519, 549–558.

- Tramblay, Y., Neppel, L., Carreau, J., e Najib, K. (2013). Non-stationary frequency analysis of heavy rainfall events in southern France. *Hydrol. Sci. J.*, 58(2), 280–294.
- van Buuren, S., e Fredriks, M. (2001). Worm plot: a simple diagnostic device for modelling growth reference curves. *Stat. Med.*, 20(8), 1259–1277.
- van Giersbergen, N. P. A. (2005). On the effect of deterministic terms on the bias in stable AR models. *Econ. Lett.*, 89(1), 75–82.
- Vano, J. A., Scott, M. J., Voisin, N., Stöckle, C. O., Hamlet, A. F., Mickelson, K. E. B., Elsner, M. M., e Lettenmaier, D. P. (2010). Climate change impacts on water management and irrigated agriculture in the Yakima River Basin, Washington, USA. *Clim. Change*, 102(1–2), 287–317.
- Ventura, V., Paciorek, C. J., e Risbey, J. S. (2004). Controlling the proportion of falsely rejected hypotheses when conducting multiple tests with climatological data. *J. Clim.*, 17(22), 4343–4356.
- Vicente-Serrano, S. M., Rodríguez-Camino, E., Domínguez-Castro, F., El Kenawy, A., e Azorín-Molina, C. (2017). An updated review on recent trends in observational surface atmospheric variables and their extremes over Spain. *Cuad. Investig. Geogr.*, 43(1), 209.
- Vicuna, S., Dracup, J. A., Lund, J. R., Dale, L. L., e Maurer, E. P. (2010). Basin-scale water system operations with uncertain future climate conditions: Methodology and case studies: water systems operations under future climate conditions. *Water Resour. Res.*, 46(4).
- Villafuerte II, M. Q., Matsumoto, J., Akasaka, I., Takahashi, H. G., Kubota, H., e Cinco, T. A. (2014). Long-term trends and variability of rainfall extremes in the Philippines. *Atmos. Res.*, 137, 1–13.
- Villarini, G., Serinaldi, F., Smith, J. A., e Krajewski, W. F. (2009). On the stationarity of annual flood peaks in the continental United States during the 20th century: stationarity of annual flood peaks. *Water Resour. Res.*, 45(8).

- Villarini, G., Smith, J. A., Serinaldi, F., Bales, J., Bates, P. D., e Krajewski, W. F. (2009). Flood frequency analysis for nonstationary annual peak records in an urban drainage basin. *Adv. Water Resour.*, 32(8), 1255–1266.
- Villarini, G., Smith, J. A., Vitolo, R., e Stephenson, D. B. (2013). On the temporal clustering of US floods and its relationship to climate teleconnection patterns: temporal clustering of us floods. *Int. J. Climatol.*, 33(3), 629–640.
- Vincent, L. A., Zhang, X., Mekis, É., Wan, H., e Bush, E. J. (2018). Changes in Canada's climate: Trends in indices based on daily temperature and precipitation data. *Atmosphere-Ocean*, 56(5), 332–349.
- Vogel, R. M., Rosner, A., e Kirshen, P. H. (2013). Brief Communication: Likelihood of societal preparedness for global change: trend detection. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 13(7), 1773–1778.
- Vogel, R. M., Tsai, Y., e Limbrunner, J. F. (1998). The regional persistence and variability of annual streamflow in the United States. *Water Resour. Res.*, 34(12), 3445–3459.
- Vogel, R. M., Yaindl, C., e Walter, M. (2011). Nonstationarity: Flood magnification and recurrence reduction factors in the united States. *J. Am. Water Resour. Assoc.*, 47(3), 464–474.
- von Storch, H. (1995). Misuses of statistical analysis in climate research. In *Analysis of Climate Variability* (pp. 11–26). Springer Berlin Heidelberg.
- Vörösmarty, C. J., Green, P., Salisbury, J., e Lammers, R. B. (2000). Global water resources: Vulnerability from climate change and population growth. *Science*, 289(5477), 284–288.
- Vörösmarty, C. J., Keshav P. Sharma, Balázs M. Fekete, Copeland, A. H., Holden, J., John Marble, e John A. Lough. (1997). The storage and aging of continental runoff in large reservoir systems of the world. *Ambio*, 26(4), 210–219.
- Waage, M. D., e Kaatz, L. (2011). Nonstationary water planning: An overview of several promising planning Methods. *J. Am. Water Resour. Assoc.*, 47(3), 535–540.

- Wagener, T., Sivapalan, M., Troch, P. A., McGlynn, B. L., Harman, C. J., Gupta, H. V., Kumar, P., Rao, P. S. C., Basu, N. B., e Wilson, J. S. (2010). The future of hydrology: An evolving science for a changing world: opinion. *Water Resour. Res.*, 46(5).
- Wald, A., e Wolfowitz, J. (1943). An exact test for randomness in the non-parametric case based on serial correlation. *Ann. Math. Stat.*, 14(4), 378–388.
- Walker, Thomas, G., India., Meteorological Office, e Poona. (1914). *Correlation in seasonal variations of weather, III: on the criterion for the reality of relationships or periodicities*. Meteorological Office.
- Walker, W., Haasnoot, M., e Kwakkel, J. (2013). Adapt or perish: A review of planning approaches for adaptation under deep uncertainty. *Sustainability*, 5(3), 955–979.
- Wan, L., e Li, Y. C. (2018). Time series trend analysis and prediction of water quality in a managed canal system, Florida (USA). *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.*, 191, 12013.
- Wang, W., Chen, X., Shi, P., e van Gelder, P. H. A. J. M. (2008). Detecting changes in extreme precipitation and extreme streamflow in the Dongjiang River Basin in southern China. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 12(1), 207–221.
- Wang, W., Chen, Y., Becker, S., e Liu, B. (2015a). Linear trend detection in serially dependent hydrometeorological data based on a variance correction Spearman rho method. *Water (Basel)*, 7(12), 7045–7065.
- Wang, W., Chen, Y., Becker, S., e Liu, B. (2015b). Variance correction prewhitening method for trend detection in autocorrelated data. *J. Hydrol. Eng.*, 20(12), 4015033.
- Wang, W., Van Gelder, P. H. A. J. M., e Vrijling, J. K. (2005). Detection of changes in streamflow series in western Europe over 1901--2000. *Water Sci. Technol. Water Supply*, 5(6), 289–299.
- Wang, W., Zhu, Y., Liu, B., Chen, Y., e Zhao, X. (2019). Innovative variance corrected Sen's trend test on persistent hydrometeorological data. *Water (Basel)*, 11(10), 2119.
- Wen, X., Pan, W., Sun, X., Li, M., Luo, S., Cao, B., Zhang, S., Wang, C., Zhang, Z., Meng, L., Ruan, Y., e Xie, B. (2020). Study on the variation trend of potential evapotranspiration in the three-river headwaters region in China over the past 20 years. *Front. Earth Sci.*, 8.

- Weng, S. Q., Huang, G. H., e Li, Y. P. (2010). An integrated scenario-based multi-criteria decision support system for water resources management and planning -- A case study in the Haihe River Basin. *Expert Syst. Appl.*, 37(12), 8242–8254.
- Westra, S., Alexander, L. V, e Zwiers, F. W. (2013). Global increasing trends in annual maximum daily precipitation. *J. Clim.*, 26(11), 3904–3918.
- Whateley, S., Steinschneider, S., e Brown, C. (2014). A climate change range-based method for estimating robustness for water resources supply. *Water Resour. Res.*, 50(11), 8944–8961.
- Whateley, S., Walker, J. D., e Brown, C. (2015). A web-based screening model for climate risk to water supply systems in the northeastern United States. *Environ. Model. Softw.*, 73, 64–75.
- Whitfield, P. H., Burn, D. H., Hannaford, J., Higgins, H., Hodgkins, G. A., Marsh, T., e Looser, U. (2012). Reference hydrologic networks I. The status and potential future directions of national reference hydrologic networks for detecting trends. *Hydrol. Sci. J.*, 57(8), 1562–1579.
- Wigley, T. M. L. (2009). The effect of changing climate on the frequency of absolute extreme events. *Clim. Change*, 97(1–2), 67–76.
- Wilby, R. L., e Dessai, S. (2010). Robust adaptation to climate change. *Weather*, 65(7), 180–185.
- Wilcox, C., Vischel, T., Panthou, G., Bodian, A., Blanchet, J., Descroix, L., Quantin, G., Cassé, C., Tanimoun, B., e Kone, S. (2018). Trends in hydrological extremes in the Senegal and Niger Rivers. *J. Hydrol. (Amst.)*, 566, 531–545.
- Wiley, M. W., e Palmer, R. N. (2008). Estimating the impacts and uncertainty of climate change on a municipal water supply system. *J. Water Resour. Plan. Manag.*, 134(3), 239–246.
- Wilks, D. S. (2006). On ``field significance`` and the false discovery rate. *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, 45(9), 1181–1189.

- Wilks, D. S. (2016). ``the stippling shows statistically significant grid points``: How research results are routinely overstated and overinterpreted, and what to do about it. *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, 97(12), 2263–2273.
- Williams, W. H., e Fisz, M. (1964). Probability theory and mathematical statistics. *Am. Math. Mon.*, 71(8), 939.
- World Meteorological Organization (WMO). (2017). *WMO guidelines on the calculation of climate normals (WMO - No. 1203)*. Geneva.
- Wu, Y., e Polvani, L. M. (2017). Recent trends in extreme precipitation and temperature over southeastern South America: The dominant role of stratospheric ozone depletion in the CESM Large Ensemble. *J. Clim.*, 30(16), 6433–6441.
- Xiong, B., Xiong, L., Chen, J., Xu, C.-Y., e Li, L. (2018). Multiple causes of nonstationarity in the Weihe annual low-flow series. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 22(2), 1525–1542.
- Yee, T. W., e Stephenson, A. G. (2007). Vector generalized linear and additive extreme value models. *Extremes (Boston)*, 10(1–2), 1–19.
- Yee, T. W., e Wild, C. J. (1996). Vector generalized additive models. *J. R. Stat. Soc.*, 58(3), 481–493.
- Yeste, P., Dorador, J., Martin-Rosales, W., Molero, E., Esteban-Parra, M. J., e Rueda, F. J. (2018). Climate-driven trends in the streamflow records of a reference hydrologic network in Southern Spain. *J. Hydrol. (Amst.)*, 566, 55–72.
- Yevjevich, V. (1972). *Probability statistics in hydrology*. Water Resources Publication, Fort Collins.
- Yue, S., e Hashino, M. (2003). Long term trends of annual and monthly precipitation in Japan. *J. Am. Water Resour. Assoc.*, 39(3), 587–596.
- Yue, S., Pilon, P., e Cavadias, G. (2002). Power of the Mann--Kendall and Spearman's rho tests for detecting monotonic trends in hydrological series. *J. Hydrol. (Amst.)*, 259(1–4), 254–271.
- Yue, S., Pilon, P., e Phinney, B. (2003). Canadian streamflow trend detection: impacts of serial and cross-correlation. *Hydrol. Sci. J.*, 48(1), 51–63.

- Yue, S., Pilon, P., Phinney, B., e Cavadias, G. (2002). The influence of autocorrelation on the ability to detect trend in hydrological series. *Hydrol. Process.*, *16*(9), 1807–1829.
- Yue, S., e Wang, C. (2002a). The influence of serial correlation on the Mann--Whitney test for detecting a shift in median. *Adv. Water Resour.*, *25*(3), 325–333.
- Yue, S., e Wang, C. (2004). The Mann-Kendall test modified by effective sample size to detect trend in serially correlated hydrological series. *Water Resour. Manage.*, *18*(3), 201–218.
- Yue, S., e Wang, C. Y. (2002b). Applicability of prewhitening to eliminate the influence of serial correlation on the Mann-Kendall test: technical note. *Water Resour. Res.*, *38*(6), 4–7.
- Zandonadi, L., Acquaotta, F., Fratianni, S., e Zavattini, J. A. (2016). Changes in precipitation extremes in Brazil (Paraná River Basin). *Theor. Appl. Climatol.*, *123*(3–4), 741–756.
- Zhang, J. Y., e Wang, G. Q. (2007). *Impact of climate change on hydrology and water resources*. Beijing: Science Press.
- Zhang, Q., Gu, X., Singh, V. P., Xiao, M., e Chen, X. (2015). Evaluation of flood frequency under non-stationarity resulting from climate indices and reservoir indices in the East River basin, China. *J. Hydrol. (Amst.)*, *527*, 565–575.
- Zhang, X., Alexander, L., Hegerl, G. C., Jones, P., Tank, A. K., Peterson, T. C., Trewin, B., e Zwiers, F. W. (2011a). Indices for monitoring changes in extremes based on daily temperature and precipitation data. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, *2*(6), 851–870. <https://doi.org/10.1002/wcc.147>
- Zhang, X., Alexander, L., Hegerl, G. C., Jones, P., Tank, A. K., Peterson, T. C., Trewin, B., e Zwiers, F. W. (2011b). Indices for monitoring changes in extremes based on daily temperature and precipitation data: Indices for monitoring changes in extremes. *Wiley Interdiscip. Rev. Clim. Change*, *2*(6), 851–870.
- Zhang, X., e Cong, Z. (2014). Trends of precipitation intensity and frequency in hydrological regions of China from 1956 to 2005. *Glob. Planet. Change*, *117*, 40–51.
- Zhang, X., Harvey, K. D., Hogg, W. D., e Yuzyk, T. R. (2001). Trends in Canadian streamflow. *Water Resour. Res.*, *37*(4), 987–998.

- Zhang, X., Ren, G., Yang, Y., Bing, H., Hao, Z., e Zhang, P. (2021). *Reconstruction and analysis of extreme drought and flood events in the Hanjiang River basin since 1426*.
- Zhang, X. S., Amirthanathan, G. E., Bari, M. A., Laugesen, R. M., Shin, D., Kent, D. M., MacDonald, A. M., Turner, M. E., e Tuteja, N. K. (2016). How streamflow has changed across Australia since the 1950s: evidence from the network of hydrologic reference stations. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 20(9), 3947–3965.
- Zhang, X., e Zwiers, F. W. (2004). Comment on “Applicability of prewhitening to eliminate the influence of serial correlation on the Mann-Kendall test” by Sheng Yue and Chun Yuan Wang: commentary. *Water Resour. Res.*, 40(3).
- Zhang, Y., Peña-Arancibia, J. L., McVicar, T. R., Chiew, F. H. S., Vaze, J., Liu, C., Lu, X., Zheng, H., Wang, Y., Liu, Y. Y., Miralles, D. G., e Pan, M. (2016). Multi-decadal trends in global terrestrial evapotranspiration and its components. *Sci. Rep.*, 6(1), 19124.
- Zhao, W., Du, H., Wang, L., He, H. S., Wu, Z., Liu, K., Guo, X., e Yang, Y. (2018). A comparison of recent trends in precipitation and temperature over Western and Eastern Eurasia: Differences of Climate Change between Western and Eastern Eurasia. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 144(711), 604–613.
- Ziegler, A. D., Maurer, E. P., Sheffield, J., Nijssen, B., Wood, E. F., e Lettenmaier, D. P. (2005). Detection time for plausible changes in annual precipitation, evapotranspiration, and streamflow in three Mississippi river sub-basins. *Clim. Change*, 72(1–2), 17–36.
- Ziegler, A. D., Sheffield, J., Maurer, E. P., Nijssen, B., Wood, E. F., e Lettenmaier, D. P. (2003). Detection of intensification in global- and continental-scale hydrological cycles: Temporal scale of evaluation. *J. Clim.*, 16(3), 535–547.
- Zwiers, F. W. (1987). Statistical considerations for climate experiments. Part II: Multivariate tests. *J. Clim. Appl. Meteorol.*, 26(4), 477–487.

APÊNDICES

APÊNDICE A – REVISÃO DA LITERATURA DE ESTUDOS DE TENDÊNCIA NO TERRITÓRIO BRASILEIRO

Tabela A.1 – Critérios utilizados no estudo de revisão bibliográfica da análise de tendência em séries hidrometeorológicas brasileiras.

Critérios	Descrição
VARIAVEL	Verificou qual variável hidrometeorológica foi considerada, precipitação ou vazão , como também se o indicador da variável estava associado a condições de valores <i>mínimos ou máximos</i>
ESCALA	Verificou qual a escala espacial do estudo
REGIOES BRASILEIRAS	Verificou qual (is) região (ões) administrativa (s) brasileira o estudo contemplava
TESTE DE HIPOTESE	Verificou qual o teste de hipótese estatístico utilizado: MK (Mann-Kendall), RL (Regressão Linear), RS (Rho de Spearman) e OS (Outros)
AUTOCORRELACAO	Verificou se o estudo considerou ou não o problema da autocorrelação
ANALISE REGIONAL	Verificou se o estudo considerou ou não a questão da significância de campo e o problema da multiplicidade de testes
ATRIBUICAO	Verificou se o estudo efetuou algum tipo de atribuição de causa à uma eventual mudança detectada. Considerou dois tipos de atribuição: CLIMA e SOLO. Considerou-se também se a atribuição foi apenas qualitativa ou subjetiva ou se envolveu algum tipo de procedimento que associasse de forma objetiva a causa com a mudança
PODER	Verificou se o estudo abordou ou realizou algum procedimento que trata da questão do poder do teste estatístico utilizado
INCERTEZA	Verificou se o estudo considerou a incerteza nos resultados dos testes de hipótese estatístico utilizado
TOMADA DE DECISAO	Verificou se o estudo considerou de forma objetiva os resultados dos testes de tendência em um processo de tomada de decisão

Nº	ESTUDO	VARIÁVEL				ESCALA				REGIÕES BRASILEIRAS					TESTE DE HIPÓTESE				AUTOCORRELAÇÃO		ANÁLISE REGIONAL		ATRIBUIÇÃO				PODER		INCERTEZA		TOMADA DE DECISÃO						
		CHUVA		VAZÃO		BACIA	MUN	EST	REG	PAIS	N	NE	CO	SE	S	MK	RL	RS	OS	SIM	NÃO	SIM	NÃO	ATBOBJ		ATBSUB		NAOATB	SIM	NÃO	SIM	NÃO	SIM	NÃO			
		MIN	MAX	MIN	MAX																			CLIMA	SOLO	CLIMA	SOLO										
41	Salviano et al (2016)	1							1	1	1	1	1	1	1				1			1					1			1				1			1
		Dados do CRU de 1961 a 2011				Todo o Brasil									Mann-Kendall Contextual				A verificação da independência da série temporal foi realizada através do teste de																		
42	Avila et al (2016)	1	1					1				1	1	1	1				1			1					1			1				1			1
		62 estações pluviométricas de 1978 a 2014 - 6 índices ETCCDI				Região Montanhosa do Rio de Janeiro e Santa Catarina									Pettitt (1979) para detectar mu						Os coeficientes de correlação são próximos de zero e não significativos para todas as estações no SCMR, revelando que os processos de mesoescala desempenham um papel secundário quando comparado ao RIMR, onde a brisa do mar da terra										Correlações positivas estatisticamente significativas são descobertas entre eventos de						
43	Oliveira et al (2016)	1	1					1				1			1				1			1					1			1				1			1
		148 estações pluviométricas (1972-2002) - quantis de precipitação (HRE (alta), NRE (normal), WRE (fraca))				Região Nordeste																															
44	Moreira et al. (2016)	1						1				1			1				1			1					1			1				1			1
		1 estação pluviométrica - chuva de 10 dias - 1970-2014				município de Tarauacá																															
45	Santos e Oliveira (2017)	1	1					1				1			1				1			1					1			1				1			1
		13 estações pluviométricas (1970-2006)				Pará															As distribuições espaciais dos índices de temperatura extrema para o Estado do Pará identificaram que as mudanças e a cobertura do uso da terra, como as áreas de expansão agrícola, ou seja, a mudança no cenário natural, podem ser																
46	Pedron et al (2017)	1	1					1				1	1						1			1					1			1				1			1
		1 estação pluviométrica - 124 anos (1889-2013)				Curitiba													PW e TFPW																		
47	Bartiko et al. (2017)			1				1				1			1				1			1					1			1				1			1
		157 estações pluviométricas				Região Sul do Brasil															Usou a relação de não estacionaridade com área de drenagem para atribuir as causas climáticas, tendo em vista as grandes áreas. Neste trabalho, apesar da disponibilidade limitada de séries pluviométricas de pequenas bacias, observa-se que																
48	Bombardi e Carvalho (2017)																					1					1			1				1			1
																													O FOCO DO TRABALHO É A ANÁLISE DE INCERTEZA. Este artigo forneceu uma breve revisão de algumas								
49	Zilly et al (2017)	1	1					1				1			1				1			1					1			1				1			1
		36 estações pluviométricas				Região Sudeste do Brasil													Wilks (VC)																		
50	Bartiko et al. (2019)				1			1	1	1	1	1	1	1	1				1			1					1			1				1			1
		738 estações pluviométricas				Todo o Brasil													TFPW		Walker Test																

APÊNDICE B - REVISÃO SOBRE MODELAGEM NÃO-ESTACIONARIA E TOMADA DE DECISÃO

A maior conscientização da sociedade em relação aos impactos que eventuais mudanças nos recursos hídricos, notadamente nos extremos (Kundzewicz *et al.*, 2008; Vörösmarty *et al.*, 2000), tem gerado grande interesse na comunidade científica em desenvolver novas metodologias para apoiar os tomadores de decisão a lidar com informações incertas oriundas de um ambiente tipicamente não-estacionário (Ray e Brown, 2015; Salas *et al.*, 2018; Vogel *et al.*, 2013; Waage e Kaatz, 2011). É nesse rol metodológico que está inserida qualquer abordagem que objetive utilizar os resultados de testes de hipótese estatísticos na tomada de decisão em recursos hídricos.

A temática da tomada de decisão associada à não-estacionariedade dos processos hidrometeorológicos é relativamente nova na literatura científica, sendo que os primeiros trabalhos a lidar diretamente com essa temática foram publicados no final da década de 90 Hobbs *et al.* (1997) e Olsen *et al.* (1998). Hobbs *et al.* (1997) foram os primeiros a aplicar a abordagem clássica de árvore de decisão no apoio ao gerenciamento de recursos hídricos sob mudanças climáticas. Já Olsen *et al.* (1998) foram os primeiros a descrever as propriedades teóricas de vários indicadores hidrológicos utilizados em projetos de engenharia (por exemplo, risco, período de retorno etc.) sob condições não-estacionárias.

Em janeiro de 2010, influenciado pelo grande impacto provocado pela publicação de Milly *et al.* (2008), que desafiou abertamente a premissa de estacionariedade, declarando inclusive que a mesma estava morta, foi promovido um *Workshop* na cidade de Boulder, Colorado, nos Estados Unidos, o qual tinha, como discussão central, a necessidade de desenvolver novas formas de lidar com análise de frequência hidrológica sob não-estacionariedade e debater uma gama de alternativas possíveis para apoiar os tomadores de decisão no curto e longo prazo nesse possível novo cenário de mudança. O *Workshop* contou com a participação das 5 principais agências norte-americanas ligadas aos recursos hídricos (U.S. Army Corps of Engineers, U.S. Geological Survey, U.S. Bureau of Reclamation, National Oceanic and Atmospheric Administration, and Environmental Protection Agency) além da participação direta da Universidade do Estado do Colorado. De forma resumida, Galloway (2011) identificou alguns pontos comuns entre os participantes que direcionavam,

indiretamente, para onde a pesquisa e, conseqüentemente, as futuras abordagens deveriam seguir. Um primeiro ponto identificado foi que a não-estacionariedade, nas suas diferentes formas, é algo que já está presente e compete aos analistas e pesquisadores aprender a conviver com ela. Outros pontos colocados foram a necessidade de identificar soluções rapidamente, a necessidade de uma significativa atenção a boa ciência, notadamente na melhoria do entendimento dos comportamentos não-estacionários e a necessidade de um novo paradigma no planejamento na área de recursos hídricos.

De forma mais ampla, as abordagens ou *framework* que apoiam a decisão em um ambiente não-estacionário seguem duas vertentes: uma vertente baseada em modelos climáticos conceituais e outra com base nos dados observados ou empírica (Borgomeo *et al.*, 2014; Borgomeo *et al.*, 2018; Hirsch, 2011; Ray e Brown, 2015; Salas *et al.*, 2018; Schlef *et al.*, 2018). Mais recentemente, tem-se verificado uma vertente promissora combinando as duas abordagens anteriores (Bracken *et al.*, 2018; Delgado *et al.*, 2014; Li e Tan, 2015; Lima *et al.*, 2015; Renard e Lall, 2014; Schlef *et al.*, 2018; Steinschneider e Lall, 2015). A abordagem com base em modelos climáticos utiliza esses modelos (globais e regionais), normalmente, como entrada de modelos hidrológicos. Já a vertente empírica explora os registros históricos através da análise de frequência não-estacionária, no sentido de tentar entender e modelar eventuais mudanças identificadas que possam ajudar a orientar nossa ideia acerca do futuro. Quando combinadas ambas as abordagens, os dados produzidos pelos modelos climáticos para o futuro são utilizados para alimentar com dados observados os modelos estatísticos ajustados no presente.

Ambos os caminhos (com base em modelos e empírico) apresentam falhas e desafios a serem enfrentados (Hirsch, 2011; Salas *et al.*, 2018; Schlef *et al.*, 2018). No entanto, atualmente, correspondem às únicas alternativas disponíveis, sendo necessário aprimorá-los, no sentido de buscar convergências, considerando sempre a possibilidade de que ambas estejam erradas, e caso sejam encontradas divergências, deve haver uma capacidade de entender eventuais diferenças (AghaKouchak *et al.*, 2013; Salas *et al.*, 2018). É necessário assim, existir um nível muito maior de comunicação entre as duas abordagens e, nesse caso, a utilização de testes de hipótese no apoio a tomada de decisão, em conjunto com tais abordagens, pode contribuir com essa aproximação.

B1 Abordagem Não-Estacionaria com Base em Modelos Climáticos

A abordagem não-estacionaria com base em modelos climáticos envolve, em linhas gerais, a avaliação dos impactos das mudanças climáticas no sistema de recursos hídricos. Tradicionalmente, essa avaliação depende de abordagens que começam com um foco na modelagem climática e nas projeções dos modelos climáticos globais (MCGs). Normalmente, a saída dos MCGs é dimensionada para alimentar os modelos hidrológicos existentes e, em seguida, modelos de sistemas de recursos hídricos são usados para estimar os efeitos ou impactos resultantes associados a uma métrica de desempenho (Borgomeo *et al.*, 2014, 2018; Christensen *et al.*, 2004; Ray e Brown, 2015; Schlef *et al.*, 2018; Vano *et al.*, 2010; Vicuna *et al.*, 2010; Wiley e Palmer, 2008).

Esses resultados fornecem uma amostra das consequências futuras das mudanças climáticas, conforme projetado pelos MCGs. Porém, a incerteza oriunda desse conjunto amostral das projeções de mudanças é vista como um dos principais problemas para a tomada da decisão, considerando a análise clássica de decisão (Brown *et al.*, 2011; Morgan *et al.*, 2009; Ray e Brown, 2015). A teoria da decisão clássica procura formalizar e tornar mais objetiva a solução do problema de escolha de uma entre muitas alternativas em um ambiente de incerteza, desde que essa incerteza (probabilidade de ocorrência) possa ser bem caracterizada. A teoria clássica da decisão foi desenvolvida principalmente na década de 70, liderada, em grande parte, por R. A. Howard da Universidade de Stanford e é rigorosamente derivada de um conjunto de axiomas normativamente bem consolidados na literatura (Howard *et al.*, 1977; Keeney, 1982; Raiffa e Schlaifer, 1968). Quando a incerteza é bem caracterizada e a estrutura do modelo é bem conhecida, esse tipo de análise pode sugerir a estratégia estatisticamente ótima para os tomadores de decisão.

Devido ao sucesso já consolidado no emprego da teoria clássica da decisão e das vantagens em selecionar as melhores estratégias, buscou-se, naturalmente, utilizar essa ferramenta no apoio à definição de estratégias de adaptação a eventuais mudanças climáticas. Rogers e Fiering (1989) foram os primeiros a defender a aplicação dessa análise nesse contexto. No entanto, Hobbs *et al.* (1997) foram os primeiros a aplicar a teoria na prática, apoiando a decisão na regulação do Lago Erie sob mudança climática. Na análise de Hobbs *et al.* (1997) a mudança climática foi tratada de forma relativamente simples, como um evento discreto, no sentido de se definir se houve ou não mudança, e sua probabilidade foi tratada apenas como um parâmetro de sensibilidade, buscando avaliar como a decisão é alterada com

mudanças desse valor. O artigo concluiu que a teoria clássica de decisão é útil para investimentos que são influenciados pelas mudanças climáticas e observa que a incerteza relacionada à mudança climática não é diferente de outras incertezas que afetam as decisões de longo prazo. No entanto, o artigo foi explícito em expressar a dificuldade de aplicar as ferramentas clássicas de decisão estatística no futuro, devido, principalmente, à ampla gama de possibilidades e incertezas que seriam geradas a partir dos diferentes cenários climáticos produzidos.

Embora tenha havido grandes avanços na área de climatologia, os MCGs são, por natureza, uma simplificação de processos altamente não-lineares, e mesmo os MCGs de última geração não modelam adequadamente as teleconexões de larga escala que afetam significativamente os extremos hidrológicos (AghaKouchak *et al.*, 2013; ASCE - American Society of Civil Engineers, 2018; IPCC, 2014; Ray e Brown, 2015). O desempenho dos MCGs é avaliado com base no quão bem eles são capazes de replicar as condições climáticas atuais (AghaKouchak *et al.*, 2013; IPCC, 2014; Stainforth *et al.*, 2007) No entanto, mesmo que esse desempenho seja considerado uma condição necessária, não implica em confiabilidade das projeções climáticas. Há pouco consenso na comunidade científica sobre como se deve escolher modelos adequados (AghaKouchak *et al.*, 2013; Borgomeo *et al.*, 2018; Brown *et al.*, 2011; Hirsch, 2011; Schlef *et al.*, 2018; Waage e Kaatz, 2011). Geralmente as abordagens por conjunto são preferidas (Borgomeo *et al.*, 2014, 2018; Manning *et al.*, 2009; Steinschneider *et al.*, 2015; Steinschneider e Lall, 2015). A escolha dos modelos a serem incluídos nesses conjuntos é baseada em seu desempenho considerando um conjunto de métricas e variáveis de interesse e os resultados podem ser usados para desenvolver esquemas de ponderação para atribuir mais peso àqueles modelos considerados mais representativos (AghaKouchak *et al.*, 2013; Borgomeo *et al.*, 2014, 2018; Manning *et al.*, 2009; Steinschneider *et al.*, 2015). Uma discussão detalhada referente aos vários componentes da incerteza na modelagem climática é apresentada em (Stainforth *et al.*, 2007). Nesse trabalho os autores sugerem reformular a questão ao contrário de tentar selecionar os melhores modelos, deve-se descartar os piores ou os não representativos.

Da forma como colocada acima, em contextos complexos e altamente incertos, tais como aqueles envolvidos em muitas decisões relacionadas a mudanças climáticas, as condições necessárias para a aplicação da análise de decisão clássica se tornam praticamente inviáveis (Lempert *et al.*, 2004; Morgan *et al.*, 2009). Essa inviabilidade prática motivou o desenvolvimento de novas ferramentas de decisão por parte da comunidade acadêmica

(AghaKouchak *et al.*, 2013; Hirsch, 2011; Waage e Kaatz, 2011), trazendo novos componentes para análise. A introdução desses novos elementos no processo decisório, implicou na reclassificação da incerteza associada ao problema de decisão no contexto das mudanças climáticas, denominando-a de incerteza “profunda” (do inglês “*deep uncertainty*”).

Cabe lembrar que a primeira distinção entre risco e incerteza foi sugerida por Knight (1921), declarando a incerteza como aqueles riscos que não são possíveis calcular nem controlar. Desde então, o conceito de “profunda” incerteza evoluiu a partir desse conceito para abranger todas as incertezas nas quais nenhum nível específico de probabilidade poderia ser associado (Lempert *et al.*, 2003; Morgan e Henrion, 1990; Quade, 1989). Lempert *et al.* (2003) definem a incerteza “profunda” como as situações nos quais as partes de uma decisão não conhecem ou não concordam sobre (i) os modelos apropriados para descrever as interações entre as variáveis de um sistema; (ii) as distribuições de probabilidade que representam a incerteza sobre os parâmetros do modelo, e/ou; (iii) como valorar a utilidade de diferentes resultados. Walker *et al.* (2013) utilizam uma simplificação para definir o ponto em que as incertezas se tornam tão “profundas”, que é possível apenas enumerar os múltiplos futuros plausíveis, não se podendo, no entanto, classificar esses futuros em termos de probabilidade. As ferramentas mais modernas de decisão vêm no sentido de combinar esses cenários com uma métrica adequada para medir a sensibilidade ou a vulnerabilidade do sistema sob diferentes condicionantes climáticas (isto é, sua robustez), facilitando a avaliação dos potenciais benefícios de medidas a serem adotadas no sistema (isto é, estratégias de adaptação) (Borgomeo *et al.*, 2014, 2018; Ray e Brown, 2015).

Conforme já comentado anteriormente, devido às dificuldades em aplicar a teoria clássica da decisão e a agenda emergente de adaptação às mudanças climáticas motivou a comunidade acadêmica a desenvolver e investigar uma série de métodos de tomada de decisões para lidar com incertezas “profundas” no planejamento do sistema de recursos hídricos (AghaKouchak *et al.*, 2013; Hirsch, 2011; Waage e Kaatz, 2011). A comunidade hidrológica está começando a reconhecer que é necessária uma revisão no seu planejamento de longo prazo (AghaKouchak *et al.*, 2013; ASCE - American Society of Civil Engineers, 2018; Galloway, 2011; Milly *et al.*, 2008; Wagener *et al.*, 2010). A questão fundamental é se essas várias abordagens que estão sendo oferecidas pela academia podem ajudar a resolver os problemas em questão e a transformar o conhecimento teórico em aplicações práticas e

apropriadas para o setor de recursos hídricos (AghaKouchak *et al.*, 2013; ASCE - American Society of Civil Engineers, 2018; Galloway, 2011).

A literatura internacional mais recente inclui uma ampla gama de abordagens diferentes para lidar com a tomada de decisão sob “profunda” incerteza, e as que mais se destacam são: Tomada de Decisão Robusta (Groves *et al.*, 2015; Lempert e Collins, 2007), Teoria da decisão *Info-Gap* (Ben-Haim, 2006; Korteling *et al.*, 2013), *Decision Scaling* (Brown, 2010; Brown *et al.*, 2012; Ray e Brown, 2015; Spence e Brown, 2016) e Otimização Robusta (Giuliani *et al.*, 2014; Kwakkel *et al.*, 2015). A maioria dessas abordagens foi desenvolvida para avaliar a robustez do sistema que é o termo comumente usado para descrever o grau em que determinado sistema funciona de modo satisfatório, quando submetido a uma ampla gama de condições futuras plausíveis (Brown, 2010; Ray e Brown, 2015; Spence e Brown, 2016; Walker *et al.*, 2013). Outras abordagens que vêm sendo testadas no setor de recursos hídricos incluem métodos que incorporam uma análise de flexibilidade das medidas dentro de um processo de planejamento adaptativo, tais como: Análise de Opções Reais (Jeuland e Whittington, 2014), “*Adaptation Tipping Points*” (Walker *et al.*, 2013), “*Dynamic Adaptive Policy Pathways*” (Kwakkel *et al.*, 2015).

Outros métodos que também vêm ganhando destaque se concentram na tentativa de caracterizar os riscos de uma decisão e desenvolver métricas baseadas nesse risco para orientar o planejamento de recursos hídricos (Ajami *et al.*, 2008; Borgomeo *et al.*, 2014, 2018; Groves *et al.*, 2008; Manning *et al.*, 2009; New *et al.*, 2007; Steinschneider *et al.*, 2015). Esses métodos focam na incorporação de incertezas para análise do impacto do desempenho de sistemas hídricos. Alguns desses estudos já consideram medidas adaptativas, no sentido de diminuir o risco, de modo a verificar uma combinação de opções para fins de redução do risco de déficit hídrico (Borgomeo *et al.*, 2014; Groves *et al.*, 2008). Outro ponto de destaque reside na melhor forma de utilizar os dados oriundos dos MCGs para fins de tomada de decisão, principalmente, considerando a correlação cruzada entre os modelos climáticos (Steinschneider *et al.*, 2015). Há também técnicas baseadas em cenários, objetivando descobrir, ordenar e mapear as incertezas e as vulnerabilidades dos sistemas de recursos hídricos (Beh *et al.*, 2015; Kang e Lansey, 2013; Lempert *et al.*, 2008; Nazemi *et al.*, 2013; Singh *et al.*, 2014; Weng *et al.*, 2010).

Na prática, já pode-se encontrar alguns documentos que orientam a decisão de investimentos na área de recursos hídricos utilizando algumas das abordagens de incerteza profunda

mencionadas anteriormente. O exemplo mais proeminente é a abordagem utilizada pelo Banco Mundial na consideração do risco climático para a definição dos investimentos do banco em infraestrutura hídrica. Os projetos de infraestrutura em recursos hídricos correspondem a uma parcela significativa da carteira de investimentos do Banco Mundial, notadamente voltados para países em desenvolvimento em todo o mundo (Ray e Brown, 2015; Ray *et al.*, 2019). Como muitos desses projetos de recursos hídricos têm longos períodos de retorno econômico, com incertezas significativas, oriundas de mudanças no comportamento do sistema natural e de fatores humanos (tecnologia, dinâmica populacional, desenvolvimento econômico e afins), o Banco Mundial apoiou o desenvolvimento de uma abordagem pragmática de avaliação de risco dos projetos de recursos hídricos, que pode servir como uma estrutura de apoio à decisão, para auxiliar o planejamento dos seus projetos sob incerteza, principalmente, as oriundas das mudanças climáticas (Brown *et al.*, 2011; Ray *et al.*, 2019).

A abordagem denominada de “*Decision Tree Framework*” (DTF) apoia-se no consenso crescente de que abordagens baseadas na robustez são necessárias para considerar a incerteza e seus possíveis impactos no planejamento de infraestrutura (Ray e Brown, 2015; Wilby e Dessai, 2010). Nela, o foco está na avaliação de projetos, individualmente, e sua capacidade de apresentar um bom desempenho (a partir de determinada métrica) em uma ampla gama de incertezas futuras, incluindo o próprio clima (Brown e Wilby, 2012; Hallegatte *et al.*, 2012; Prudhomme *et al.*, 2010; Ray e Brown, 2015). A avaliação do risco climático é orientada pela técnica do “*Decision Scaling*” proposto por Brown *et al.* (2012), que utiliza uma abordagem “*bottom-up*” para avaliar a robustez das medidas de adaptação, identificando, por meio de um teste de estresse, as vulnerabilidades do sistema em análise. Segundo Ray e Brown (2015) o uso do “*Decision Scaling*” no âmbito do DTF torna essa abordagem bem mais defensável cientificamente, dada a variedade de aplicações em projetos de recursos hídrico em que essa técnica vem sendo empregada (Lownsbery, 2014; Moody e Brown, 2013; Spence e Brown, 2016; Steinschneider *et al.*, 2015; Whateley *et al.*, 2014; Whateley *et al.*, 2015).

No Brasil, a incorporação de cenários de mudanças climáticas no planejamento de recursos hídricos, embora ainda não formalizada, já vem sendo discutida pelas unidades federativas, para incluir no conteúdo mínimo dos seus planos de recursos hídricos, a consideração do efeito de mudanças climáticas na disponibilidade hídrica futura. Ressalta-se, no entanto, que

existe uma necessidade de construção de indicadores seguros para avaliar os efeitos de mudanças climáticas sobre a disponibilidade hídrica (CGEE, 2014).

De um modo geral, os estudos publicados considerando a abordagem por modelos climáticos no Brasil focaram no impacto das mudanças climáticas sobre as variáveis hidrometeorológicas precipitação e vazão (Gondim *et al.*, 2018; Marengo e Valverde, 2007; Nóbrega *et al.*, 2011; Silva *et al.*, 2017; Silveira *et al.*, 2018; Silveira *et al.*, 2016; Souza Filho, 2003; Tomasella *et al.*, 2009). Esses estudos foram unânimes em demonstrar que deverão ocorrer impactos em diferentes escalas espaço-temporal, alertando para a necessidade de adaptação para o futuro.

Estudos na escala nacional foram realizados no sentido de avaliar, principalmente, o impacto das mudanças climáticas no setor elétrico (Lima *et al.*, 2014; Silveira *et al.*, 2018; Silveira *et al.*, 2014). Os resultados foram também unânimes em demonstrar que mudanças nos padrões de escoamento nas bacias podem atingir a geração de energia hidroelétrica no país.

Embora todos esses estudos no Brasil tenham avaliado, de forma satisfatória, os impactos das mudanças climáticas no comportamento hidrológico e eventuais consequências em alguns sistemas hídricos (como no caso do setor elétrico por exemplo), em tais estudos, não foram apresentadas nem avaliadas medidas adaptativas que considerassem essas eventuais mudanças, e, muito menos, houve qualquer avaliação da eficácia de tais medidas ou algum mecanismo para selecioná-las. Nesse sentido, Silva *et al.* (2017) inovaram, propondo um arcabouço metodológico para a avaliação do impacto das mudanças climáticas em pequenos hidrossistemas, no sentido de indicar estratégias de adaptação para as sociedades dependentes desses hidrossistemas. Foi apresentado um estudo de caso para o hidrossistema de Cruzeta, localizado no estado do Rio Grande do Norte, no qual verificou-se a possibilidade de ocorrência de cenários mais secos no futuro. Embora tenha sido apresentado um rol de estratégias de adaptação, tais estratégias não foram testadas, sendo apenas concluído que seria importante que tais hidrossistemas aumentassem sua resiliência, a partir de medidas adaptativas, arranjos institucionais flexíveis, gestão de conflitos e provimento de infraestrutura.

Até onde se tem conhecimento, o único estudo no Brasil que procurou avaliar o risco das mudanças climáticas, propondo e analisando diferentes estratégias de adaptação, foi aquele realizado por (FGVces e ANA, 2018). Esse estudo, desenvolvido pelo Centro de Estudos em Sustentabilidade (FGVces) da Escola de Administração de Empresas de São Paulo da

Fundação Getúlio Vargas (FGV EAESP), em parceria com a ANA, propôs quantificar o valor econômico total sob risco, nos próximos 50 anos, e avaliou em que proporção potenciais medidas de adaptação seriam eficientes para minimizar a perda esperada na bacia dos rios Piancó-Piranhas-Açu. Para essa análise foi utilizada uma análise de custo-benefício que explorou, de maneira comparativa, o virtual desempenho de diferentes alternativas, a partir de um ponto de vista econômico. O estudo adotou um horizonte temporal de 50 anos, de 2016 a 2065, e considerou dois tipos de risco: físico e climático total. O risco físico é resultado do balanço entre as projeções futuras do clima e do uso da água. Já o risco climático total corresponde à tradução do risco físico em termos econômicos. Uma das principais conclusões do estudo foi que a gestão da incerteza é imperativa para o planejamento em recursos hídricos no contexto da mudança do clima.

B2 - Abordagem Não-Estacionária com Base na Análise de Frequência

A abordagem não-estacionária com base empírica ou nos dados corresponde, em linhas gerais, a uma adaptação da análise de frequência estatística para o caso não-estacionário. Diversas atividades ligadas ao planejamento e à gestão dos recursos hídricos vêm utilizando a análise de frequência para descrever quantitativamente o comportamento de variáveis hidrometeorológicas ao longo de determinado horizonte de tempo. Objetivo principal dessas atividades reside na proteção da sociedade contra eventos extremos de seca e cheia (Salas *et al.*, 2018; Stedinger e Griffis, 2011).

A análise convencional de frequência de realizações de uma variável aleatória (da qual se conhece uma amostra e a distribuição de probabilidades da população de onde a amostra foi retirada), consiste em estimar os parâmetros populacionais, a partir dos dados observados e, em seguida, estimar os quantis para a probabilidade desejada. São essas duas as grandezas utilizadas para informar a decisão em projetos de engenharia por meio da análise de frequência, através do método de tomada de decisão baseada no risco (TDBR).

A TDBR é uma metodologia bem consolidada, que determina dimensionamento ótimo de determinada medida (por exemplo uma infraestrutura) com base nos danos esperados evitados em contraposição ao seu custo e é por exemplo, atualmente, um procedimento padrão das principais agências federais dos EUA (Stakhiv, 2011). O TDBR vem substituindo a abordagem tradicional de dimensionamento de projetos de engenharia, na qual se seleciona

um tempo de recorrência específico, geralmente indicado por regulamentação ou segundo a experiência dos analistas, e dimensiona o projeto com base nesse tempo de retorno (ASCE - American Society of Civil Engineers, 2018; Ball *et al.*, 2016; England Jr *et al.*, 2019; Madsen *et al.*, 2014a). Ao invés disso, o objetivo do TDBR é escolher um dimensionamento adequado de projeto que minimize o custo anual esperado total (incluindo os custos de danos causados, por exemplo, por inundações ou secas). Alternativamente, o TDBR pode maximizar os benefícios líquidos do projeto ou minimizar o arrependimento esperado. Assim, um processo de TDBR pode indicar como estratégia ótima uma medida de mitigação do risco de inundação cujo nível de proteção seja maior ou menor do que, por exemplo, uma cheia de 100 anos, que é um evento de projeto comum considerado nas análises tradicionais.

Uma das abordagens mais comuns na aplicação do TDBR em problemas que envolvem uma decisão sequencial é usar uma árvore de decisão. Uma árvore de decisão descreve a sequência de possíveis decisões para inúmeras alternativas, juntamente com seus resultados probabilísticos e econômicos. É uma abordagem muito poderosa porque combina uma representação gráfica, a partir de um conjunto geral de alternativas e decisões, com uma estrutura para tomar decisões baseadas em riscos. Árvores de decisão são descritas na maioria dos livros-texto introdutórios sobre teoria de decisão estatística e ciências de decisão, bem como na maioria dos livros sobre análise de sistemas de recursos hídricos (Loucks e van Beek, 2005).

As abordagens acima mencionadas, combinando a análise de frequência com a TDBR foram desenvolvidas com base no pressuposto de que os eventos hidrológicos, tais como precipitação máxima anual e vazões máximas, surgem de um regime hidrológico estacionário (isto é, a distribuição de probabilidade permanece invariante com o tempo) (ASCE - American Society of Civil Engineers, 2018; Madsen *et al.*, 2014a). No entanto, conforme já apontado anteriormente, devido a alguns fatores naturais e antrópicos, o ciclo hidrológico, em muitas áreas do globo, parece estar mudando, causando alterações significativas no comportamento temporal e espacial dos processos hidrológicos (ASCE - American Society of Civil Engineers, 2018; Salas *et al.*, 2018; Stedinger e Griffis, 2011).

Assim, uma preocupação crescente dos especialistas em recursos hídricos tem sido identificar, em que medida os métodos tradicionais, desenvolvidos para processos estacionários, podem ainda ser aplicáveis, ou se serão necessários novos métodos, quando existirem evidências suficientes da condição de não-estacionariedade (AghaKouchak *et al.*,

2013; ASCE - American Society of Civil Engineers, 2018; Galloway, 2011; Salas *et al.*, 2018; Stedinger e Griffis, 2011). Essa situação tem despertado interesse mundial na comunidade de recursos hídricos, incluindo planejadores e gestores de projetos, agências governamentais, instituições de pesquisa e universidades, na busca de novas formas de levar em conta as condições de mudança dos regimes hidrológicos no planejamento de recursos hídricos (ASCE - American Society of Civil Engineers, 2018; Galloway, 2011; Milly *et al.*, 2008).

Olsen *et al.* (1998) foram os primeiros a descrever as propriedades teóricas de vários indicadores hidrológicos utilizados em projetos de engenharia (por exemplo, risco, período de retorno etc.) sob condições não estacionárias. Inúmeros pesquisadores tentaram estender os resultados de Olsen *et al.* (1998) incluindo os conceitos de período de retorno e confiabilidade para condições não estacionárias. Curiosamente, provavelmente devido à enorme atenção e necessidade de entender como se adaptar às mudanças climáticas, a maioria dos principais desenvolvimentos que estenderam esses indicadores de projeto apareceram, primeiro, na literatura estatística aplicada à mudança climática (Cooley, 2013; Katz, 1993, 2010; Knutti *et al.*, 2008; Parey *et al.*, 2007, 2010; Wigley, 2009). Salas e Obeysekera (2014) e Read e Vogel (2015) forneceram novas extensões para o trabalho de Cooley (2013) e Olsen *et al.* (1998), com foco nas aplicações voltadas a projetos de recursos hídricos incluindo várias medidas de período de retorno e confiabilidade.

Como evidenciado no parágrafo anterior, há agora uma miríade de novos conceitos e métodos disponíveis para análise de frequência não-estacionárias (AFNE) (Mehmetcik Bayazit, 2015; CEH (Centre for Ecology and Hydrology), 2016; Hall *et al.*, 2014; Petrow e Merz, 2009). Apesar da enorme atenção dada a esse assunto, ainda não há consenso ou conjunto de métodos consolidados aceitos para a realização dessa análise sob condições não-estacionárias. No entanto, algumas agências governamentais estão em processo de atualizar suas diretrizes de projeto para considerar a não-estacionariedade (CEH (Centre for Ecology and Hydrology), 2016; Madsen *et al.*, 2014a; Prosdocimi *et al.*, 2014; Stedinger e Griffis, 2011). Na revisão realizada por Madsen *et al.* (2013), eles concluem que a mudança para uma nova abordagem que considere a não estacionariedade, baseada no uso da AFNE, é uma “importante aspiração dentro da comunidade científica hidrológica europeia”.

As diferentes abordagens existentes para o AFNE foram apresentadas em artigos de revisão como Khaliq *et al.* (2006), Petrow e Merz (2009), Madsen *et al.*, 2014), Ehret *et al.* (2014),

Mehmetcik Bayazit (2015), Serago e Vogel (2018) e Salas *et al.* (2018). Assim como na análise de frequência estacionária, a AFNE envolve o ajuste de uma distribuição de probabilidade cujos parâmetros e/ou momentos estão relacionados a variáveis exógenas relacionadas aos mecanismos causadores do comportamento não estacionário. A classe mais simples de modelos utilizados na AFNE utiliza os chamados modelos lineares generalizados (GLM) (Dobson, 2008; McCullagh e Nelder, 1989). Tais modelos implicam em uma função de distribuição de probabilidade pertencente à família exponencial (que é uma grande classe de distribuições que inclui a normal, lognormal, gama, entre muitas outras), um preditor linear e uma função de ligação que conecta as variáveis exógenas com os parâmetros da distribuição.

Embora o GLM seja uma ferramenta poderosa, com ampla aplicação em muitas disciplinas (por exemplo, biometria, meio-ambiente, economia, entre outras), ele foi estendido em três aspectos principais: (1) a introdução de distribuições que não pertenciam à família exponencial; (2) a introdução de relações não-paramétricas e não-lineares entre os parâmetros do modelo e as covariáveis; (3) a introdução de relações funcionais entre os momentos de maior ordem e covariáveis, permitindo incluir variações dinâmicas na assimetria e na curtose, por exemplo. Quando as covariáveis se reduzem ao tempo, esses modelos permitem, não apenas uma variação da média no tempo, mas também mudanças na forma completa da distribuição de probabilidade. Tais generalizações incluem Modelos Aditivos Generalizados (GAM) (Hastie e Tibshirani, 1990), Modelos Mistos Lineares Generalizados (GLMM) (McCulloch, 1997, 2003), Modelos Mistos Aditivos Generalizados (GAMM) (Fahrmeir e Lang, 2001), Vetor Modelos Lineares/Aditivos Generalizados (VGLM e VGAM) (Yee e Wild, 1996; Yee e Stephenson, 2007), e Modelos Aditivos Generalizados para Localização, Escala e Forma (GAMLSS) (Rigby e Stasinopoulos, 2005).

Em particular, VGLM, VGAM e GAMLSS podem ser vistos como abordagens completas, uma vez que foram planejados para considerar a não-estacionariedade em todo o conjunto de parâmetros para um número muito grande de distribuições, incluindo aquelas mais usadas na hidrologia (Valor Extremo Generalizado (GEV), Pareto Generalizado, Log-Pearson III (LP3), LogNormal, Gama, etc.). A lógica de ambos VGLM/VGAM e GAMLSS é essencialmente a mesma, as principais diferenças estão nos algoritmos de ajuste. Quando o método de estimação é baseado no princípio da máxima verossimilhança, a seleção do modelo pode ser realizada verificando a significância da melhoria do ajuste em termos de critérios de informação como: o Critério de Informação de Akaike (AIC) (Akaike, 1974), o

Critério Bayesiano de Schwarz (SBC) (Schwarz, 1978), o teste estatístico “*deviance*” (Stasinopoulos e Rigby, 2007) e razão de verossimilhança (Coles, 2001). Procedimentos “*forward*”, “*backward*” e “*step-wise*” podem ser aplicados para selecionar as variáveis explicativas significativas. Gráficos de diagnóstico para verificar o desempenho do ajuste compreendem, desde a avaliação dos resíduos a partir dos tradicionais gráficos Q-Q até gráficos mais avançados como “*worm plots*” (Stasinopoulos e Rigby, 2007; van Buuren e Fredriks, 2001).

Uma outra estratégia de modelagem não estacionária utilizando a análise de frequência foi introduzida por Vogel *et al.* (2011), e, recentemente, ampliada em Serago e Vogel (2018), e se baseia na regressão da série da variável de interesse, ao invés da regressão dos parâmetros da distribuição de probabilidades utilizando os GLM. Essa regressão simples permite calcular os momentos (média, variância, coeficiente de assimetria) da variável de interesse, condicionados a variáveis exógenas, que são então empregadas para estimar, mesmo que de forma aproximada, os quantis associados às possíveis distribuições de probabilidade. (Serago e Vogel, 2018) apontam algumas vantagens dessa abordagem em detrimento da AFNE utilizando os GLMs: facilidade de aplicação; comunicação gráfica eficaz; estimativa parcimoniosa dos momentos (condicionados as variáveis exógenas); possibilita incorporar eventuais mudanças no coeficiente de variação das séries; possibilita incluir relações não lineares; expressão analítica para os intervalos de confiança; possibilita um ambiente de modelagem multivariada e pode incluir os eventuais efeitos da persistência de curto e longo prazos das séries.

Cabe ressaltar que a análise de frequência não-estacionária não se esgota apenas com as duas estratégias de modelagens apresentadas anteriormente. Outras possibilidades mais avançadas vêm sendo testadas como técnicas de regressão por quantis (Sankarasubramanian e Lall, 2003) e modelagem bayesiana (Renard e Lall, 2014), com a possibilidade de incluir cópulas que consideram variáveis interdependentes (Bracken *et al.*, 2018).

Em ambas as abordagens, via MLGs ou momentos condicionados, o aspecto mais importante está associado à escolha das covariáveis ou variáveis explicativas a serem considerados no modelo não-estacionário (AghaKouchak *et al.*, 2013; Schlef *et al.*, 2018; Serago e Vogel, 2018; Serinaldi e Kilsby, 2015). Inclusive, em muitos desses trabalhos o objetivo principal é a identificação dessas covariáveis que estão mais fortemente relacionadas com as mudanças (Schlef *et al.*, 2018; Xiong *et al.*, 2018). O procedimento mais simples é usar o

próprio tempo como covariável (Merz *et al.*, 2012; Serinaldi e Kilsby, 2015). No entanto, é sempre recomendável que tal escolha deve refletir mecanismos físicos razoavelmente previsíveis para garantir que os padrões observados no período observado do histórico não sejam apenas um efeito de flutuações de processos estacionários cuja dinâmica evolui ao longo de escalas de tempo mais longas (Merz *et al.*, 2012; Salas *et al.*, 2018; Schlef *et al.*, 2018; Serinaldi e Kilsby, 2015).

Assim, vêm sendo testadas variáveis explicativas, tanto associadas ao uso e cobertura do solo, como também a processos climáticos. No primeiro caso, algumas variáveis como aumento da taxa de urbanização, taxa de desmatamento ou substituição da cobertura nativa, população, índices de reservatório, área de irrigação e até mesmo o produto interno bruto (PIB) já foram avaliadas (Gilroy e McCuen, 2012; Jiang *et al.*, 2015; Prosdocimi *et al.*, 2015; Villarini *et al.*, 2009; Xiong *et al.*, 2018). No caso de variáveis climáticas, devido à disseminação dos resultados dos MCGs, o número de publicações é bem superior às variáveis ligadas às características de uso e ocupação do solo na bacia, inclusive a maior parte desses trabalhos inclui também as variáveis climáticas. No entanto a recíproca não é verdadeira.

Os trabalhos empregando a AFNE, utilizando séries de vazões para análise de máximos ou mínimas, já foram realizados em diversos países como: China (Delgado *et al.*, 2014; Li e Tan, 2015; Xiong *et al.*, 2018; Zhang *et al.*, 2015), Espanha, França e Reino Unido, na Europa (López e Francés, 2013; Prosdocimi *et al.*, 2014; Renard e Lall, 2014), Estados Unidos (Bracken *et al.*, 2018; Condon *et al.*, 2015; Jain e Lall, 2001; Kwon *et al.*, 2008; Mallakpour *et al.*, 2017; Sankarasubramanian e Lall, 2003; Schlef *et al.*, 2018; Villarini *et al.*, 2013), na África (Tramblay *et al.*, 2014) e no Brasil (Bartiko *et al.*, 2017; Lima *et al.*, 2015; Silva *et al.*, 2016; Silva *et al.*, 2017). Essas análises também foram aplicadas a séries de extremos de precipitação como por exemplo, nos Estados Unidos (Ouarda e El-Adlouni, 2011; Shang *et al.*, 2011; Steinschneider e Lall, 2015), no Reino Unido (Prosdocimi *et al.*, 2014), na França (Tramblay *et al.*, 2013), na Austrália (Sun *et al.*, 2014) e no Brasil (Moreira *et al.*, 2016).

Embora já existam uma gama grande de trabalhos que investigam as melhores formas de lidar com a questão da não-estacionariedade, existem também um conjunto expressivo de publicações que reagiram com posições e opiniões que vão no sentido contrário, conforme pode ser exemplificado pelos títulos de alguns dos artigos publicados recentemente:

“Estacionariedade: procurado vivo ou morto?” (Lins e Cohn 2011), “Comentários sobre a anunciada morte da estacionariedade” (Matalas, 2012), “Matando negligentemente conceitos científicos: o caso estacionário” (Koutsoyiannis e Montanari 2014), “Modelando e mitigando riscos naturais: a estacionariedade é imortal!” (Montanari e Koutsoyiannis 2014), e “A estacionariedade é morta-viva: a incerteza domina a distribuição dos extremos” (Serinaldi e Kilsby, 2015).

Essa falta de consenso relacionado a questão da não-estacionariedade resulta, em parte, da grande incerteza associada à capacidade atual em detectar, atribuir e modelar tendências passadas, e da ainda maior incerteza associada à capacidade de prever a evolução futura dos processos hidrológicos (Luke *et al.*, 2017; Serinaldi e Kilsby, 2015; Villarini *et al.*, 2009; Villarini *et al.*, 2009). Um outro desafio crítico é a aplicação da AFNE dentro da TDBR, utilizando por exemplo árvores de decisão, uma vez que tal aplicação depende da estimativa das probabilidades associadas a vários resultados ou futuros (ramos da árvore de decisão), sendo que tais estimativas ainda são bastante controversas e não existe uma solução de consenso. Alguns autores, como por exemplo, Manning *et al.* (2009), tem testado algumas soluções como utilizar uma análise Bayesiana agregando previsões por conjuntos de diferentes modelos MCGs.

Conforme apontado por Salas *et al.* (2018), a questão de se realizar uma análise de frequência estacionária ou não-estacionária permanece em aberto e, provavelmente, deverá permanecer assim por muito tempo, conforme evidenciado pelas conclusões de O’Brien e Burn (2014), Serinaldi e Kilsby (2015) e Luke *et al.* (2017). Em uma comparação cuidadosa da precisão (incerteza) associada a várias estimativas de eventos de cheias de projeto usando abordagens estacionárias e não estacionárias, Luke *et al.* (2017) descobriram que os métodos estacionários eram quase sempre preferidos em relação às abordagens não estacionárias. Vogel *et al.* (2013), Prosdocimi *et al.* (2014) e Serinaldi e Kilsby (2015) documentam como é possível quantificar os vários fatores que dão origem à incerteza, considerando nossa capacidade de detectar e modelar tendências em séries hidrológicas. Salas e Obeysekera (2014), O’Brien e Burn (2014) e Serinaldi e Kilsby (2015) descrevem abordagens para derivar intervalos de confiança para os índices hidrológicos de projeto sob condições não-estacionárias. No entanto, mesmo em situações em que há conhecimento físico dos processos que causam a não-estacionariedade hidrológica, há sempre uma incerteza adicional considerável associada à AFNE, de modo que as abordagens baseadas em risco para projetar

a seleção de eventos são vistas como primordiais (ASCE - American Society of Civil Engineers, 2018; Rosner *et al.*, 2014; Salas *et al.*, 2018; Vogel *et al.*, 2013).

Por fim, considerando todas as incertezas apontadas no parágrafo anterior, é fundamental o desenvolvimento de abordagens que integrem, no processo de tomada de decisão, as hipóteses, tanto de estacionariedade como de não-estacionariedade, no sentido de subsidiar o tomador de decisão, indicando se há informações suficientemente disponíveis para justificar a decisão em relação a alguma estratégia de adaptação. Nessa linha serão apresentadas no item a seguir abordagens que vão nessa direção e no qual é ponto importante de investigação dessa tese.

APÊNDICE C - DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DAS ESTAÇÕES COM RESULTADOS DO SIGNIFICATIVOS E NÃO-SIGNIFICATIVOS PARA OS ÍNDICES DE PRECIPITAÇÃO E VAZÃO

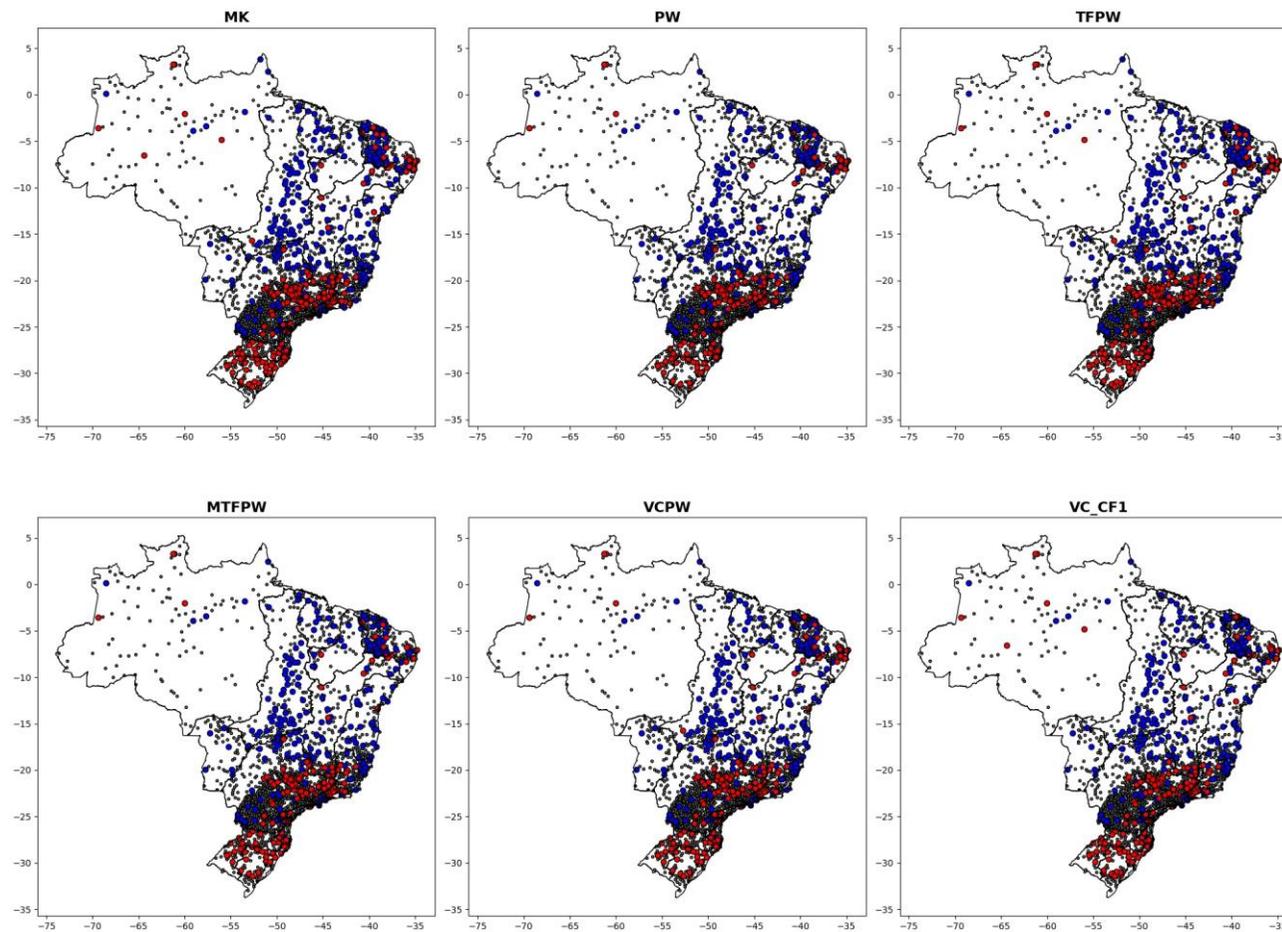


Figura B1 - Resultados das abordagens para o índice CDD.

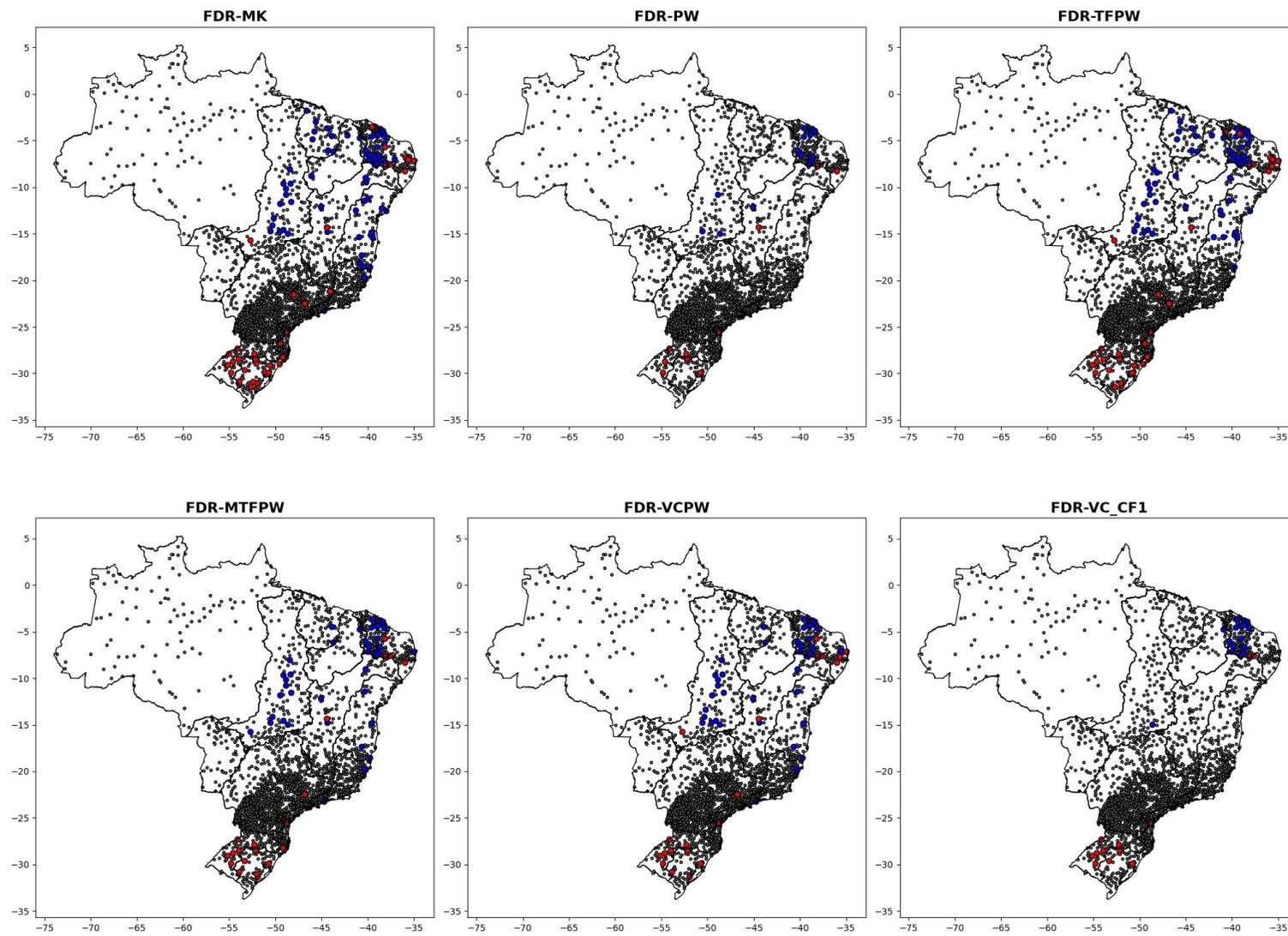


Figura B2 - Resultados das abordagens para o índice FDR-CDD.

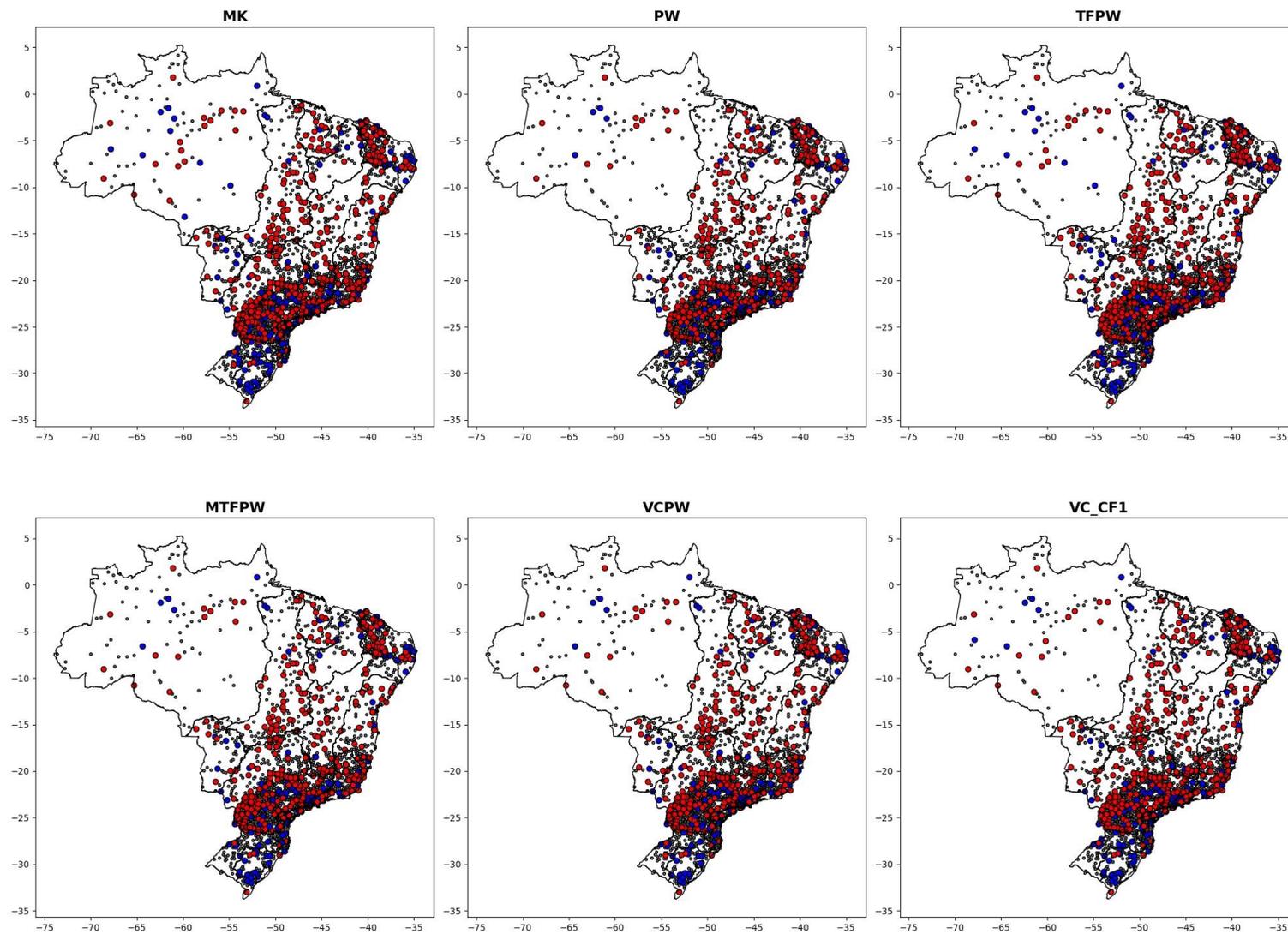


Figura B3 - Resultados das abordagens para o índice CWD.

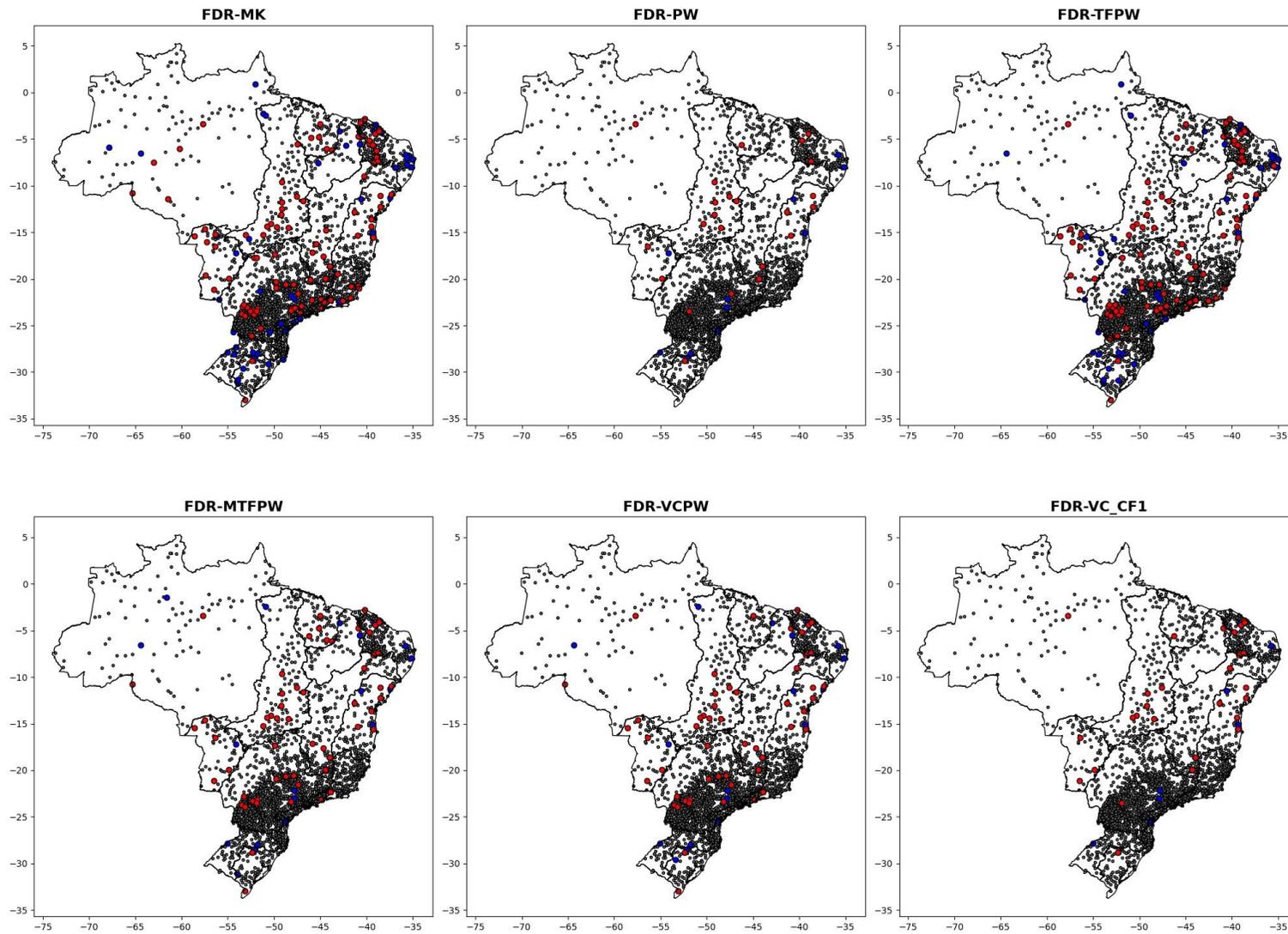


Figura B4 - Resultados das abordagens para o índice FDR-CWD.

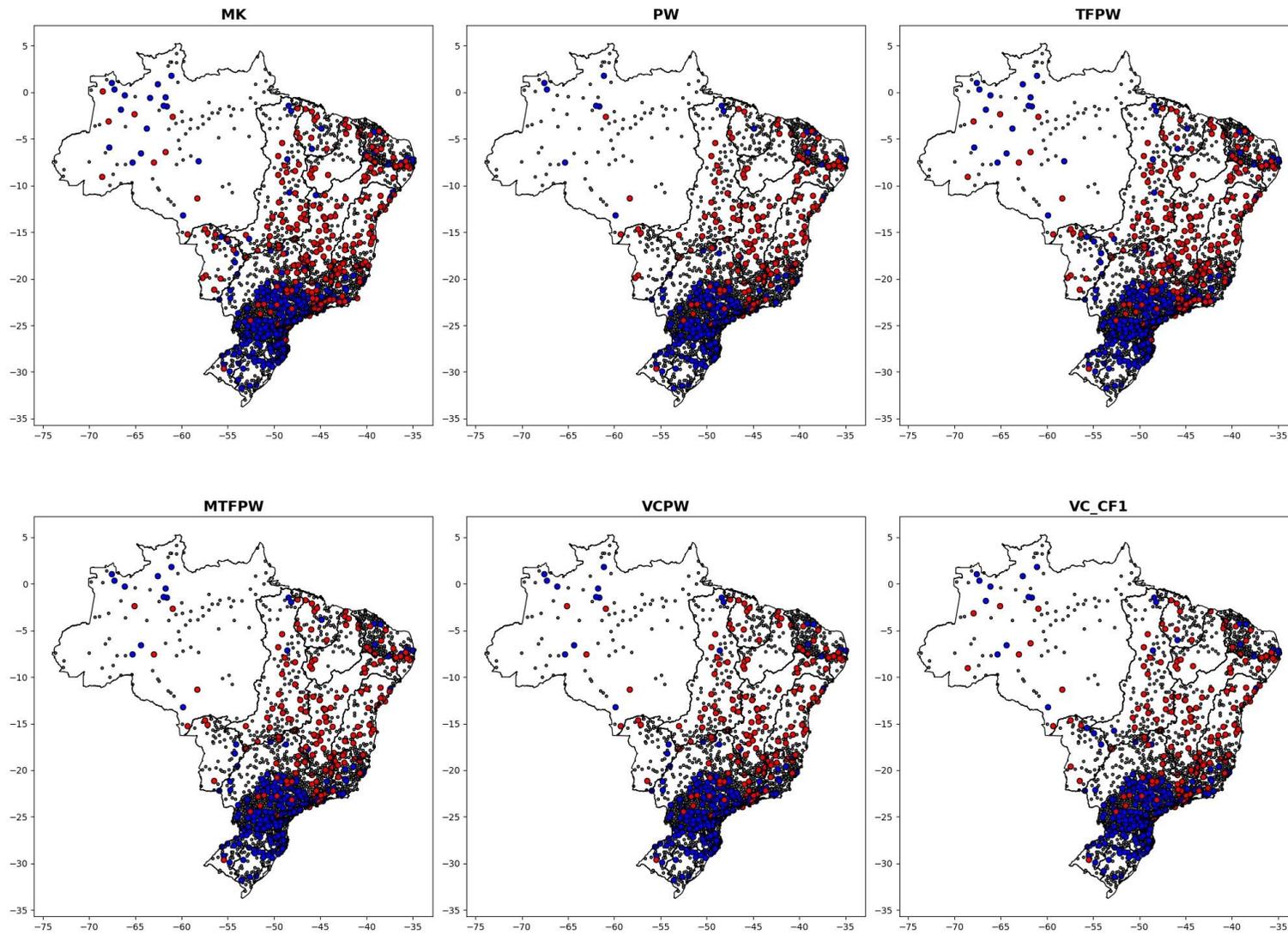


Figura B5 - Resultados das abordagens para o índice PRCPTOT.

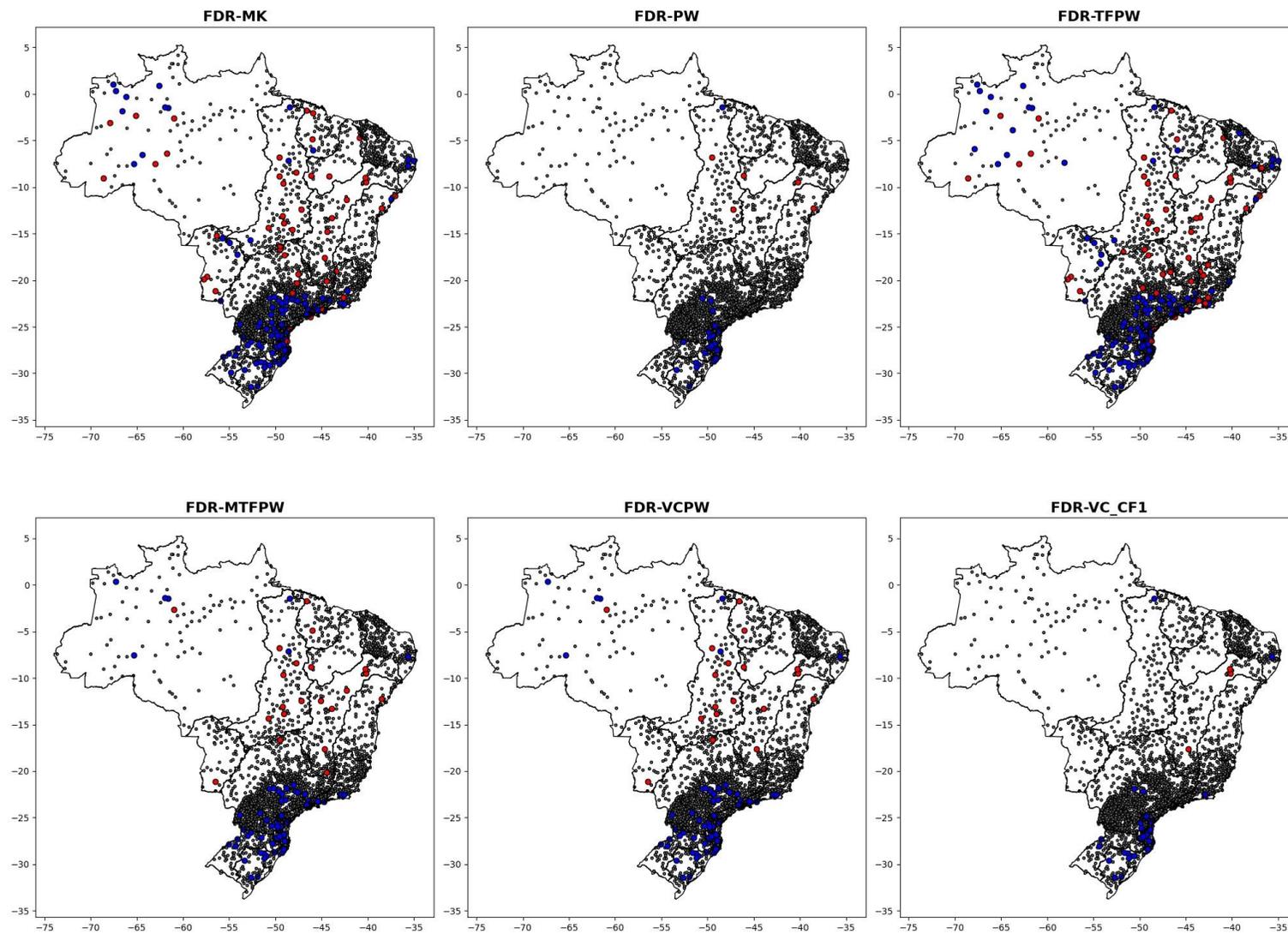


Figura B6 - Resultados das abordagens para o índice FDR-PRCPTOT.

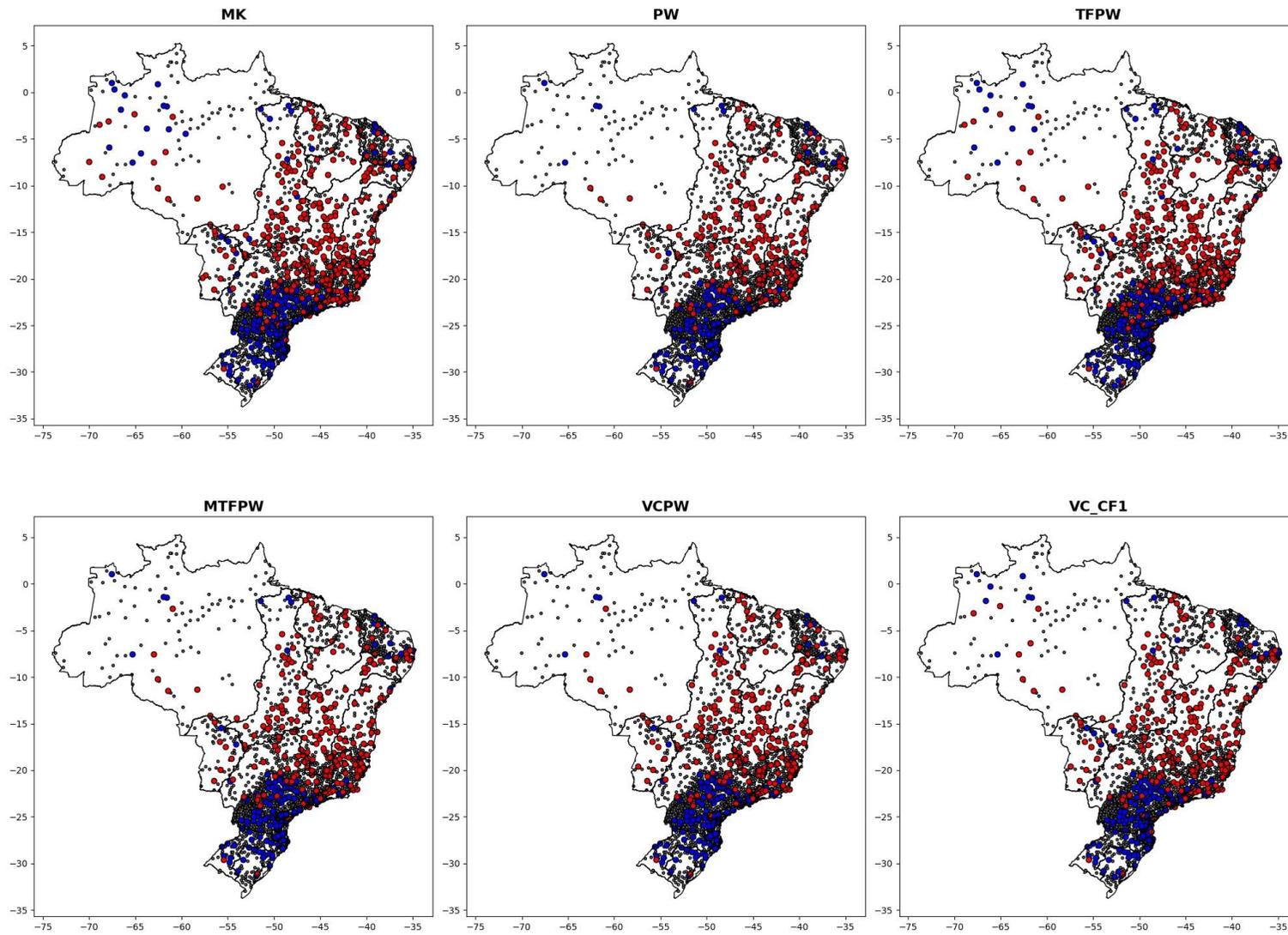


Figura B7 - Resultados das abordagens para o índice R10.

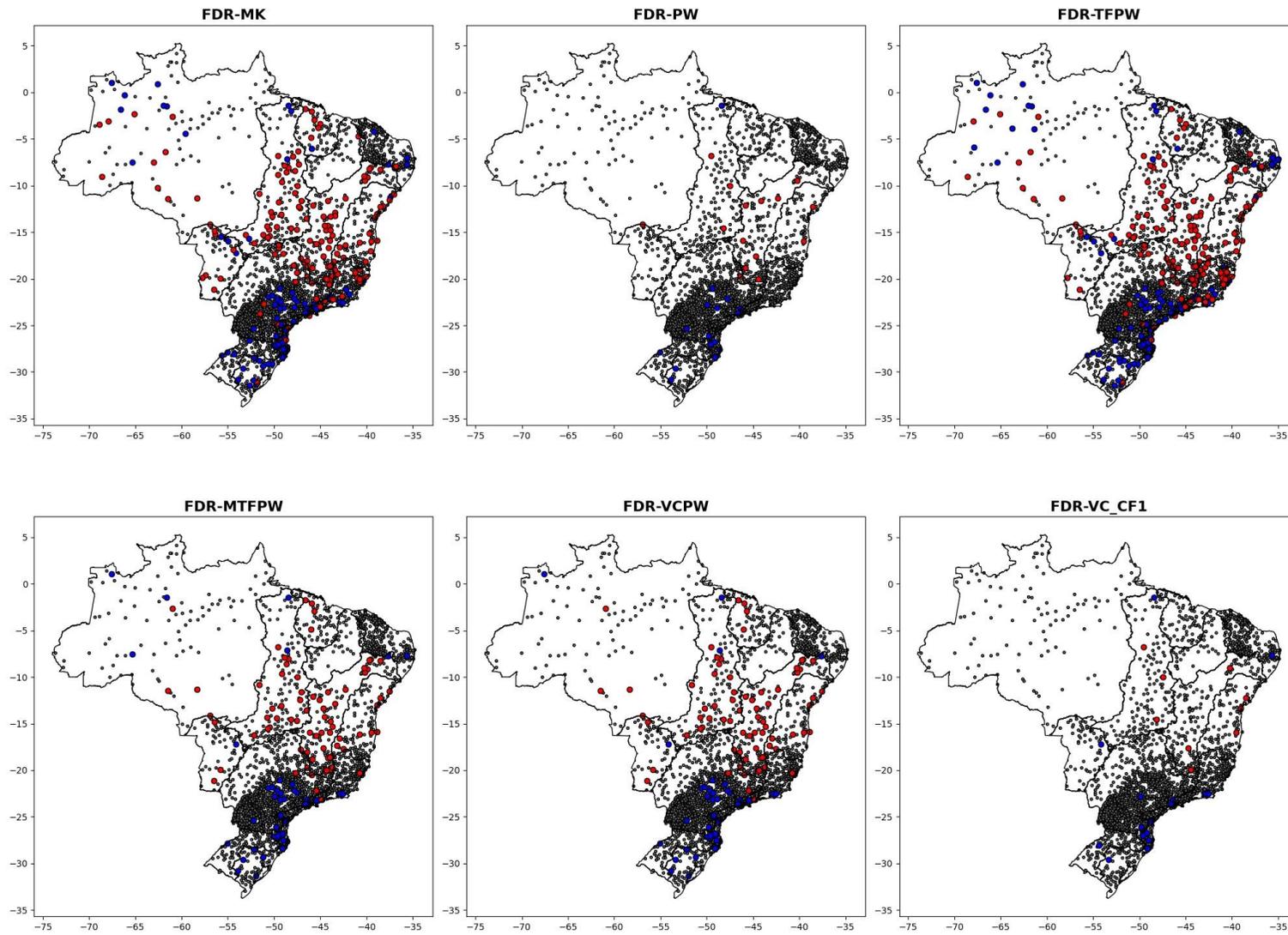


Figura B8 - Resultados das abordagens para o índice FDR-R10.

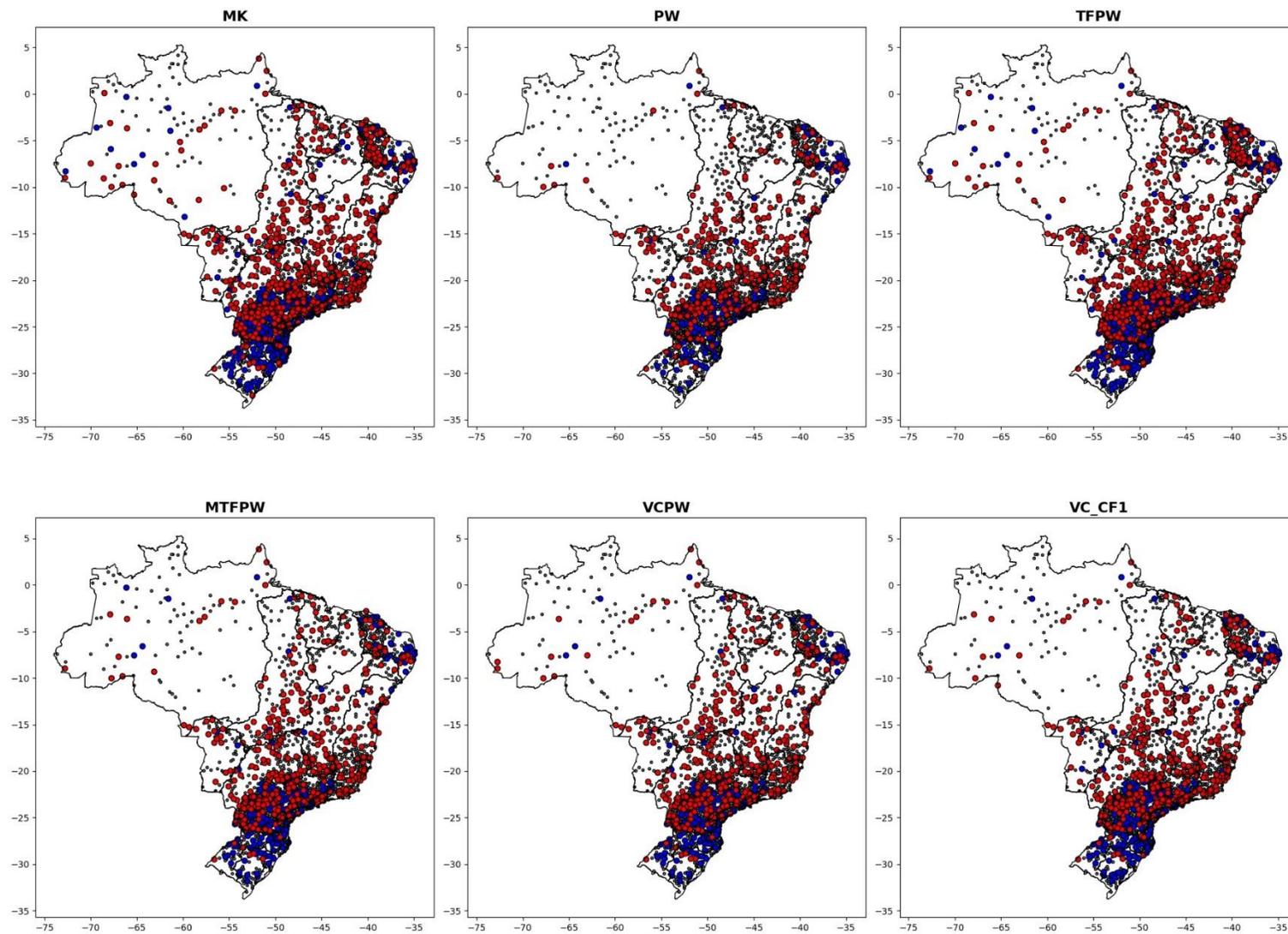


Figura B9 - Resultados das abordagens para o índice R1.

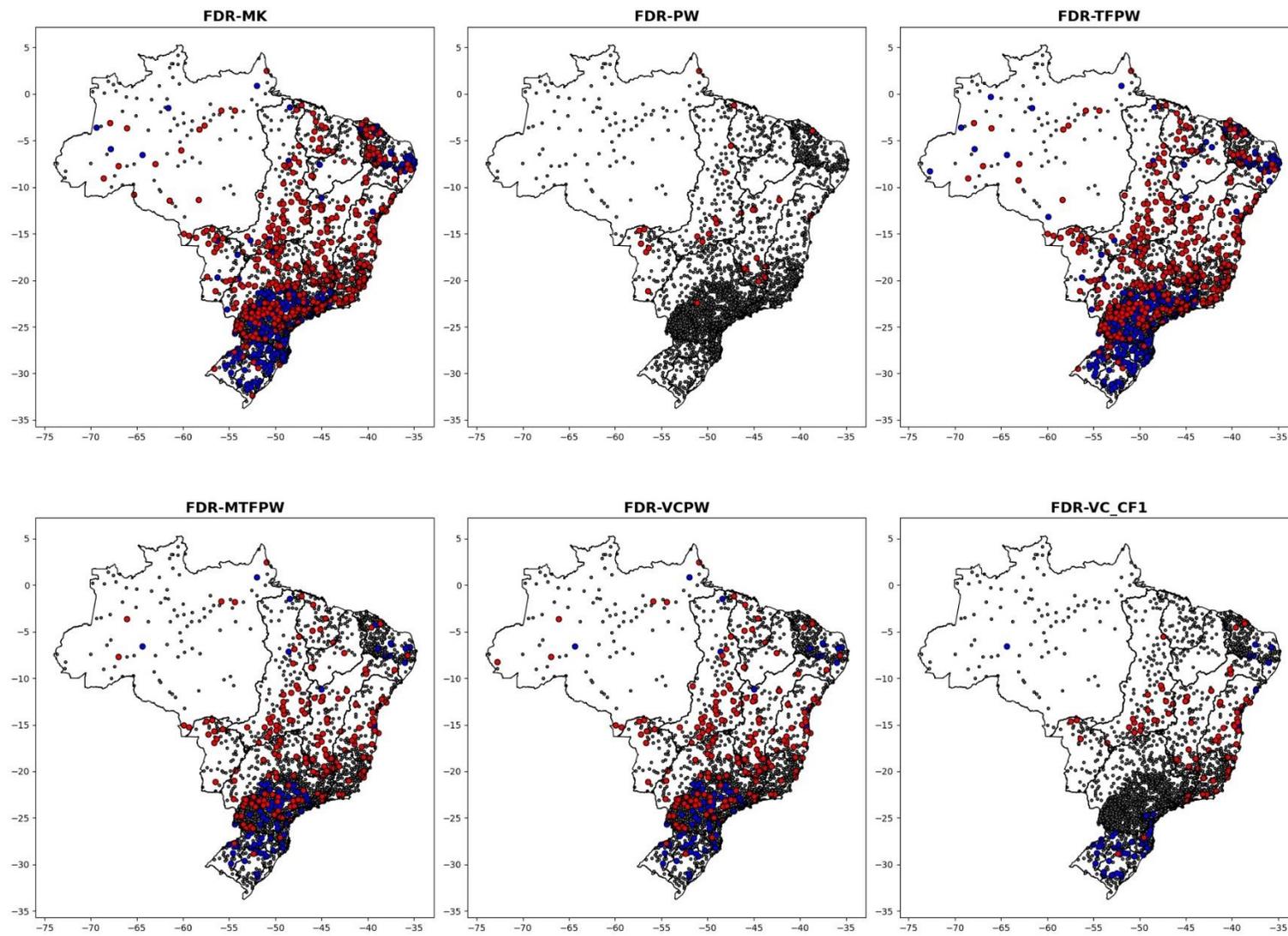


Figura B10 - Resultados das abordagens para o índice FDR-R1.

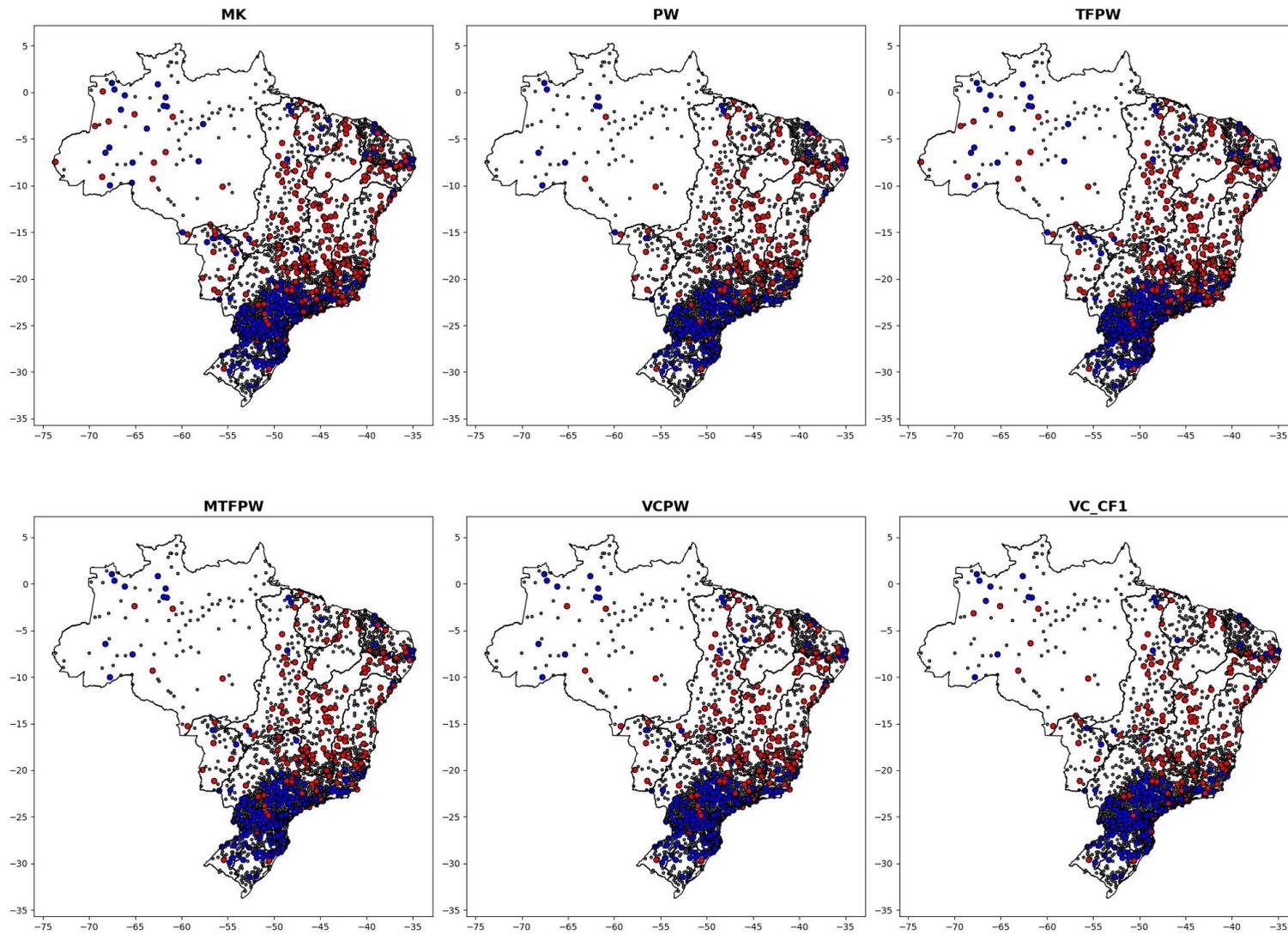


Figura B11 - Resultados das abordagens para o índice R20.

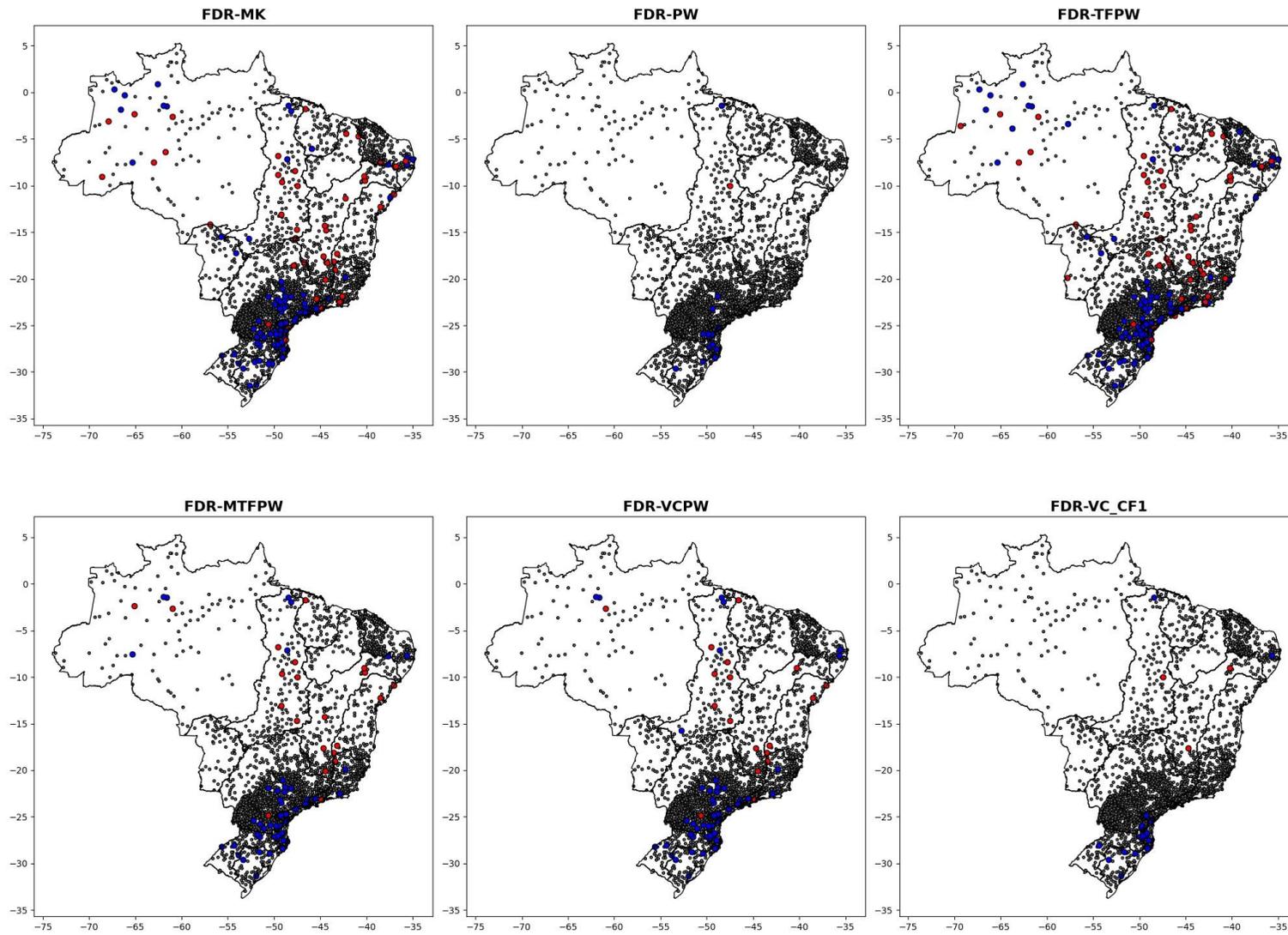


Figura B12 - Resultados das abordagens para o índice FDR-R20.

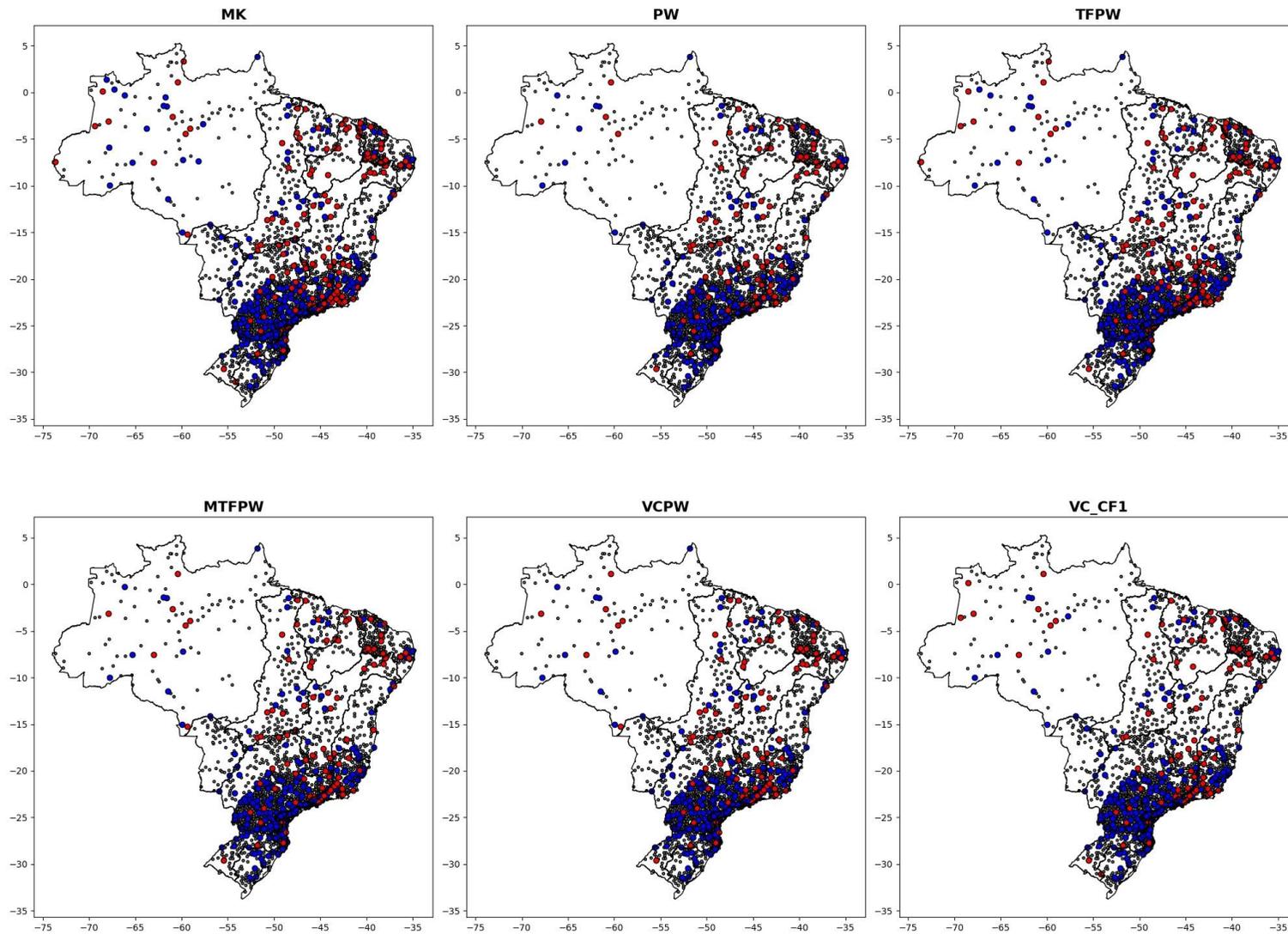


Figura B13 - Resultados das abordagens para o índice R50.

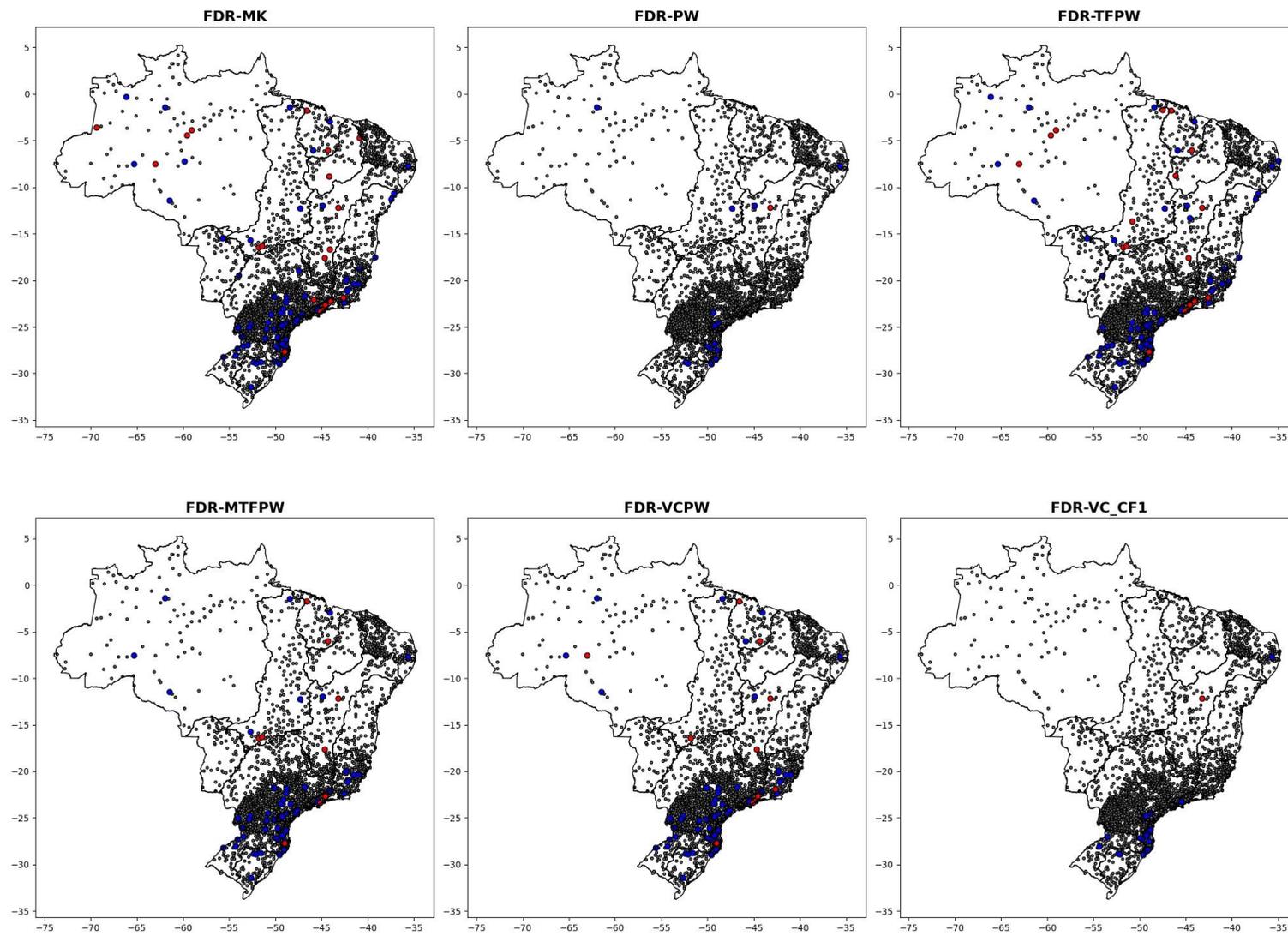


Figura B14 - Resultados das abordagens para o índice FDR-R50.

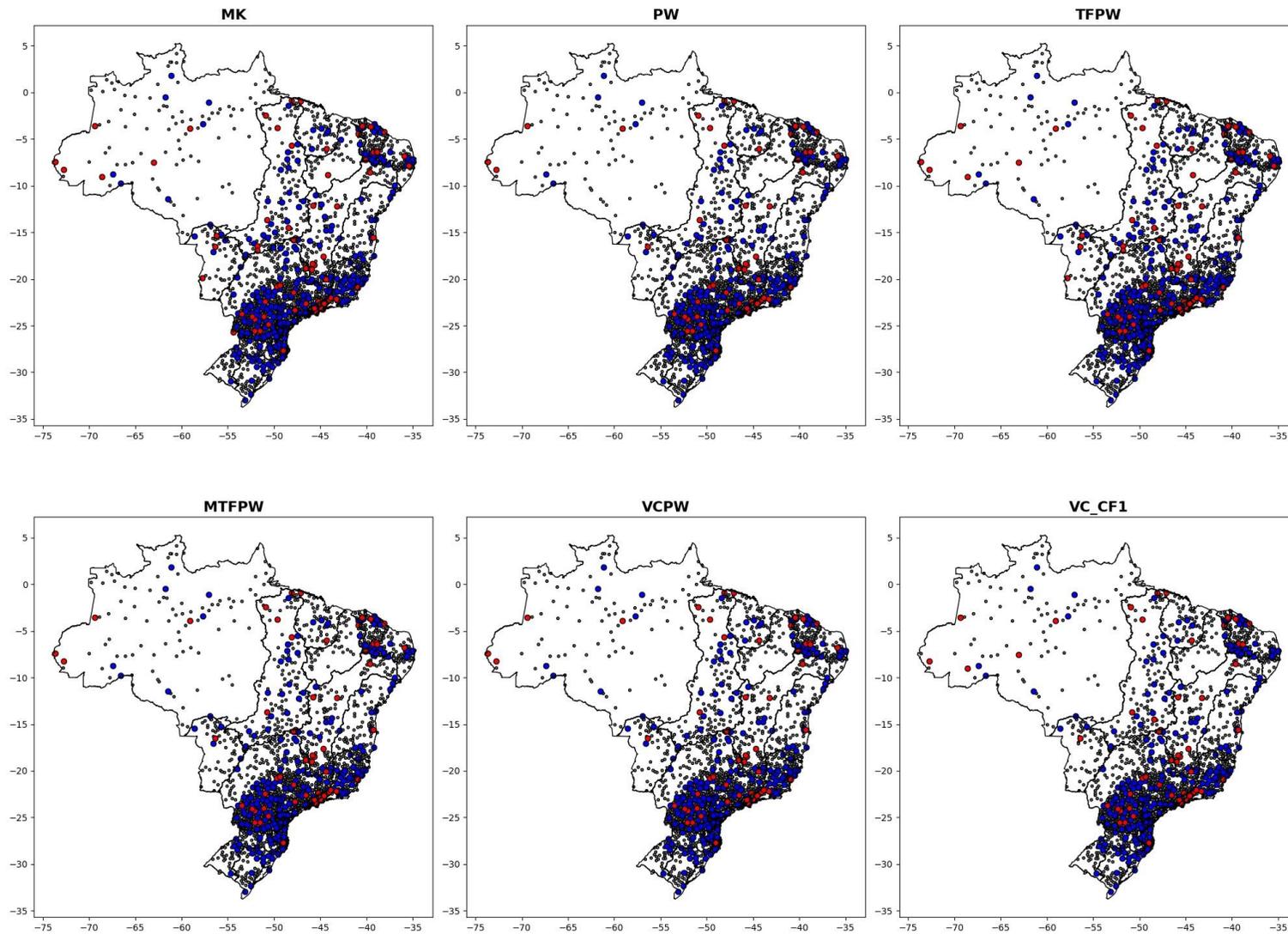


Figura B15 - Resultados das abordagens para o índice RX1day.

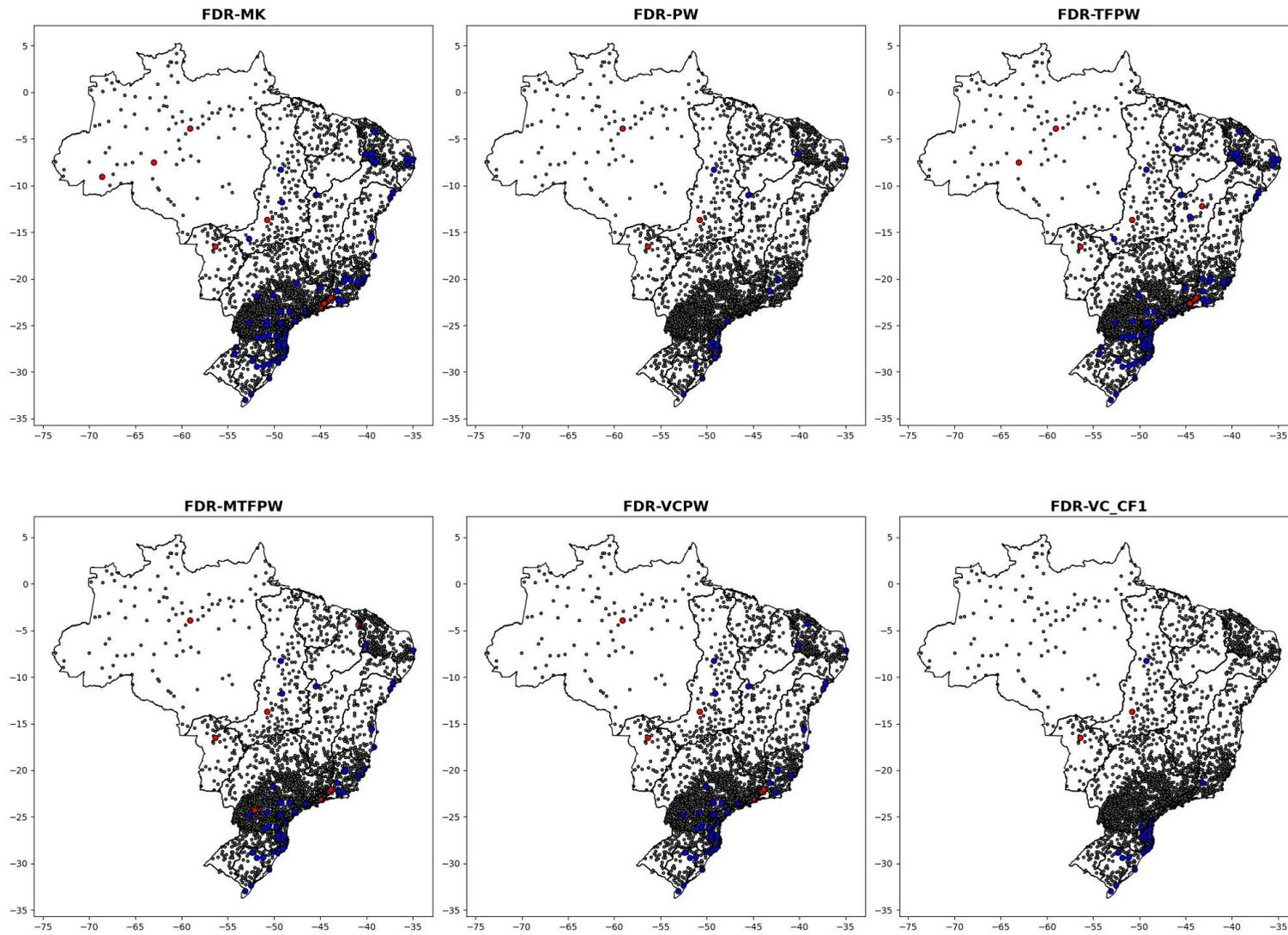


Figura B16 - Resultados das abordagens para o índice FDR-RX1day.

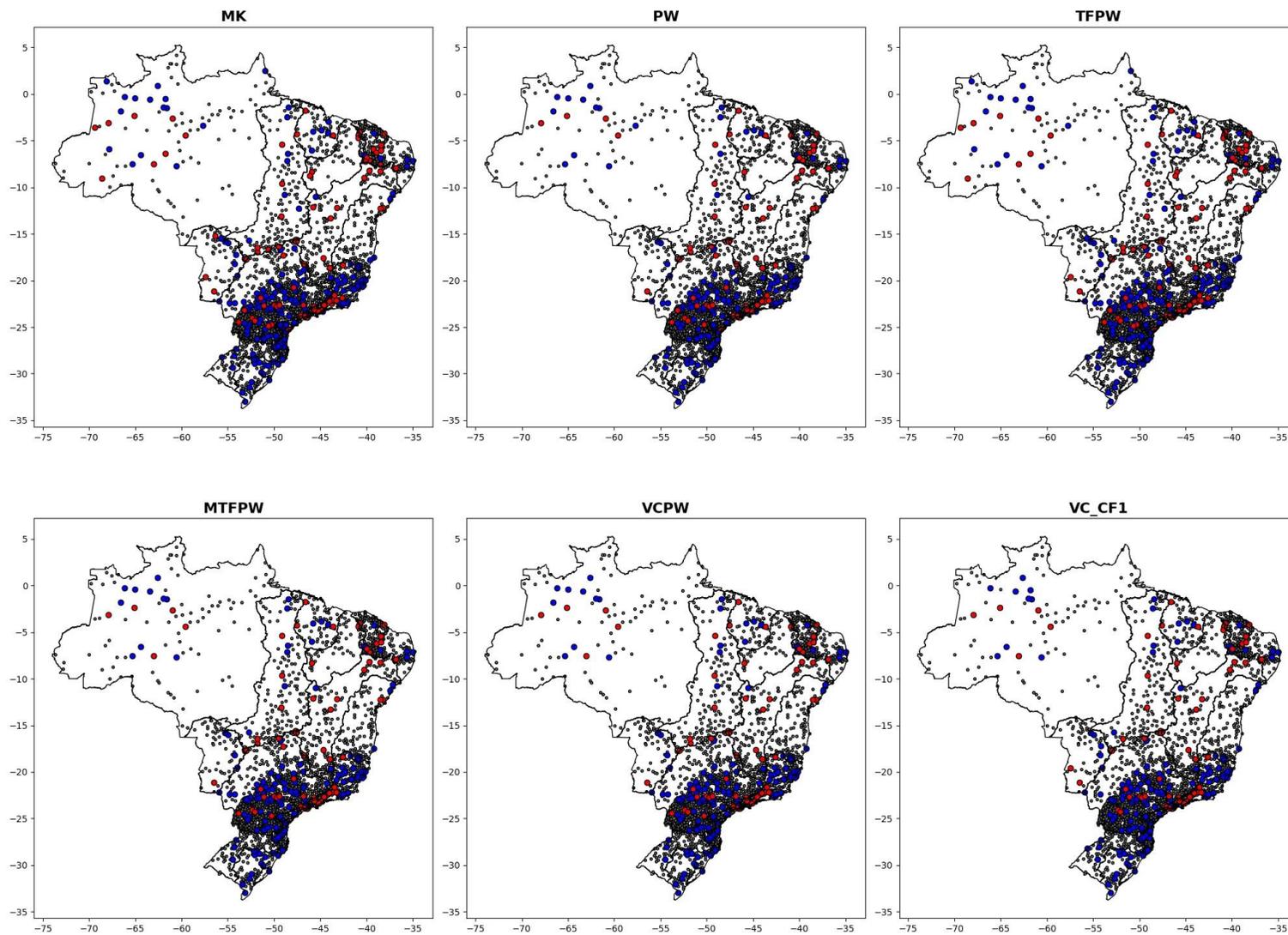


Figura B17 - Resultados das abordagens para o índice RX5day.

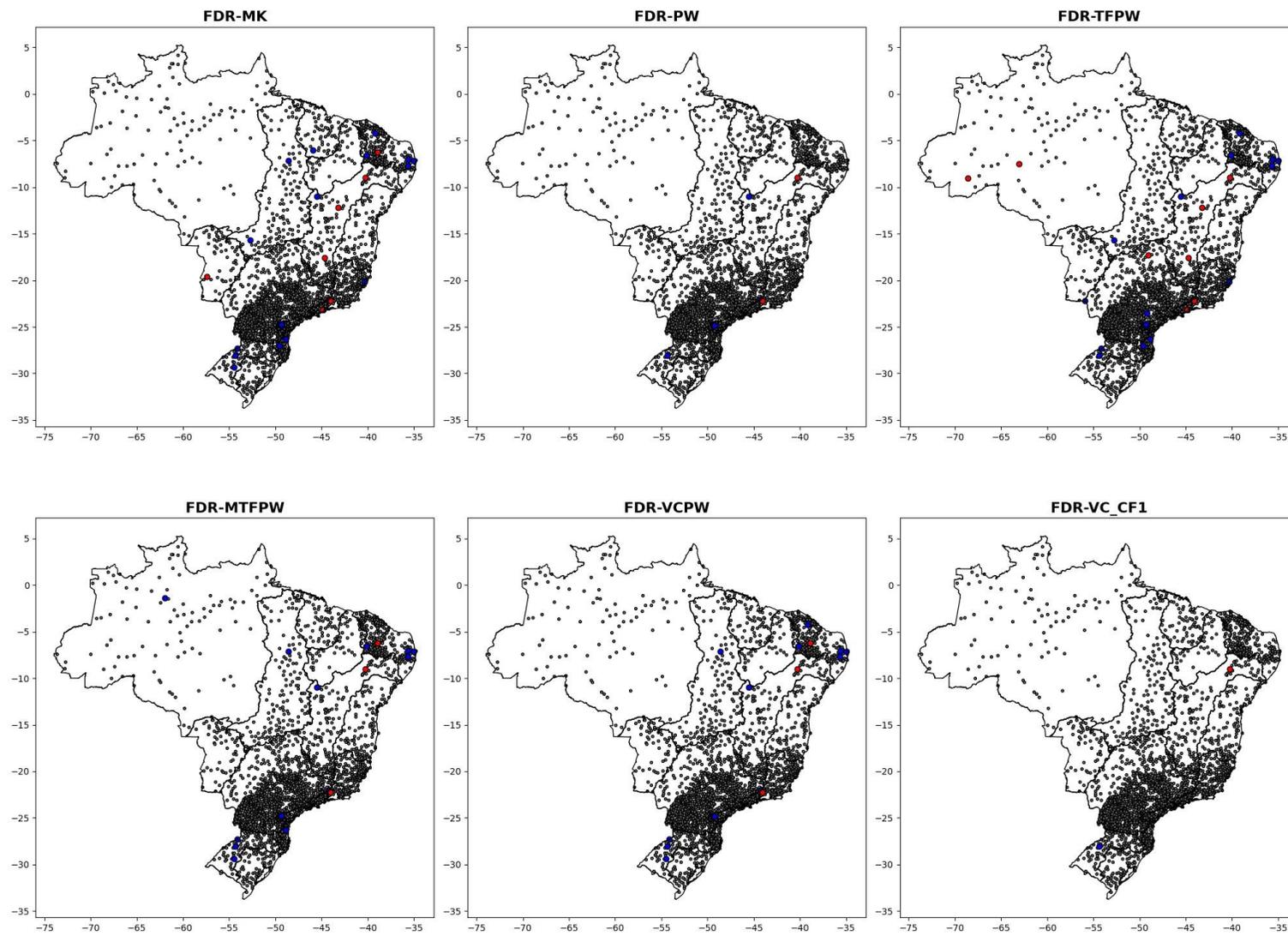


Figura B18 - Resultados das abordagens para o índice FDR-RX5day.

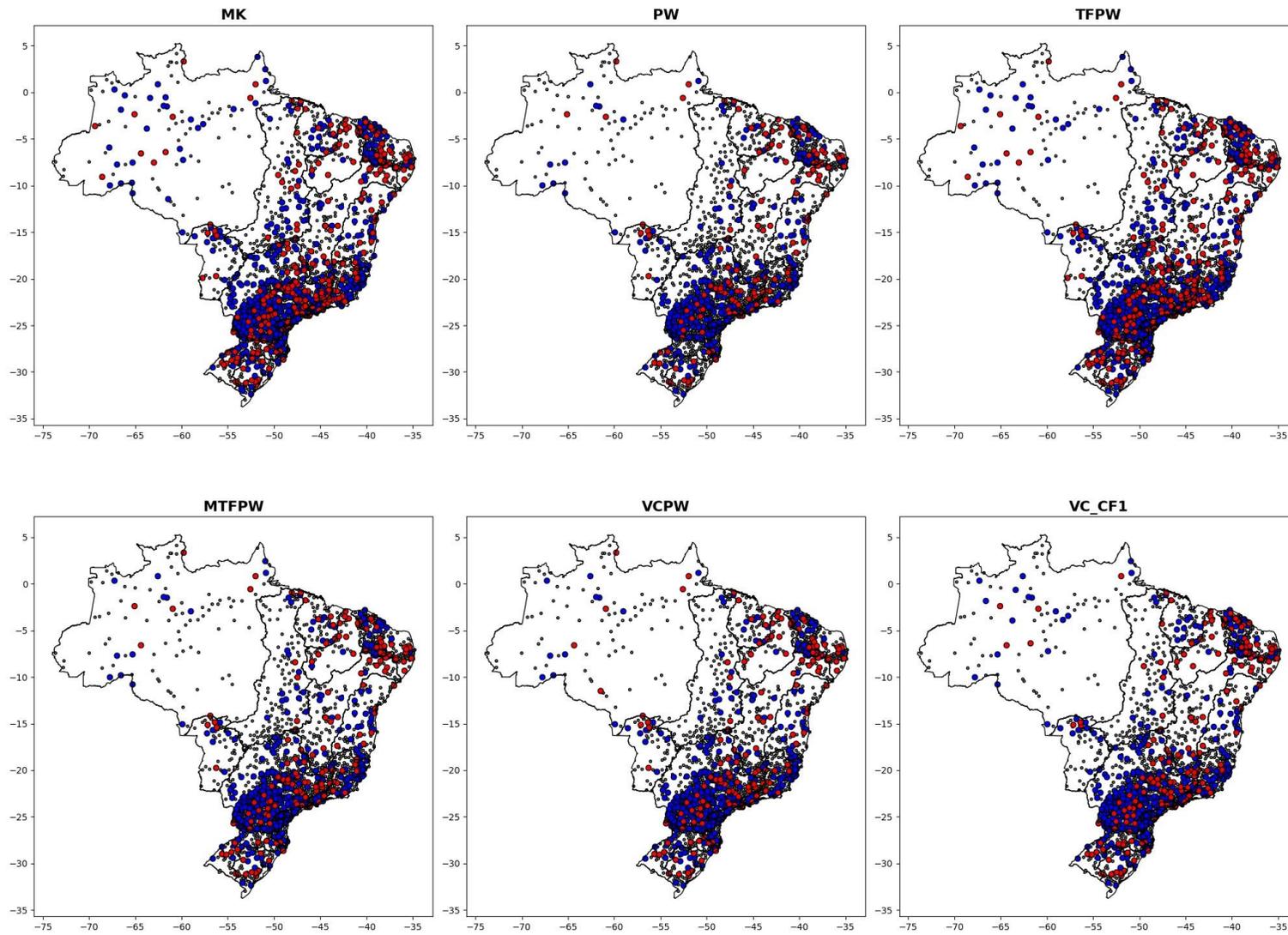


Figura B19 - Resultados das abordagens para o índice SDII.

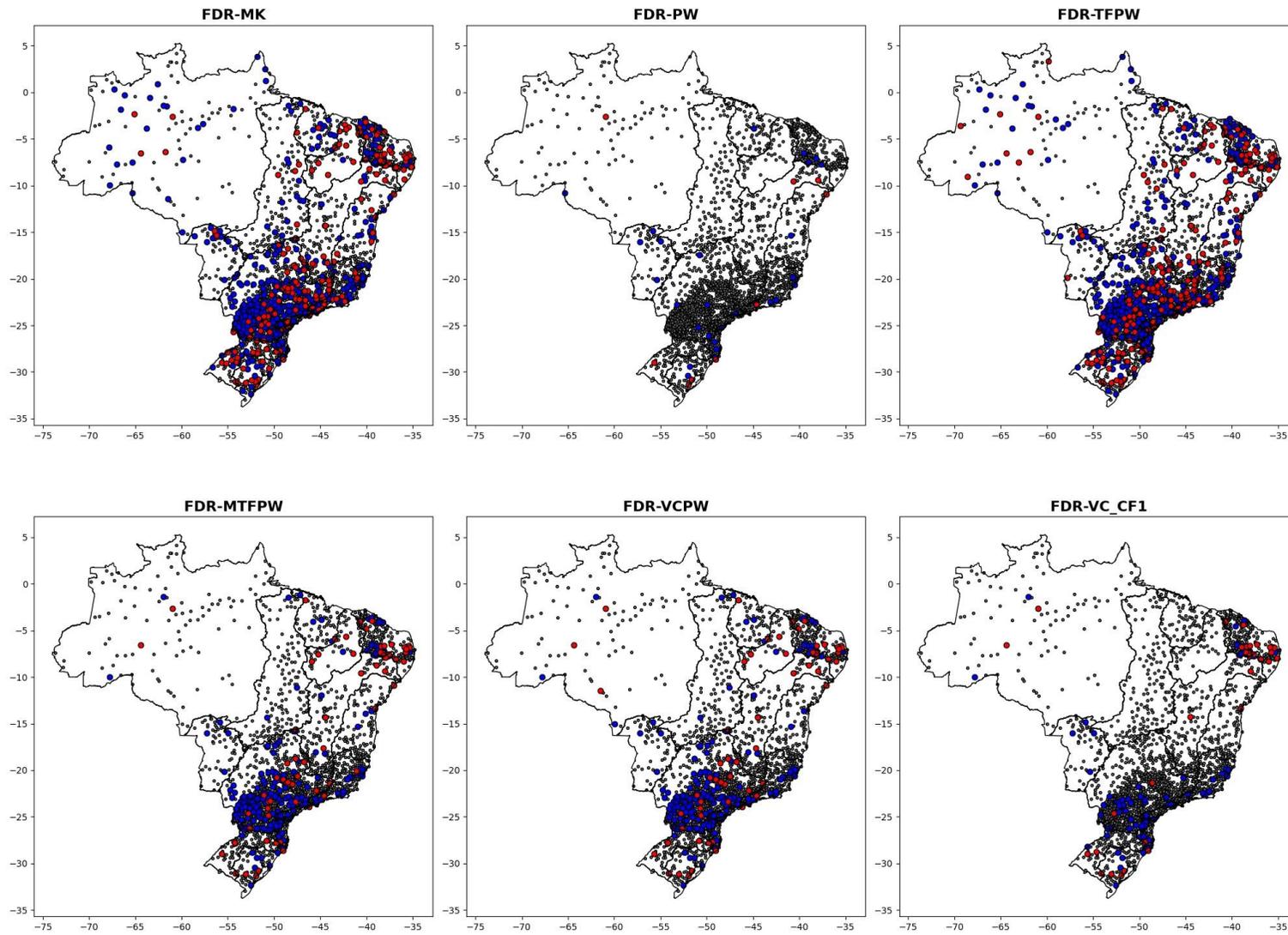


Figura B20 - Resultados das abordagens para o índice FDR-SDII.

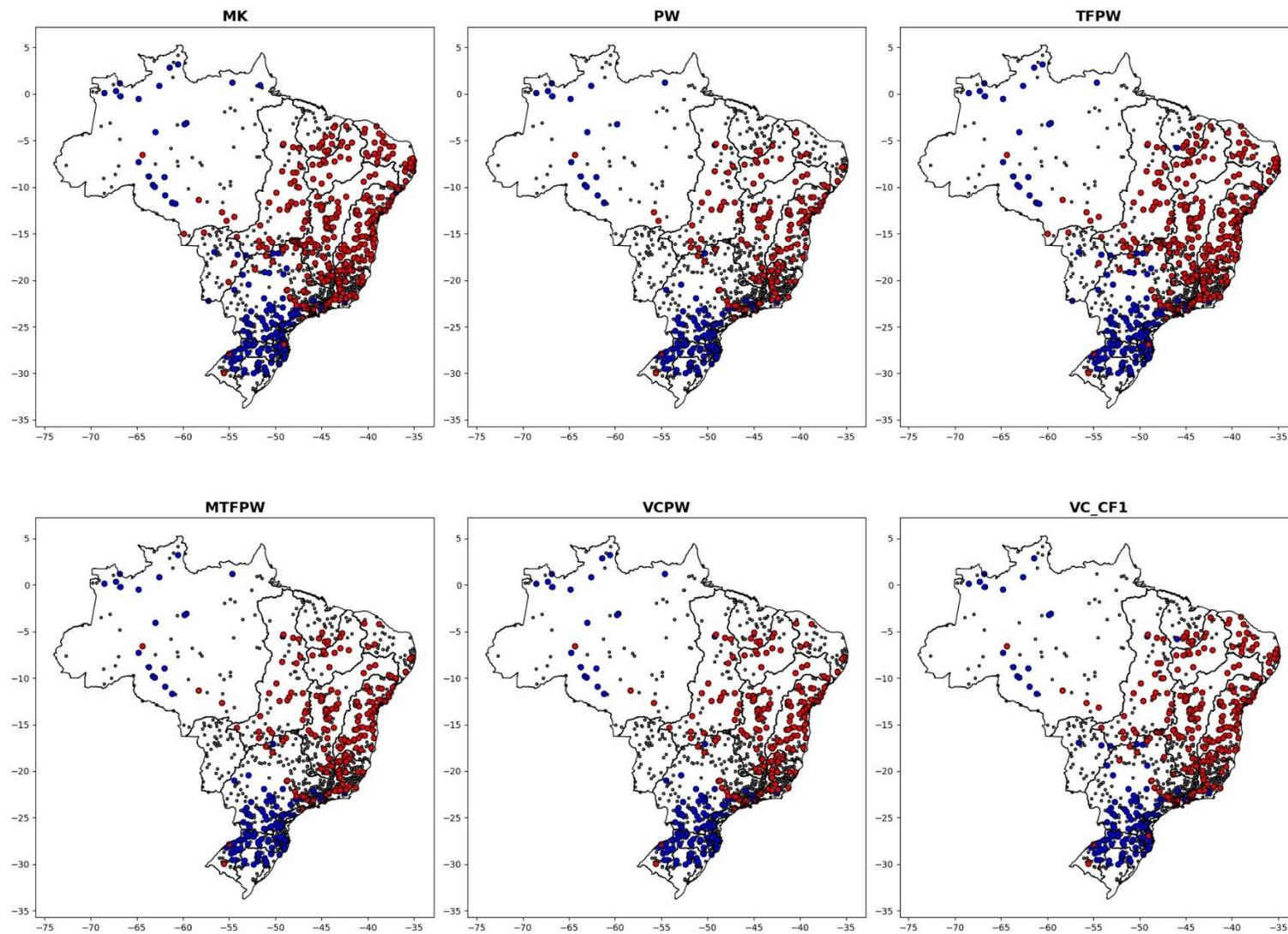


Figura B21 - Resultados das abordagens para o índice QMed.

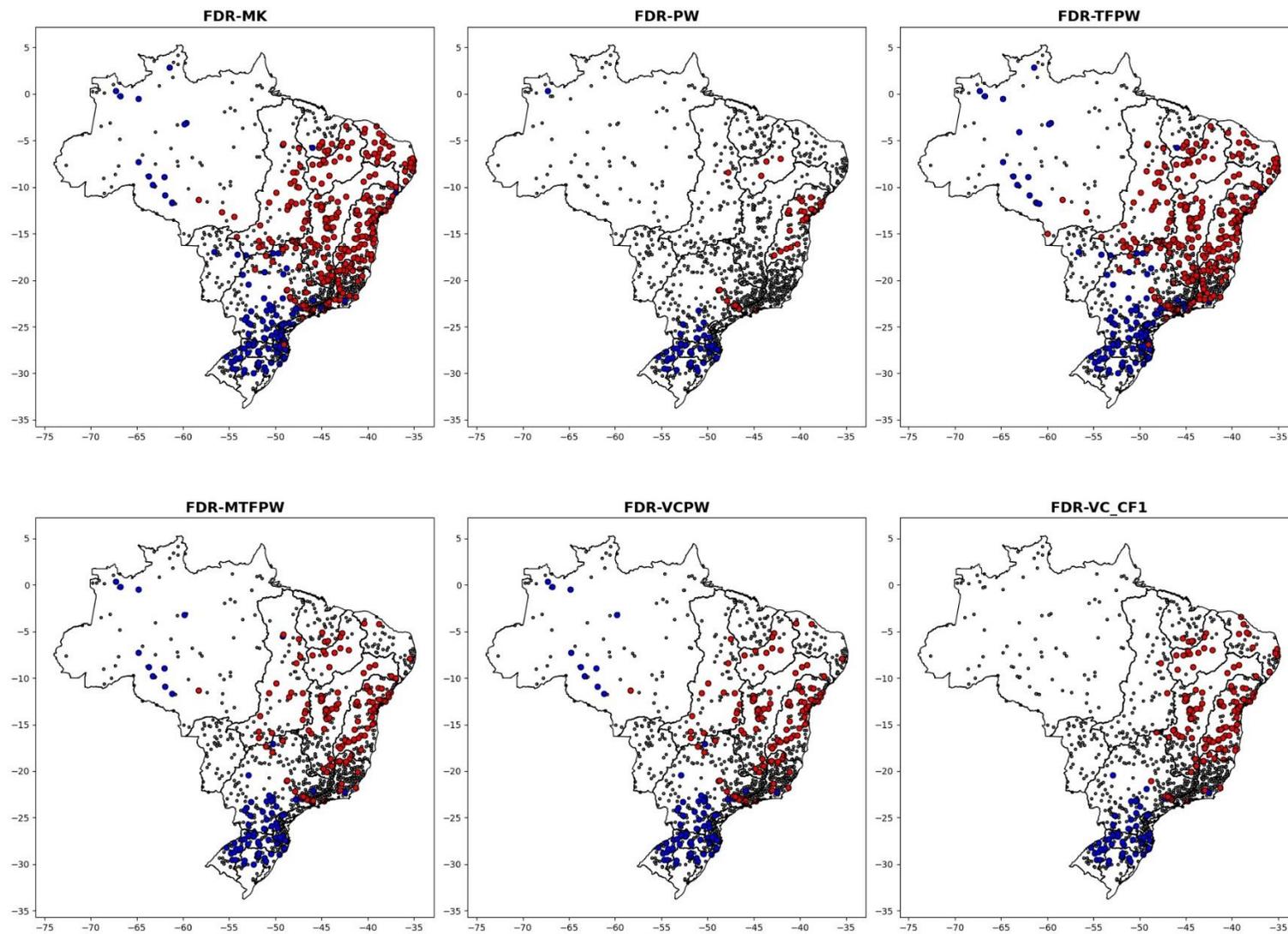


Figura B22 - Resultados das abordagens para o índice FDR-QMed.

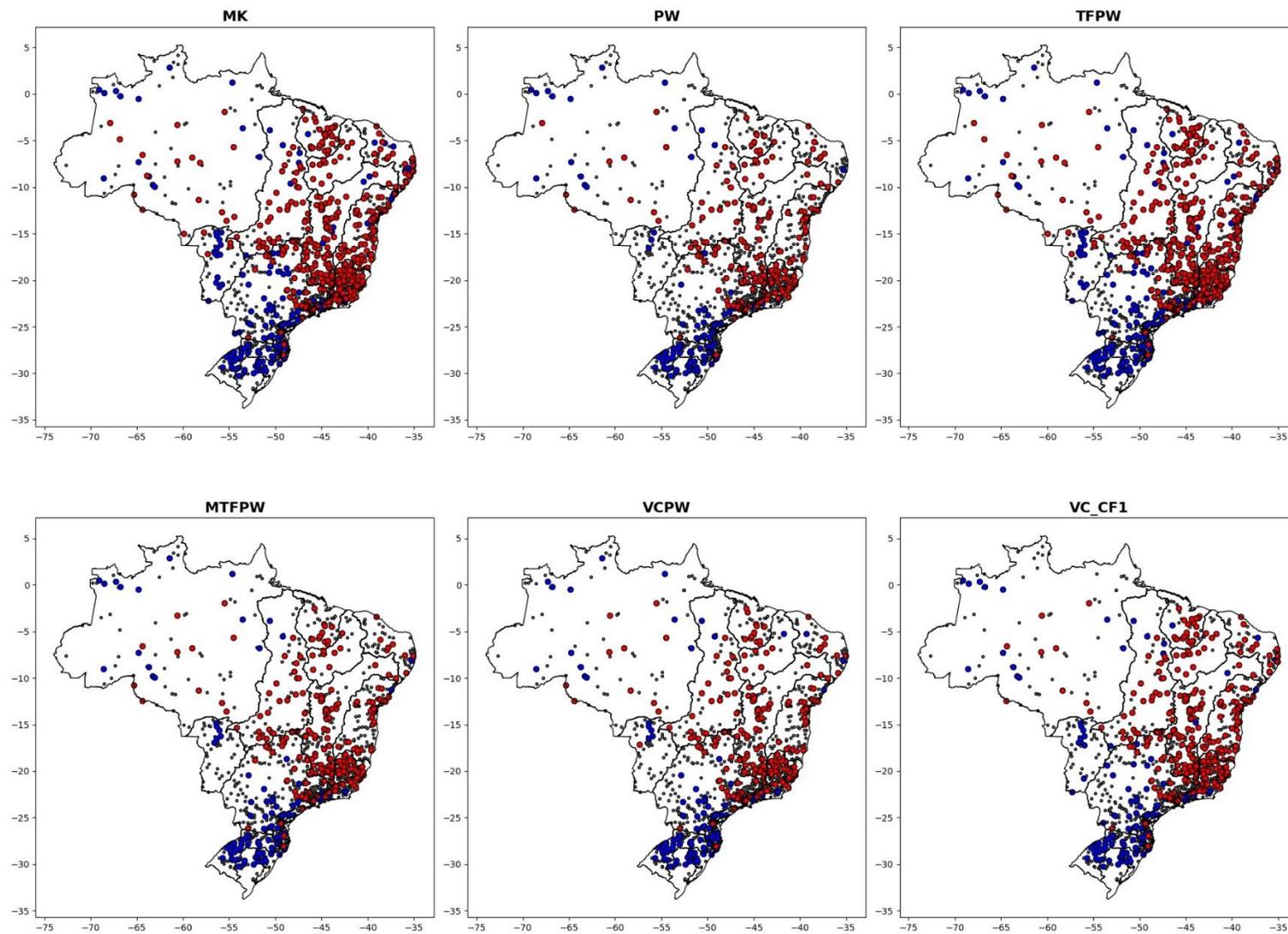


Figura B23 - Resultados das abordagens para o índice Qmin30day.

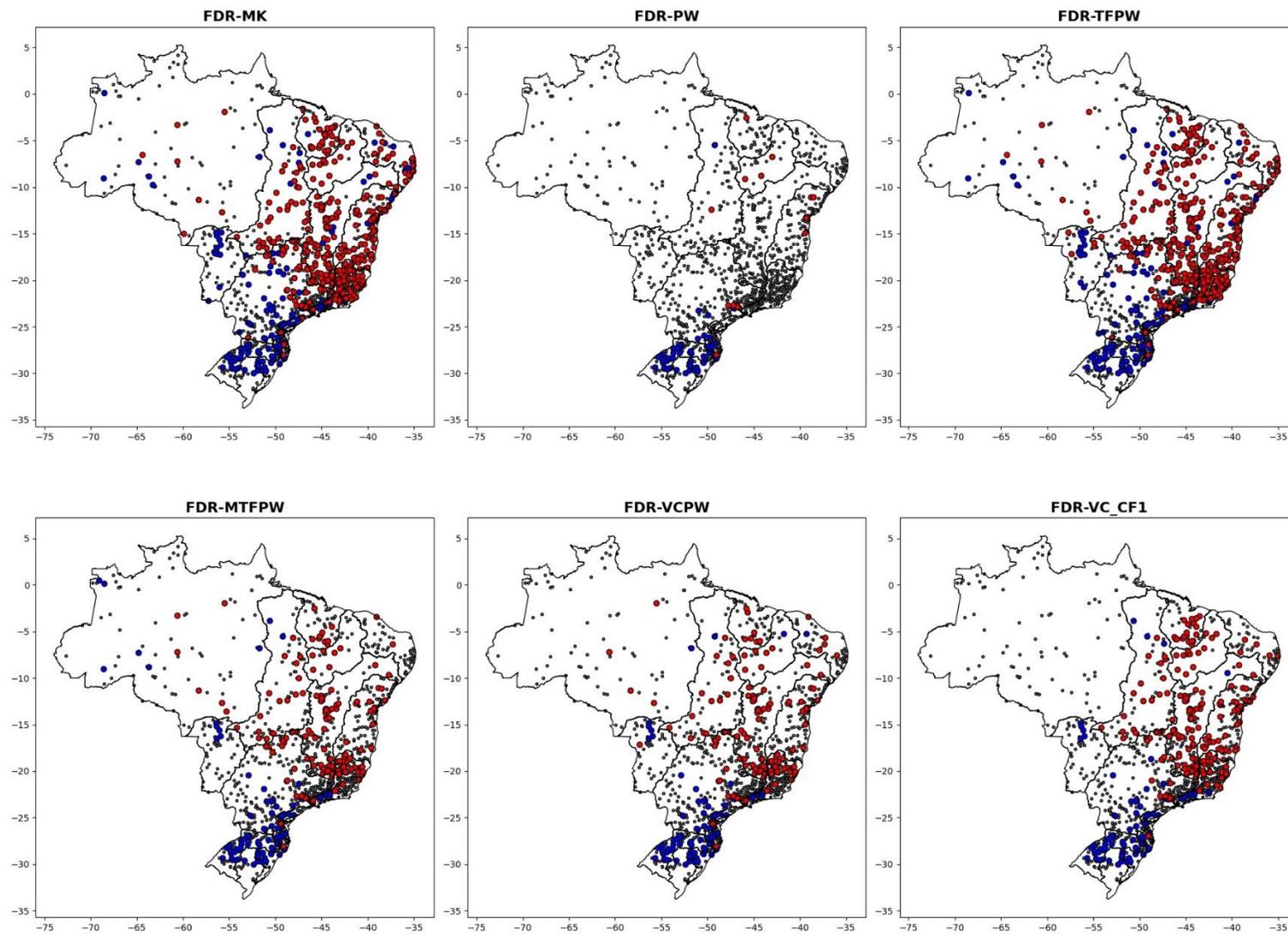


Figura B24 - Resultados das abordagens para o índice FDR-Qmin30day.

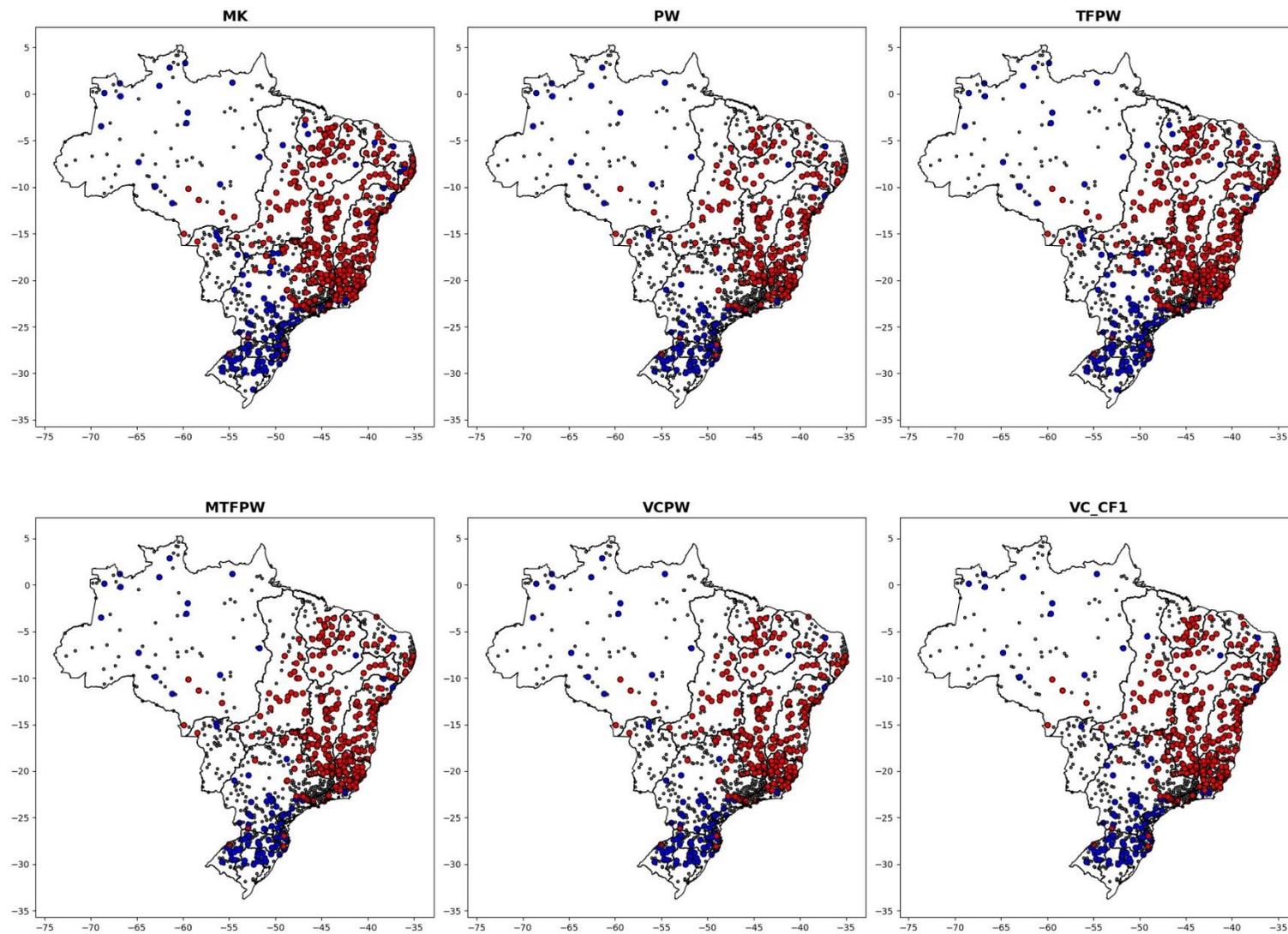


Figura B25 - Resultados das abordagens para o índice Qmin7dayUmidoSemestre.

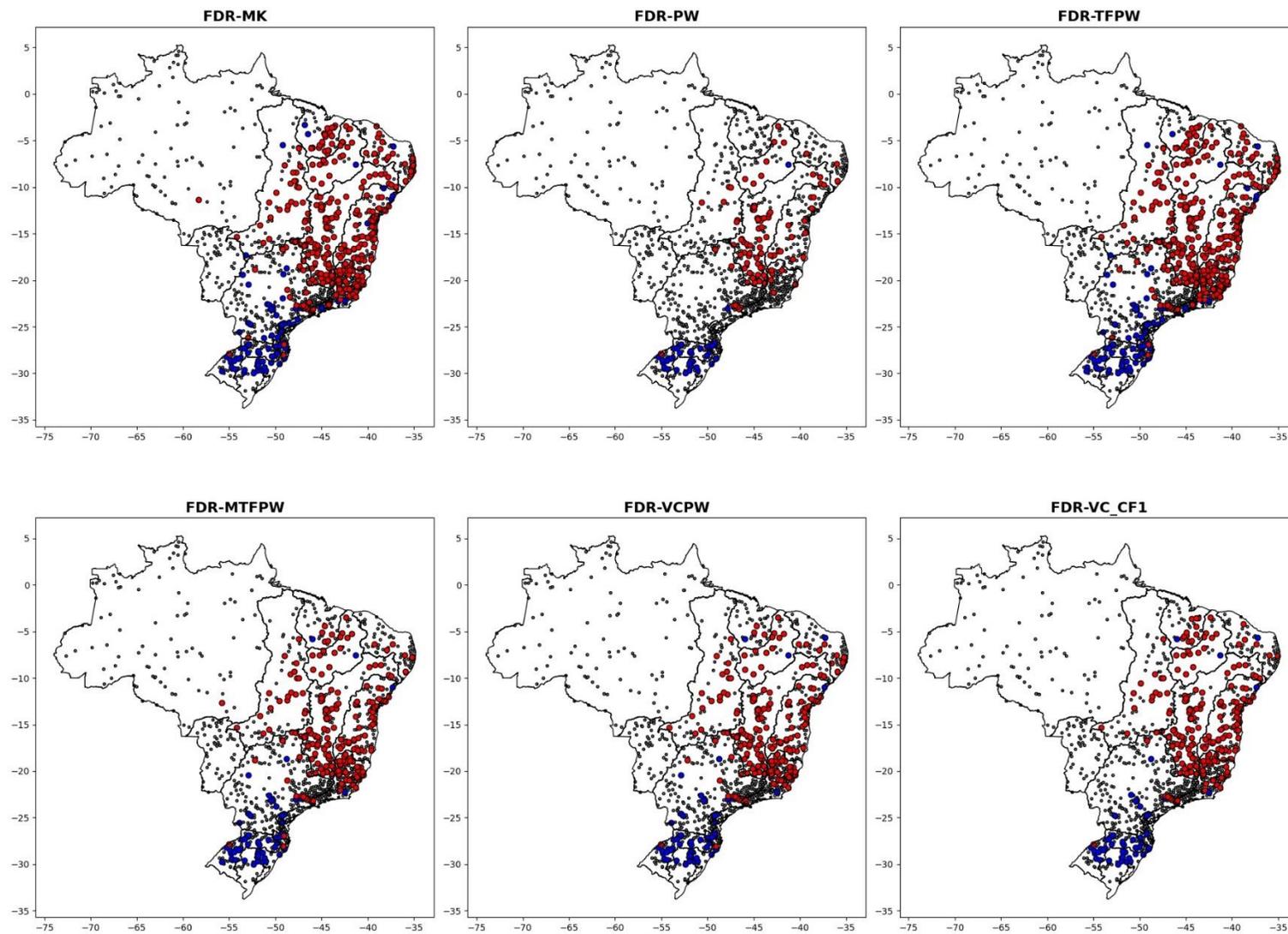


Figura B26 - Resultados das abordagens para o índice FDR-Qmin7dayUmidoSemestre.

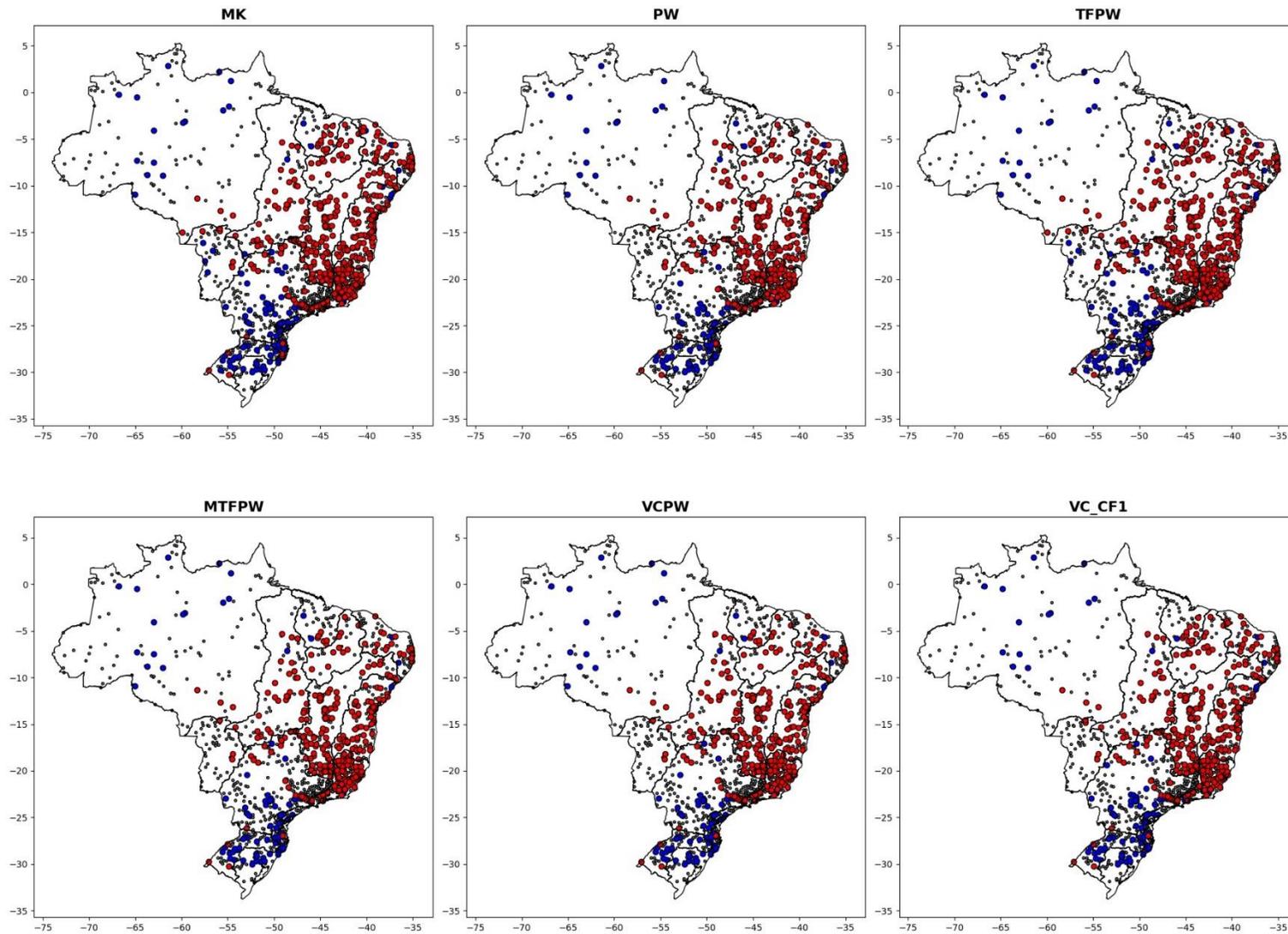


Figura B27 - Resultados das abordagens para o índice $Q_{min7dayUmidoTrimestre}$.

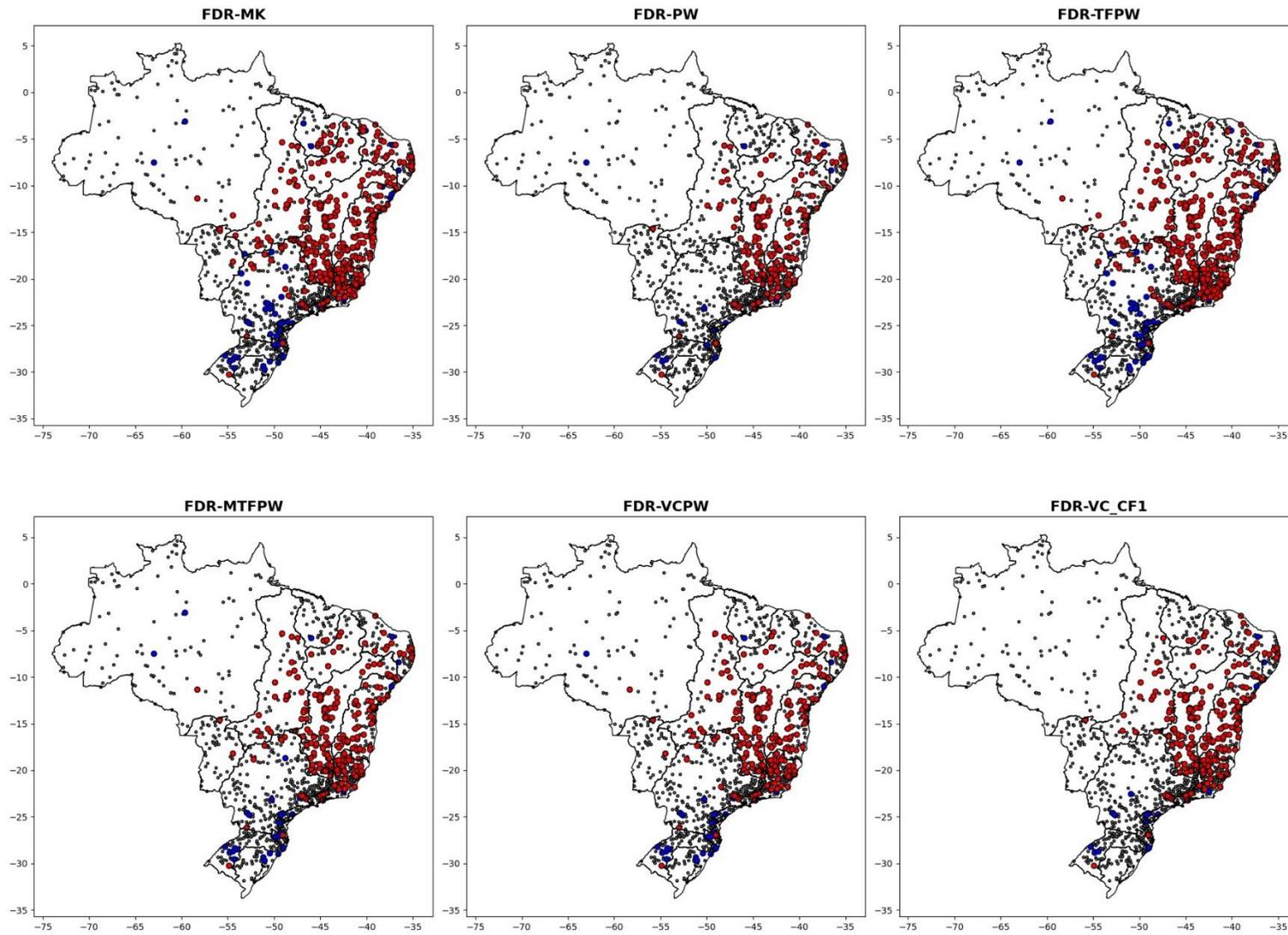


Figura B28 - Resultados das abordagens para o índice FDR-Qmin7dayUmidoTrimestre.

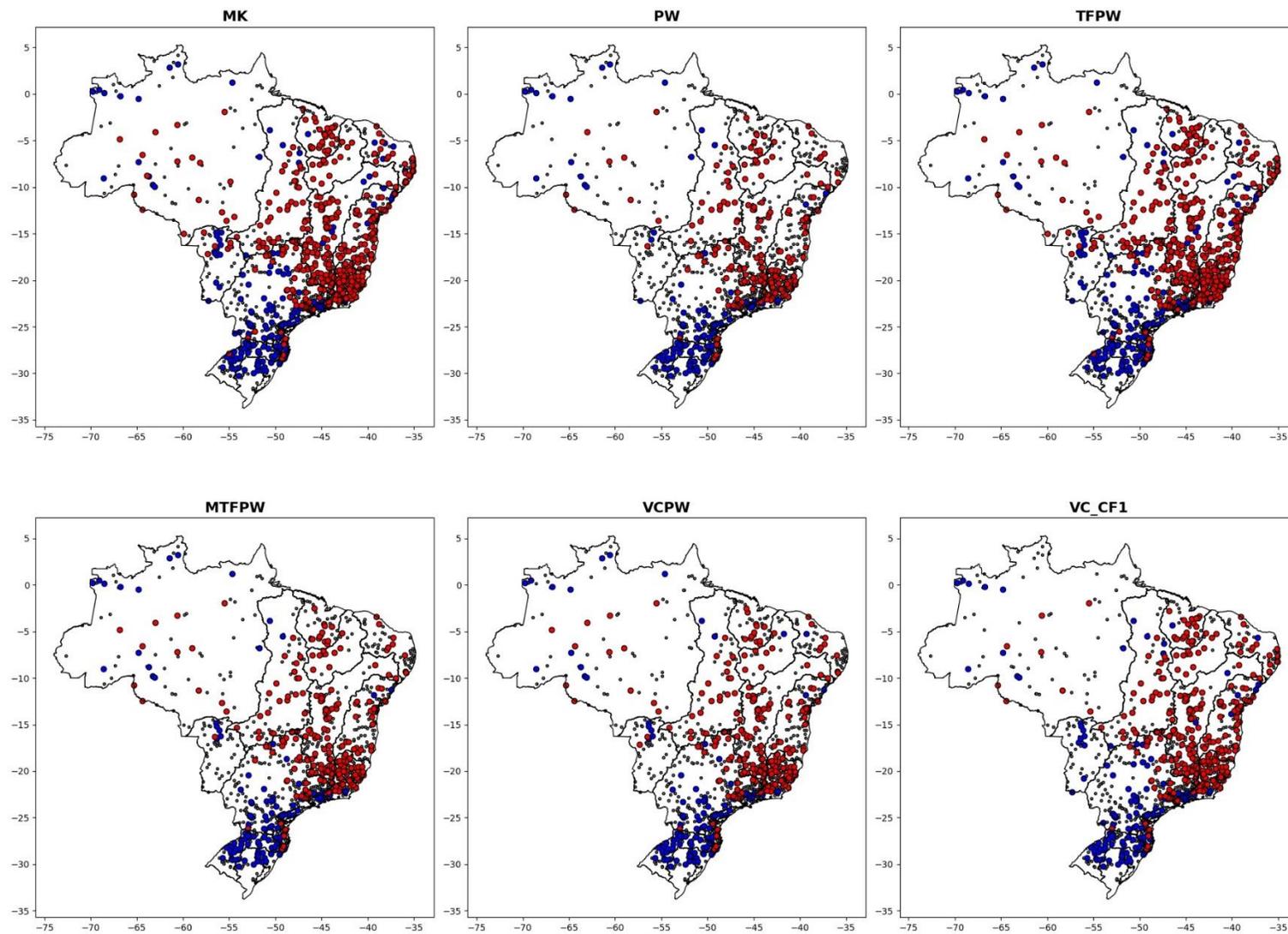


Figura B29 - Resultados das abordagens para o índice Qmin7day.

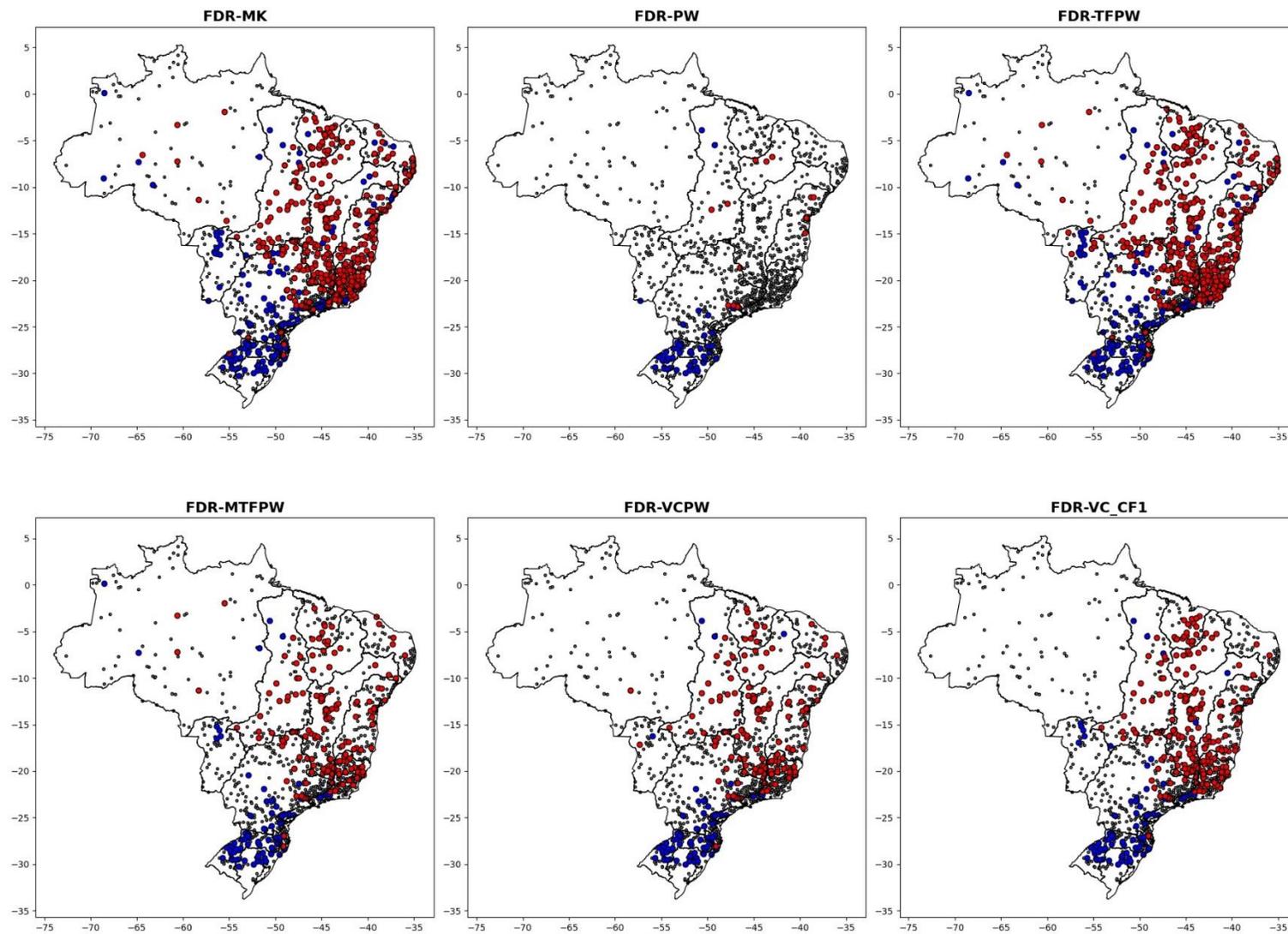


Figura B30 - Resultados das abordagens para o índice FDR-Qmin7day.

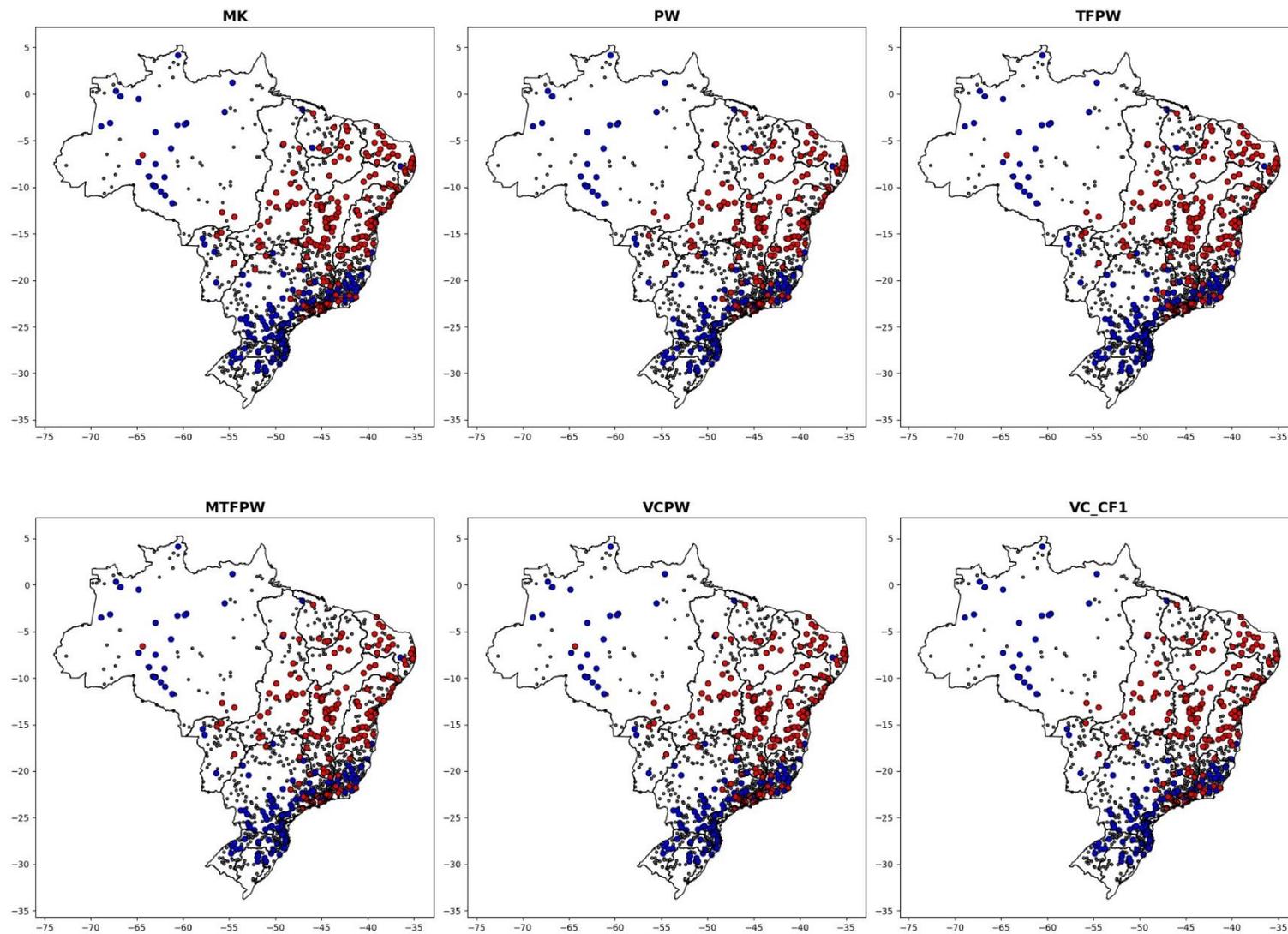


Figura B31 - Resultados das abordagens para o índice QX1day.

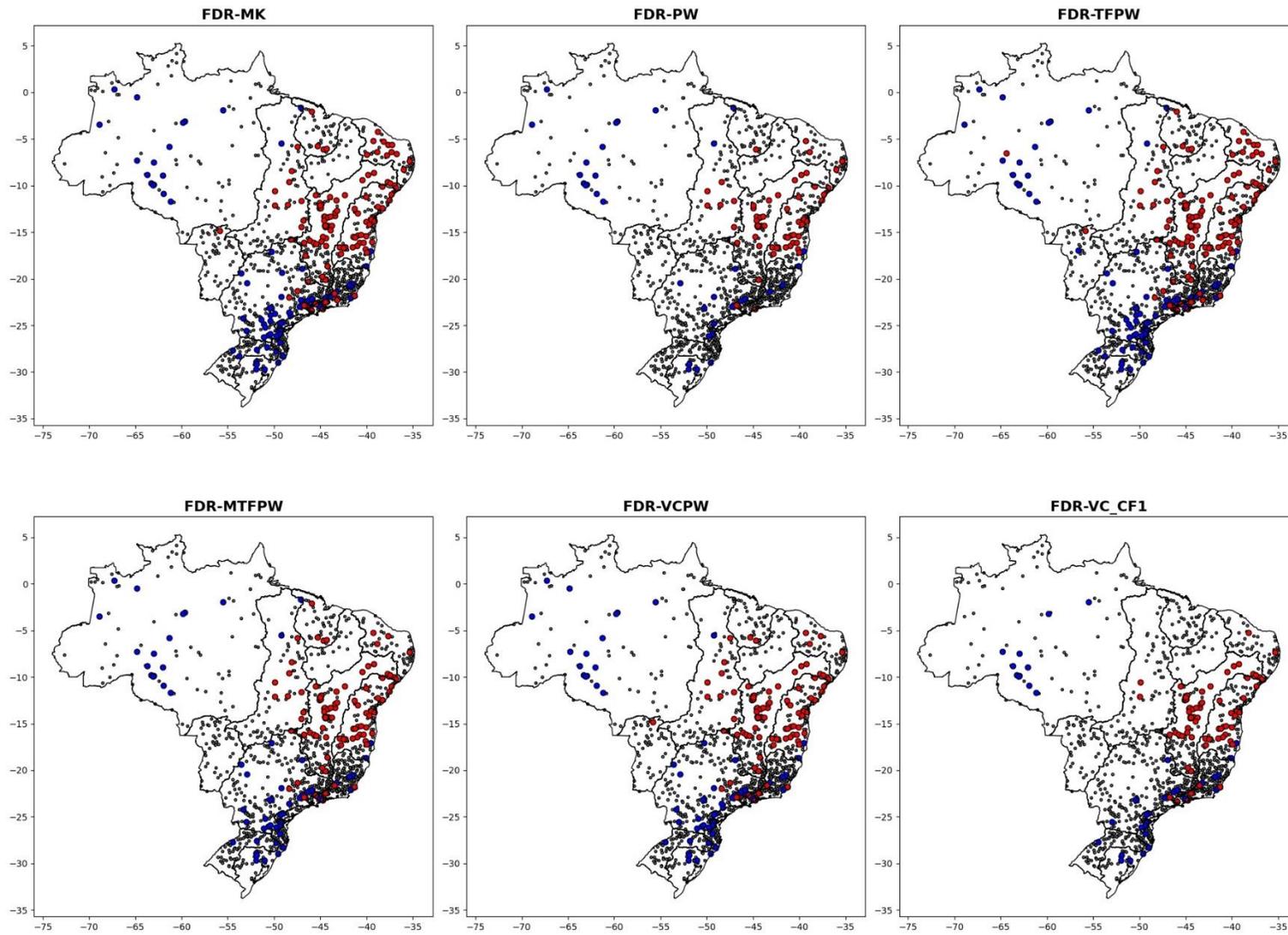


Figura B32 - Resultados das abordagens para o índice FDR-QX1day.

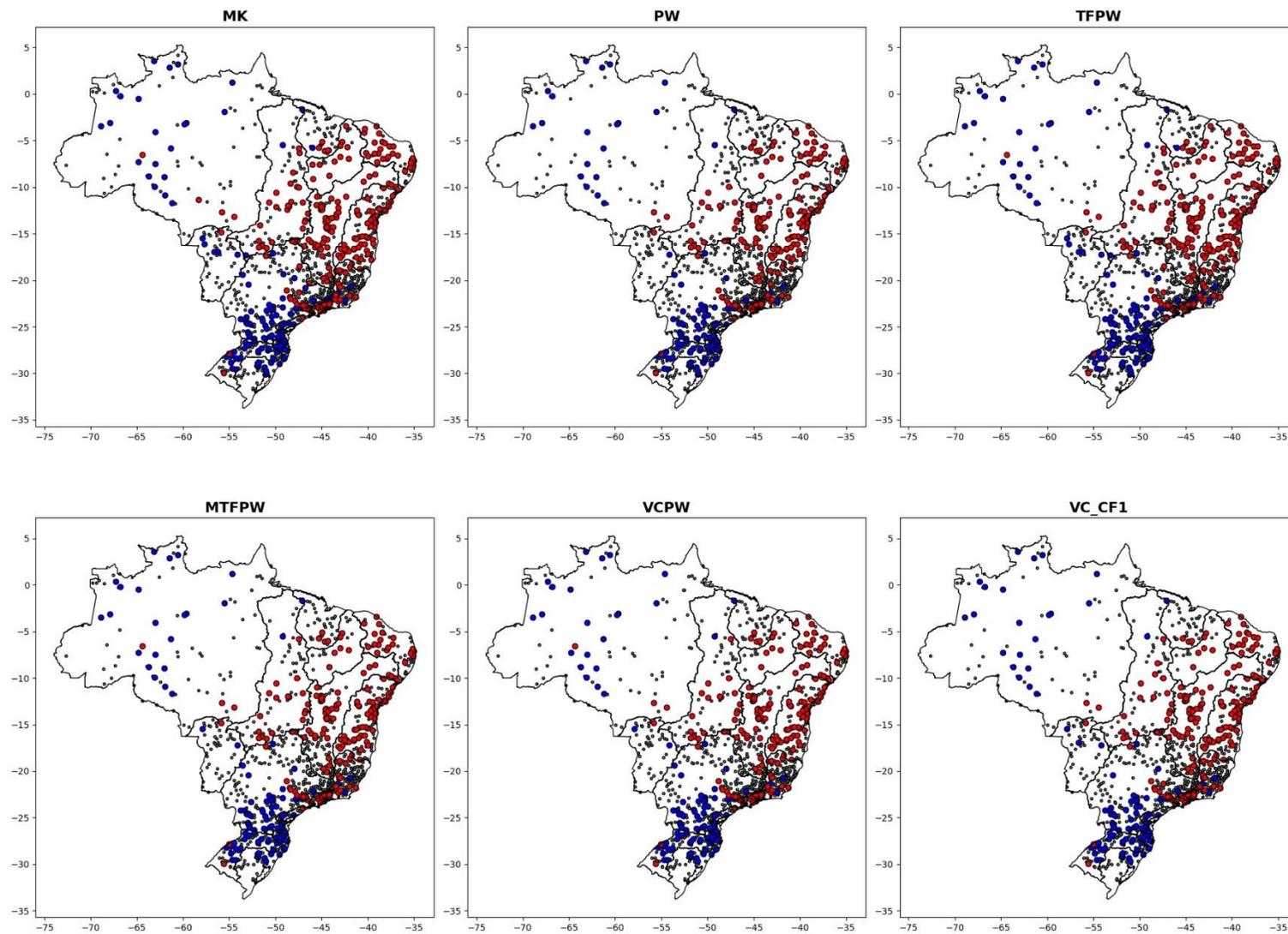


Figura B33 - Resultados das abordagens para o índice QX30day.

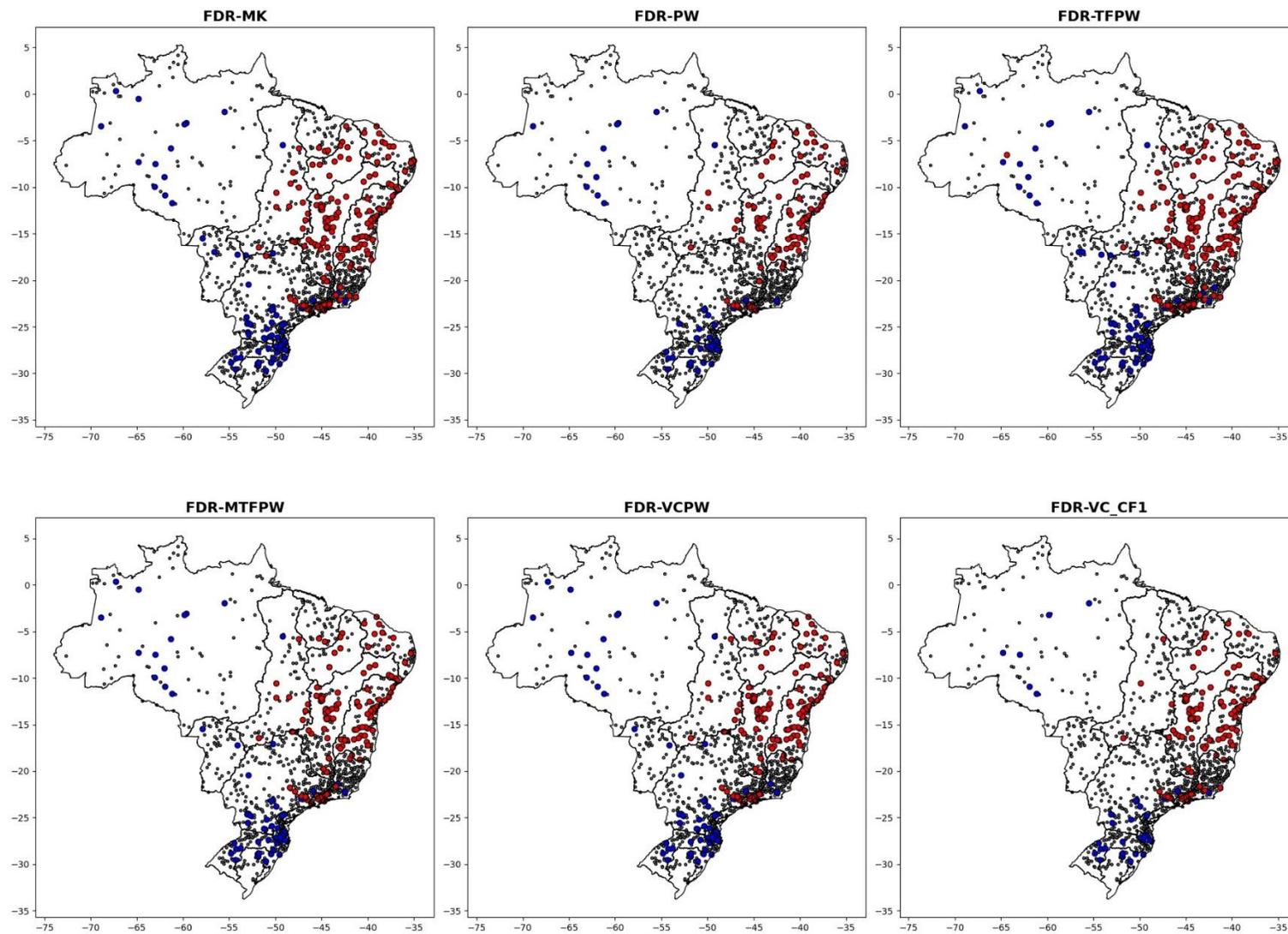


Figura B34 - Resultados das abordagens para o índice FDR-QX30day.

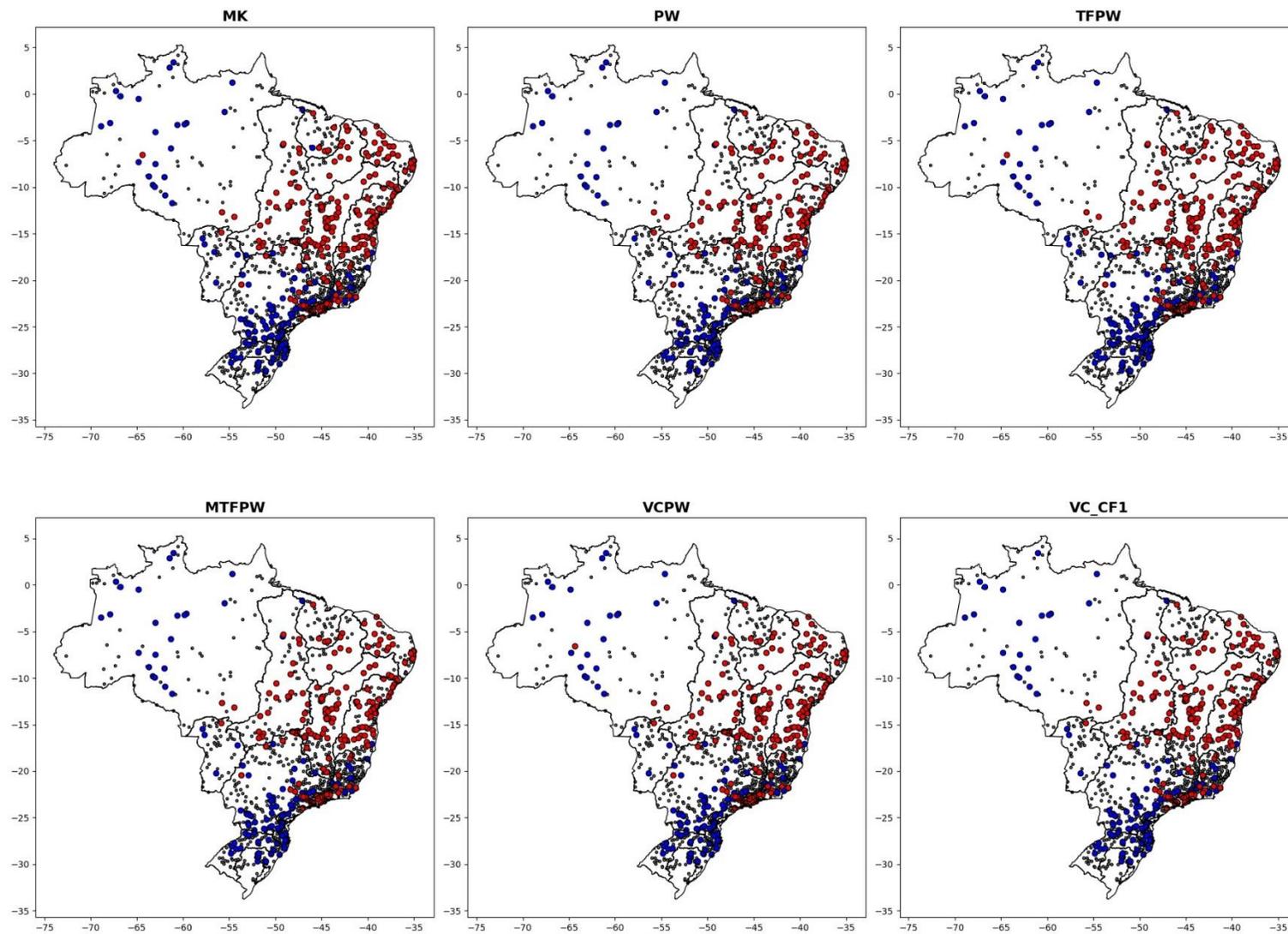


Figura B35 - Resultados das abordagens para o índice QX5day.

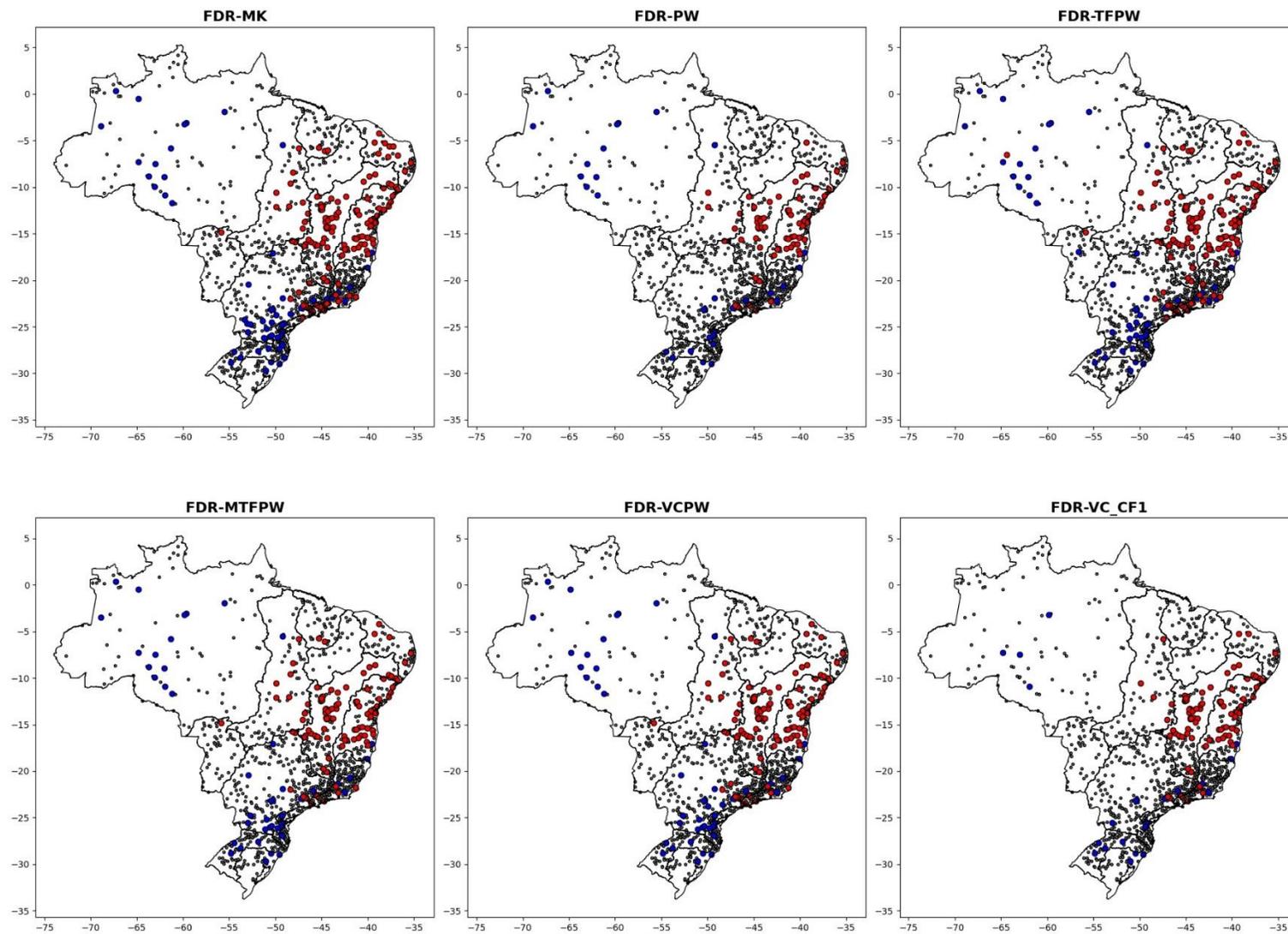


Figura B36 - Resultados das abordagens para o índice FDR-QX5day.

APÊNDICE D - AVALIAÇÃO DO “DEGREE OF REGULATION” (DOR) NA HIDROGRAFIA DO BRASIL

INTRODUÇÃO

Os reservatórios desempenham um papel fundamental no planejamento e gerenciamento dos recursos hídricos. A mitigação de inundações, a garantia do abastecimento de água urbana e agrícola e o fornecimento de energia são bons exemplos que destacam os inúmeros benefícios proporcionados por essas infraestruturas que, em alguma medida, possibilitaram à sociedade melhorar a saúde, aumentar a produção de alimentos e incrementar o crescimento econômico (WCD, 2000; Vörösmarty *et al.*, 2003; Lehner *et al.*, 2011; Mailhot *et al.*, 2018; Chen *et al.*, 2019).

Apesar dos inúmeros benefícios oriundos dessas estruturas (Lehner *et al.*, 2011), há de se ressaltar que elas geram impactos sociais e ambientais na região onde são instaladas, como por exemplo: alteração nos aspectos quantitativos e qualitativos do regime fluvial, alteração de ecossistemas, perda de conectividade, o que afeta a ictiofauna e a migração de peixes, e modificação no padrão sedimentológico dos rios. Além desses impactos mais diretos, a presença desses reservatórios compromete o melhor conhecimento sobre as características hidrológicas naturais dos rios, principalmente no monitoramento onde os registros perdem o padrão esperado. Devido a esses impactos, inúmeras áreas do conhecimento como a hidrologia, ecologia, biologia, geomorfologia fluvial e costeira, biogeoquímica, sedimentologia etc. têm interesse na caracterização da presença e do potencial de impacto dos reservatórios.

De acordo Lehner *et al.* (2011), estima-se que haja cerca de 2,8 milhões de reservatórios artificiais maiores que 0,1 hectares (ha) (0,001 km²) em todo o mundo. Quando considerados aqueles maiores que 0,01 ha (100 m²), a quantidade aumenta quase 6 vezes para 16,7 milhões. O volume total de armazenamento desses reservatórios chega a 8.069 km³ e sua área combinada cobre 305.723 km² (excluindo lagos naturais), equivalente a um aumento da superfície de água terrestre que existe naturalmente em 7,3%. Já no Brasil, de acordo com o relatório de conjuntura 2020 (ANA, 2020), o Brasil possui um quantitativo de 240.899 massas d'água (denominado assim pois inclui os naturais e artificiais), ocupando uma área superficial total de quase 174 mil km². As massas d'água classificadas como artificiais, que seriam os reservatórios ou barragens, somam 174.527 ou 72,4% do total, e ocupam uma área

aproximada de 45 mil km², sendo que a maioria, ou 92%, possui área superficial menor ou igual a 10 ha.

A literatura apresenta diversos métodos para estimar o grau de alterações ou impacto de reservatórios, tais como o Ecological Limits of Hydrological Alteration (ELOHA), que busca descrever as relações entre alteração hidrológica e resposta ecológica em rios para definição de vazões ambientais (Poff *et al.*, 2010), e os Indicators of Hydrologic Alteration (IHA), onde são estimadas características naturais e alteradas do regime hidrológico (TNC, 2007). No entanto, essas abordagens necessitam de um conjunto mais amplo de informações que numa escala nacional torna-se inviável. Assim, tem-se desenvolvido alguns indicadores que possibilitam avaliar o impacto de reservação a partir de poucas informações disponíveis e que possibilita estimar esses impactos até mesmo numa escala global.

Dentre essas abordagens menos complexas, destaca-se o grau de regulação ou “degree of regulation” (DoR). O DoR representa a relação entre a vazão média anual de um rio que pode ser armazenado por um reservatório, ou grupo de reservatórios existentes na bacia, servindo como uma primeira aproximação do impacto potencial desses reservatórios nas vazões a jusante (Vörösmarty *et al.* 1997; Nilsson *et al.* 2005; Lehner *et al.*, 2011). Alguns importantes estudos, como os apresentados por Vörösmarty *et al.* (1997) e NILSSON *et al.* (2005), utilizaram o DoR como parâmetro-chave nas análises do impacto da regulação de reservatórios. No entanto, esses estudos foram limitados em escala e extensão, normalmente fornecendo valores apenas para as maiores bacias hidrográficas, principalmente em decorrência da baixa disponibilidade de dados de reservatórios e hidrografia. Lehner *et al.* (2011) estimaram de forma inédita o DoR numa escala global, no entanto, para diversos países como Brasil, onde as informações eram escassas, as estimativas também se concentraram nas maiores bacias. Mais recentemente, Almagro *et al.* (2020) e Chagas *et al.* (2020) estimaram o DoR nas áreas de drenagem de 735 e 897 estações fluviométricas, respectivamente. Em ambos os estudos, além da extensão e escala se limitarem apenas às bacias das estações, a informação da capacidade dos reservatórios existente na base de massas d’água utilizada nesses estudos é limitada aos maiores reservatórios, o que por não considerarem os pequenos e médios reservatórios, leva a uma subestimativa do DoR. Além do mais, embora esses grandes reservatórios possam ser representativos do grau de regulação em muitas bacias, não contemplam diversas outras escalas de interesse.

Há um amplo consenso, no debate em andamento sobre gestão e planejamento sustentável de barragens, sobre a importância em avaliar melhor o papel e os efeitos das barragens e reservatórios (por exemplo, WCD 2000) no sentido de minimizar os custos socioambientais e potencializar os benefícios. Estudos numa escala mais abrangente podem fornecer uma contribuição crítica para este debate, mas, infelizmente, dados e ferramentas de avaliação inadequados - particularmente em escalas nacionais - têm impedido o avanço de novos e rigorosos estudos.

O presente trabalho objetiva, de forma inédita, avaliar o impacto da reserva artificial em toda a base hidrográfica brasileira a partir do DoR estimado em cada trecho da hidrografia.

METODOLOGIA

Os procedimentos metodológicos utilizados no estudo envolveram um total de três macro-etapas, conforme Figura 1. A primeira etapa foi a obtenção e manipulação da base de massas d'água (MDA) do Brasil, que corresponde ao mapeamento dos lagos, lagoas, açudes, represas, reservatórios e trechos de rios em todo território nacional. Nessa base, é possível obter informações acerca da tipologia (natural ou artificial), da capacidade de acumulação e da área do lago de cada reservatório existente (disponível em: <https://metadados.snirh.gov.br/geonetwork/srv/por/catalog.search#/metadata/7d054e5a-8cc9-403c-9f1a-085fd933610c>). Na segunda etapa, foi realizada a consolidação dos dados da base hidrográfica otocodificada (BHO) na escala de 5 km² com os dados de toponímia (identificação e nome dos rios), área de drenagem (disponível em: <https://metadados.snirh.gov.br/geonetwork/srv/por/catalog.search#/metadata/f7b1fc91-f5bc-4d0d-9f4f-f4e5061e5d8f>) e vazão média disponível para cada trecho da hidrografia a partir da base de disponibilidade hídrica (disponível em: <https://metadados.snirh.gov.br/geonetwork/srv/por/catalog.search#/metadata/7ac42372-3605-44a4-bae4-4dee7af1a2f8>). Por fim, na terceira etapa, foi realizada a estimativa do DoR para cada trecho de rio obtido a partir do cruzamento das informações da base de MDAs e da BHO. A seguir serão detalhados os dados e procedimentos apresentados nas macro-etapas ilustradas na Figura 1.

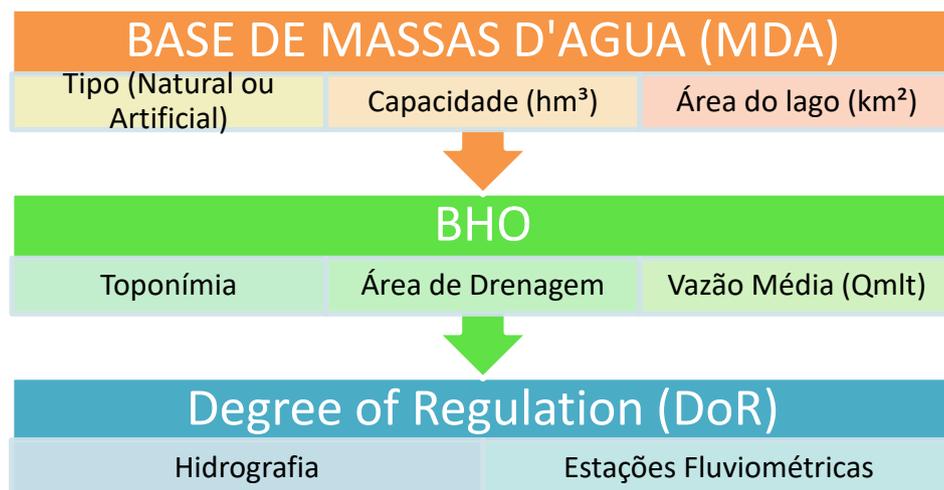


Figura 1 – Fluxo de etapas realizadas na obtenção do DoR.

MASSAS D'ÁGUAS

O mapeamento das massas d'água do Brasil corresponde a uma base de dados elaborada com o propósito de gerar informações para subsidiar ações de planejamento, gestão e regulação dos recursos hídricos em nível nacional e integrar a base de dados do Sistema Nacional de Informações sobre Recursos Hídricos (SNIRH), instrumento da Política Nacional de Recursos Hídricos, Lei nº 9.433 de 1997. A base de massas d'água também subsidia outros sistemas, a exemplo do Sistema Nacional de Informações sobre Segurança de Barragens (SNISB), instrumento da Política Nacional de Segurança de Barragens, Lei nº 12.334 de 2010, do Sistema Federal de Regulação de Usos (REGLA) e do Cadastro Nacional de Usuários de Recursos Hídricos (CNARH). Os dados dessa base são um componente da Base Hidrográfica Ottocodificada (BHO) da ANA, e compreendem as massas d'água existentes no território nacional, tais como lagos, lagoas, açudes, represas, reservatórios e trechos de rios representados como polígonos (ANA, 2020a).

Antes da publicação da base atual v.2019, a base publicada em setembro de 2016 (ANA, 2016) era composta basicamente pela agregação das camadas de espelhos d'água, reservatórios e trechos de massas d'água, esta última proveniente da base contínua do Brasil na escala 1:250.000 (BC250) do IBGE, e atualizações decorrentes de interpretação de imagens e vetorização manual de feições. Com os avanços tecnológicos na área de geoprocessamento nos últimos anos, cresceu também o número de pesquisas envolvendo a extração de massas d'água de imagens de satélite de forma automática. Cabe lembrar que, desde a primeira versão, o insumo para a base de massas d'água corresponde a imagens de

satélite, exceto no caso dos trechos de massas d'água, cuja origem provém da cartografia sistemática.

A metodologia utilizada na versão v.2019 envolveu a agregação de planos de informação da base de dados Global Surface Water (GSW), que utiliza imagens Landsat para o bioma Caatinga e na região conhecida como MATOPIBA (divisa dos Estados do Maranhão, Tocantins, Piauí e Bahia), do mapeamento de massas d'água a partir de imagens RapidEye para o Cadastro Ambiental Rural (CAR) do Serviço Florestal Brasileiro (SFB), executado pela Fundação Brasileira para o Desenvolvimento Sustentável (FBDS) para os biomas Mata Atlântica e Cerrado (exceto Maranhão e Piauí), além do emprego da metodologia proposta e adaptada por Ferreira (2017) apud ANA (2020), utilizando imagens RapidEye na plataforma Google Earth Engine para o bioma Pampa. No caso das imagens RapidEye, foi considerado, após testes e avaliação da metodologia, um limiar de 0,5 ha de área superficial das feições para inserção na base e, no caso das imagens Landsat, de 4 ha (ANA, 2020a).

Atualmente, na base de massas d'água no Brasil constam um total de 240.899 massas d'água mapeadas, ocupando uma área superficial total de 173.749,56 km². Dessas, 66.372 (27,6%) são massa d'águas naturais e 174.527 (72,4%) são artificiais. A área ocupada seguindo essa tipologia compreende 128.165,80 km² de massas d'água naturais e 45.583,76 km² de massas d'água artificiais. Nessa base, 15.179 massas d'água apresentam toponímia (nome da massa d'água identificado) e 386 apresentavam o tipo de operação (regularização ou fio d'água).

Nessa base também existe identificação da data de construção do reservatório, cujas informações foram preenchidas para 1436 massas d'água e referentes à capacidade total de armazenamento, nesse caso preenchidas para 3661 (0,021%) massas d'água. A capacidade total de armazenamento disponível soma 630.170,63 hm³, dos quais 584.363,56 hm³ ou 92,7% referem-se a massas d'água ou reservatórios para geração de energia hidrelétrica. A Figura 2 ilustra cartograficamente a classificação das massas d'água quanto a tipologia Natural ou Artificial.

Recentemente, foi realizado em ANA (2021b), de forma inédita, uma estimativa da capacidade de reservação (V) das 174.527 massas d'águas brasileiras artificiais por meio de relações empíricas da área da massa d'água e o seu volume máximo incorporando a informação da geomorfologia. Essa estimativa, realizada pela primeira vez na escala nacional a partir do mapeamento via sensoriamento remoto dos reservatórios em todo território brasileiro, assim como a incorporação explícita da geomorfologia, é uma

importante ferramenta no planejamento e gerenciamento dos recursos hídricos no Brasil e foi utilizada no presente estudo como informação principal da capacidade dos reservatórios utilizados na estimativa do DoR.

BHO

A Base Hidrográfica Ottocodificada (BHO) utilizada pela ANA na gestão de recursos hídricos é obtida a partir do mapeamento sistemático brasileiro. A BHO é gerada a partir da cartografia digital da hidrografia do país e organizada de modo a gerar informações hidrologicamente consistentes. Para tanto, a BHO representa a rede hidrográfica em trechos entre os pontos de confluência dos cursos d'água de forma unifilar (ANA, 2021).

Cada trecho é associado a uma superfície de drenagem denominada ottobacia, à qual é atribuída a codificação de bacias de Otto Pfafstetter (Pfafstetter, 1989). Uma característica essencial dessa representação é ser topologicamente consistente, isto é, representar corretamente o fluxo hidrológico dos rios por meio de trechos conectados e com sentido de fluxo. Essa base é derivada da BHO multiescalas 2017 e contém apenas os cursos de águas com área maior ou igual a 5km² e todos as drenagens de domínio federal. O elemento lógico curso de água compreende todas as linhas de drenagem, que desde a foz até a sua nascente, possui no seu traçado de acordo com a maior área a montante. Os vértices das áreas de drenagem foram simplificados para 100m a partir da base original.

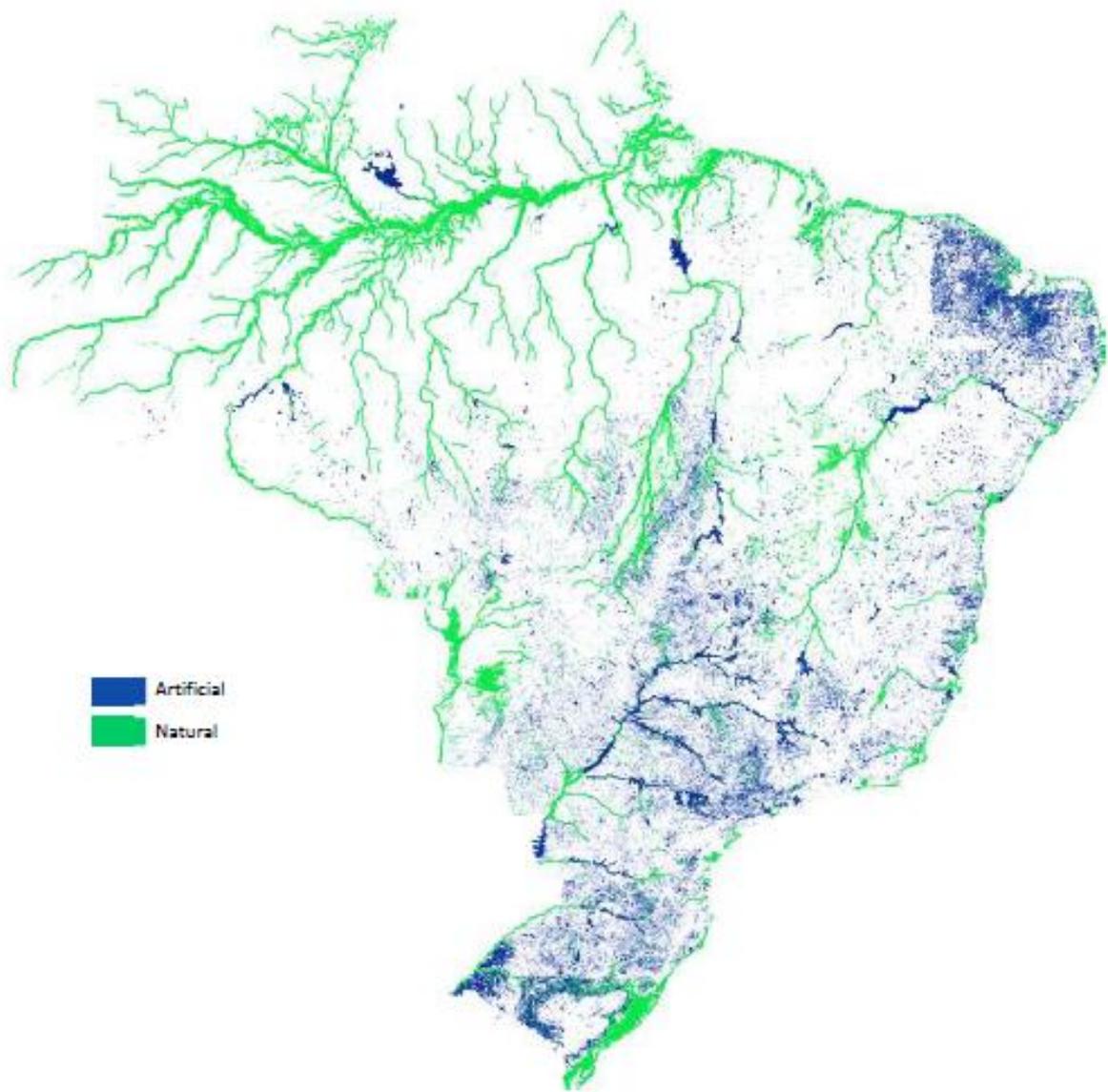


Figura 2 – Classificação da tipologia de massas d'água

A BHO é o núcleo dos dados de hidrografia do módulo de inteligência geográfica do Sistema Nacional de Informações sobre Recursos Hídricos (SNIRH) e possibilita integrar os diversos planos de informação a respeito dos usos e da disponibilidade hídrica dos cursos d'água, associando dados tabulares aos elementos espaciais, preservando a consistência hidrológica das informações. Dessa forma, a localização espacial do dado é considerada, o que é essencial a um sistema de fluxos unidirecionais como a rede hidrográfica. A BHO possibilita consultar trechos a montante e a jusante de um determinado ponto de interesse, por meio de consulta tabular, funcionando como uma base de interoperabilidade entre as instituições responsáveis pela gestão dos recursos hídricos, possibilitando a integração a partir de um mesmo critério e referência geográfica (ANA, 2021a).

Outra possibilidade é poder ser utilizada para subsidiar diversos modelos e sistemas, tais como modelos de chuva-vazão e os subsistemas do SNIRH, permitindo que informações físicas, socioeconômicas e hidrológicas, entre as quais disponibilidade e demanda pelos recursos hídricos, sejam associadas às áreas de contribuição hidrográfica.

A BHO foi desenvolvida a partir da cartografia digital vetorial da hidrografia do país, na qual foram feitas edições de modo a conferir consistência topológica para uma correta representação da rede hidrográfica, por meio de trechos conectados e com sentido de fluxo, conforme o manual de construção da base hidrográfica ottocodificada da ANA (ANA, 2007).

A aquisição da BHO requer a construção de uma rede unifilar, topologicamente consistente quanto aos aspectos de conectividade, em formato de grafo (árvore) e sem confluências duplas. Esse requerimento também se aplica às tradicionais análises de rede em ambiente SIG (ANA, 2007).

As representações de cursos d'água por linhas duplas ou por polígonos são adequadas para a visualização e a produção cartográfica. Entretanto, para a análise de redes e para a construção da BHO, os cursos d'água devem ser representados por segmentos de linha ou arcos (que representam os trechos de curso d'água), conectados por nós (que representam a nascente, as confluências e a foz).

Uma característica importante da BHO é que podem ser incorporados níveis crescentes de detalhamento das bacias, preservando-se os códigos atribuídos às divisões anteriores, o que mantém a coerência da codificação qualquer que seja a escala de trabalho. Além disso, a lógica dessa codificação confere à BHO uma grande facilidade para implementação de consultas tabulares com a mesma consistência topológica das consultas espaciais, o que melhora muito o desempenho dos sistemas que a utilizam.

A BHO5k utilizada no presente estudo apresenta um total de 464129 trechos de hidrografia considerando toda a América do Sul.

Os valores das vazões médias de longo termo (Q_{mlt}) para estimativa do DoR foram obtidos a partir da base de disponibilidade hídrica utilizada como referência de oferta de água para fins de Balanço Hídrico na ANA. As vazões estão atribuídas aos trechos da base hidrográfica multiescala 2017 5k – BHO5k e foram estimados a partir de um conjunto amplo de estudos realizados pela ANA ao longo do tempo que envolvem os dados observados de estações

fluviométricas, técnicas de regionalização e modelagem hidrológica na sua estimativa (ANA, 2020b).

DEGREE OF REGULATION (DOR)

O DoR representa a relação entre a vazão média anual de um rio que pode ser armazenado por um reservatório, ou grupo de reservatórios existentes, em determinada bacia hidrográfica. Essa abordagem mais simplificada vem sendo bastante utilizada na avaliação do impacto de reservatórios na hidrologia de rios nas mais diferentes localidades do globo (Vörösmarty *et al.* 1997; Nilsson *et al.* 2005; Lehner *et al.*, 2011; Cooper *et al.*, 2017; Mailhot *et al.*, 2018; Chen *et al.*, 2019).

No presente estudo, a estimativa do DoR para cada um dos 464.129 trechos da BHO5k foi obtida a partir da base de MDAs e das informações da capacidade de reservação de cada MDA definida em ANA (2021). As informações de Q_{mlt} de cada trecho da BHO foi obtida em ANA (2020). Para cada trecho da BHO, foi realizado um cruzamento espacial da área de drenagem do trecho com a base de massas d'água considerando apenas as massas artificiais. Para cada massa d'água identificada na área de drenagem da estação, eram coletadas as seguintes informações: data da construção, tipo de operação (regularização ou não), e área do espelho e capacidade de reservação. A partir dessas informações, foram definidos algumas métricas como: número total de massas d'água (NMD), somatório da área das massas d'água em km^2 (SAMD), percentual da área das massas d'água em relação a área de drenagem da estação (PAMD), e somatório das capacidade ou volumes das massas d'água em hm^3 (SVM). O DoR foi obtido a partir da seguinte relação:

$$DoR_j = \frac{1}{Q_{mlt_j}} \sum_{i=1}^{n_j} V_{ij} \quad (1)$$

em que V_{ij} é a capacidade do reservatório i a montante do trecho j da hidrografia, n_j é o número total de reservatórios a montante do trecho j e a Q_{mlt_j} é a vazão média anual em volume no trecho j .

Não existe ainda na literatura um valor pré-estabelecido de DoR que sinalize se determinado trecho tem um impacto significativo ou não dos reservatórios situados a montante. No entanto, em alguns trabalhos como em Dynesius e Nilsson (1994) e Lehner *et al.* (2011), os trechos que apresentavam o DoR menor ou igual a 0,02 (o total de volume reservado a montante corresponde a apenas 2% da Q_{mlt}) eram consideradas como trecho sem impacto

significativo de reservatórios. No entanto, para uma avaliação mais criteriosa sobre qual o valor do DoR impacta de forma importante os rios em determinado trecho são necessários avaliações mais complexas como as empregadas em Cooper *et al.* (2017), Mailhot *et al.* (2018) e Chen *et al.* (2019)

RESULTADOS E DISCUSSÃO

A partir da base de dados e procedimentos descritos no item anterior, a Figura 3 ilustra o valor do DoR para todos os 464129 trechos da BHO5k a partir de 5 classes que representam importantes magnitudes do DoR. Sob o aspecto geográfico, o estudo foi realizado considerando as diferentes regiões hidrográficas (RH) existentes no Brasil. A resolução nº 32/2003 do conselho nacional de recursos hídricos brasileiro instituiu a divisão hidrográfica nacional em 12 regiões hidrográficas (RH): Amazônica (AMZ), Parnaíba (PNB), Atlântico Nordeste Ocidental (ANC), Paraguai (PRG), Atlântico Sudeste (ASD), Tocantins-Araguaia (TOA), Atlântico Sul (ATS), Atlântico Nordeste Oriental (ANO), Uruguai (URU), São Francisco (SFR), Paraná (PRN) e Atlântico Leste (ALE).

A Figura 4 destaca duas importantes regiões, parte do Nordeste (a esquerda) e parte do Sul/Sudeste (a direita), onde os valores de DoR são expressivos nessas regiões. A Figura 5 ilustra um gráfico do tipo “stacked bar” com os percentuais de quilômetros de rio para cada uma das faixas de valores de DoR empregadas, separados por cada uma das 12 regiões hidrográficas. A última barra refere-se ao Brasil (BRA) como um todo.

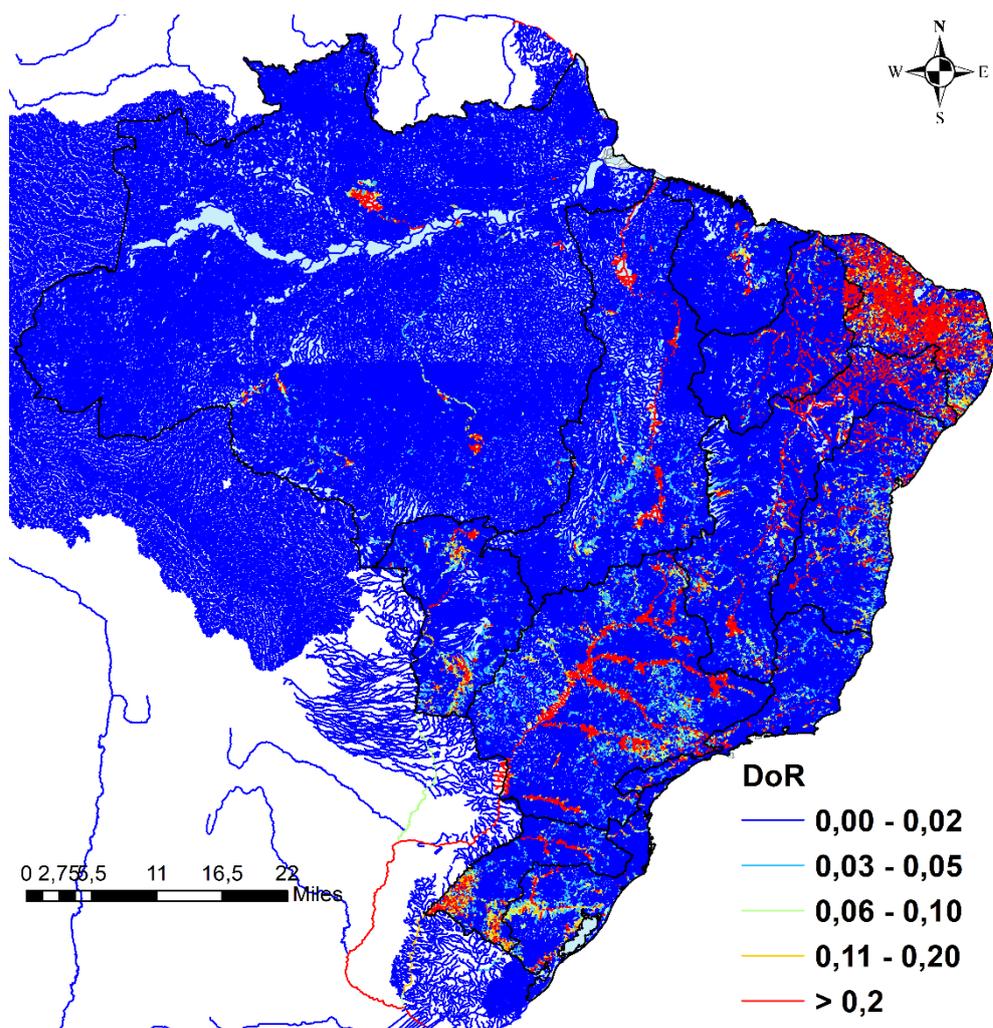


Figura 3 – DoR nos trechos da BHO5k.

A análise dos mapas das Figuras 3 e 4 mostra que, à exceção da RH ANO, boa parte das regiões hidrográficas brasileiras apresentam, na maior parte dos trechos, valores de DoR menores que 2% (0,02). No entanto, percebe-se, dentro das RHs, determinadas regiões com uma concentração maior de valores elevados de DoR, como por exemplo nos rios principais dessas regiões que geralmente concentram as grandes usinas de geração hidroelétrica, como é o caso do rio São Francisco na RH SFR, do rio Paraná, Grande, Tietê e Paranapanema na RH PRN, e no rio Uruguai na RH URU. Em muitas regiões com alta densidade populacional, também se observam valores expressivos de DoR, como é o caso dos trechos de rio na região metropolitana de São Paulo e Brasília por exemplo. Percebe-se o mesmo em regiões com marcada presença da agricultura (principalmente irrigada), como na parte sul do RH URU e PRG, e nas regiões dos afluentes do rio Grande, Tiete e Paranapanema. Já no caso da RH ANO, os resultados apenas corroboram a forte dependência que o semiárido brasileiro tem dos milhares de reservatórios (açudes) existentes na região.

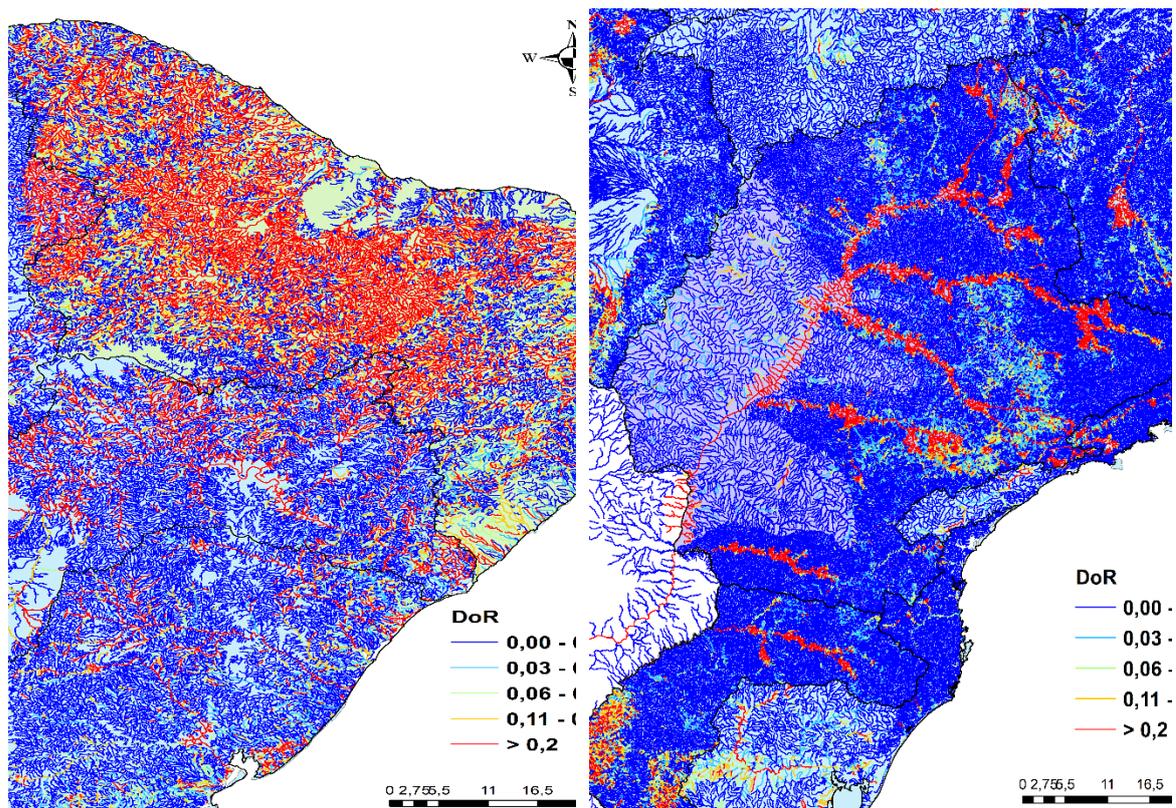


Figura 4 - DoR nos trechos da BHO5k com destaque a esquerda para regiões hidrográficas no Nordeste e a direita no Sul/Sudeste.

A partir da Figura 5, observa-se que no Brasil como um todo cerca de 7% da extensão total de trechos de rio apresentam DoR maior que 20% (0,2), o que corresponde à cerca de 49 mil km de trechos rio brasileiros. Se consideramos como trechos com impacto de reservatórios aqueles com DoR maior que 2%, conforme LEHNER *et al.* (2011), teremos cerca de 16% dos rios com impacto, resultando num total de cerca de 180 mil km de trechos de rio.

Na RH ANO, cerca de 45% do total de trechos de rio em quilômetros apresentam DoR maior que 20% (0,2), cerca de 12 mil km de rio. As RHs SFR, PRN, PRB e URU oscilam com valores entre entre 6 a 10% de trechos de rio em quilômetros com DoR maior que 20%. Se consideramos aqueles com DoR maiores de 2%, as RHs ANO, URU, PRN e ALE tiveram 62%, 26%, 23% e 22% respectivamente. As RHs localizadas na região Norte e parte da região Nordeste ocidental são as RHs menos impactadas por reservatórios.

É importante ressaltar que a interpretação dos resultados desse estudo a partir do DoR requer certa cautela no sentido de evitar generalizações enganosas. Os impactos e consequências da regulação das vazões a partir dos reservatórios podem variar, a depender da magnitude ou

porte, localização e interesse socioeconômico dos rios analisados. Para trechos de rios com valores altos do DoR por exemplo, pode-se ter pequenas implicações em termos de impactos no regime de vazões. Por outro lado, valores mais baixos do DoR podem representar alterações críticas, mas com duração mais curta ou amplitude menor. Nesse sentido, diferentemente dos outros estudos que normalmente omitem a pequena reservação, o presente estudo tem o mérito em considerá-las, minimizando eventuais distorções quando esses pequenos barramentos são desconsiderados (Lehner *et al.*, 2011). Outro ponto que deve ser considerado é que muitas vezes o impacto depende do esquema de operação do reservatório, o que não é refletido pelo DoR. Barragens operadas a fio d'água, mesmo as de grande porte, tendem a produzir impactos menores. Além disso, os resultados aqui apresentados consideram apenas os impactos de reservatórios a montante em trechos de rio a jusante, no entanto, para muitos afluentes existentes a montante, a conectividade e as rotas de migração de espécies por exemplo podem ser interrompidas ou impedidas diretamente pela presença de barragens a jusante ou indiretamente por rios a jusante sendo expostos a regimes de vazões fortemente alterados

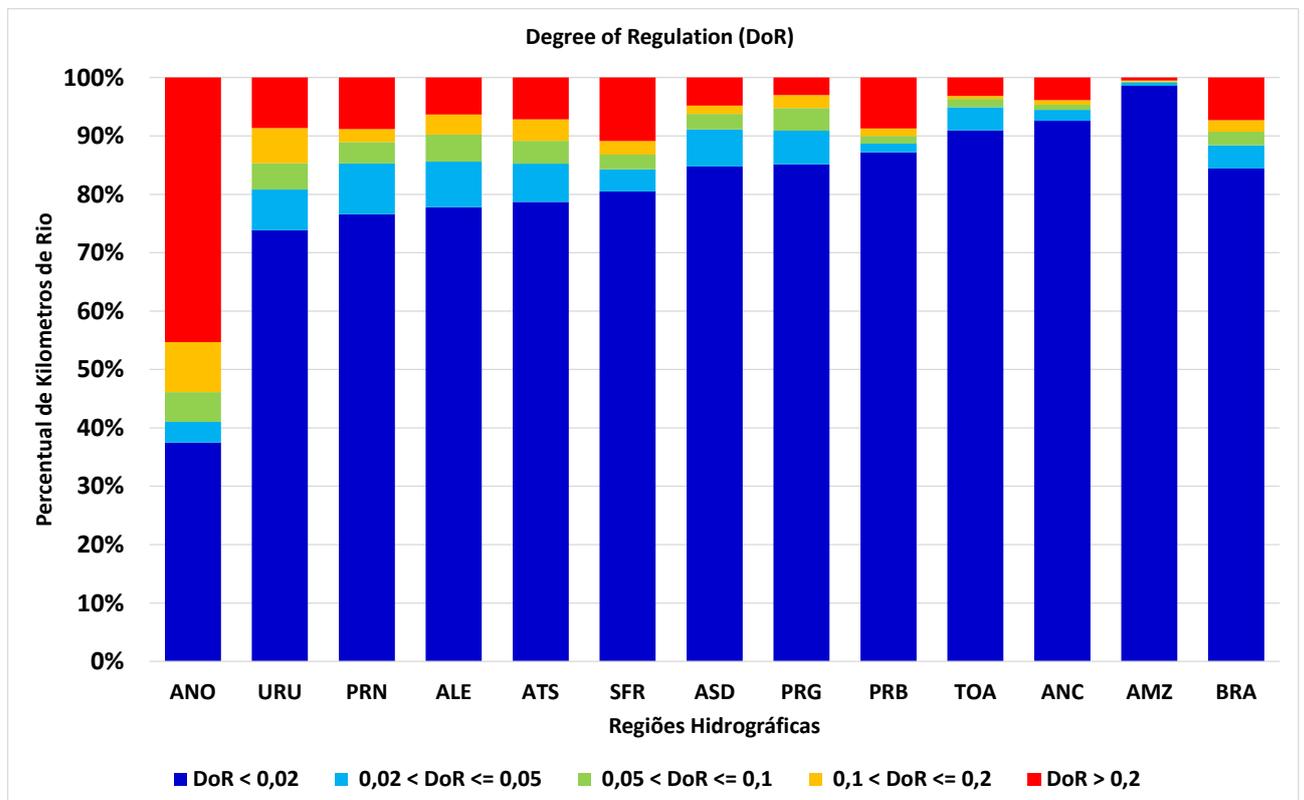


Figura 5 - “stacked bar” com os percentuais de quilômetros de rio em cada classe de DoR para cada RH e para o Brasil (última barra).

CONCLUSÃO

O presente trabalho avaliou de forma inédita o impacto da reservação artificial em toda a base hidrográfica brasileira a partir do DoR estimado em cada trecho da hidrografia. Os resultados foram avaliados considerando as 12 regiões hidrográficas brasileiras. Conforme esperado, a RH ANO foi a que apresentou uma maior proporção de valores elevados de DoR. No entanto, à exceção da RH AMZ, todas as RHs apresentam regiões com valores significativos de DoR, principalmente associadas aos rios principais, onde estão localizadas importantes usinas de geração hidroelétrica, regiões com grande densidade populacional e com forte uso agrícola. Por fim, dada a abrangência e escala refinada do estudo, espera-se que os resultados aqui apresentados possam contribuir para uma gestão e planejamento sustentável de barragens dando condições de avaliar melhor o papel e os efeitos dos reservatórios, permitindo que se minimize os custos socioambientais associados e potencialize os benefícios desses empreendimentos.

REFERÊNCIAS

ALMAGRO, A., OLIVEIRA, P. T. S., MEIRA NETO, A. A., ROY, T., e TROCH, P. (2020). CABra: a novel large-sample dataset for Brazilian catchments (pp. 1–40). doi:10.5194/hess-2020-521

ANA (Agência Nacional de Águas). 2007. Manual de Construção da Base Hidrográfica Ottocodificada: fase 1 –construção da base topológica de hidrografia e ottobacias conforme a codificação de bacias hidrográficas de Otto Pfafstetter : versão 2.0 de 1/11/2007. Brasília: ANA, SGI, 2007. 144 p.

ANA - Agência Nacional do Águas (Brasil). Base hidrográfica ottocodificada. - Brasília: ANA, 2015. 17 p. il.

ANA. Atualização e Complementação da Base de Dados Nacional de Referência de Massas d'Água. Nota Técnica nº 74/2016/SPR. Documento nº: 00000.055912/2016-94. 2016.

ANA. 2020a. Atualização da Base de Dados Nacional de Referência de Massas d'Água. Nota Técnica nº 52/2020/SPR. Documento nº: 02500.025402/2020-63.

ANA. 2020b. Atualização da Base de Disponibilidade Hídrica Superficial da ANA. Nota Técnica nº 75/2020/SPR. Documento nº: 02501.001281/2012-44.

ANA (Agência Nacional de Águas). 2021a. Portal de Metadados Geoespaciais da ANA. Disponível em:<<http://metadados.ana.gov.br/geonetwork/srv/pt/main.home>>. Acesso em: 05 mar. 2021

ANA. 2021b. Análise da estimativa da capacidade de reservação das massas d'águas brasileiras artificiais incorporando a informação da geomorfologia. Nota Técnica nº 101/2021/SPR. Documento nº: 00000.055912/2021-94.

CHAGAS, V. B. P., CHAFFE, P. L. B., ADDOR, N., *et al.* CAMELS-BR: hydrometeorological time series and landscape attributes for 897 catchments in Brazil, *Earth Syst. Sci. Data*, 735 12(3), 2075–2096, doi:10.5194/essd-12-2075-2020, 2020.

CHEN, A., WU, M., e MCCLAIN, M. E. (2019). Classifying dams for environmental flow implementation in China. *Sustainability*, 12(1), 107.

COOPER, A. R., INFANTE, D. M., DANIEL, W. M., WEHRLY, K. E., WANG, L., e BRENDEN, T. O. (2017). Assessment of dam effects on streams and fish assemblages of the conterminous USA. *The Science of the Total Environment*, 586, 879–889.

DYNESIUS M AND NILSSON C. 1994. Fragmentation and flow regulation of river systems in the northern third of the world. *Science* 266: 753–62.

LEHNER, B., LIERMANN, C. R., REVENGA, C., VÖRÖSMARTY, C., FEKETE, B., CROUZET, P., ... WISSER, D. (2011). High-resolution mapping of the world's reservoirs and dams for sustainable river-flow management. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 9(9), 494–502.

MAILHOT, A., TALBOT, G., RICARD, S., TURCOTTE, R., e GUINARD, K. (2018). Assessing the potential impacts of dam operation on daily flow at ungauged river reaches. *Journal of Hydrology. Regional Studies*, 18, 156–167.

NILSSON C, REIDY CA, DYNESIUS M, AND REVENGA C. 2005. Fragmentation and flow regulation of the world's large river systems. *Science* 308: 405–08.

PFAFSTETTER, O. Classificação de Bacias Hidrográficas – Metodologia de Codificação. Rio de Janeiro, RJ:Departamento Nacional de Obras de Saneamento (DNOS), 1989, p. 19. Manuscrito não publicado.

POFF, N. L., J. D.; ALLAN, M. B.; BAIN, J. R.; KARR, K. L.; PRESTEGAARD, B. D.; RICHTER, R. E.; SPARKS E, J. C.; STROMBERG. The Natural Flow Regime. Bioscience, v. 47, n.11, p. 769-784, 1997.

TNC. The Nature Conservancy. Indicators of Hydrologic Alteration :version 7 User's Manual. 2007.

VÖRÖSMARTY CJ, SHARMA KP, FEKETE BM, *et al.* 1997. The storage and aging of continental runoff in large reservoir systems of the world. *Ambio* 26: 210–19.

VÖRÖSMARTY CJ, MEYBECK M, FEKETE B, *et al.* 2003. Anthropogenic sediment retention: major global-scale impact from the population of registered impoundments. *Global Planet Change* 39:169–90.

WCD (World Commission on Dams). 2000. Dams and development: a framework for decision making. London, UK: Earthscan.

APÊNDICE E - BASE DE DADOS HIDROMETEOROLÓGICOS ACOPLADO A UM SIG NA ANÁLISE DE ESTACIONARIEDADE DE EXTREMOS HIDROMETEOROLÓGICOS NO BRASIL

INTRODUÇÃO

Informações hidrometeorológicas possuem o potencial de gerar impactos significativos e abrangentes na sociedade como um todo, com profundas repercussões na eficiência econômica e competitividade dos negócios, na segurança e qualidade de vida da população e na sustentabilidade ambiental (USWRP, 1997).

Entende-se como informação hidrometeorológica o conjunto de informações qualitativas e quantitativas sobre o passado, presente e futuro da atmosfera e dos recursos hídricos, que abrange variáveis meteorológicas e hidrológicas específicas, variáveis de qualidade do ar e da água, refletindo suas propriedades físicas, químicas e biológicas, bem como informações agregadas sobre o estado geral do tempo, clima e dos recursos hídricos (Leite, 2008).

Esses dados hidrometeorológicos podem ser utilizados no planejamento e gerenciamento de recursos hídricos, na agricultura (ex. para determinar a época ideal de colheita, previsão de geadas, granizo), energia (ex. controle dos níveis de reservatório de usinas, informações para fontes alternativas de energia), construção civil (ex. dimensionamento da infraestrutura hídrica, realização de construções mais confortáveis, observando a insolação e umidade dos locais), transporte (ex. condições do tempo nas estradas), segurança de eventos extremos (ex. alertas sobre ventanias, inundações, ressacas, secas etc.), ecologia e meio ambiente (ex. acompanhamento da qualidade do ar, monitoramento de queimadas), saúde (ex. identificação de áreas alagadas) e lazer e turismo (ex. verificação da previsão para feriados e épocas de férias).

Apesar de apresentarem estruturas complexas, esses dados geralmente são mapeados para o modelo de dados relacional. Quando a quantidade de dados cresce, as facilidades oferecidas por um sistema gerenciador de banco de dados (SGBD) (por exemplo: tempo reduzido de desenvolvimento de aplicações, controle de concorrência e recuperação de dados, suporte a indexação e capacidade de consultas) se tornam importantes e necessárias. Para suportar as aplicações, um banco de dados deve dar suporte a tipos de dados diferenciados. Os conceitos de orientação a objeto influenciam fortemente um banco de dados a utilizar dados diferentes e complexos. Sua característica básica é manipular grupos de informações como objetos.

Isto facilita o entendimento do usuário (gerando interfaces de fácil compreensão), produz programas extensíveis e que podem ser reutilizados, além de resultar em boas interfaces. A intenção é que se os objetos forem bem escolhidos, o usuário pode formar facilmente um modelo mental do sistema.

Ao se tratar de dados hidrometeorológicos, podemos utilizar dados oriundos de várias fontes: estações hidrometeorológicas, satélites, sites pessoais, informações disponibilizadas por órgãos públicos etc. Além disso, esses dados podem ser de vários tipos: imagens, dados decodificados, cadeia de caracteres, etc.. onde cada um é disponibilizado em diferentes horários e formas.

Todo tipo de dado é importante para uma tomada de decisão, desde um pequeno agricultor que decide se vai plantar soja dependendo da temperatura média e precipitação até uma usina hidroelétrica de grande porte, que depende das informações das precipitações e vazões para definir sua operação. Para tomar essas decisões, é possível ser necessário o histórico das informações dos últimos 90 anos quanto os dados dos últimos 5 minutos, ou seja, nas mais diferentes escalas temporais.

Atualmente, com o grande avanço tecnológico de máquinas (capacidade de processamento e grande quantidade de memória), existe a possibilidade de gerenciar todos os dados em somente uma fonte: o banco de dados. Isso facilita tanto para o usuário final, onde apenas uma consulta já retorna todos os tipos de dados disponíveis, quanto para a manutenção das informações, pois tudo fica centralizado em uma máquina apenas.

Da mesma maneira que o processamento das máquinas evoluiu, os métodos para desenvolver banco de dados também sofreram modificações. Antigamente os dados eram simples e provenientes de uma única fonte. Atualmente os dados são complexos e envolvem imagens (grandes, pequenas, coloridas), textos, vídeos, sons, etc... Além da mudança dos tipos de dados, é necessário criar sistemas que sejam mais fáceis de entender pelo usuário final, que sejam fáceis de reutilizar e modificar. Além disso, almeja-se criar sistemas que tenham interfaces claras, que agreguem conhecimento (contenham regras de integridade que fazem parte da semântica da aplicação) e que sejam rápidos, mesmo quando gerenciam um volume grande de dados.

A análise de estacionariedade de variáveis hidrometeorológicas em escala nacional exige a manipulação de uma gama extensa de dados de diferentes tipos e oriundos de diferentes

instituições com diferentes formatos. Nesse sentido, devido à necessidade em compartilhar todas as informações de forma fácil e integrada, é necessário construir um banco de dados a partir de um SGBD que possibilite de forma simplificada unificar todas as informações. Além do mais, com um banco de dados é possível tornar mais acessível o trabalho em equipe, possibilitando qualquer um poder acessar os dados da forma mais conveniente.

Esse capítulo apresenta o desenvolvimento e estruturação de um banco de dados de plataforma de baixo custo – PostgreSQL para o armazenamento de dados hidrometeorológicos no apoio a análises de estacionariedade, associado a interfaces gráficas acopladas a um SIG para manipulação dos dados tirando proveito de suas características de orientação a objeto. A expectativa do sistema é contribuir como uma nova opção de SGBD para este tipo de informação, possibilitando sua centralização em uma única fonte e o gerenciamento de dados com estruturas complexas e de diferentes origens.

FONTE E TIPOLOGIA DOS DADOS

Conforme já apontado, uma análise de estacionariedade que envolvem extremos hidrometeorológicos a ser realizada numa escala nacional, envolve uma extensa gama de dados e informações que possibilitem não apenas identificar eventuais mudanças, mas também identificar possíveis fatores que causaram essas mudanças identificadas. Nesse sentido, foram levantadas diversas fontes possíveis de dados hidrometeorológicos nacionais e internacionais, com diferentes escalas espaço-temporais e formatos dos mais diversos. A tabela 1 apresenta as principais fontes de dados hidrometeorológicos incorporados no banco de dados. A seguir serão mais bem detalhados algumas dessas bases de dados.

Tabela 1 – Fonte dos dados hidrometeorológicos.

Fonte	HIDRO-ANA	Fonte	ONS	Fonte	RHA	Fonte	CHIRPS
Tipo	VAZÃO, PREC e COTAS	Tipo	VAZÃO NAT	Tipo	VAZÃO NAT e PREC MÉDIA	Tipo	PREC
DiscTemp	DIÁRIA	DiscTemp	DIÁRIA	DiscTemp	MENSAL	DiscTemp	DIÁRIA
Período	VARIÁVEL	Período	VARIÁVEL	Período	VARIÁVEL	Período	1980-2019
Fonte	NEXGDDP	Fonte	INMET	Fonte	XAVIER	Fonte	CRU
Tipo	PREC, TEMP MAX e TEMP MIN	Tipo	CLIMÁTICOS	Tipo	CLIMÁTICOS	Tipo	CLIMÁTICOS
DiscTemp	DIÁRIA	DiscTemp	DIÁRIA	DiscTemp	DIÁRIA	DiscTemp	MENSAL
Período	1950-2100	Período	VARIÁVEL	Período	1980-2015	Período	1901-2019

HIDRO

O monitoramento hidrometeorológico no Brasil remonta ao século XIX, com os trabalhos realizados pelo DNOCS e pelo INMET, bem como pelas estações da São Paulo Light and Power (1909) e pela Mineração Morro Velho, em Nova Lima, Minas Gerais, cujos registros de chuva datam de 1855. Desde então, o número de estações hidrometeorológicas tem aumentado, tornando possível a ampliação do conhecimento hidrológico do país.

Inicialmente, a implantação da rede de monitoramento foi concentrada na região Sudeste, com o objetivo principal de monitorar as precipitações e as vazões afluentes aos aproveitamentos hidrelétricos, e no Nordeste, dadas as necessidades de convivência com os efeitos da seca. O avanço da rede ocorreu, nos anos seguintes, para o Sul e mais timidamente para o Centro-Oeste do País, e, somente a partir da década de 1970, a rede começou a ser implantada de forma mais consistente na Região Norte (ANA, 2017, 2019).

Desde 2000, com a criação da Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA), o monitoramento hidrometeorológico é realizado a partir da operação contínua da Rede Hidrometeorológica Nacional (RHN), gerenciada pela ANA. A ANA vem implementando o monitoramento por meio de um conjunto de estações distribuídas estrategicamente por todo país, nas quais são levantados dados fluviométricos, pluviométricos, evaporimétricos, sedimentométricos e de qualidade da água, informações necessárias ao conhecimento das características quantitativas e qualitativas dos cursos d'água em território nacional e da distribuição espacial e temporal dos índices pluviométricos no País. A instalação das estações de observação e medição das variáveis hidrológicas e meteorológicas acompanha as necessidades dos setores usuários de recursos hídricos - energético, agrícola, de transporte fluvial, de saneamento, de defesa civil, das instituições de pesquisa, dentre outros.

Grande parte da rede de monitoramento em operação no Brasil está cadastrada na ANA, mais especificamente na base de dados Hidro, e as informações oriundas desse monitoramento encontram-se disponíveis no Sistema de Informações Hidrológicas (Hidro ou HidroWeb) e no SNIRH. A ANA por meio do endereço eletrônico <http://telemetriaws1.ana.gov.br/ServiceANA.aspx> oferece um serviço de webservice para acesso aos dados hidrometeorológicos coletados, esse serviço representa uma alternativa de acesso em relação ao portal HidroWeb. As informações hidrológicas também são disponibilizadas para a sociedade em tempo real pelo sistema de dados hidrológicos em tempo real. Os dados coletados por essa malha de estações são utilizados para elaborar estudos, definir políticas públicas, avaliar a disponibilidade hídrica e, por meio dela, a ANA monitora eventos considerados críticos, como cheias e estiagens, disponibiliza informações para execução de projetos pela sociedade, identifica o potencial energético, de navegação ou de lazer em um determinado ponto ou ao longo da calha do manancial, levanta as condições dos corpos d'água para atender a projetos de irrigação ou de abastecimento público, entre outros. Ademais, as informações hidrológicas coletadas são a base para a concessão, pela ANA, de outorga pelo uso de recursos hídricos em rios federais.

ONS

O setor elétrico tem adotado o termo vazão natural para identificar a vazão que ocorreria em uma seção do rio, se não houvesse as ações antrópicas na sua bacia contribuinte — tais como regularizações de vazões realizadas por reservatórios, desvios de água, evaporações em reservatórios e usos consuntivos (irrigação, criação animal e abastecimentos urbano, rural e industrial). A vazão natural do ONS é obtida por meio de um processo de reconstituição, que considera a vazão observada no local e as informações relativas às ações antrópicas na bacia.

As séries de vazões mensais estão disponíveis para o horizonte de 1931 até os dias atuais. De forma geral, são apresentadas as vazões naturais mensais nos locais de aproveitamentos hidroelétricos em operação, em expansão (considerados no planejamento hidroenergético até 2020) e em outros locais de interesse ao Sistema Interligado Nacional (SIN).

As séries de vazões naturais mensais dos aproveitamentos das bacias dos rios Grande, Paranaíba, Tietê, Paranapanema, Iguaçu, Paraná, São Francisco, Tocantins, Ijuí, Jacuí, Antas, Uruguai – trecho nacional, Parnaíba, Jequitinhonha e Doce foram obtidas no âmbito do Projeto de Revisão das Séries de Vazões Naturais, coordenado pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico – ONS, que para este trabalho contou com o acompanhamento técnico da ANEEL, da ANA, do MME e dos Agentes de Geração responsáveis pelos aproveitamentos dessas bacias.

Para as demais bacias, as séries de vazões naturais mensais apresentadas já vêm sendo utilizadas no setor elétrico, com a atualização dos valores relativos ao período 1999/2012 provenientes de trabalhos de consistência hidrológica coordenados pelo ONS, com a participação da ANEEL, ANA, MME, EPE e dos Agentes de Geração.

As séries de vazões naturais médias diárias totais e incrementais (para os locais onde o modelo de previsão de vazões utiliza esse tipo de informação), foram produzidas utilizando procedimentos similares aos realizados nas mensais, para possibilitar também sua utilização em modelos, pesquisa e desenvolvimento. Cabe observar que as séries se iniciam em períodos diferentes, conforme a disponibilidade de dados em cada bacia/aproveitamento e abrangem até os dias atuais.

RHA

Os dados denominados aqui de RHA correspondem às estações fluviométricas e pluviométricas consistidas do projeto “QUALIFICAÇÃO DE DADOS HIDROLÓGICOS E RECONSTITUIÇÃO DE VAZÕES NATURAIS NO PAÍS - CONTRATO N° 016/ANA/2009 (ANA, 2009). Os dados analisados no projeto referem-se aos dados fluviométricos e pluviométricos brutos e consistidos fornecidos pela ANA, os quais constavam do banco HIDRO. Também foram considerados na análise os dados fornecidos pelo ONS, oriundos dos estudos de reconstituição de vazões naturais em locais de Aproveitamentos Hidrelétricos (UHEs) do SIN.

INMET

Os dados de institutos de meteorologia são essenciais no acesso às informações que subsidiam estudos hidrológicos. Dessas informações, destacam-se aquelas que servem para estimativa da evapotranspiração potencial (ETP), variável essencial na definição do escoamento superficial. O Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) disponibiliza o acesso às séries históricas de dados meteorológicos a partir do banco de dados BDMEP. O BDMEP é um banco de dados para apoiar as atividades de ensino e pesquisa e outras aplicações em meteorologia, hidrologia, recursos hídricos, saúde pública, meio ambiente etc.

O Banco abriga dados meteorológicos em forma digital, referentes a séries históricas da rede de estação do INMET, num total de cerca de 3 milhões de informações, referentes às medições diárias, de acordo com as normas técnicas internacionais da Organização Meteorológica Mundial.

No BDMEP estão acessíveis os dados diários a partir de 1961 das estações para as quais se disponha, em forma digital, de pelo menos 80% dos dados que foram registrados naquele período. As variáveis atmosféricas disponibilizadas para consultas no BDMEP são: precipitação ocorrida nas últimas 24 horas; temperatura do bulbo seco; temperatura do bulbo úmido; temperatura máxima; temperatura mínima; umidade relativa do ar; pressão atmosférica ao nível da estação; insolação; direção e velocidade do vento.

XAVIER

Xavier *et al.* (2015, 2017) desenvolveu uma grade de alta resolução ($0.25^\circ \times 0.25^\circ$) em todo o território brasileiro com dados de precipitação diária e mais seis variáveis climáticas que geralmente são necessárias para estimar a evapotranspiração potencial. No processo de definição dos dados em grade foram testados, para cada variável, seis diferentes esquemas

de interpolação utilizando 9259 estações pluviométricas e 735 estações meteorológicas cobrindo todo o território brasileiro durante o período de 1980-2015. O conjunto de dados está disponível em: <https://utexas.app.box.com/v/Xavier-et-al-IJOC-DATA>.

CHIRPS

O Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Stations (CHIRPS) é um conjunto de dados de precipitação desenvolvido pelo United States Geological Survey (USGS) e pelo Climate Hazards Group at the University of California, Santa Barbara (UCSB). Nesse produto, as estimativas de precipitação são compostas por diversas fontes de informações, tais como: (I) The Climate Hazards Group's Precipitation Climatology (CHPClim); (II) Observações de satélites com espectroscopia de infravermelho termal (Thermal Infrared, TIR), geoestacionárias quase globais da National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA), Centro de Previsão Climática (CPC) e o National Climatic Data Center Climáticos (NCDC); (III) Campos de Precipitação do Coupled Forecast System da NOAA, versão 2 (CFSv2); (IV) Diversas observações de precipitação através de produtos de estações meteorológicas e outros serviços regionais (FUNK *et al.*, 2015).

O produto CHIRPS possui uma resolução espacial de 0,05°, ou aproximadamente 5 km, próximo ao equador, cobertura geográfica de 50°S a 50°N, com dados de 1981 até os dias atuais e é disponibilizado em conjuntos de dados diários, em pântadas e dados mensais. Os dados do CHIRPS estão disponíveis no sítio eletrônico da UCSB (<ftp://ftp.chg.ucsb.edu/pub/org/chg/products/CHIRPS-2.0/>), em formato NetCDF, GeoTiff e Esri BIL.

CRU

A Unidade de Pesquisa Climática, Climate Reserch Unit (**CRU**) na língua inglesa, foi criada na Escola de Ciências do Ambiente (ENV) da Universidade de East Anglia (UEA), em Norwich no ano de 1972 (Harris *et al.*, 2020).

A *prioridade* inicial da CRU era a de alterar o cenário vigente até a década de 1960, de pouca investigação sobre as mudanças e as variabilidades climáticas do passado. O objetivo do CRU era estabelecer o registro do clima na maior parte possível do mundo, tão remotamente quanto possível, e em detalhe suficiente para reconhecer e estabelecer os processos básicos, interações, e evoluções da Terra. Os primeiros esforços rumo a estes objetivos foram a interpretação dos registros históricos documentais.

A área de trabalho do CRU que provavelmente teve o maior impacto internacional foi iniciada em 1978: a produção de um conjunto de dados de temperatura em grade (atualmente em dimensões de 5°x 5° de latitude e longitude) para a parte continental do globo terrestre. Isto envolveu muitas pessoas, anos de coleta de dados, cuidadosa verificação e homogeneização. Em 1986, esta análise foi estendida para o setor marítimo (em cooperação com o Hadley Centre, do Met Office em 1989) e assim representou, pela primeira vez, a síntese de dados de temperatura terrestre e marítima.

Além do conjunto de dados de temperatura global, tem havido muito esforço do CRU dedicado à elaboração de uma base de dados de precipitação de alta qualidade. Com isto tem sido produzido um conjunto de dados mensais para uma grade de alta resolução (0,5°x0,5°) de temperatura máxima e mínima, precipitação, número de dias ensolarados, pressão de vapor, nebulosidade, velocidade do vento e evapotranspiração potencial proporcionando a muitos pesquisadores uma sólida base de dados para estudos em diferentes áreas, tais como agricultura, ecologia, hidrologia, entre outras.

No processo de definição da base de dados, os dados de anomalias nas estações (do período de 1961 a 1990) foram interpolados em grades (células) de 0,5° x 0,5°, cobrindo quase toda a superfície terrestre (excluindo Antártica) e combinados com a climatologia existente para fornecer os valores absolutos mensais de seis variáveis climáticas independentes: Temperatura Média (TMP), Range de temperatura diurna (DTR), precipitação (PRE), frequência de dias úmidos (WET), pressão de vapor (VAP), cobertura de nuvens (CLD). A partir dessas 6 variáveis primárias, foram estimadas as seguintes variáveis secundárias: frequência de dias congelados (FRS) e evapotranspiração potencial (ETP). As estimativas destas 2 variáveis são baseadas em fórmulas usuais. Para o caso da ETP foi adotada uma variante da equação de Penman–Monteith adotada pela FAO (Food and Agricultural Organization).

NEXGDDP

Os tomadores de decisão estão exigindo cada vez mais informações sobre o clima presente e futuro tanto a nível nacional como também na escala local (ex. bacias hidrográficas), a fim de avaliar os riscos apresentados pelas projeções de mudanças climáticas e seus impactos esperados.

Os modelos climáticos globais (MCG), de um modo geral, fornecem projeções de climática em escalas espaciais mundiais ou continentais com uma resolução não muito adequada às

necessidades exigidas, por exemplo, no âmbito de planos de adaptação regional ou setorial. Devido a limitações computacionais e de dados, a resolução espacial desses MCGs são normalmente maiores que 100 km, o que limita consideravelmente a sua capacidade de capturar detalhes espaciais nos padrões climáticos que muitas vezes são necessárias ou desejadas nas análises regionais ou locais.

Em resposta a essa necessidade, são utilizadas técnicas denominadas de "downscaling" no sentido de preencher a lacuna entre o que os MCGs podem oferecer e a qualidade da informação que normalmente é exigida na tomada de decisão. As técnicas de "downscaling" consistem em transferir determinada informação climática obtida em uma escala espacial e/ou temporal menos refinada para uma escala mais refinada. A hipótese principal no qual os métodos de "downscaling" se baseiam consiste na ideia que o clima local é condicionado a partir de interação entre comportamentos atmosféricos de larga escala (padrões de circulação, temperatura, umidade etc) e características locais (topografia, vegetação, corpos d'água, uso do solo etc). Deste modo, são incorporadas informações locais aos resultados dos MCGs que possibilitam capturar de forma mais realista o comportamento da informação climática no local.

Recentemente, em junho de 2015, a Agência Espacial Americana (NASA) publicou, por meio do projeto "*NASA Earth Exchange Global Daily Downscaled Projections*" (NEXGDDP), um conjunto de dados resultantes de um amplo downscaling estatístico dos cenários climáticos derivados das rodadas dos MCGs utilizados no âmbito da quinta fase do IPCC denominado de CMIP5 (*Coupled Model Intercomparison Project Phase 5*). As rodadas dos MCGs do CMIP5 apoiaram a elaboração do quinto relatório de avaliação do IPCC (IPCC AR5).

De acordo com NEXGDDP (2015), o objetivo da geração desses dados é fornecer um conjunto de dados globais, de alta resolução, de projeções de mudanças climáticas com correção de viés que podem ser usados para avaliar impactos das mudanças climáticas sobre os processos que são sensíveis a gradientes de clima em uma escala mais refinada e os efeitos da topografia local sobre as condicionantes climáticas.

A geração de dados do projeto NEXGDDP, através do downscaling estatístico, englobou, além do experimento historical (experimento controle retrospectivo), as projeções RCP4.5 e RCP8.5 de 21 modelos climáticos utilizados no CMIP5 com discretização temporal diária. A Tabela 2 apresenta os nomes dos modelos climáticos utilizados no projeto. As variáveis

climáticas consideradas no projeto foram a temperatura máxima, temperatura mínima e a precipitação.

Tabela 2 - Modelos Climáticos utilizados no projeto NEXGDDP.

ACCESS1-0	CSIRO-MK3-6-0	MIROC-ESM
BCC-CSM1-1	GFDL-CM3	MIROC-ESM-CHEM
BNU-ESM	GFDL-ESM2G	MIROC5
CanESM2	GFDL-ESM2M	MPI-ESM-LR
CCSM4	INMCM4	MPI-ESM-MR
CESM1-BGC	IPSL-CM5A-LR	MRI-CGCM3
CNRM-CM5	IPSL-CM5A-MR	NorESM1-M

A resolução espacial adotada no NEXGDDP foi de 0.25° graus (aprox. 25 km x 25 km), de modo que os dados produzidos apresentam sempre a mesma grade independentemente do modelo climático. A Figura 1 ilustra a grade do projeto NEXGDDP recortada para o Brasil. O período de dados do experimento controle denominado historical é de 1950 a 2005 (período adotado pelo NEXDDP). O período de dados disponíveis para as projeções RCP4.5 e RCP8.5 é de 2006 a 2100. O experimento historical é essencial no estudo para seleção dos modelos que melhor representam o comportamento dos máximos de precipitação observados.

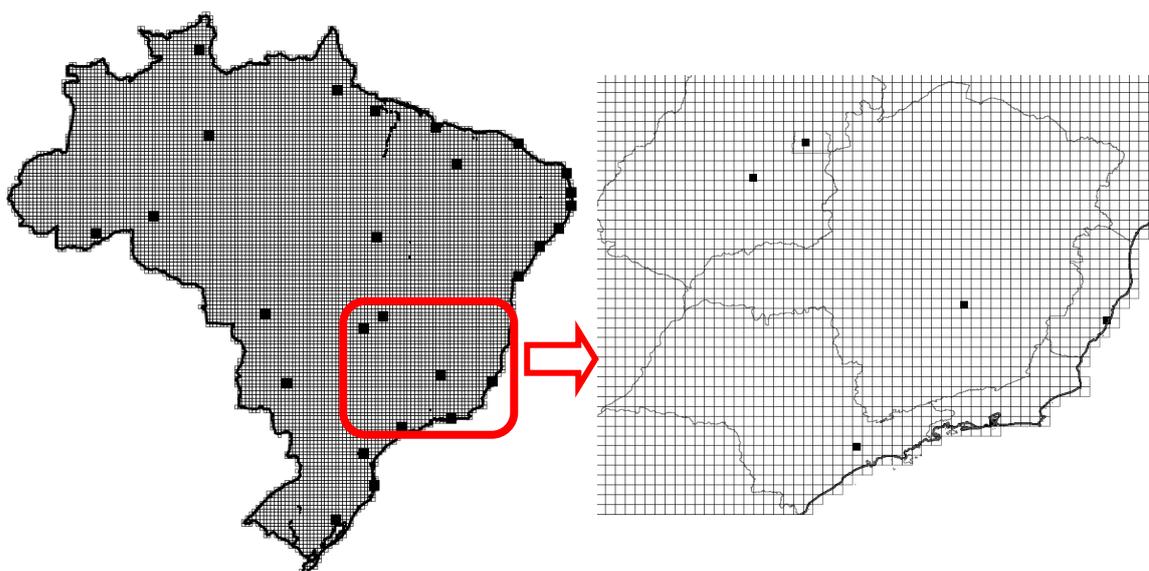


Figura 1 - Grade do projeto NEXGDDP recortada para o Brasil. A direita um zoom da grade na região sudeste e parte do centro-oeste do Brasil.

O procedimento de downscaling estatístico empregado no NEXGDDP foi realizado a partir do método de correção de viés por desagregação espacial (BCSD que em inglês significa *Bias-Correction Spatial Disaggregation*), no qual foi desenvolvido especificamente para tratar das limitações atuais das saídas dos MCGs.

O método BCSD envolve basicamente duas etapas: a etapa de correção de viés (BC) e a etapa de desagregação espacial. Na etapa de correção de viés (BC) é utilizado a técnica de mapeamento quantil-quantil (Bárdossy e Pegram, 2011). Esse procedimento se baseia na comparação das funções cumulativas de probabilidade (curvas que mostram a probabilidade de a variável ser menor ou igual a um determinado valor) da variável observada e da variável estimada por um modelo climático no período atual e futuro.

Na etapa de desagregação espacial (SD) é realizado um procedimento de interpolação espacial linear nos dados com viés corrigido oriundos da etapa BC para a grade de 0,25° dos dados observados GFMD. Nessa etapa de desagregação é considerado um fator de escala que objetiva preservar as principais características dos dados espaciais. Esse fator de escala é definido a partir da climatologia observada e são aplicados nos dados dos MCGs já interpolados. Maiores detalhes referente a metodologia BCSD pode ser encontrada em Thrasher *et al.* (2012).

De acordo com o exposto, a proposta de utilizar os dados do projeto NEXGDDP se mostra como uma alternativa viável tendo em vista a possibilidade de utilizar dados climáticos oriundos dos MGCs utilizados no âmbito do CMIP5 em uma escala bem mais refinada. No caso de extremos hidrometeorológicos esse refinamento é fundamental para melhor avaliar os impactos das mudanças climáticas.

BANCO DE DADOS HIDROMETEOROLÓGICOS

POSTGRESQL

O SGBD PostgreSQL trata-se de um servidor de banco de dados para o armazenamento seguro de informações, desenvolvido no Berkeley Computer Science Department da Universidade da Califórnia. Essa ferramenta tem código aberto, implementa a sintaxe de linguagem SQL e roda nos sistemas Unix, Mac OS X, Solaris e Windows. Para tanto, usa-

se as funcionalidades de triggers, visões, procedures, chaves estrangeiras, integridades transacionais, data types e agregações.

O PostgreSQL suporta cargas de trabalho consideráveis e consegue processar grandes volumes de informações. Esse sistema executa consultas SQL para retornar informações e mantém vários módulos para otimizar a performance das aplicações internas. Ele implementa os conceitos de atomicidade, integridade, consistência, multiusuário e controle de concorrência. Assim, pode-se recuperar dados de forma rápida e segura pelos sistemas e interfaces desenvolvidos, conforme a seguir veremos no item 4.

O banco de dados PostgreSQL é muito popular no mercado de tecnologia de informação (TI). Isso se deve ao fato da sua fácil integração com ferramentas e sistemas existentes. Essa base funciona como um background para armazenar as informações geradas e processadas pelas aplicações e interfaces com usuários. Assim, consegue-se uma arquitetura de sistemas de TI escalável e flexível para as necessidades de projetos de dados hidrometeorológicos numa escala nacional.

As funções mais relevantes do Postgres que foram utilizadas na construção do banco de dados hidrometeorológicos são: heranças de tabelas; integridade de dados referencial via chaves estrangeiras; tipos de dados definidos pelo usuário; controle de concorrência multiversionado; recuperação de informações point-in-time; replicação assíncrona de dados; subconsultas; transações aninhadas via savepoints; controle de acesso aos dados; e tablespaces.

Os sistemas de banco de dados PostgreSQL viabilizam o padrão de arquiteturas Modelo-Visão-Controle (MVC) na infraestrutura de tecnologia existente. Com isso, é possível otimizar o processamento e a guarda das informações relevantes para o projeto. Dentre as principais vantagens do PostgreSQL temos:

- A **extensibilidade** onde o sistema permite a utilização de operadores, estruturas de dados, tipagens e métodos de acesso definidos pelo próprio programador. Tudo isso facilita o desenvolvimento e a manutenção dos softwares hospedados na infraestrutura existente. No presente capítulo serão apresentadas alguns sistemas desenvolvidos para manipulação dos dados hidrometeorológicos que se beneficiou dessa característica de extensibilidade;

- A **modularidade** onde por meio dos stored procedures, o sistema PostgreSQL consegue criar funções específicas e otimizar a guarda e o processamento de informações. Para tanto, é preciso conhecer as sintaxes de PL/pgSQL, PL/Tcl ou PL/perl. Esses módulos integrados aumentam o desempenho das tecnologias como um todo, principalmente quando se trata de dados hidrometeorológicos;
- A **escalabilidade** no qual os bancos de dados PostgreSQL são de fácil configuração e replicáveis em outros sistemas. Com isso, é viável aproveitar os códigos-fonte dessas estruturas e otimizar o trabalho dos programadores e administradores de bases de dados, possibilitando que seja reaproveitado essa mesma estrutura para novos projetos como por exemplo estudos de mudanças climáticas.

BANCO DE DADOS EXTREMOS_UNB

O banco de dados denominado de EXTREMOS_UNB foi desenvolvido usando o SGDB PostgreSQL e sua extensão espacial PostGis. Para cada tipo de dados foram criadas tabelas específicas. Não foi feito nenhum tipo de normalização do banco, a ideia era simplesmente ter um repositório dos dados. Esse banco, além dos dados de precipitação e vazões diárias oriundos do HIDRO da ANA (no qual está atualizado até janeiro de 2020), contém os dados de vazões naturais do ONS, vazões naturais mensais do projeto RHA, precipitação diária do CHIRPS, precipitação diária do MERGE, precipitação diária do XAVIER, precipitação/ETP mensal do CRU, variáveis meteorológicas das estações do INMET (precipitação, temperatura, velocidade do vento, umidade, insolação, evaporação piche) e variáveis meteorológicas da grade do XAVIER (precipitação, temperatura, velocidade do vento, umidade, insolação, evaporação piche) e dados de projeções de mudanças climáticas do projeto NEXGDDP. A Figura 2 abaixo ilustra algumas dessas tabelas no banco.

Foi também incluído no banco um amplo acervo geoespacial oriundo principalmente da ANA e do IBGE. Nessa base já foi incluído toda a base hidrográfica otocodificada (BHO) da ANA. Essa base hidrográfica possibilita de forma automatizada traçar qualquer bacia hidrográfica no Brasil, além de possibilitar identificar qualquer elemento a montante e a jusante de qualquer local. A Figura 2 abaixo também ilustra algumas dessas tabelas no banco.

2 tabelas de inventário	36 tabelas de dados	57 tabelas geoespaciais	3 tabelas com a grade de dados	6 tabelas associadas a BHO
<ul style="list-style-type: none"> dados_observados_inventario flu_inventario 	<ul style="list-style-type: none"> dados_observados_bdagua_etcp_m dados_observados_bdagua_plu_m dados_observados_chirps_plu_d dados_observados_chirps_plumedia_d dados_observados_cru_etcp_m dados_observados_cru_etcpmedia_m dados_observados_cru_plu_m dados_observados_cru_plumedia_m dados_observados_flu_d dados_observados_hidro_plumedia_d dados_observados_inmet_etcps_d dados_observados_inmet_evaporacaopiche_d dados_observados_inmet_insolacao_d dados_observados_inmet_plu_d dados_observados_inmet_tempcompmedia_d dados_observados_inmet_tempmaxima_d dados_observados_inmet_temppminima_d dados_observados_inmet_umidaderelativamedia_d dados_observados_inmet_velocidadedeventomedia_d dados_observados_inventario dados_observados_inventario_teste dados_observados_merge_plu_d dados_observados_merge_plumedia_d dados_observados_ons_flu_d dados_observados_plu_d dados_observados_rha_flunat_m dados_observados_rha_plumedia_m dados_observados_xavier_etcpmedia_d dados_observados_xavier_etcpmedia_d dados_observados_xavier_etcppm_d dados_observados_xavier_plu_d dados_observados_xavier_plumedia_d dados_observados_xavier_rh_d dados_observados_xavier_rs_d dados_observados_xavier_tempmaxima_d dados_observados_xavier_temppminima_d dados_observados_xavier_u2_d 	<ul style="list-style-type: none"> geofl_america_do_sul_unico geofl_area_prioritaria_conserv geofl_bacia_hidrografica geofl_bacia_hydro geofl_barragem geofl_bho_massa_dagua_2017 geofl_bho_massa_dagua_amiqo geofl_bho_massa_dagua_volestimado_2017 geofl_bioma geofl_biomass geofl_brazil_pf geofl_capital geofl_cidade_2013 geofl_classe00 geofl_clima_ibge geofl_clima_koppen_brazil geofl_cobertura_vegetal_nativa geofl_distrito_2010 geofl_estado_substacia geofl_estacoes_fluioamericas geofl_garimpo geofl_geologia geofl_geomorfologia geofl_hidreleica geofl_localidade geofl_municipio_urbana geofl_mesorregiao_2013 geofl_microrregiao_2013 geofl_municipio_2013 geofl_outorgas_estaduais_2014 geofl_pedologia geofl_pimf_outorga_federal geofl_pimf_puf geofl_pimh_sub2 geofl_ponto_cotado geofl_provincia_geologica geofl_regiao_hidrografica geofl_regiao_politico_adm_2013 geofl_temi_amiqo geofl_temi_guapore geofl_temi_balancocualiquant geofl_temi_capacaosuperficial geofl_temi_diagnosticoabastecimentourbano geofl_temi_pivocentral geofl_subdistrito_2010 geofl_terra_indigena geofl_trecho_hidroviario geofl_trecho_ridoviaro geofl_unidade_consen_uniao geofl_unidade_federacao_2013 geofl_unidade_hidro_estadual_2014 geofl_unidade_hidrografica geofl_unidade_plahei_hidrico geofl_unidade_prot_integral geofl_uro_tema 	<ul style="list-style-type: none"> grade_chirps grade_cru grade_xavier 	<ul style="list-style-type: none"> ach_2017_5k bho bho_2013 hidrografia_2013_sdo_final_vf2 hidrografia_bho_2013_qmit q95nat_bho2013_jan2016teresaa spatial_ref_sys tdr_2017_5k

Figura 2 – Lista de tabelas do banco de dados EXTREMOS_UNB.

FERRAMENTA COMPUTACIONAL DE ACESSO AO BANCO

ARQUITETURA E IMPLEMENTAÇÃO DA FERRAMENTA COMPUTACIONAL

Com a edição da lei 9433/97, estabelecendo a Política Nacional de Recursos Hídricos (PNRH), foram institucionalizadas cinco ferramentas para o gerenciamento e planejamento de recursos hídricos: os planos de bacias, a outorga, a cobrança, o sistema de informações sobre recursos hídricos e o enquadramento dos corpos d'água.

Dentre essas ferramentas, o sistema de informações tem como objetivos coleta, tratamento, armazenamento e recuperação de informações sobre recursos hídricos e fatores intervenientes em sua gestão. Pelo enfoque dado aos sistemas de informações, pela amplitude de usos e pela utilização conjunta desses sistemas com outras ferramentas de informática, os mesmos passaram a ser utilizados como Sistemas de Apoio à Decisão – SAD (Almeida, 2006).

Os SADs são sistemas informatizados comumente compostos de uma base de dados, um conjunto de modelos e módulos de diálogos, que possibilitam o acesso a informações. A amplitude de uso dos SAD é extensa, desde o apoio ao monitoramento hidrológico até a

construção de cenários de usos de recursos hídricos para avaliação de disponibilidade e potencialidade de sistemas hídricos.

Porém, tratar do tema gerenciamento e planejamento de recursos hídricos significa trabalhar com dados dispostos no espaço, seja este a bacia hidrográfica ou unidade de planejamento. Assim, o uso de um Sistema de Informações Geográficas - SIG - compondo os SADs parece adequado. Um SSD composto por modelos integrados ao SIG possibilita, além das análises espaciais dos dados envolvidos numa simulação, a análise temporal desses dados. Cria-se um ambiente onde se podem realizar análises espaço-temporais, facilitando e agilizando as tomadas de decisões a respeito do gerenciamento e planejamento dos recursos hídricos.

A ferramenta de acesso ao banco de dados EXTREMOS_UNB, se enquadra como um SSD no apoio ao gerenciamento e planejamento de recursos hídricos, incluindo a sua integração em um ambiente SIG.

Diante da extensa quantidade de softwares SIG existentes no mercado, tanto soluções comerciais como, mais recentemente, as soluções livres, decidiu-se pela adoção de uma solução livre. Nesse caso especial, utilizou-se um OpenGIS, ou seja, um SIG livre de código aberto. O OpenJUMP (www.openjump.org) foi escolhido como o programa base, ao qual foi acoplado a ferramenta DADOS do plug-in EXTREMOS_UNB. Esse OpenGIS vem sendo implementado pelo Departamento de Geografia da Universidade de Zurique na Suíça. Esse projeto utiliza o código do JUMP (Almeida, 2006), que foi desenvolvido pela empresa canadense VividSolutions©.

Entre as vantagens que este OpenGIS apresenta, três merecem destaque: a primeira é que o OpenJUMP pode acessar mapas remotamente através dos serviços padronizados do consórcio OGC – Open Geospatial Consortium (www.opengeospatial.org), ou seja, através de WMS (Web Mapping Service), que poderá, por exemplo, ser utilizada para o acesso da base cartográfica do SNIRH; a segunda que o mesmo permite a integração de aplicativos (plug-ins) desenvolvidos por usuários do sistema. Essa é a forma como a ferramenta foi integrada dentro do plug-in EXTREMOS_UNB no âmbito do OpenJUMP; e a terceira é que ele foi desenvolvido em linguagem Java, baseado em conceitos da Programação Orientada a Objetos (POO), o que facilita o acesso a seus códigos-fonte. A versão do OpenJUMP no qual estão incorporados o módulo de estacionariedade é a versão 1.10.0.

A Figura 3 apresenta a estrutura geral do OpenJUMP. Esse sistema encontra-se dividido em dois grandes pacotes, o GUI e o de APIs. O primeiro pacote é responsável pela interface visual (janelas) do OpenGIS, onde as camadas de informação são apresentadas com as ferramentas de criação, edição e análise de dados espaciais. É este pacote que possibilita o uso do sistema pelos usuários comuns. O segundo pacote tem como principal finalidade o acesso à base de dados e representação desta base sob a forma de camadas de informações (as features ou layers do SIG). Além disso, os algoritmos de análises e operações espaciais compõem esse pacote.

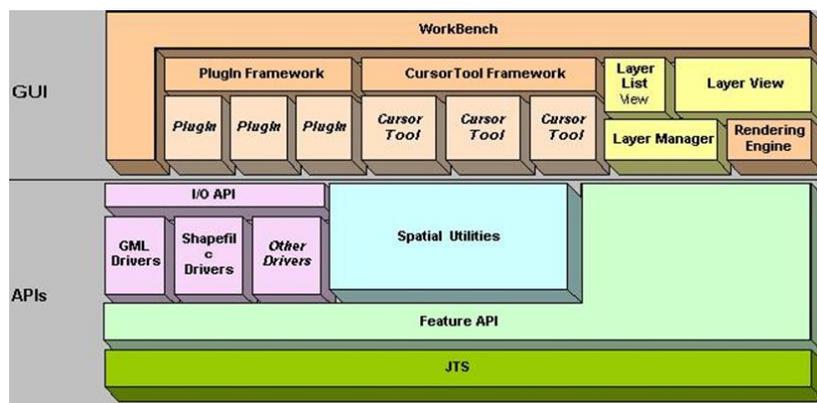


Figura 3 – Arquitetura do OpenGIS OpenJUMP (Fonte: Almeida, 2006).

As entidades geométricas do OpenJUMP encontram-se implementadas no pacote JTS (Java Topology Suite) das APIs (Application Program Interface). O pacote JTS, conforme visualizado na Figura 3, é a base de todo o sistema, uma vez que suporta toda a parte de representação geométrica e suas operações. Cabe ainda destacar o pacote Feature API, cuja função é a descrição das camadas de informações de um SIG. Essa descrição é realizada por meio de classes que representam as camadas de um SIG, formadas pela geometria e por informações tabulares relacionadas a essa geometria.

O JUMP e sua “família” (projetos: Kosmos, na Espanha; DeeJUMP, na Alemanha; SkyJUMP, nos Estados Unidos da América; PirolJUMP, também na Alemanha; OpenJUMP, na Suíça) vêm sendo utilizados e desenvolvidos por diversas universidades em todo o mundo. A Universidade de Osnabrueck na Alemanha, por exemplo, vem desenvolvendo plugins para desenho de Modelo Digital de Elevações, para tratamento estatístico de dados, etc. Almeida (2006) desenvolveu um plug-in para simulação do ciclo hidrológico com o modelo AÇUMOD e para modelagem do fluxo de águas subterrâneas.

Foi escolhido o Eclipse como ambiente de desenvolvimento Java. Esse software apresenta uma série de ferramentas que possibilitam o desenvolvimento e a manutenção de aplicativos, a saber: ambiente de desenvolvimento, ambiente para depurar aplicativos, ferramenta para geração automática de documentação sobre o aplicativo em desenvolvimento, ambiente para modelagem de objetos. Essas ferramentas fazem com que o Eclipse seja um ambiente eficiente para o desenvolvimento de aplicações. Uma das grandes vantagens deste software é que o mesmo pode ser adquirido na Internet (<https://www.eclipse.org/>), sem qualquer custo de aquisição ou de licenciamento.

FERRAMENTA COMPUTACIONAL DADOS DO PLUG-IN EXTREMOS_UNB

Para ter acesso à ferramenta, deve-se importar uma versão do OpenJUMP para o Eclipse com o plug-in EXTREMOS_UNB integrado. Após a importação do OpenJUMP, basta executar a classe *JUMPWorkbench* para abrir o programa. A Figura 4 apresenta a tela inicial do OpenJUMP versão 1.10.0. com destaque para o plugin da EXTREMOS UNB na barra de menu do OpenJUMP. O acesso à ferramenta DADOS está destacado em vermelho na Figura 4. Após esse acesso, surge a interface gráfica (GUI) DADOS conforme ilustrado na Figura 5.



Figura 4 - Acesso a ferramenta DADOS dentro do OpenJump.

A Figura 5 apresenta a tela de acesso aos dados do banco de dados. Nessa interface existem inúmeros recursos de filtragem para facilitar as consultas. Por exemplo, é possível fazer uma consulta a partir que qualquer polígono (por exemplo, bacia hidrográfica) e pegar as estações que estão dentro desse polígono. Há ainda recursos para obtenção dos dados com determinado tamanho mínima da série e em determinado período.

Outro recurso interessante é a possibilidade de entrar com várias coordenadas (latitude e longitude) e obter um número “n” de estações mais próximas. Embora a maioria dos dados tenha discretização temporal diária é possível exportar os dados tanto para a discretização mensal como anual, respeitando as características das variáveis hidrometeorológicas envolvidas. A exportação é feita por meio de um arquivo .dat (facilmente convertido para .xlsx do Excel), com a possibilidade de exportar arquivos do tipo *shapefile* das estações com diversos atributos. Nessa tela foi incluído a possibilidade de definir a precipitação média em determinada.

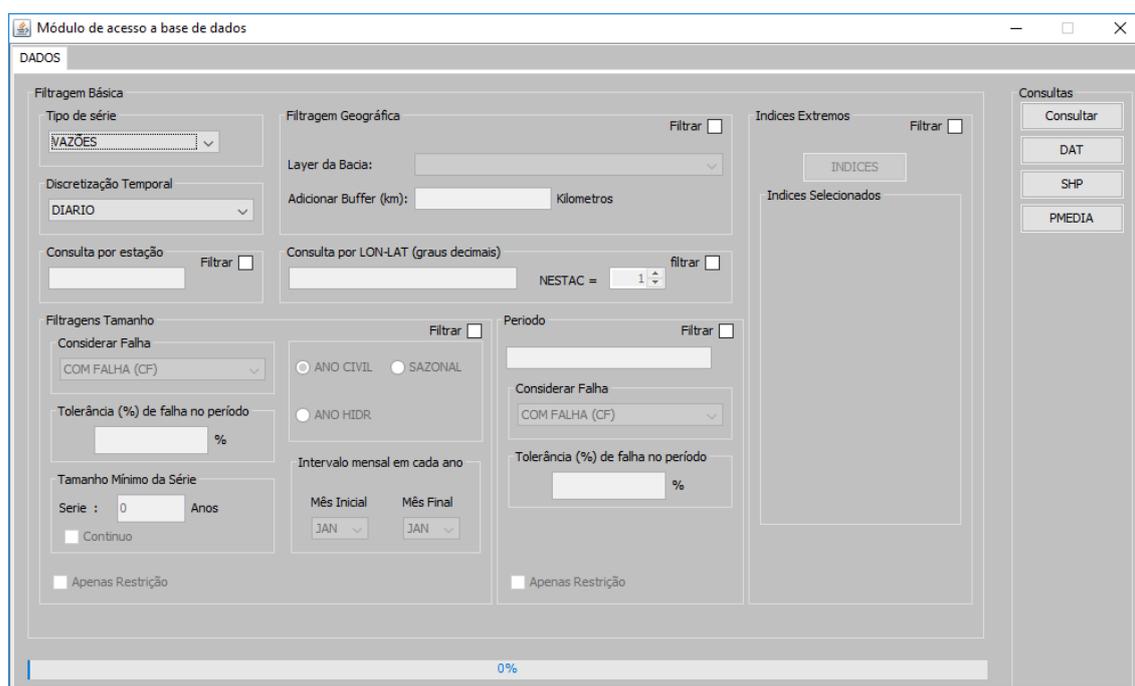


Figura 5 – Tela da ferramenta DADOS que acessa o banco de dados EXTREMOS_UNB.

A Figura 6 ilustra uma opção que é exportar a partir dos dados diários contidos no banco índices de extremos de precipitação e vazão bastante utilizados no projeto. A ferramenta foi desenvolvida no sentido de possibilitar de forma flexível e amigável a geração de índices de extremos hidrometeorológicos tradicionalmente utilizados na análise de estacionariedade. Embora não contemple todos os índices de extremos hidrometeorológicos possíveis de serem obtidos com a ferramenta, a Tabela 3 apresenta alguns índices possíveis de serem obtidos de forma automatizada a partir dos dados disponíveis no banco de dados EXTREMOS_UNB. No tocante aos dados de temperatura e precipitação, esses índices foram sugeridos pelo ETCCDMI.

A Organização Meteorológica Mundial (OMM) em conjunto com o CCI/CLIVAR/JCOMM24 criou, na primeira metade da década de 2000, um grupo de trabalho chamado ETCCDMI (do inglês, “The Expert Team on Climate Change Detection Monitoring and Indices”) para elaborar uma metodologia para análise de mudanças climáticas que fosse capaz de atender as diversas especificidades de cada continente ou até mesmo de cada país sem perder o aspecto global (Zhang *et al.*, 2011). O ETCCDMI reuniu 27 índices de extremos voltadas para detecção de tendências, dos quais 11 estão relacionados com a precipitação e 16 referem-se à temperatura do ar. A tabela 3 apresenta uma breve descrição dos índices de extremos de precipitação possíveis de serem produzidos na ferramenta. A ideia principal de utilização desses índices foi abordar vários aspectos e setores no qual os extremos hidrometeorológicos envolve.

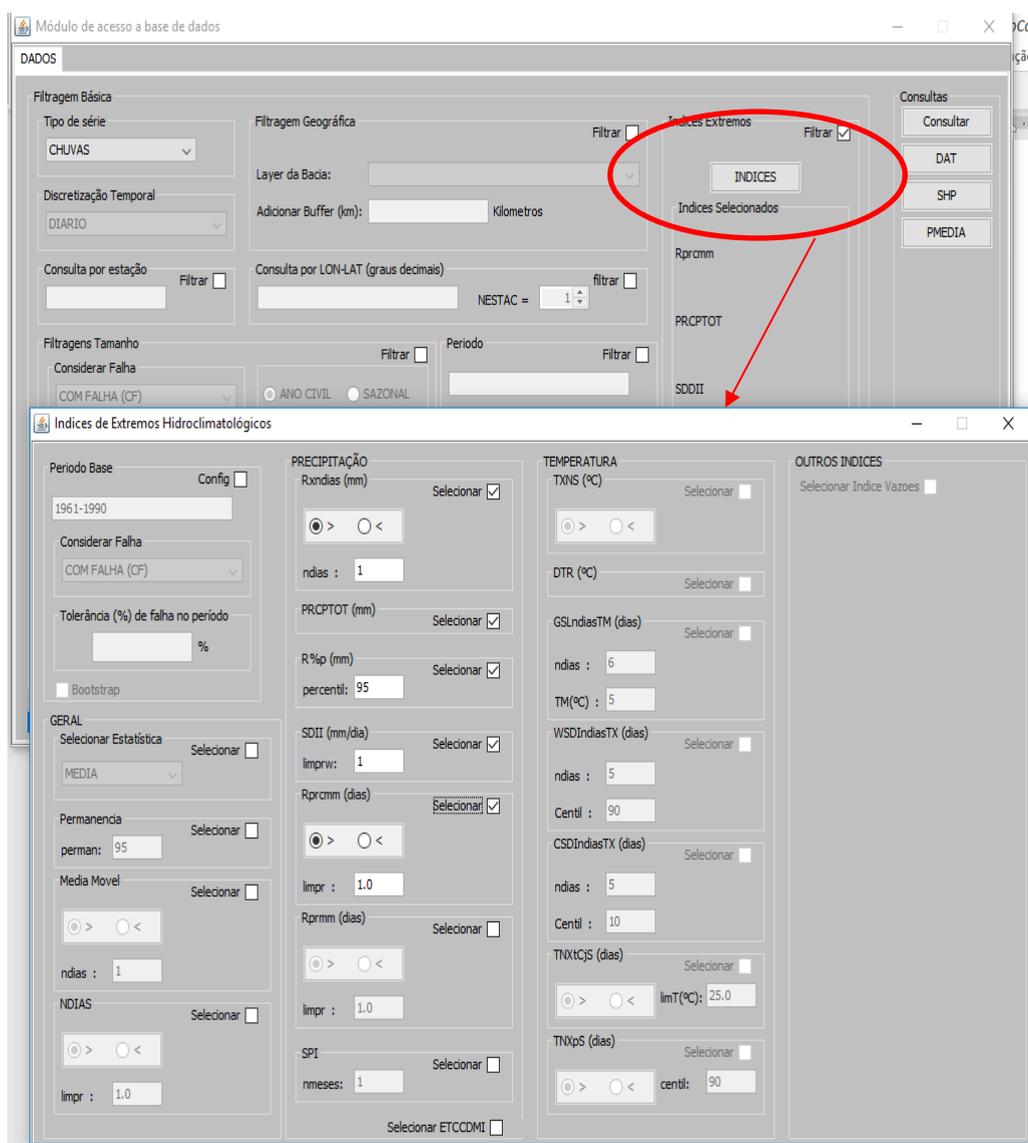


Figura 6– Tela de definição dos índices de extremos de precipitação e vazão.

Tabela 3 – Índices de Extremos Hidrometeorológicos.

Índice	Nome	Descrição
CDD	Número de Dias Consecutivos Secos	Este índice fornece a contagem do número máximo de dias consecutivos secos no período sazonal ou anual (j). Isto é, a contagem máxima dos dias nos quais não houve de precipitação.
CWD	Número de Dias Consecutivos Úmidos	Este índice fornece a contagem do número máximo de dias no período sazonal ou anual (j) nos quais houve registro de precipitação
PRCPTOT	Precipitação Total	Corresponde ao total de precipitação no período sazonal ou anual j.
R10	Número de Dias com Precipitação Maior ou Igual a 10 mm	Este índice corresponde ao número total de dias no período sazonal ou anual j, nos quais a precipitação foi maior do que 10 mm.
R20	Número de Dias com Precipitação Maior ou Igual a 20 mm	Este índice corresponde ao número total de dias no período sazonal ou anual j, nos quais a precipitação foi maior do que 20 mm.
R50	Número de Dias com Precipitação Maior ou Igual a 50 mm	Este índice corresponde ao número total de dias no período sazonal ou anual j, nos quais a precipitação foi maior do que 50 mm.
SDII	Índice Simples de Intensidade Diária	Este índice indica o quão intensa é a precipitação total no período sazonal ou anual (j). Isto porque, para seu cálculo é definido pelo quociente entre o número total de precipitação no período sazonal ou anual (j) pelo número de dias nos quais houve registro de precipitação.
RX1day	Máxima precipitação registrada em 1 dia	Corresponde a máxima precipitação registrada em apenas 1 dia (i) durante o período sazonal ou anual (j).
RX5day	Máxima precipitação registrada em 5 dia	Corresponde a máxima precipitação registrada durante 5 dias (i) durante o período sazonal ou anual (j).
R1	Número de Dias de Chuva	Este índice corresponde ao número total de dias no período sazonal ou anual j, nos quais a precipitação foi maior do que 1 mm.
QX1day	Máxima vazão registrada em 1 dia	Corresponde a máxima vazão registrada durante 1 dias consecutivos durante o período sazonal ou anual (j).
QX5day	Máxima vazão média registrada em 5 dias	Corresponde a máxima vazão registrada durante 5 dias consecutivos durante o período sazonal ou anual (j).
QX30day	Máxima vazão média registrada em 30 dias	Corresponde a máxima vazão registrada durante 30 dias consecutivos durante o período sazonal ou anual (j).

Qmed	Vazão Média	Corresponde a vazão média durante o período sazonal ou anual (j).
Qmin7day	Mínima vazão registrada durante 7 dias	Corresponde a mínima vazão registrada durante 7 dias consecutivos durante o período sazonal ou anual (j).
Qmin30day	Mínima vazão registrada durante 30 dias	Corresponde a mínima vazão registrada durante 30 dias consecutivos durante o período sazonal ou anual (j).

FERRAMENTA WEBSERVICE HIDRO

Embora o Webservice facilite bastante o acesso aos dados do HIDRO, os procedimentos necessários para sua operabilidade e principalmente o atendimento às necessidades específicas de cada usuário em como obter o dado, exige à implementação de códigos computacionais no sentido de considerar todos esses requisitos. Assim, como forma de facilitar a interação entre o bando de dados EXTREMOS_UNB e a base de dados HIDRO nas análises de estacionariedade foi desenvolvido uma ferramenta computacional implementada no sentido de acessar os dados hidrometeorológicos do HIDRO por meio do serviço de Webservice de forma amigável e intuitiva, possibilitando diferentes consultas espaciais e temporais que atendam aos diferentes usuários.

Para ter acesso à ferramenta, deve-se importar uma versão do OpenJUMP para o Eclipse com o plug-in WEBSERVICE HIDRO integrado. Após a importação do OpenJUMP, basta executar a classe JUMPWorkbench para abrir o programa. A Figura 7 apresenta a tela inicial do OpenJUMP versão 1.10.0. com destaque para o plugin da EXTREMOS UNB na barra de menu do OpenJUMP. O acesso à ferramenta WEBSERVICE HIDRO está destacado em vermelho na Figura 3. Após esse acesso, surge a interface gráfica (GUI) WEBSERVICE HIDRO conforme ilustrado na Figura 8.

Na Figura 8, para fins didáticos, a GUI foi subdividida em 7 partes. A parte destacada em vermelho apresenta as opções do tipo de série, do nível de consistência e a discretização temporal da série a ser exportada. O tipo de série apresenta as 5 opções de tipologia de dado coletado no HIDRO: VAZÕES, CHUVAS, COTA, COTA7 e COTA17. O termo COTA refere-se à cota média entre a COTA7 (coletada as 7 horas da manhã) e a COTA17 (coletada as 17 horas). Para o nível de consistência são oferecidas 3 opções: BRUTO, CONSISTIDO e CONSISTIDO/BRUTO. Essa última opção é uma funcionalidade da ferramenta que possibilita juntar os dados consistidos, e na ausência dessas, incluir os dados brutos, ou seja, utiliza a máxima informação disponível. Para a discretização temporal são oferecidas 4

opções: DIARIO, MENSAL, ANUAL e INVENTARIO. Originalmente, os dados do hidro são diários, no entanto ao selecionar outra opção como MENSAL ou ANUAL a ferramenta automaticamente já faz essa conversão. Na opção INVENTARIO, a série não é armazenada na consulta apenas as informações de metadados das estações como operador, responsável etc.

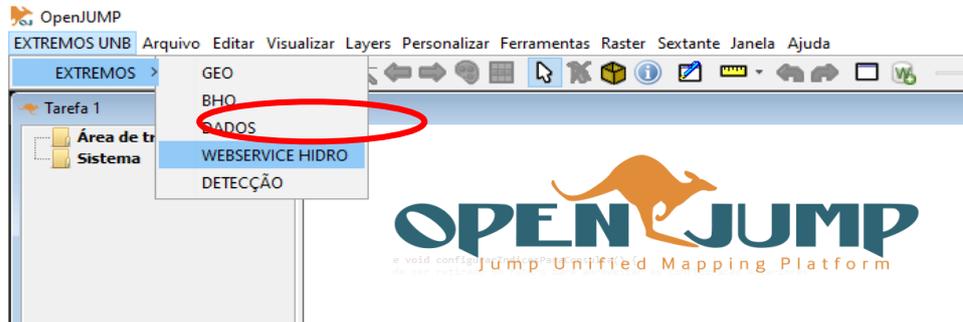


Figura 7 - Acesso a ferramenta WEBSERVICE HIDRO dentro do OpenJump.

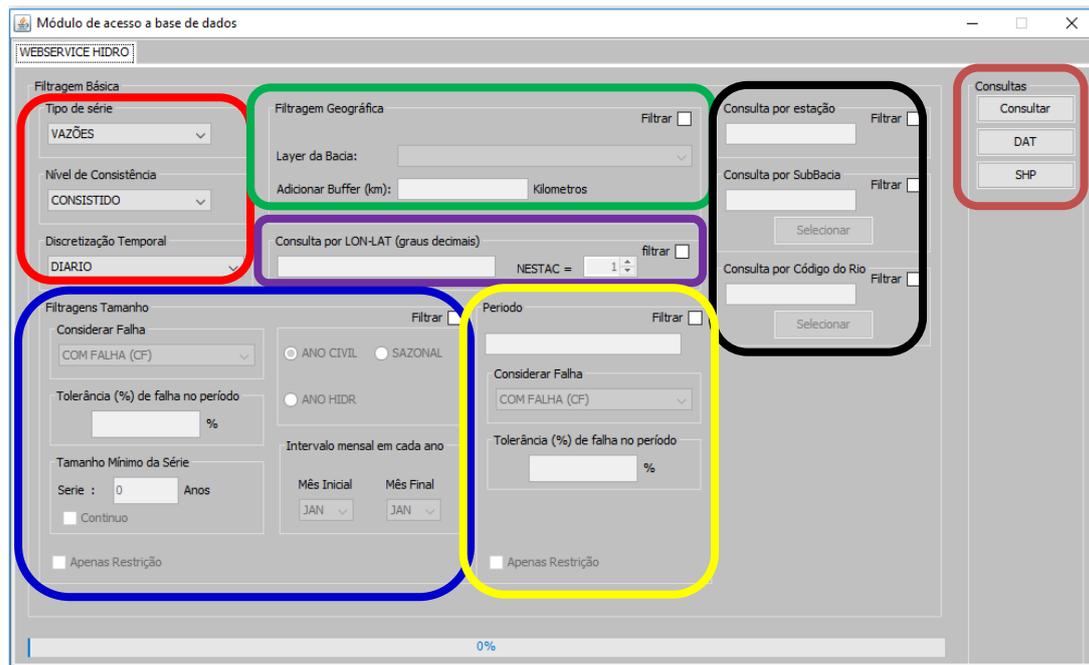


Figura 8 – GUI da Ferramenta computacional WEBSERVICE HIDRO

A parte destacada em verde representa uma das principais funcionalidades da ferramenta, pois a partir de qualquer recorte espacial representado por meio de um arquivo shapefile dentro do OpenJump é realizada uma consulta considerando apenas as estações dentro desse domínio espacial. É possível também acrescentar um “buffer” pra possibilitar considerar uma área de abrangência maior.

A parte destacada em roxo é também uma filtragem espacial na qual o usuário insere coordenadas (que podem ser obtidas dentro do próprio OpenJump) e indica o número de estações que deseja obter que são mais próximas dessas coordenadas. A parte destacada em preto inclui três tipos de consultas: a primeira a partir do código das estações (é possível inserir quantas desejar), a segunda a partir do código da sub-bacia e a terceira a partir do código do rio. Ambos os códigos estão cadastrados no HIDRO e caso o usuário não conheça, podem ser obtidos por meio da interface clicando no botão “Selecionar” na área de filtragem.

As partes destacadas em azul e amarelo representam opções associadas a filtros temporais. Na parte em azul, o usuário pode indicar restrição quanto ao tamanho mínimo das séries (contínua ou não) em anos, o intervalo dentro do ano a ser considerado e eventuais tolerâncias a falhas dentro desse intervalo. Na parte em amarelo, o usuário pode sinalizar períodos ou datas específicas que deseja consultar, sendo possível também considerar eventuais tolerâncias a falhas dentro desses períodos. Em ambas as opções, é possível sinalizar (na opção “Apenas Restrição”) se deseja exportar apenas o período sinalizado ou toda a série que atenderam as filtrações temporais indicadas.

Por fim, a parte destacada em laranja, na parte direita da interface, apresenta 3 botões: o primeiro, denominado de “Consultar”, é onde deve ser clicado para efetuar as consultas. O segundo, denominado de DAT, é clicado ao final da consulta para exportação das séries, sendo o formato do arquivo “.dat”, que é possível ser aberto em qualquer editor de texto ou planilha eletrônica. O terceiro botão, denominado de SHP, é também clicado ao final da consulta e serve para criar/desenhar um arquivo shapefile com a localização das estações no âmbito do SIG OpenJump. A tabela de atributos desse arquivo shapefile apresenta inúmeras informações relacionadas à consulta, tais como: código, área de drenagem, número de anos sem falha, data inicial e final da série, se a estação está em operação etc.

Os exemplos a seguir ilustram o potencial de consultas da ferramenta. A Figura 9 exemplifica uma consulta em estações pluviométricas (CHUVAS) na bacia do rio São Francisco considerando um buffer de 30 km. A Figura 10 apresenta 4 diferentes tipos de filtragem temporais a serem consideradas admitindo a configuração espacial da Figura 9.

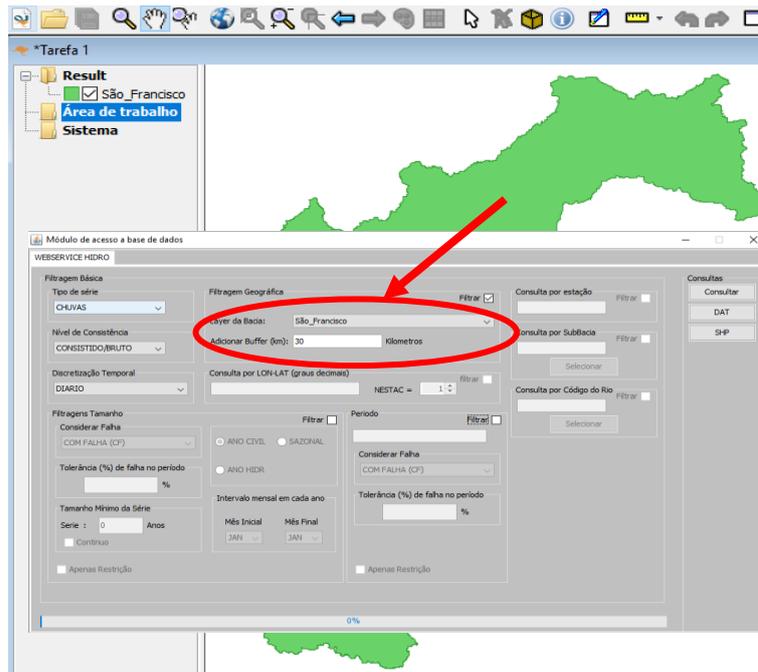


Figura 9 - GUI da Ferramenta computacional WEBSERVICE HIDRO configurada para acessar dados de CHUVAS DIARIAS com filtragem geográfica na bacia do Rio São Francisco com buffer de 30 km.

A filtragem (a) é uma consulta na qual serão obtidas todas as estações pluviométricas na bacia do rio São Francisco com buffer de 30 km e que tenham no mínimo 30 anos de dados SEM FALHA (SF), considerando o período de outubro a setembro (ano hidrológico). Na filtragem (b) serão selecionadas todas as estações que tenham no mínimo 20 anos de dados contínuos no mês de abril, admitindo uma falha tolerável de até 10%. Na filtragem (c), serão selecionadas todas as estações que tenham dados SEM FALHA no período de 2000 a 2005, na data 20/05/2010 e no mês 05/2007. A filtragem (d) é uma combinação com o filtro de tamanho mínimo com o de período. Nessa consulta serão selecionadas todas as estações que tenham no mínimo 15 anos de dados COM FALHA considerando o ANO CIVIL e dados SEM FALHA, considerando os seguintes períodos: ano de 2010, o período entre 06/2005 a 07/2006 e a data 22/05/2014.

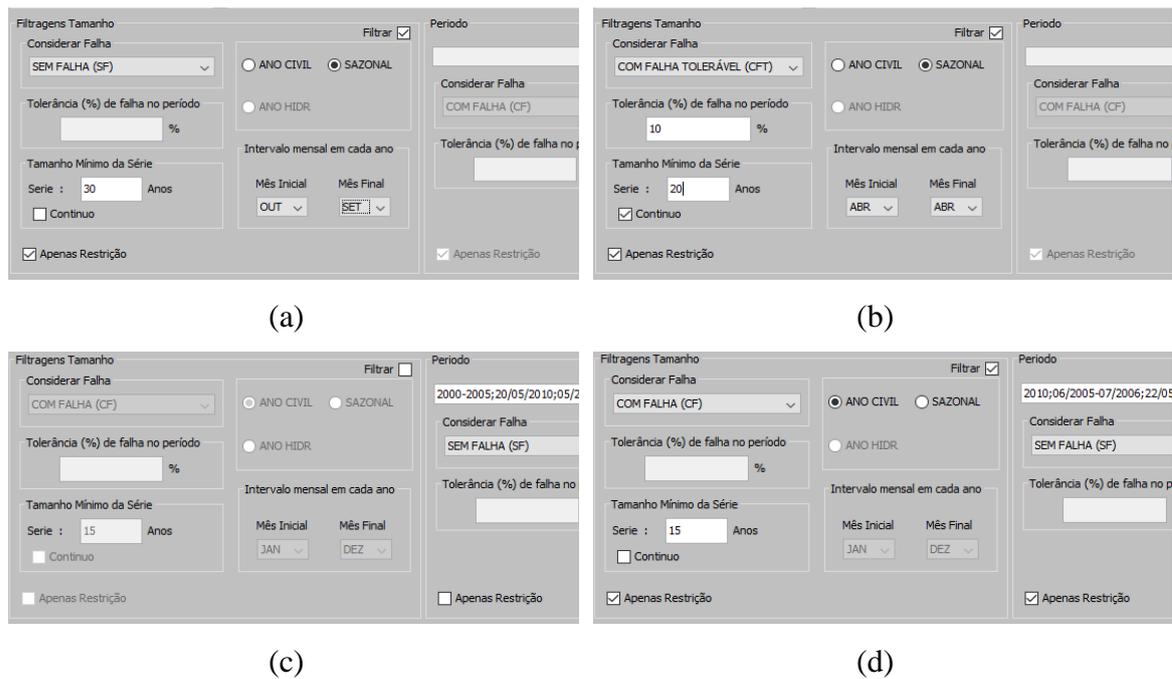


Figura 10 – Diferentes configurações de filtros temporais de tamanho da série e períodos específicos.

FERRAMENTA BHO

Em 19 de março de 2003, foi publicado no Diário Oficial da União a Resolução nº 30 do CNRH, aprovada em 11 de dezembro de 2002, adotando, para efeito de codificação das bacias hidrográficas no âmbito nacional, a metodologia desenvolvida pelo Pfafstetter (1989). Nesse sentido a Agência Nacional de Águas (ANA) desenvolveu uma base hidrográfica otocodificada (BHO) no qual tem como característica essencial ser topologicamente consistente, representando corretamente o fluxo hidrológico dos rios, por meio de trechos conectados e com sentido de fluxo. Com essa base é possível, por exemplo, obter a área de contribuição de qualquer ponto do território nacional, ou efetuar a navegação topológica em qualquer parte da rede hidrográfica, identificando o que está a montante e jusante.

De acordo com o exposto acima, foi necessário desenvolver uma ferramenta computacional implementada para operacionalizar a BHO da ANA no âmbito das análises de estacionariedade numa escala nacional, possibilitando de modo simples, rápido e usando solução livres de baixo custo, extrair as principais características vinculadas à rede hidrográfica brasileira.

Para ter acesso à ferramenta deve-se importar uma versão do OpenJUMP para o Eclipse com o plug-in BHO integrado. Após a importação do OpenJUMP, basta executar a classe JUMPWorkbench para abrir o programa. A Figura 11 apresenta a tela inicial do OpenJUMP versão 1.10.0. com destaque para o plugin da EXTREMOS UNB na barra de menu do OpenJUMP. O acesso à ferramenta BHO está destacado em vermelho na Figura 11. Após esse acesso, surge a interface gráfica (GUI) BHO conforme ilustrado na Figura 12.



Figura 11- Acesso a ferramenta BHO dentro do OpenJump.

Na Figura 12, para fins didáticos, a GUI foi subdividida em 2 partes. A parte destacada em vermelho compreende as opções para seleção do domínio espacial onde serão efetuadas a manipulação e operacionalização da BHO. Nessa tela é possível fazer a consulta a partir de um conjunto de COBACIAS que corresponde ao código Pfafstetter único de cada trecho da base. É possível definir o domínio a partir de um conjunto de coordenadas geográficas (latitude e longitude), assim basta por meio do SIG obter essas coordenadas (utilizando algum mapa como referência por exemplo) e colocar no campo de consulta dessa opção. Outras duas possibilidades é caso o usuário disponha de um arquivo shapefile (por exemplo, de estações fluviométricas) ou um polígono de uma região (por exemplo, uma bacia hidrográfica) é possível obter as informações da bho utilizando esses arquivos. por fim, a opção mais recomendada é utilizar a consulta utilizando a própria informação da toponímia (ou nome do rio) da bho, nesse caso basta o usuário selecionar as toponímias de interesse na tabela existente. na figura 3, essa tabela está destacada em preto e como exemplo está marcado o rio são bartolomeu, cuja a bacia intercepta boa parte da região do distrito federal.

A figura 13 ilustra o resultado da execução de 4 funcionalidades (destacadas em azul na figura 12) existentes de obtenção das informações da BHO. a primeira, figura 13a, é a possibilidade de obter o contorno da bacia a partir do domínio pré-selecionado (no exemplo, seria a bacia do rio São Bartolomeu). a figura 13b ilustra a possibilidade de obter a hidrografia da bacia. a figura 13c ilustra a possibilidade de obter as subbacias ou ottobacias.

por fim, a figura 13d ilustra a possibilidade de obter a hidrografia subdividida de acordo com a ordem do curso d'água na bho. embora não apresentado, a ferramenta apresenta alguns outros recursos como identificação da foz, das nascentes, subsídio ao referenciamento especial de estações fluviométricas, possibilidade de fazer um *upscaling* na própria base etc.

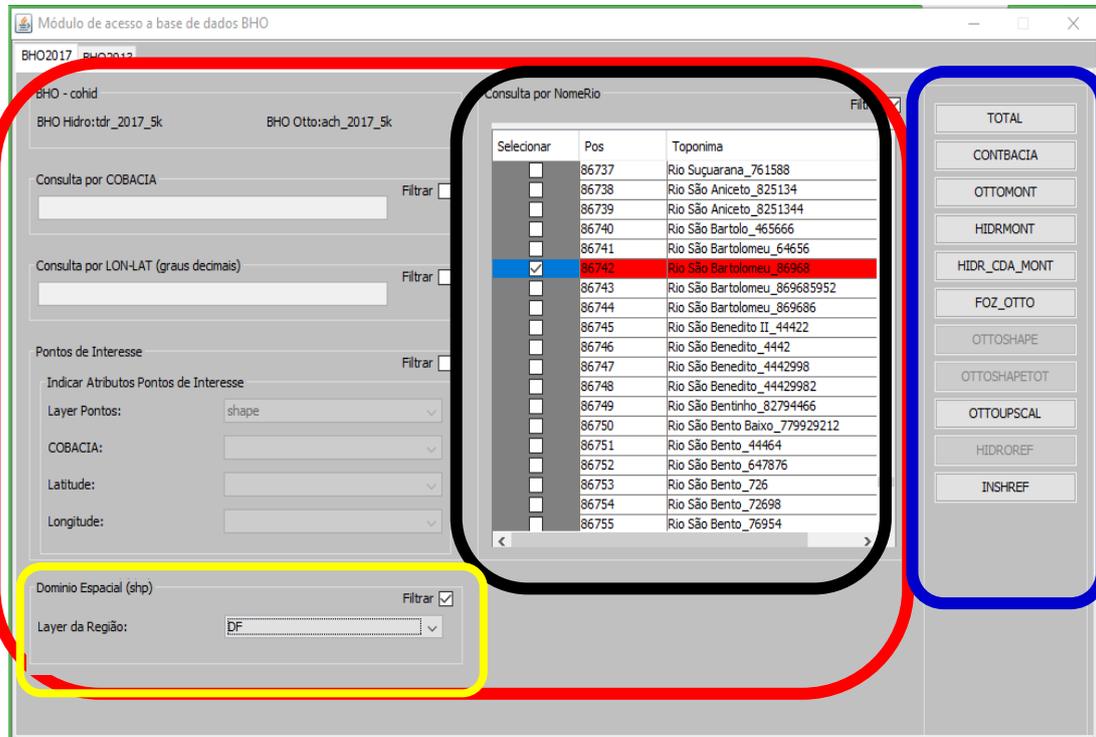
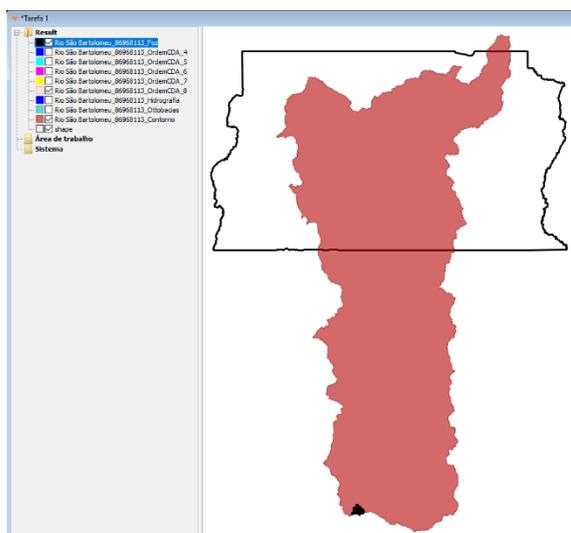
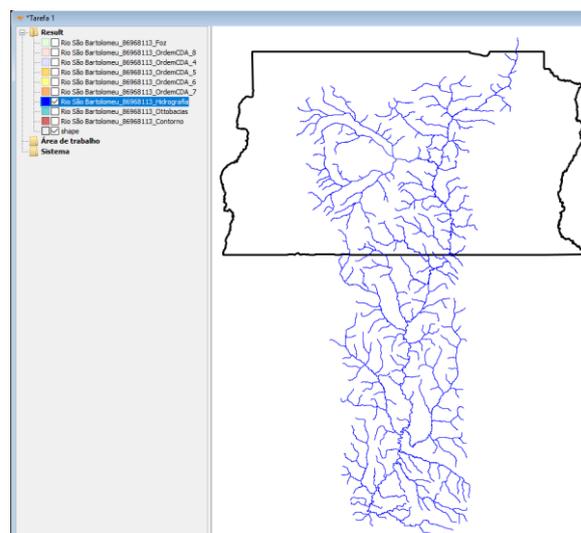


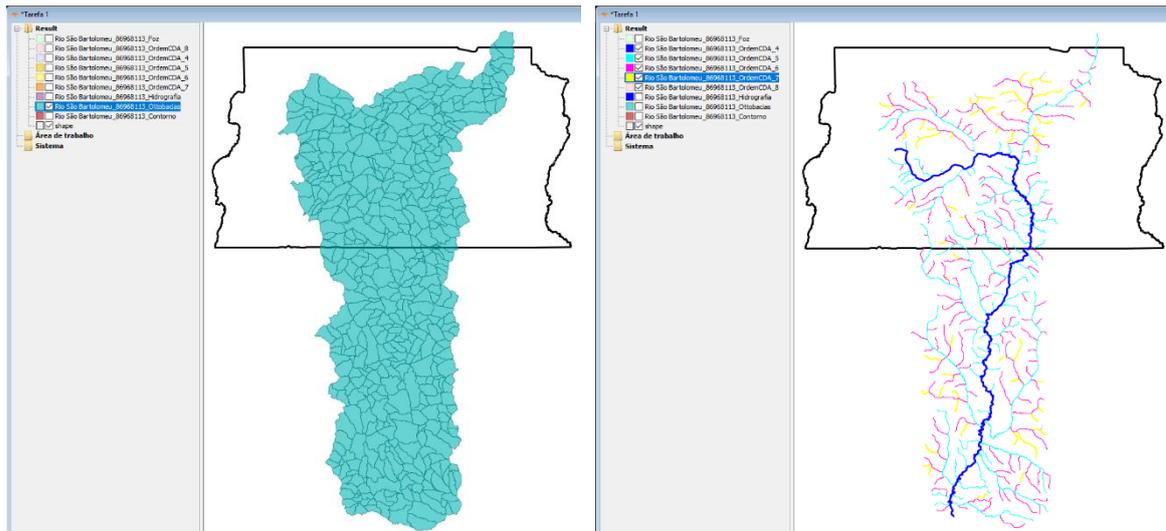
Figura 12 – GUI da Ferramenta computacional BHO



(a) Funcionalidade CONTBACIA



(b) Funcionalidade OTTOMONT



(c) Funcionalidade HIDROMONT

(d) Funcionalidade HIDR_CDA_MONT

Figura 13 – Funcionalidades para obtenção e manipulação da BHO.

Uma outra funcionalidade de grande utilidade é a possibilidade de indicar um polígono de qualquer região, como por exemplo do DF destacado em amarelo na Figura 12, e obter toda a hidrografia e otobacias que interceptam e que contribuem em termos Hidrológicos para a região. Tais funções estão destacadas em azul na Figura 12. A Figura 14 ilustra o resultado da execução dessas funcionalidades na região do DF.

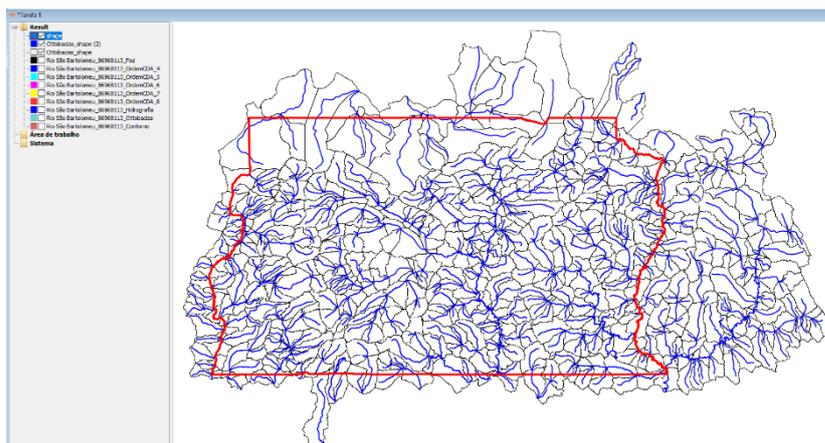


Figura 14 – Funcionalidade para obtenção da BHO em determinada região (informando o polígono).

FERRAMENTA “TREND DETECTION”

A Ferramenta “TREND DETECTION” foi desenvolvida para considerar todas as abordagens e metodologias desenvolvidas ao longo da Tese. A interface gráfica é ilustrada na Figura 15. Nessa ferramenta é possível: importar quantas séries desejar (botão import), é possível a partir da tabela de seleção escolher o conjunto de estações que serão avaliadas, foram implementados os três testes de tendencia considerados na Tese, pode-se definir se o teste será unicaudal ou bicaudal, define-se o nível de significância, o tamanho mínimo da série, foram implementadas as principais abordagens para lidar tanto com a correlação temporal quanto a multiplicidade de testes.

Os resultados podem ser visualizados/exportados de diferentes maneiras: por meio de arquivos Excel (Botão XLSX), arquivos Shapefile (Botão SHP), uma tabela gerada pela própria interface e um resumo dos resultados considerando um conjunto de estações. A interface gráfica e código fonte desta ferramenta estão disponíveis em: https://github.com/sauloaires/software_codes-Trend-detection-in-annual-streamflow-extremes-in-Brazil.

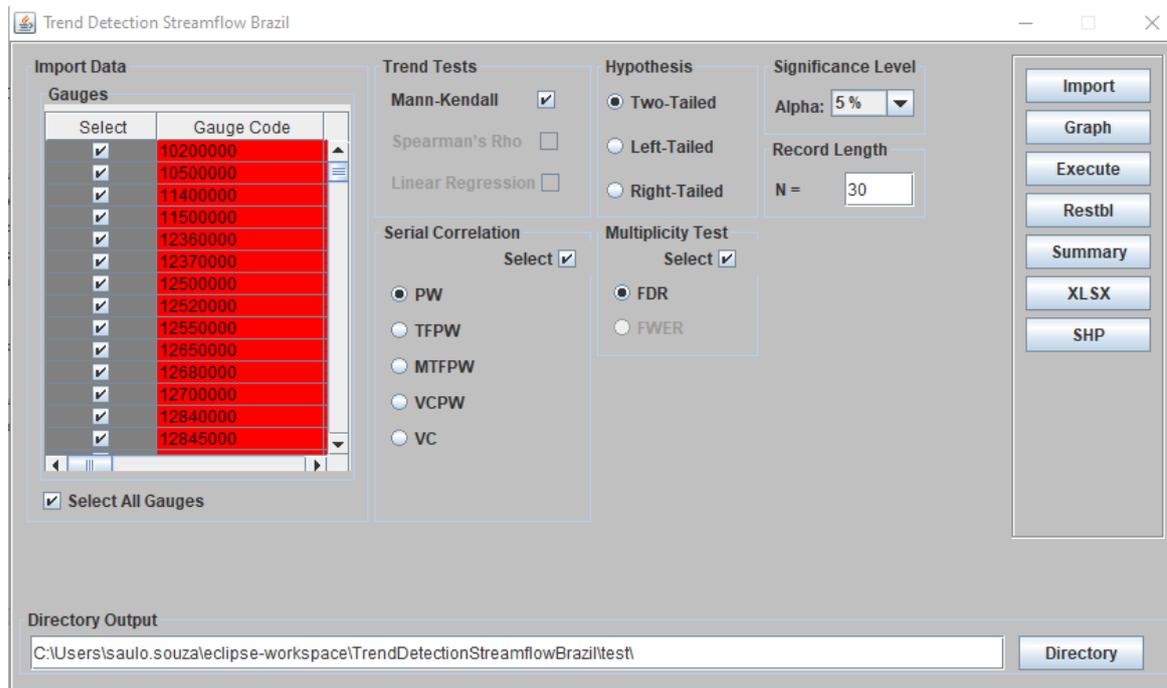


Figura 15 – GUI da Ferramenta computacional TREND DETECTION

FERRAMENTA “Simulacao MONTE CARLO”

A Ferramenta “Simulacao MONTE CARLO” foi desenvolvida para considerar todas as etapas que envolveram a simulação Monte Carlo ao longo da Tese. A interface gráfica é ilustrada na Figura 15. Essa ferramenta possibilitou efetuar a geração de séries sintéticas que foram utilizadas em todas as análises que envolveu a simulação Monte Carlo.

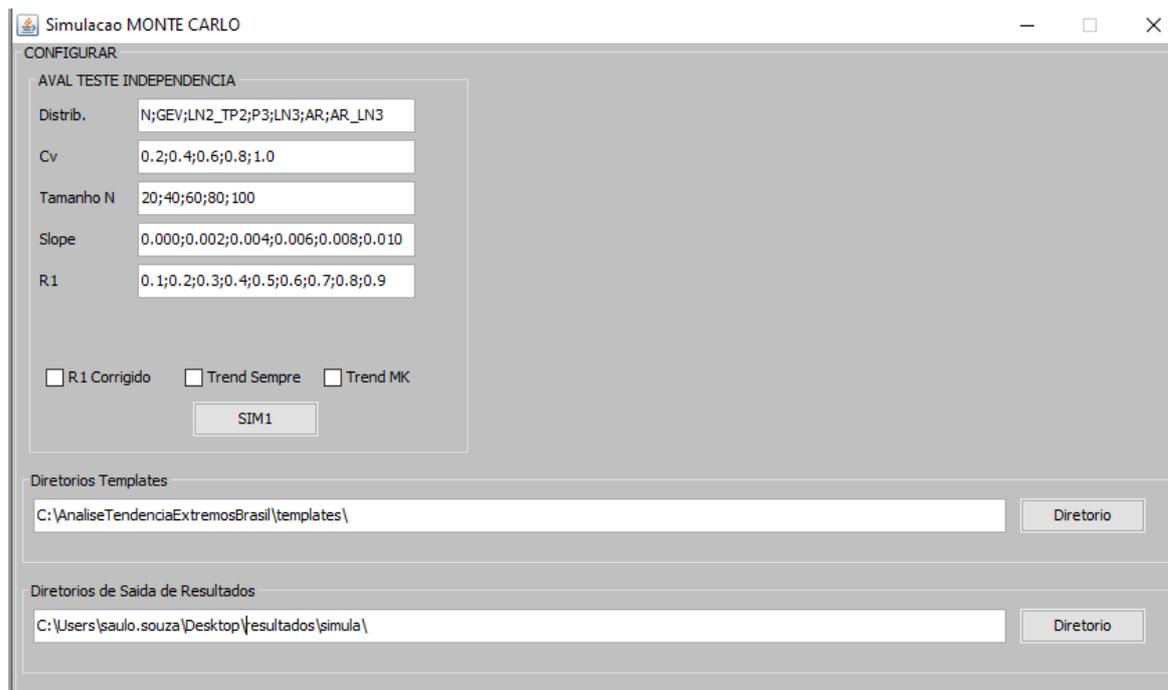


Figura 16 – GUI da Ferramenta computacional **Simulacao MONTE CARLO**

CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente capítulo apresentou o desenvolvimento e estruturação de um banco de dados para o armazenamento e gerenciamento de dados hidrometeorológicos no apoio a análises de estacionariedade de extremos hidrometeorológicos numa escala nacional, associado a interfaces gráficas acopladas a um SIG para manipulação dos dados tirando proveito de suas características de orientação à objeto. O sistema desenvolvido contribuiu como uma nova opção de SGBD para este tipo de informação e possibilitou sua centralização em uma única fonte e o gerenciamento de dados com estruturas complexas e de diferentes origens.

A ferramenta computacional implementada no sentido de acessar os dados hidrometeorológicos do HIDRO por meio do serviço de Webservice de forma amigável e intuitiva, possibilitou diferentes consultas espaciais e temporais que atenderam aos

diferentes usuários. A ferramenta WEBSERVICE HIDRO mostrou-se um SAD fundamental, apresentando inúmeros recursos e funcionalidades que a tornaram essencial no apoio ao desenvolvimento das análises de estacionariedade de extremos hidrometeorológicos.

A ferramenta computacional implementada no sentido de obter, manipular e operacionalizar a BHO da ANA, possibilitou de modo simples, rápido e usando solução livres de baixo custo, extrair as principais características vinculadas à rede hidrográfica brasileira. A ferramenta BHO mostrou-se também um SAD fundamental, apresentando inúmeros recursos e funcionalidades que a tornaram também fundamental nos estudos e pesquisas desenvolvidos. Sugere-se o uso da BHO como base hidrográfica, devido a todas as suas possibilidades dessa base, que tanto facilitam o processo de gestão e implementação de ações na área de recursos hídricos.

Por fim, as ferramentas computacionais implementadas no sentido de obter as análises de tendências e tomada de decisão como a ferramenta “TREND DETECTION” e “Simulação MONTE CARLO” possibilita avaliar as principais incertezas e por consequência tomar melhores decisões. Por fim, sugere-se o uso dessas ferramentas, devido a todas as suas possibilidades, no apoio ao processo de gestão e implementação de ações e medidas de adaptação na área de recursos hídricos.

Referências

ALMEIDA, C. N. (2006). *Modelagem integrada de recursos hídricos com apoio de um sistema de informações geográficas*. 147 p. Tese (Doutorado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo.

ANA. (2009). *Qualificação De Dados Hidrológicos E Reconstituição De Vazões Naturais No País - CONTRATO N° 016/ANA/2009*.

ANA. *Conjuntura dos recursos hídricos no Brasil 2017: relatório pleno / Agência Nacional de Águas*. - Brasília: ANA, 169p., 2017

ANA (Agência Nacional de Águas). (2019). Portal HidroWeb da ANA. Disponível em:<<http://www.snirh.gov.br/hidroweb/publico/apresentacao.jsf>>. Acesso em: 30 jan. 2019

ANA (Agência Nacional de Águas). (2019) Portal do Sistema Nacional de Informações sobre Recursos Hídricos. Disponível em:< <http://www.snirh.gov.br/>>. Acesso em: 30 jan. 2019

Bárdossy, A.; Pegram, G. (2011). Downscaling precipitation using regional climate models and circulation patterns toward hydrology. *Water Resources Research*. Volume 47, Issue 4, 2011.

Funk, C. Peterson, P.; Landsfeld, M.; Pedreros, D.; Verdin, J.; Shukla, S; Husak, G.; Rowland, J.; Harrison, L.; Hoell, A.; Michaelson, J. (2015). The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes. *Scientific data*, v. 2, p. 150066, 2015.

Harris, I., Osborn, T. J., Jones, P., e Lister, D. (2020). Version 4 of the CRU TS monthly high-resolution gridded multivariate climate dataset. *Scientific Data*, 7(1), 109.

LEITE, E. A. (2008). *Gestão do Valor da Informação Hidrometeorológica: O Caso dos Alertas de Inundação para Proteção de Bens Móveis em Edificações Residenciais de União da Vitória* [Rio de Janeiro] XIX, 224 p. 29,7 cm (COPPE/UFRJ, D.Sc., Engenharia Civil) Tese - Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE.

MELO, H. A. (2009). *Integração entre modelos hidrológicos e sistemas de informações geográficas: uma avaliação metodológica*. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil e Ambiental) –Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Tecnologia e Recursos Naturais. — Campina Grande.

NEXGDDP - NASA Earth Exchange Global Daily Downscaled Projections. (2015). Technical Note. Junho, 2015 (Disponível em: https://cds.nccs.nasa.gov/wp-content/uploads/2015/06/NEX-GDDP_Tech_Note_v1_08June2015.pdf).

Thrasher, B., Maurer, E. P., McKellar, C., e Duffy, P. B., (2012). Technical Note: Bias correcting climate model simulated daily temperature extremes with quantile mapping. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(9), 3309-3314.

USWRP. (1997). *Executive summary*. Workshop on the Social and Economic Impact of Weather, Boulder, USA.

Xavier A, King W, Scanlon B (2015) Daily gridded meteorological variables in Brazil (1980–2013). *Int J Climatol* 36:2644–2659. <https://doi.org/10.1002/joc.4518>

Xavier A, King C, Scanlon B (2017) An update of Xavier, King and Scanlon (2016) daily precipitation gridded data set for the Brazil. In: Conference proceedings, pp 562–569. <https://proceedings.science/sbsr/papers/an-update-of-xavier--king-and-scanlon--2016--daily-precipitation-gridded-data-set-for-the-brazil>

Zhang, X., Alexander, L., Hegerl, G. C., Jones, P., Tank, A. K., Peterson, T. C., Trewin, B., e Zwiers, F. W. (2011). Indices for monitoring changes in extremes based on daily temperature and precipitation data: Indices for monitoring changes in extremes. *Wiley Interdisciplinary Reviews. Climate Change*, 2(6), 851–870.