

Auriel Cristian da Silveira Vasconcelos

**Parâmetro de mensuração de impacto do risco  
de modelo na estrutura de capital de instituições  
financeiras**

Brasil

2022



Auriel Cristian da Silveira Vasconcelos

**Parâmetro de mensuração de impacto do risco de modelo  
na estrutura de capital de instituições financeiras**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Profissional em Economia, Universidade de Brasília, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Economia

Universidade de Brasília - UnB

Faculdade de Administração Contabilidade e Economia - FACE

Departamento de Economia - ECO

Programa de Pós-Graduação

Orientador: Herbert Kimura

Brasil

2022

Auriel Cristian da Silveira Vasconcelos

Parâmetro de mensuração de impacto do risco de modelo na estrutura de capital de instituições financeiras/ Auriel Cristian da Silveira Vasconcelos. – Brasil, 2022-38p. : il. (algumas color.) ; 30 cm.

Orientador: Herbert Kimura

Dissertação (Mestrado) – Universidade de Brasília - UnB  
Faculdade de Administração Contabilidade e Economia - FACE  
Departamento de Economia - ECO  
Programa de Pós-Graduação, 2022.

1. Risco de modelo. 2. Capital regulatório. 3. Risco de Crédito. II. Universidade de Brasília. III. Faculdade de Administração, Contabilidade e Economia - FACE. IV. Departamento de Economia IV. Parâmetro de mensuração de impacto do risco de modelo na estrutura de capital de instituições financeiras

# Resumo

Partindo do uso cada vez mais recorrente de modelos nas mais variadas atividades desempenhadas pelas corporações do mercado financeiro, motivado em grande parte pelo constante aprimoramento dos recursos tecnológicos, do qual decorrem, por um lado, inegáveis avanços de gestão e eficiência, e, por outro, custos e efeitos adversos inevitáveis, neste trabalho, apresentamos parâmetro de mensuração do impacto do risco de modelo na estrutura de capital de instituições financeiras. Veremos, de forma prática, que mais de 1% da parcela de capital relativa às exposições ao risco de crédito sujeitas ao cálculo do requerimento de capital regulatório pode resultar da materialização de erros de estimativa de modelos de classificação de risco, percentual que pode ultrapassar a casa dos milhões, considerando a representatividade das carteiras de crédito. Veremos também que uma piora de apenas 5% dos índices de acerto dos modelos de classificação pode representar um incremento de 30% no impacto no capital alocado atribuído aos erros de estimativa, enquanto um aumento dos mesmos 5% nos níveis de acerto desses modelos pode reduzir esse impacto em cerca de 25%, indicando o potencial do parâmetro proposto como ferramenta de mensuração e gestão dessa variante de risco que tem se mostrado cada vez mais relevante para as instituições financeiras.

**Palavras-chave:** risco de modelo; capital regulatório; risco de crédito; gestão de risco; materialização de risco; quantificação de risco; mensuração de risco.



# Abstract

Starting from the more and more recurrent use of models in the most diverse activities performed by corporations in the financial market, motivated largely by the constant improvement of technological resources, which, on the one hand, lead to undeniable advances in management and efficiency, and, on the other, costs and unavoidable adverse effects, in this work, we present a parameter for measuring the impact of model risk on the capital structure of financial institutions. We will see, in a practical way, that more than 1% of the capital share related to exposures to credit risk subject to the calculation of the capital requirement may result from the realization of estimation errors of risk classification models, a percentage that may exceed the millions, considering the credit portfolios representativeness. We will also see that a worsening of just 5% of the hit rates of the scoring models can represent a 30% increase in the impact on allocated capital attributed to the estimation errors, while a 5% increase in the hit levels of these models can reduce this impact by around 25%, indicating the potential of the proposed parameter as a measurement and management tool for this risk variant that has been increasingly relevant for financial institutions.

**Keywords:** model risk; capital requirement; credit risk; risk management; risk realization; risk measures.





# Sumário

1	<b>INTRODUÇÃO</b> . . . . .	9
2	<b>METODOLOGIA</b> . . . . .	19
3	<b>DADOS</b> . . . . .	25
4	<b>RESULTADOS</b> . . . . .	29
5	<b>CONCLUSÕES</b> . . . . .	35
	<b>REFERÊNCIAS</b> . . . . .	37



# 1 Introdução

Cada vez mais, tem sido recorrente a utilização de modelos pelas mais diversas instituições do mercado financeiro em seus processos relevantes. Seja no processo decisório acerca da concessão de crédito ou na definição dos limites de créditos concedidos; no aprelçamento de bens imóveis, a exemplo dos imóveis alienados em garantias de financiamentos habitacionais, ou de ativos que compõem as carteiras bancárias e de negociação geridas pelos bancos, assim como na mensuração dos riscos de taxas de juros vinculadas a esses ativos; no cálculo do capital requerido pelas instituições para cobertura dos riscos incorridos por ela na prestação de seus serviços ou prática de suas atividades; ou até mesmo na elaboração de sua estratégia corporativa e de seus modelos de negócios; é possível observar que a grande maioria dos bancos, senão todos, fazem uso de modelos em pelo menos um dos processos mencionados, ou até mesmo em todos eles, essencialmente como ferramentas de suporte às decisões.

De acordo com a definição proposta pelo Escritório de Controladoria da Moeda<sup>1</sup> em conjunto com o Conselho de Gestores do Sistema da Reserva Federal dos Estados Unidos<sup>2</sup>, extraída do Guia de Supervisão da Gestão de Risco de Modelo (OCC; FED, 2011-12), modelos referem-se a métodos quantitativos, sistemas ou estratégias que se utilizam de abordagens, teorias, técnicas ou hipóteses estatísticas, econômicas, financeiras ou matemáticas, com o objetivo de se obterem estimativas ou simplificações acerca de um problema real ou parâmetro que se busca solucionar ou estudar. Inclui abordagens quantitativas cujas entradas são parcial ou totalmente qualitativas ou baseadas em opinião de especialistas, desde que o resultado seja de natureza quantitativa. Nesse sentido, modelos podem ser usados em análises estratégicas de negócios, subsidiando processos decisórios diversos; como ferramentas de identificação e mensuração de riscos, avaliação de exposições, instrumentos ou ativos e na avaliação da adequação de capital, em cenários normais e de estresse; no gerenciamento de ativos de clientes, como no cumprimento de limites internos; na manutenção dos mecanismos de controle do banco em atendimento ao arcabouço regulatório; dentre outros processos.

Harris e Davenport (HARRIS; DAVENPORT, 2005) afirmam que o estudo de ferramentas de apoio à decisão vem despertando o interesse de acadêmicos desde a década de 70. Segundo os autores, o grande desenvolvimento tecnológico experienciado nas últimas décadas contribuiu sobremaneira para a disseminação de modelos de apoio à decisão fundamentados, por exemplo, em abordagens estatísticas, árvores de decisão

---

<sup>1</sup> *Office of the Comptroller of the Currency - OCC*

<sup>2</sup> *Federal Reserve System - FED: Banco Central Americano*

ou processamento analítico *online*, as chamadas ferramentas OLAP<sup>3</sup>. Considerando as maiores instituições financeiras atuantes no Brasil, destacam-se as seguintes informações acerca da utilização de modelos, extraídas dos Relatórios de Gerenciamentos de Riscos, os chamados Relatórios de Pilar 3, desses respectivos bancos:

- **Banco do Brasil** adota estrutura de gerenciamento do risco de modelo considerando a exposição a essa variante de risco, reconhecendo seu possível impacto adverso na sustentabilidade dos seus negócios (BB, 2021);
- **Bradesco** define modelo como estimativa quantitativa ou regras padronizadas que impactam o processo de decisão e reconhece o uso cada vez mais frequente de modelos no apoio à tomada de decisões de negócio. Além disso, evidencia a utilização de metodologias, modelos e ferramentas de mensuração e controle nas atividades de gerenciamento de riscos, adotando tais mecanismos para apoio na tomada de decisões, para elaboração de relatórios financeiros e regulatórios e para fornecimento de informações preditivas em várias áreas do negócio (BRADESCO, 2021);
- **Caixa** afirma que o gerenciamento de riscos e de capital é realizado por estruturas dedicadas que abrangem sistemas, rotinas, procedimentos e modelos, contribuindo para o processo de identificação, mensuração, avaliação, monitoramento, controle, mitigação de riscos e comunicação, visando suportar a tomada de decisão (CAIXA, 2021);
- **Itaú** destaca o crescente uso de modelos, impulsionado pela aplicação de novas tecnologias e pela ampliação da utilização de dados, tendo apoiado decisões estratégicas em diversos contextos, como na aprovação do crédito, no apuração de operações, na estimativa de curvas de volatilidade, no cálculo de capital, entre outros (ITAU, 2021); e
- **Santander** assume que, no âmbito da estrutura de gerenciamento de riscos, possui processos de avaliação que incluem a mensuração por meio de sistemas, modelos e controles, sendo utilizadas metodologias que englobam desde ferramentas em alta plataforma, assim como modelos estatísticos e até inferências qualitativas (SANTANDER, 2020).

Nesse sentido, o Guia de Supervisão da Gestão de Risco de Modelo (OCC; FED, 2011-12) reforça que as instituições financeiras são fortemente dependentes de análises quantitativas e modelos na grande maioria dos seus processos ao lançarem mão dessas ferramentas para uma grande variedade de atividades. Além disso, nos últimos anos, os bancos vêm aplicando modelos progressivamente mais complexos, para produtos igualmente

---

<sup>3</sup> OLAP - *Online Analytical Processing*

---

robustos, e com escopo cada vez mais abrangente, para mensuração de riscos em toda a empresa. Assim, somado às mudanças recorrentes no mercado financeiro nos últimos tempos e às alterações na regulação bancária, ainda que estas não sejam específicas quanto ao uso de modelos por instituições bancárias, os bancos vêm aumentando gradualmente o uso de modelos como ferramentas de tomada de decisão.

Em sua pesquisa intitulada *Management Risk Model* (SOLUTIONS, 2014), a empresa espanhola de consultoria *Management Solutions* aborda os benefícios que o uso de modelos pode atribuir aos processos de gestão, tais quais: melhora na eficiência a partir da automatização de processos decisórios; incremento da assertividade das decisões aproveitando-se da experiência histórica; aumento da capacidade de sintetizar questões complexas a partir do que foi chamado de banco de riscos agregados; dentre outros. Por outro lado, a utilização de modelos envolve a alocação de recursos para desenvolvimento e implantação, além, é claro, do risco de modelo, que pode ser entendido como as perdas (econômicas, reputacionais, etc.) provocadas por decisões fundamentadas em modelos incorretos ou utilizados de forma inadequada.

A esse respeito, o Guia de Supervisão da Gestão de Risco de Modelo (OCC; FED, 2011-12) pondera que a expansão da utilização de modelos em praticamente todos os aspectos do sistema bancário reflete apropriadamente a dimensão em que os modelos podem melhorar as decisões de negócios, o que, no entanto, vem acompanhado de custos e também de efeitos potencialmente adversos. Quanto aos custos, mencionam-se as despesas diretas decorrentes da necessidade de destinar recursos para desenvolver e implementar modelos de forma adequada. Além disso, há as possíveis consequências adversas, as quais podem ser tratadas também como custos indiretos uma vez que incluem perdas financeiras potenciais, que podem resultar da adoção de modelos inadequados no processo decisório ou de gestão. Dessa maneira, tais consequências devem ser tratadas por meio do gerenciamento ativo do risco de modelo, que pode ser resumido, por sua vez, como sendo a possibilidade de ocorrência de consequências adversas decorrentes de decisões tomadas a partir dos resultados de um modelo ou, ainda, oriundas do uso inadequado de modelos.

Com relação aos aspectos regulatórios, se por um lado, em linha com o que se afirma no estudo *Management Risk Model* (SOLUTIONS, 2014), há pouca regulamentação específica referente ao risco de modelo, com relação a qual se pode dizer que se destinam quase que exclusivamente a orientar para a necessidade crescente de se disporem de estruturas destinadas a identificar e administrar essa modalidade de risco, sem, contudo, abordar explicitamente práticas relacionadas a sua quantificação; por outro, os reguladores estariam percebendo a necessidade urgente de abordar a gestão de risco de modelo, notadamente após a crise financeira de 2008, quando se observam iniciativas importantes voltadas para esse sentido, conforme afirma Krishnamurthy (KRISHNAMURTHY, 2014)

ao mencionar a Lei Dodd-Frank<sup>4</sup> e Basileia<sup>5</sup> como iniciativas regulatórias que tratam, em certa medida, de aspectos inerentes ao gerenciamento do risco de modelo, a exemplo das questões relacionadas ao processo de validação de modelos. Ainda que essas iniciativas indiquem a necessidade de que o risco de modelo seja tratado com o mesmo rigor que qualquer outra variante de risco e que também não pode ser eliminado, somente mitigado, é nítido que elas restringem o seu tratamento por meio de estruturas de gerenciamentos que abarcam todo o seu ciclo de vida, quais sejam: desenvolvimento e implementação, uso, validação, governança, políticas, controle e documentação; sem, contudo, abordar aspectos essencialmente voltados para a sua quantificação.

Esse tratamento também fica evidente quando se analisa o arcabouço regulatório brasileiro, em que, além da Resolução CMN<sup>6</sup> n° 4.557/17 (CMN, 2017), a qual dispõe sobre as estruturas de gerenciamento de riscos e de capital determinando que os modelos utilizados por esses arcabouços sejam submetidos a processo de avaliação periódica e definindo o Processo Interno de Avaliação da Adequação de Capital (Icaap)<sup>7</sup> como metodologia de avaliação da adequação do capital mantido pelas instituições financeiras no âmbito do processo contínuo de gerenciamento de capital; destaca-se a Circular n° 3.846/17 (BCB, 2017), que estabelece procedimentos e parâmetros relativos ao Icaap e determina, juntamente com a Carta Circular n° 3.907/18 (BCB, 2018), que ele seja submetido a um processo de validação independente do processo de execução.

Ademais, ainda a respeito do que define a regulação bancária nacional, a avaliação da necessidade de capital deve considerar todos os riscos relevantes a que a instituição está exposta, de modo que todos os riscos identificados devem ser mensurados ou avaliados. Além disso, a regulamentação vigente atenta que cabe à instituição financeira estabelecer critérios para a identificação e definição dos seus riscos relevantes com vistas a compor a sua avaliação e mensuração da necessidade de capital. Sob esse aspecto, principalmente quando se considera a regulação bancária, que por vezes refere-se aos riscos relevantes como riscos materiais, parece fundamental que a análise da relevância de uma categoria de risco contemple, necessariamente, a avaliação da sua materialidade. Acerca disso, destaca-se o que preconiza o Guia de Supervisão da Gestão de Risco de Modelo (OCC; FED, 2011-12)

---

<sup>4</sup> Lei Pública estadunidense chamada de Lei Dodd-Frank de Reforma e de Proteção a Consumidores. Esta Lei culminou o processo de debate de reforma financeira no país detonado pela crise de 2007/8 (ANBIMA, 2011).

<sup>5</sup> O arcabouço das recomendações conhecidas como “Basileia III” é a resposta à crise financeira internacional de 2007/2008. Divulgado pelo Comitê de Basileia a partir de 2010, as novas recomendações tem como objetivo o fortalecimento da capacidade de as instituições financeiras absorverem choques provenientes do próprio sistema financeiro ou dos demais setores da economia, reduzindo o risco de propagação de crises financeiras para a economia real, bem como eventual efeito dominó no sistema financeiro em decorrência de seu agravamento. ([www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/recomendacoesbasileia](http://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/recomendacoesbasileia))

<sup>6</sup> Conselho Monetário Nacional - CMN: órgão superior do Sistema Financeiro Nacional que tem a responsabilidade de formular a política da moeda e do crédito, objetivando a estabilidade da moeda e o desenvolvimento econômico e social do Brasil. ([www.gov.br/fazenda/pt-br/assuntos/cmn](http://www.gov.br/fazenda/pt-br/assuntos/cmn))

<sup>7</sup> *Internal Capital Adequacy Assessment Process - ICAAP*

---

ao mencionar que, assim como para outras matizes de risco, a materialidade é um aspecto igualmente importante a ser considerado para a adequada gestão do risco de modelo. Ora, se os modelos ou suas saídas representam impacto material nas decisões de negócios, incluindo decisões relacionadas à gestão de riscos como um todo e ao planejamento de capital e liquidez, uma vez que uma eventual falha atribuída ao modelo ou ao seu uso inadequado teria um impacto particularmente prejudicial na condição financeira de um banco, a estrutura de gerenciamento do risco do modelo deve, definitivamente, considerar o aspecto da sua materialidade.

Finalmente, a motivação para a realização do presente estudo acerca de parâmetro de mensuração do impacto do risco de modelo na estrutura de capital de instituições financeiras deriva essencialmente dos seguintes aspectos: o alto potencial do risco de modelo vir a representar um risco relevante, dada a grande possibilidade de identificá-lo em qualquer instituição do sistema financeiro que se utilize de modelos em seus processos, conforme contexto explorado até aqui; e a necessidade de complementar a avaliação da gestão de riscos e da adequação de capital, em atendimento à regulação bancária, com a análise da materialidade do risco de modelo. Torna-se importante destacar que não trataremos aqui de modelo preditivo para estimar a materialidade do risco de modelo, mas, sim, de mecanismo de quantificação de impacto advindo de erros de estimativas de modelos de classificação de risco de crédito na estrutura de capital regulatório exigido.

Quando se trata de risco de modelo, é consenso na literatura específica, ainda considerada escassa, de que corresponde a um tema relativamente recente, de caráter essencialmente abstrato, principalmente se comparado a outras categorias de risco mais consolidadas, como os riscos de crédito e de mercado. Como visto até aqui, é evidente a crescente ascensão do uso de modelos pelas instituições financeiras em suas mais diversas atividades, o que traz benefícios inquestionáveis aos processos decisórios e de gestão, mas que, no entanto, expõe essas mesmas instituições ao risco de modelo, definido como a possibilidade de ocorrência de perdas, materiais e intangíveis, que podem derivar, de maneira geral, do uso inadequado de modelos ou da incorporação de resultados equivocados oriundos de modelos imprecisos.

Aliás, sobre as fontes de risco de modelo, o Guia de Supervisão da Gestão de Risco de Modelo (OCC; FED, 2011-12) sugere que elas estão associadas, de forma geral, ao uso inadequado do modelo ou aos erros ou incertezas das estimativas geradas por eles, decorrentes principalmente dos dados que subsidiaram seu desenvolvimento, mas não se limitando a isso. Quanto à imprecisão de resultados produzidos por modelos, os erros de predição podem ter suas causas em quaisquer etapas da sua concepção, desde o planejamento até a implementação. Métodos quantitativos em geral, a exemplo das abordagens estatísticas e matemáticas, envolvem a aplicação da teoria, desde a escolha de amostras de desenvolvimento até a implantação de procedimentos numéricos, além

da seleção de insumos para geração das estimativas e da implementação em sistemas de informação. Além disso, é comum a adoção de métodos de simplificação ou aproximações como abordagens para tratar problemas complexos, os quais podem comprometer a integridade e a confiabilidade dos resultados obtidos. Finalmente, a qualidade das saídas do modelo depende essencialmente da qualidade dos dados de entrada, de modo que entradas imprecisas ou hipóteses incorretas levarão a saídas equivocadas.

Com relação ao uso inadequado de modelos, tem-se que até mesmo um modelo fundamentalmente sólido, produzindo resultados precisos e coerentes com o objetivo almejado, pode representar uma alta exposição ao risco de modelo se for mal aplicado ou mal utilizado. Considerando que os modelos são, por sua natureza, simplificações da realidade, eventos do mundo real podem revelar a inconveniência de certas aproximações. Essa situação se torna ainda mais provável se o modelo for usado fora da aplicação para a qual foi projetado e pode decorrer, por exemplo, do uso intencional de modelos existentes para novos produtos ou mercados ou de forma inadvertida, quando as condições de mercado ou o comportamento dos clientes se alteram. Os gestores de risco precisam assimilar, portanto, as limitações de um modelo para que possam evitar aplicá-lo de forma incoerente com a intenção original, considerando que tais limitações podem advir tanto da sua própria natureza, por se tratar de uma simplificação muitas vezes abstrata da realidade, como das consequências das suas premissas inerentes serem restritas a um escopo limitado de circunstâncias e situações específicas.

Complementarmente, destaca-se a questão dos dados na problemática da imprecisão das predições, conforme trata a pesquisa *Management Risk Model* (SOLUTIONS, 2014) ao afirmar que o risco de modelo pode provir de três fontes fundamentais: carência nos dados, seja relacionada à indisponibilidade ou à qualidade; incertezas nas estimativas ou erros metodológicos no desenvolvimento do modelo, a exemplo da volatilidade dos estimadores, simplificações, aproximações, hipóteses incorretas, erros de projeto, etc.; e uso inadequado do modelo, através da sua aplicação fora de seu uso previsto, falta de atualização ou calibração, etc.

Como será visto mais adiante, dependendo da aplicação de um modelo, a materialização do risco de modelo pode implicar em:

- **Impacto financeiro**, no resultado e/ou na estrutura de capital, uma vez que, por exemplo, erros nas variáveis preditivas de um modelo de *scoring* podem acarretar aumento das taxas de *default* que entram no balanço; ou, ainda, as incertezas das estimativas de um modelo podem levar a uma subestimação do consumo de capital, combinando a incerteza de estimadores do *scoring* na calibração da Probabilidade de Descumprimento<sup>8</sup> e na estimativa da Perda Decorrente do Descumprimento<sup>9</sup>;

<sup>8</sup> *Probability of Default* – PD

<sup>9</sup> *Loss Given Default* – LGD



- **Impacto nos negócios**, dado que o uso de um modelo inadequado para determinar, por exemplo, um ponto de corte, pode ocasionar a redução do volume de negócios captado ou, ainda, subsidiar uma estratégia de negócios inadequada;
- **Impacto na estratégia**, desde que os planos estratégicos sejam fundamentados ou subsidiados por modelos; e
- **Impacto na imagem**, sendo que se trata de um efeito secundário proveniente essencialmente dos impactos mencionados anteriormente.

A partir desse racional, Krishnamurthy (KRISHNAMURTHY, 2014) propõe uma abordagem fundamentada na matriz de análise da probabilidade *versus* impacto como ferramenta de quantificação do risco de modelo, a qual parte de uma estrutura de gerenciamento que considera a constituição de uma equipe específica que será responsável por identificar impactos potencialmente negativos decorrentes de aspectos relacionados tanto à modelagem quanto à implantação dos modelos. Assim, uma vez identificados os impactos possíveis, pondera-se acerca da probabilidade de ocorrência desses impactos, bem como sobre sua magnitude, de modo que são atribuídas notas de risco, escaladas de 1 a 5, sendo as maiores notas atribuídas aos impactos de maior magnitude com maior probabilidade de ocorrência. Ainda que o resultado do método proposto possa consolidar uma visão quantitativa do risco de modelo, na medida em que as notas maiores podem representar, de fato, maior exposição ao risco, trata-se de uma abordagem essencialmente qualitativa, fundamentada em conhecimento especialista, a qual não atende a expectativa de se definir um parâmetro de análise da materialidade do risco de modelo, nem tampouco de se quantificar o impacto dessa variante de risco nas estruturas de capital dos bancos.

Muito provavelmente impulsionada pelo fato de as únicas diretrizes regulatórias explicitamente relacionadas ao risco de modelo estarem ligadas ao gerenciamento do risco de mercado, a exemplo de Basileia (BCBS, 2016), no âmbito internacional, e da Resolução CMN nº 4.277/13 (CMN, 2013), no âmbito nacional, que tratam da possibilidade da realização de ajustes prudenciais na avaliação de instrumentos financeiros, especialmente derivativos, para contemplar o risco de modelo; a grande maioria dos estudos acadêmicos que se dispõem a abordar o risco de modelo de forma essencialmente quantitativa referem-se a modelos utilizados para gestão do risco de mercado. A esse respeito, destaca-se a observância de bancos atuantes no Brasil que lançam mão de ajustes prudenciais no apreçamento de ativos atribuídos à exposição ao risco de modelo.

Segundo OCC e FED (OCC; FED, 2011-12), a qualidade de um modelo pode ser medida de várias maneiras: precisão, exatidão, poder discriminatório, robustez, estabilidade e confiabilidade, para citar alguns. A escolha das métricas adequadas de qualidade depende evidentemente do contexto de aplicação dos modelos avaliados, de modo que é imperioso considerar na avaliação o esforço que será empregado para melhorar a qualidade do modelo.

Por exemplo, precisão e exatidão são aspectos relevantes para modelos que estimam valores futuros, enquanto o poder discriminatório é importante para modelos de classificação de riscos. Em todo caso, é fundamental compreender as capacidades e limitações de um modelo, dadas as suas simplificações e suposições. Berkowitz e O'Brien ([BERKOWITZ; O'BRIEN, 2002](#)) se dispõem a avaliar a acurácia de modelos VaR<sup>10</sup> utilizados por bancos comerciais no gerenciamento do risco de mercado a partir da análise dos retornos históricos de carteiras e do desempenho diário dos modelos, com base na comparação das taxas de violação estimadas com as taxas de violação observadas e no confronto com estimativas geradas por um modelo VaR de referência. Os resultados obtidos indicam que as estimativas fundamentadas no 99º percentil tendem a ser conservadoras e, para alguns bancos, são altamente imprecisas. Sugere-se que certos padrões regulatórios possam contribuir para que esses modelos sejam conservadores e tenham resposta limitada às mudanças na volatilidade. Ainda segundo os autores, o estudo é limitado pelo fato de os bancos analisados utilizarem um único percentil da distribuição de retornos da carteira. Mesmo que não proponha um parâmetro de mensuração do impacto dos erros de predição, o estudo explora a avaliação da acurácia de modelos com base em uma das fontes do risco de modelo e aborda a comparação dos modelos avaliados com modelos de referência.

Danielsson, James, Valenzuela e Zer ([DANIELSSON et al., 2016](#)) também propõem a quantificação do risco de modelo a partir da comparação de modelos diversos utilizados no gerenciamento do risco de mercado, sendo que, no entanto, se utilizam das estimativas produzidas por eles partindo da premissa de que se tratam de modelos igualmente bons, uma vez que foram aprovados para uso. Introduzem assim um parâmetro de quantificação denominado razão de risco, que será apurado a partir da relação entre a previsão de maior risco e a previsão de menor risco, de modo que valores da razão de risco próximos de 1 sugerem menor grau de risco de modelo, enquanto razões de riscos mais distantes de 1 remetem a um maior grau de risco de modelo envolvido. Embora não seja um parâmetro que permita a mensuração efetiva do risco de modelo corporativo, a razão de risco pode representar uma medida concreta de risco de modelo, que pode subsidiar a formulação de políticas macroprudenciais e contribuir para a gestão do risco sistêmico, conforme sugere o estudo.

Ao considerar também modelos utilizados no gerenciamento do risco de mercado, Kerkhof, Melenberg e Schumacher ([KERKHOF; MELENBERG; SCHUMACHER, 2002](#)) contrapõem erros de predição ao que chamaram de erros de especificação, sugerindo que, em oposição aos erros de estimativa de parâmetro, o principal fator de risco de modelo trata-se de especificações incorretas, o que pode se aproximar da fonte de risco de modelo representada pelo uso de modelos inadequados. Desse modo, comparando-se diferentes modelos utilizados no gerenciamento do risco de mercado, considerando a

---

<sup>10</sup> *Value at Risk* - VaR

premissa de que cada um desses modelos é um candidato razoável para representar a realidade adequadamente, propõe-se calcular uma medida de risco de mercado do pior caso em relação ao conjunto de modelos alternativos. O risco do modelo é então definido como a diferença entre esta medida e a medida de risco nominal de mercado.

Além de abordar parâmetros de crédito na mensuração do risco de modelo, com o intuito de demonstrar impactos quantitativos decorrentes da materialização do risco de modelo na estimação desses parâmetros, o estudo *Management Risk Model* (SOLUTIONS, 2014) explora todas as fontes de risco de modelo declaradas, quais sejam: carência de dados; incerteza na estimativa ou erros no modelo; e uso inadequado do modelo. Para mensurar o impacto representado pela carência de dados, simula-se a falta de dados referentes às variáveis mais preditivas de um modelo de *scoring* de financiamento habitacional. A primeira simulação consistiu em realizar, partindo-se do modelo base de *scoring*, um modelo A, resultante da eliminação da variável mais preditiva do modelo, e um modelo B, resultante da eliminação das três variáveis mais preditivas. Os resultados se mostram em duas situações:

- Mantendo-se constante o ponto de corte, observou-se que o Modelo A reduz o volume de negócios captado em 5%; já o Modelo B chega a reduzir o volume de negócios em 40%; e
- Mantendo-se constante o volume de captação, observou-se que o Modelo A ocasiona o aumento da taxa de *default* também em 5%, enquanto o Modelo B quase que dobra a taxa de *default*, aumentando-a em 98%.

Constata-se assim que a presença de erros ou a ausência de variáveis preditivas para o modelo podem elevar significativamente as estimativas das taxa de descumprimento ou, ainda, reduzir o volume de negócios. Para quantificar o risco de modelo proveniente da incerteza nas estimativas, o estudo parte de modelos de *scoring*, de calibração da PD e de estimativa da LGD e realiza quatro simulações de Monte Carlo para avaliar a sensibilidade do capital à incerteza desses estimadores:

- Primeiro, mantendo-se fixas PD e LGD e partindo do intervalo de confiança de cada estimador do modelo de escoragem, são simulados 10 mil conjuntos de parâmetros a partir da sua distribuição normal reconstruída. O resultado mostra que, mantendo PD e LGD fixas, o capital pode variar 4% para mais ou para menos em função da incerteza dos estimadores do *scoring*;
- Já o cálculo de capital a partir da simulação de 10 mil conjuntos de PD, mantendo-se fixos o *scoring* e a LGD, mostra que o capital pode variar até 7% para mais ou para menos nesse cenário, refletindo a medida da sensibilidade do capital ao parâmetro PD;

- Já a manutenção do *scoring* e da PD mostra que as simulações sobre a LGD podem variar o capital em 2% para mais ou para menos; e
- Por fim, uma simulação agregada dos 3 parâmetros, *scoring*, PD e LGD, demonstra que o consumo de capital pode variar até 8% para mais ou para menos.

Nesse caso apresentado, tem-se que as incertezas dos estimadores do *scoring* e dos parâmetros PD e LGD, de forma combinada e separada, podem fazer com que o consumo de capital de uma carteira hipotecária esteja subestimado. Por fim, a análise do uso inadequado considera a falta de atualização de um modelo de *scoring* por 12 meses após seu desenvolvimento. Compara-se então o poder preditivo do modelo quando da sua construção com o apurado um ano depois, o que permite verificar a queda do seu poder preditivo. Assim, de forma semelhante à quantificação do impacto da carência de dados feita anteriormente, são realizados 2 exercícios:

- Mantendo-se constante o ponto de corte, a aplicação do modelo desatualizado depois de 12 meses da sua construção mostra que o volume de negócios captado pode cair 15%; e
- A manutenção do volume de negócios captado, mostra que a taxa de *default* pode aumentar 67% ao se aplicar um modelo desatualizado em uma carteira 12 meses após a sua construção.

Nesse contexto, propomos a quantificação da materialização do risco de modelo decorrente da incerteza das estimativas de perda esperada refletidas no *scoring* atribuído às operações de crédito a partir da comparação do que foi estimado com o que foi efetivamente observado e da análise do impacto dos erros de predição na apuração do capital requerido para essas operações de acordo com os critérios regulamentares vigentes. Convém ressaltar que não serão abordadas as causas possíveis dos erros de predição, mas tão somente os impactos advindos dessas incertezas na estrutura de capital da instituição financeira, de modo a avaliar a sensibilidade do capital alocado a erros de estimativa de modelos de *scoring*.

## 2 Metodologia

Uma vez que nosso objetivo é identificar e investigar parâmetro de mensuração do impacto do risco de modelos de classificação de risco de crédito na estrutura de capital de instituições financeiras, previamente à descrição do método a ser aplicado, convém fazer uma breve exploração das definições que se referem à estrutura de capital correspondente às carteiras de crédito atualmente.

De acordo com a Resolução CMN nº 4.958/21 (CMN, 2021), as instituições financeiras devem apurar e manter Patrimônio de Referência (PR) compatível com os requerimentos mínimos exigidos. Ainda segundo a norma, para fins de cálculo do montante de PR, deve ser apurada a soma dos ativos ponderados pelo risco ( $RWA^1$ ), da qual é integrante a parcela relativa às exposições ao risco de crédito sujeitas ao cálculo do requerimento de capital mediante abordagem padronizada ( $RWA_{CPAD}$ ).

A Circular nº 3.644/13 (BCB, 2013), por sua vez, estabelece que a parcela  $RWA_{CPAD}$  deve ser igual ao somatório dos produtos das exposições pelos respectivos Fatores de Ponderação de Risco (FPR), correspondentes a percentuais que podem variar de 0% a 1250% a depender das características específicas da exposição. Para fins do presente estudo, admitindo que serão tratadas operações que compõem as carteiras de crédito, será considerado exposição o valor contratado por empréstimo pelo cliente da instituição. Adicionalmente, a norma define que para a apuração do valor da exposição devem ser deduzidas as respectivas provisões. Desse modo, o valor do ativo ponderado pelo risco referente a uma operação de empréstimo será dado por:

$$RWA_{CPAD} = (E - P) \cdot F \quad (2.1)$$

Em que:

E = valor da exposição;

P = valor da provisão; e

F = fator de ponderação de risco

O processo de provisionamento de créditos deve atender as regras dispostas na Resolução CMN nº 2.682/99 (CMN, 1999), que define que o valor de provisão deve resultar da aplicação de percentuais que variam de 0,5% a 100% e que dependem do nível de risco a que pertencem as operações de crédito, sendo que os critérios utilizados para classificação das operações em níveis de risco devem ser definidos pela instituição financeira ou em função do atraso eventual no pagamento da operação, o que resultar na pior classificação de risco. Desse modo, a apuração da provisão para operações de crédito será dada por:

$$P = E \cdot p \quad (2.2)$$

---

<sup>1</sup> *Risk-weighted asset*

Em que:

$E$  = valor da exposição; e  
 $p$  = percentual definido de acordo com a classificação de risco da operação ou com o seu atraso, o que for maior

Por fim, substituindo-se a equação 2.2 em 2.1 acima, temos:

$$RWA_{CPAD} = [E \cdot (1 - p)] \cdot F \quad (2.3)$$

Outro ponto a ser destacado de forma prévia à descrição do método adotado refere-se ao que dispõe a Resolução CMN nº 4.557/17 (CMN, 2017) acerca da necessidade de que os modelos de gerenciamento de riscos, dentre os quais se enquadram os modelos utilizados na classificação das operações em níveis de risco para fins de provisionamento, sejam avaliados periodicamente quanto ao seu desempenho, incluindo comparação, quando aplicável, entre as perdas estimadas e as observadas (*backtesting*).

Nesse sentido, tem-se que os bancos se utilizam de modelos internos para apuração do nível de risco das operações, de modo que esse processo pode representar uma fonte de risco de modelo com impacto potencial na estrutura de capital do banco. Isto posto, o método aplicado parte do *backtesting* do capital apurado utilizando-se da provisão constituída com base na estimativa do modelo de classificação de risco das operações de crédito em comparação com o capital recalculado considerando a provisão constituída após transcorrido o período preditivo do modelo.

Assim, o método que adotamos consiste em quantificar a materialização do risco de modelo, advinda das incertezas das estimativas dos modelos de classificação do risco de crédito que subsidiam a constituição de provisão, a partir da relação entre o capital apurado no tempo  $t$  ( $RWA_t$ ), com base na provisão constituída em  $t$  a partir da estimativa do modelo, e o capital que seria apurado considerando-se a provisão constituída 12 meses depois do tempo  $t$ , denominado tempo  $s$  ( $RWA_s$ ), seja ela obtida a partir de nova estimativa de modelo ou em função do atraso observado para a operação, o que resultar no valor de provisão mais alto, permitindo mensurar e avaliar, assim, o impacto do risco de modelo representado pelos erros de estimativa da classificação de risco das operações de crédito no capital alocado.

Para definir a relação descrita acima e concretizar o *backtesting*, será considerado o valor de exposição fixo, ou seja, o valor de exposição no tempo  $t$ , permitindo observar o impacto da variação entre os índices de provisão estimado e observado sobre o capital apurado, conforme segue:

$$\frac{RWA_s}{RWA_t} = \frac{[E_t \cdot (1 - p_s)] \cdot F}{[E_t \cdot (1 - p_t)] \cdot F} - 1 \quad (2.4)$$

Ora, percebe-se até aqui que a variação do valor de capital alocado para fins de realização do *backtesting* proposto dependerá exclusivamente do valor provisionado, que,

por sua vez, dependerá da classificação de risco da exposição, configurando o fator de exposição ao risco de modelo que pretendemos investigar. Desse modo, simplificando-se a equação 2.4, a variação do capital em função das mudanças nos níveis de risco das operações pode ser definida por:

$$\frac{RWA_s}{RWA_t} = \frac{(1 - p_s)}{(1 - p_t)} - 1 \quad (2.5)$$

Em que:

$RWA_t$  = capital apurado no tempo t;

$RWA_s$  = capital que seria apurado considerando-se a provisão constituída 12 meses depois do tempo t ( $p_s$ );

$p_t$  = provisão constituída em t a partir da estimativa do modelo;

e

$p_s$  = provisão constituída 12 meses depois do tempo t, seja ela obtida a partir de nova estimativa de modelo ou em função do atraso observado para a operação

A Resolução CMN nº 2.682/99 (CMN, 1999) regulamenta a classificação das operações de crédito em ordem crescente de risco, em níveis denominados de AA a H, para os quais devem ser aplicados índices crescentes de provisionamento, que variam de 0% a 100%, respectivamente. Assim, considerando a definição da equação 2.5 acima, é esperado que a variação do impacto no capital alocado em função das mudanças observadas nos níveis de risco das operações se dê conforme segue:

		Nível de Risco Observado							
Nível de Risco Estimado	Índice de Provisão	AA	A	B	C	D	E	F	G
AA	-	-	-0,5%	-1,0%	-3,0%	-10,0%	-30,0%	-50,0%	-70,0%
A	0,5%	0,5%	-	-0,5%	-2,5%	-9,5%	-29,6%	-49,7%	-69,8%
B	1,0%	1,0%	0,5%	-	-2,0%	-9,1%	-29,3%	-49,5%	-69,7%
C	3,0%	3,1%	2,6%	2,1%	-	-7,2%	-27,8%	-48,5%	-69,1%
D	10,0%	11,1%	10,6%	10,0%	7,8%	-	-22,2%	-44,4%	-66,7%
E	30,0%	42,9%	42,1%	41,4%	38,6%	28,6%	-	-28,6%	-57,1%
F	50,0%	100,0%	99,0%	98,0%	94,0%	80,0%	40,0%	-	-40,0%
G	70,0%	233,3%	231,7%	230,0%	223,3%	200,0%	133,3%	66,7%	-

Tabela 1 – Variação esperada do impacto no capital alocado em função das mudanças observadas nos níveis de risco das operações.

A partir das informações dispostas na Tabela 1, temos que o impacto da materialização do risco de modelo advindo da incerteza da estimativa do nível de risco de uma operação de crédito inicialmente classificada com *rating* D em que se observe, após transcorrido o período preditivo do modelo de classificação, o *rating* B, por exemplo, seria de 10% a mais de capital alocado. Por outro lado, a observação de um *rating* E para uma operação classificada inicialmente no AA, por exemplo, implicaria em 30% a menos de capital alocado. Nota-se, portanto, que erros de predição materializados pela melhora do nível de risco observado em relação ao nível estimado representam impacto positivo no capital alocado; enquanto erros de estimativa representados por piora do nível de risco observado implicariam na redução do capital apurado. Uma vez que o *rating* H exige 100% de provisionamento do valor da exposição, vale ressaltar que, conseqüentemente, não haverá alocação de capital para as operações classificadas nesse nível de risco, ou seja, o impacto em capital será de -100%, para migrações de quaisquer níveis de risco para o *rating* H.

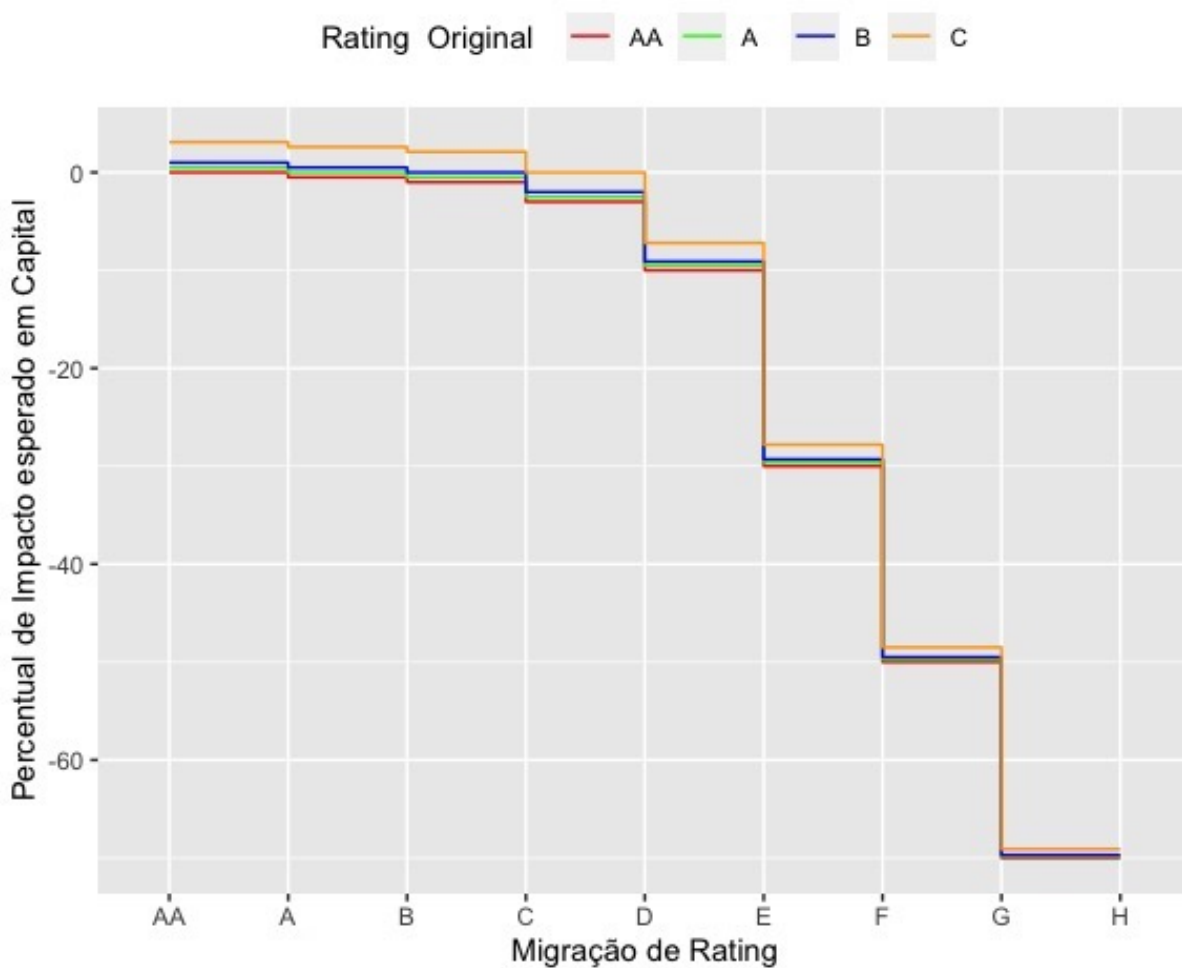


Figura 1 – Percentual de impacto esperado em capital decorrente da variação das classificações iniciais de risco iguais a AA, A, B e C.



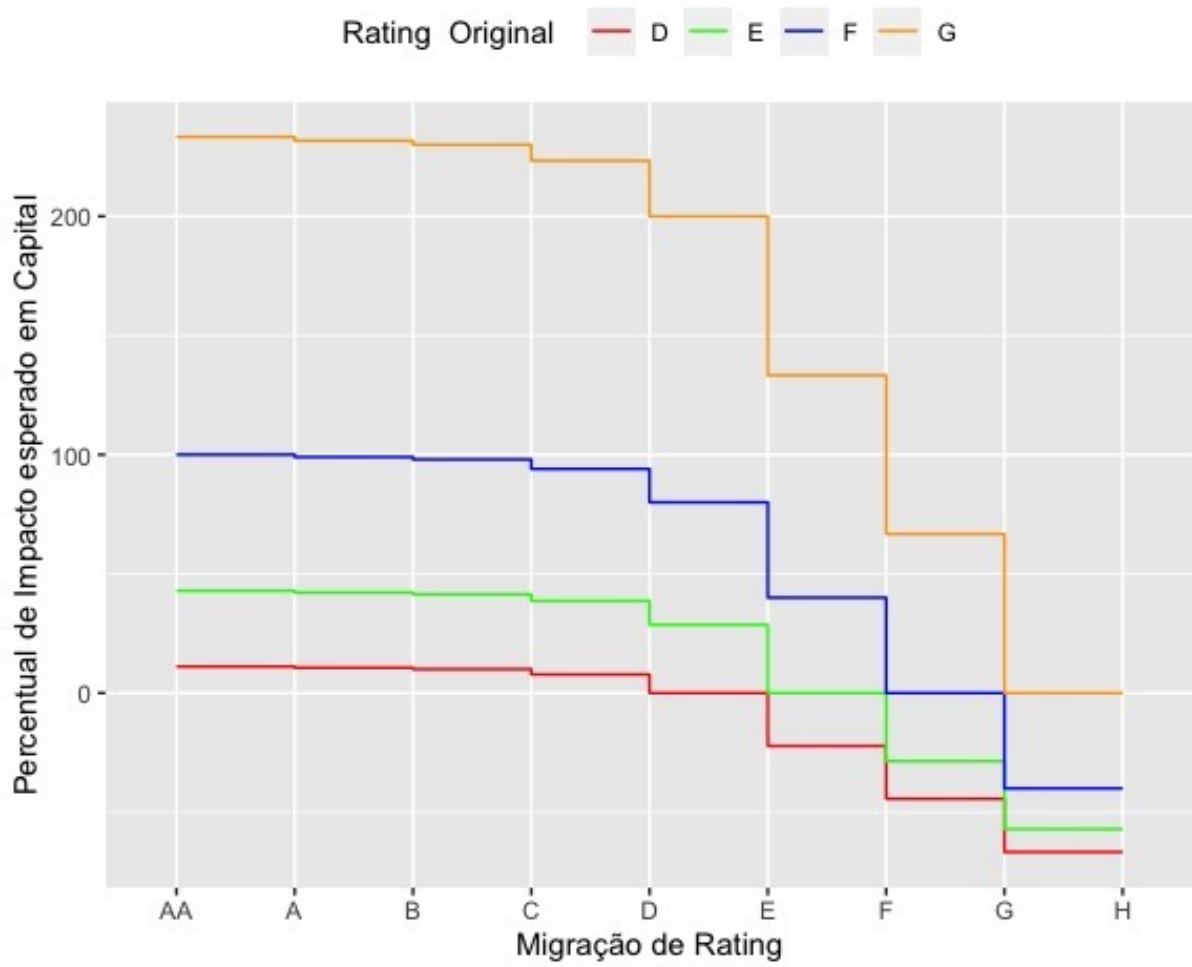


Figura 2 – Percentual de impacto esperado em capital decorrente da variação das classificações iniciais de risco iguais a D, E, F e G.



### 3 Dados

Para iniciar o estudo, utilizamos dados de operações de crédito ativas entre os meses de janeiro de 2018 a dezembro de 2021, de modo que fosse possível comparar as classificações de risco estimada e observada conforme metodologia proposta, resultando em 36 bases mensais contendo, em média, cerca de 4 milhões de contratos acompanhados das variáveis descritas a seguir, de modo que compõem a estrutura de dados somente as operações que não estejam em situação de atraso no tempo  $t$  e que permitam a comparação do valor de provisão estimado com o valor de provisão tido como observado, ou seja, as operações que permanecerem ativas durante o período preditivo do modelo.

Variável	Descrição
$RWA_t$	Capital apurado em $t$ (capital estimado)
$E_t$	Valor de exposição da operação em $t$
$P_t$	Provisão constituída em $t$ a partir da estimativa do modelo
$F$	Fator de ponderação da exposição
$P_s$	Provisão constituída em $s$ ( $t + 12$ ) a partir de nova estimativa de modelo ou a partir do atraso da operação, o que for mais alto
$RWA_s$	Capital recalculado a partir de $P_s$ (capital observado)

Tabela 2 – Variáveis selecionadas para realização do estudo.

Onde:

$$RWA_t = (E_t - P_t) \cdot F \quad (3.1)$$

e

$$RWA_s = (E_t - P_s) \cdot F \quad (3.2)$$

Dada a dependência do método que propomos para a realização do estudo em relação à migração de *rating*, investigamos as mudanças de classificação de risco ao longo do tempo, observando os movimentos de aumento, diminuição e manutenção de *rating*. O alto índice de contratos que permanecem com o *rating* sem alteração após o decurso do prazo de um ano, observado na Figura 3, pode indicar boa acurácia do modelo de classificação de risco adotado, de modo que esse universo de contratos não foi considerado, já que não se observou erros de estimativa para esses casos segundo o método proposto. Nesse sentido, para o desenvolvimento de parâmetro de mensuração da materialização do risco de modelo, consideramos os contratos para os quais se observou aumento ou diminuição da classificação de risco inicial, tomando-se esse movimento como erros de

estimativa que possibilitam a observação do seu impacto na apuração do capital a ser alocado.

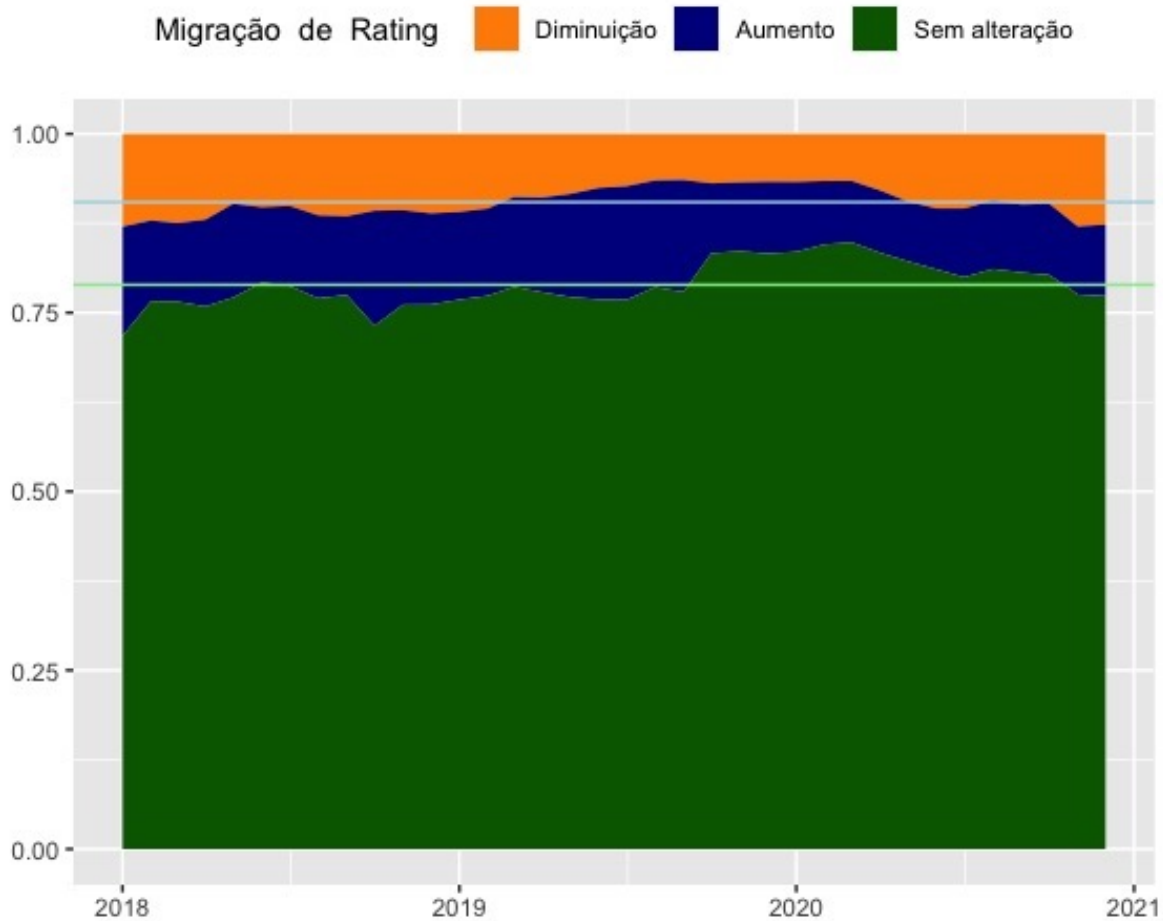


Figura 3 – A figura mostra que quase 80% dos contratos, em média, mantém o *rating* inalterado, enquanto os 20% restantes dividem-se entre o aumento e diminuição de *rating*, 11% e 9%, em média, respectivamente.

Separando-se somente os contratos para os quais houve mudança na classificação inicial de risco, consideramos para o prosseguimento do estudo as 36 bases mensais contendo agora, em média, 800 mil contratos acompanhados das mesmas variáveis que permitem a avaliação do *backtesting* entre provisão constituída no tempo  $t$  a partir da estimativa do modelo e provisão constituída em  $s(t + 12)$  a partir de nova estimativa de modelo ou a partir do atraso da operação, dos quais cerca de 55% correspondem a melhora de *rating* e 45% representam piora de *rating*, em média.

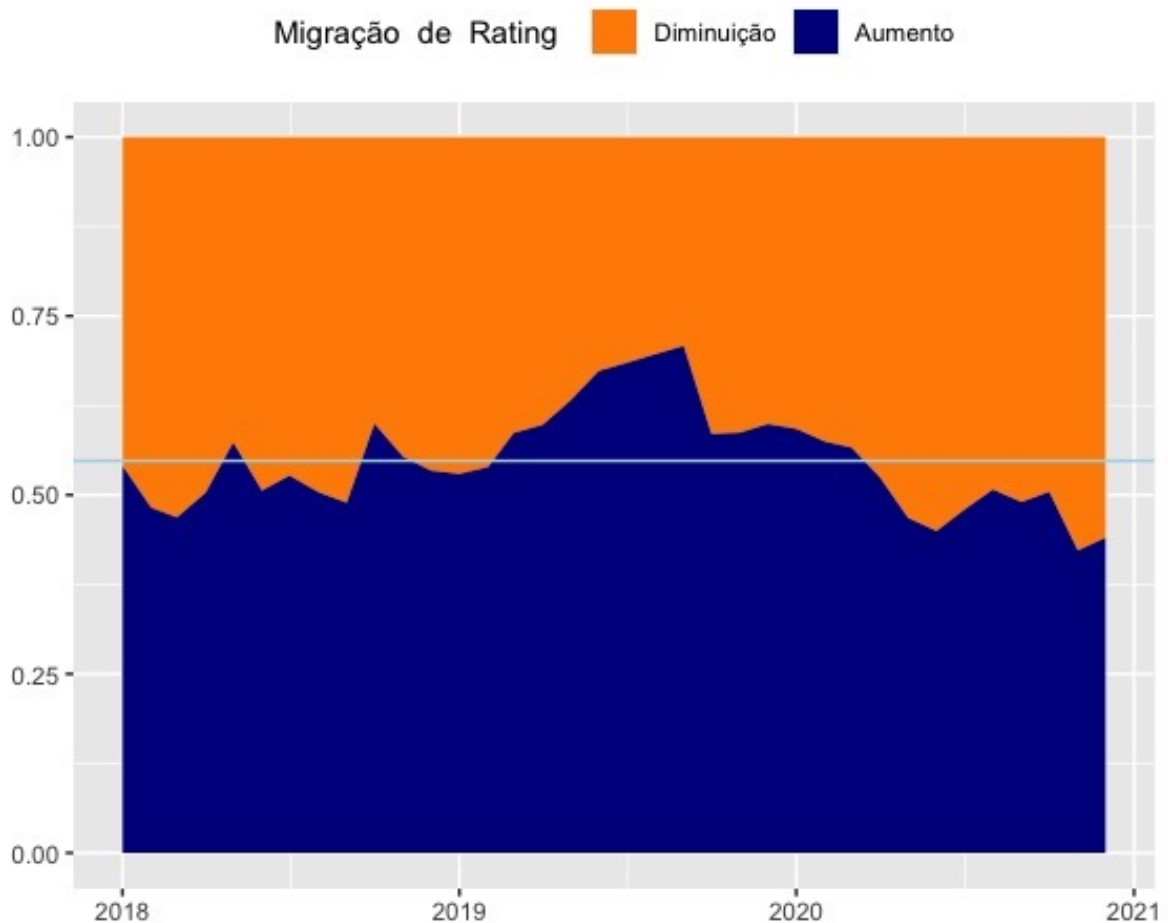


Figura 4 – Após a retirada de contratos para os quais não se observou alteração da classificação de risco inicial, a base de dados resultantes subdivide-se quase que de forma equânime entre contratos com aumento e diminuição de *rating*, sendo 55% e 45% em média, respectivamente.

Finalmente, a partir da apuração dos percentuais de migrações entre as classificações de risco estimadas e observadas considerando a quantidade de contratos que migram, verificamos dentre os cinco maiores *ratings* que cerca de 90% das migrações ocorrem entre esses mesmos cinco *ratings*. Quando se observam contratos classificados inicialmente entre os três piores *ratings*, esse percentual cai para cerca de 60%. Verificamos ainda que, dentre as três classes de menor risco, quase 90% das migrações ocorrem entre até dois níveis, para mais ou para menos, influenciado em grande parte pela migração para a melhor classe de risco, em que cerca de 40% dos contratos classificados inicialmente nos *ratings* A ou B migram para o nível de menor risco. Já dentre as cinco classes de maior risco, o percentual médio de migrações de até dois níveis de risco, para mais ou para menos, cai para 36%, também influenciado grandemente pelas migrações para o *rating* de menor risco, mas com grande influência das migrações para o pior *rating*, em que se observa um movimento maior para os *ratings* extremos.

<i>Rating</i>		Observado							
Estimado	AA	A	B	C	D	E	F	G	H
<b>AA</b>	<b>91,77</b>	2,65	3,36	1,57	0,50	0,07	0,04	0,03	0,03
<b>A</b>	45,63	<b>34,04</b>	10,65	5,85	1,44	0,48	0,35	0,27	1,30
<b>B</b>	36,24	10,67	<b>37,39</b>	12,11	2,65	0,39	0,21	0,13	0,19
<b>C</b>	26,71	6,84	11,98	<b>47,04</b>	5,16	0,93	0,52	0,33	0,48
<b>D</b>	16,50	2,05	3,05	2,87	<b>72,15</b>	1,28	0,74	0,47	0,89
<b>E</b>	11,70	2,09	1,17	1,17	0,65	<b>74,39</b>	1,99	1,44	5,39
<b>F</b>	10,85	2,58	1,17	1,04	0,60	0,61	<b>72,87</b>	1,76	8,51
<b>G</b>	10,29	2,79	1,09	1,00	0,62	0,38	0,46	<b>72,02</b>	11,36

Tabela 3 – Percentuais de migrações entre *ratings* estimados e observados, considerando a quantidade de contratos que migram.

## 4 Resultados

Para apurar os resultados do método proposto para mensurar o impacto da materialização do risco de modelo decorrente de erros de estimativa da provisão na estrutura de capital, inicialmente observamos o *backtesting* a partir da comparação entre o capital apurado utilizando-se da estimativa de provisão realizada pelo modelo de classificação de risco com o capital que seria apurado com base na classificação de risco após doze meses, resultante de nova estimativa ou da condição de atraso da operação.

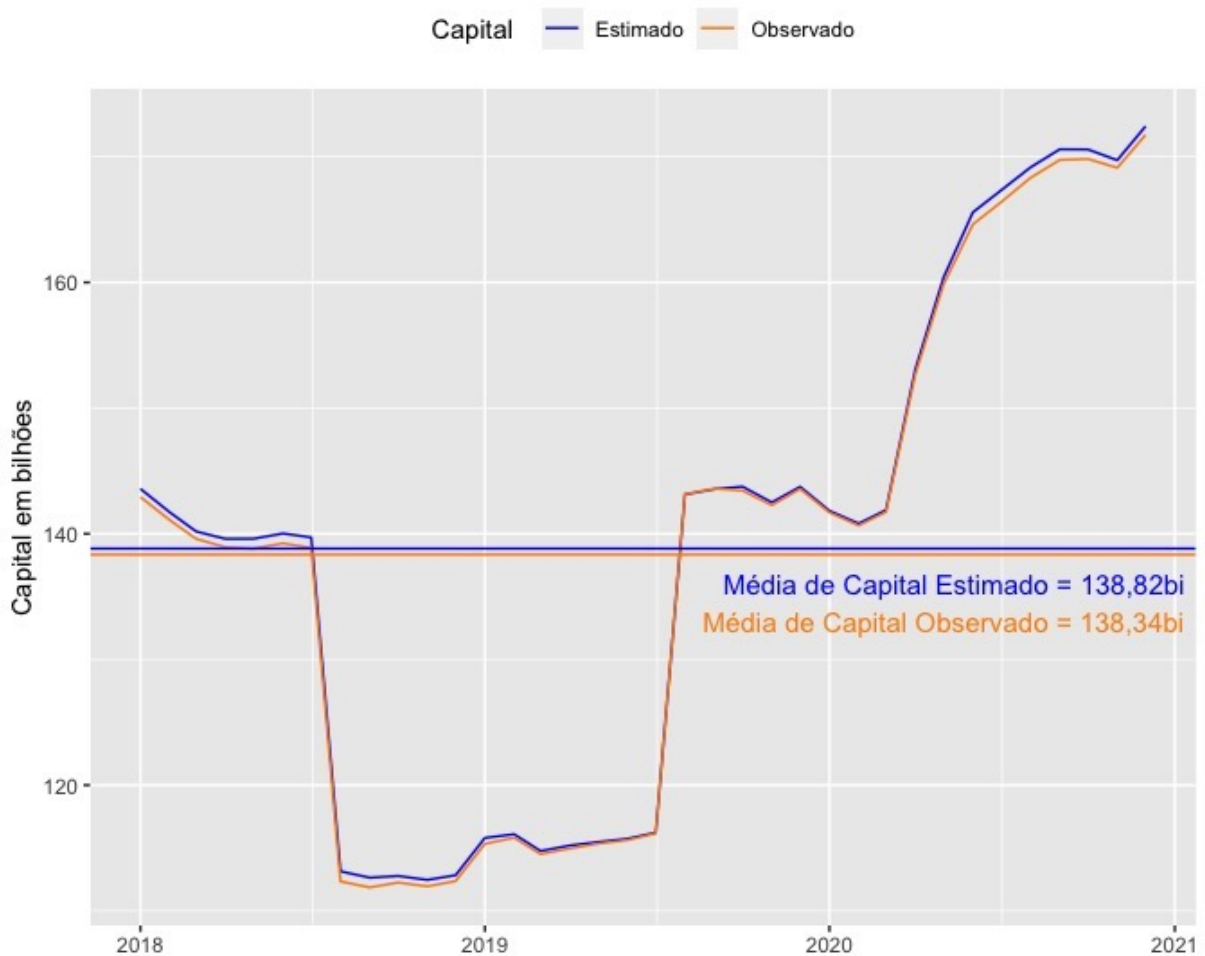


Figura 5 – *Backtesting: Capital Estimado x Capital Observado*

Verificamos que, dentre as 36 observações do *backtesting*, o capital estimado foi menor que o observado durante apenas 2 meses, entre agosto e setembro de 2019, quando também se observou maior incidência de aumentos de *rating*, como mostramos no gráfico da Figura 4 do Capítulo 3. Considerando a amostra estudada, o capital estimado médio é de R\$ 138,82 bilhões, enquanto que o capital observado é de R\$ 138,34 bilhões, em média.

A diferença média entre os valores estimados e observados de capital é de R\$ 479 milhões, tendo sido verificado pico de R\$ 960 milhões, em junho de 2020, e vale de R\$ 42 milhões, em setembro de 2019. Em média, o capital estimado é 0,34% maior que o observado segundo o método proposto aplicado em um período de 36 meses. Destaca-se que, entre o período compreendido entre fevereiro de 2019 e abril de 2020, a diferença percentual média considerando valores estimados e observados é bastante justa, mantendo-se na média de 0,1% durante o período e chegando a -0,01% em agosto de 2019, a partir de quando o capital estimado se torna menor que o observado até o mês seguinte. Excluindo-se este período, composto por pouco mais de um terço do período total considerado no estudo e no qual verificamos diferença absoluta média entre valores estimados e observados de 180 milhões, o capital estimado é, em média, 0,5% maior que o capital observado, sendo a diferença média igual a R\$ 699 milhões durante os 21 meses compreendidos entre janeiro de 2018 e janeiro de 2019 e maio a dezembro de 2020.

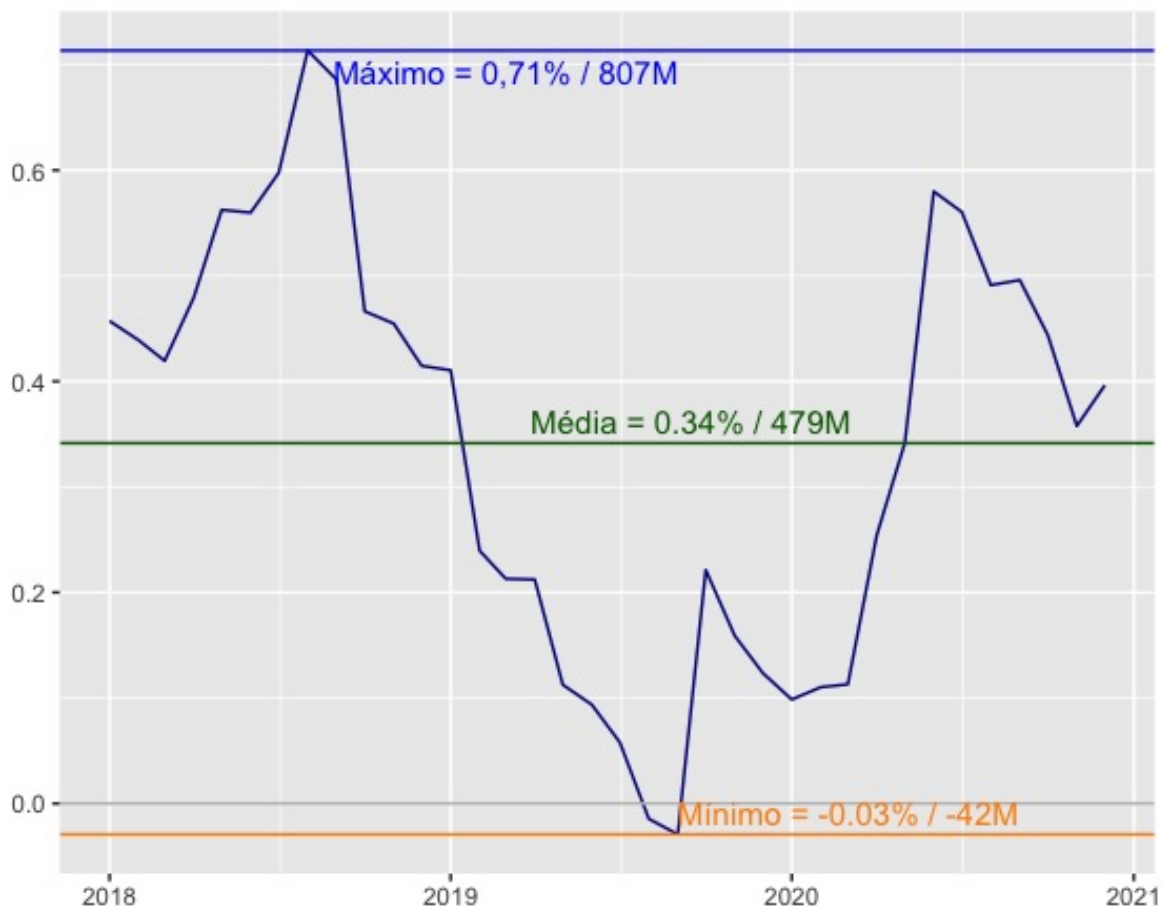


Figura 6 – *Backtesting: Capital Estimado x Capital Observado - Diferença percentual*

Com o intuito de avaliar o impacto absoluto dos erros de estimativa de risco na apuração do capital, avaliamos o *backtesting* desconsiderando também os efeitos contrários dos movimentos de melhora e piora nas classificações de risco de modo a anular seus



resultados compensatórios. Para isso, ainda que as quedas observadas no *rating* representem redução do capital alocado, conforme vimos na Tabela 1 do Capítulo 2, nesse exercício consideramos os valores absolutos das diferenças entre capital estimado e observado decorrentes das diminuições nas classificações de risco, assim como dos aumentos. Nesse cenário, observamos uma diferença média absoluta entre valores de capital alocado e observado de 0,79%, ou 1,09 bilhão, tendo sido observada uma diferença máxima absoluta de 1,22 bilhão, ou 1,07%, em outubro de 2018, e mínima de 587 milhões, ou 0,41%, em março de 2020.

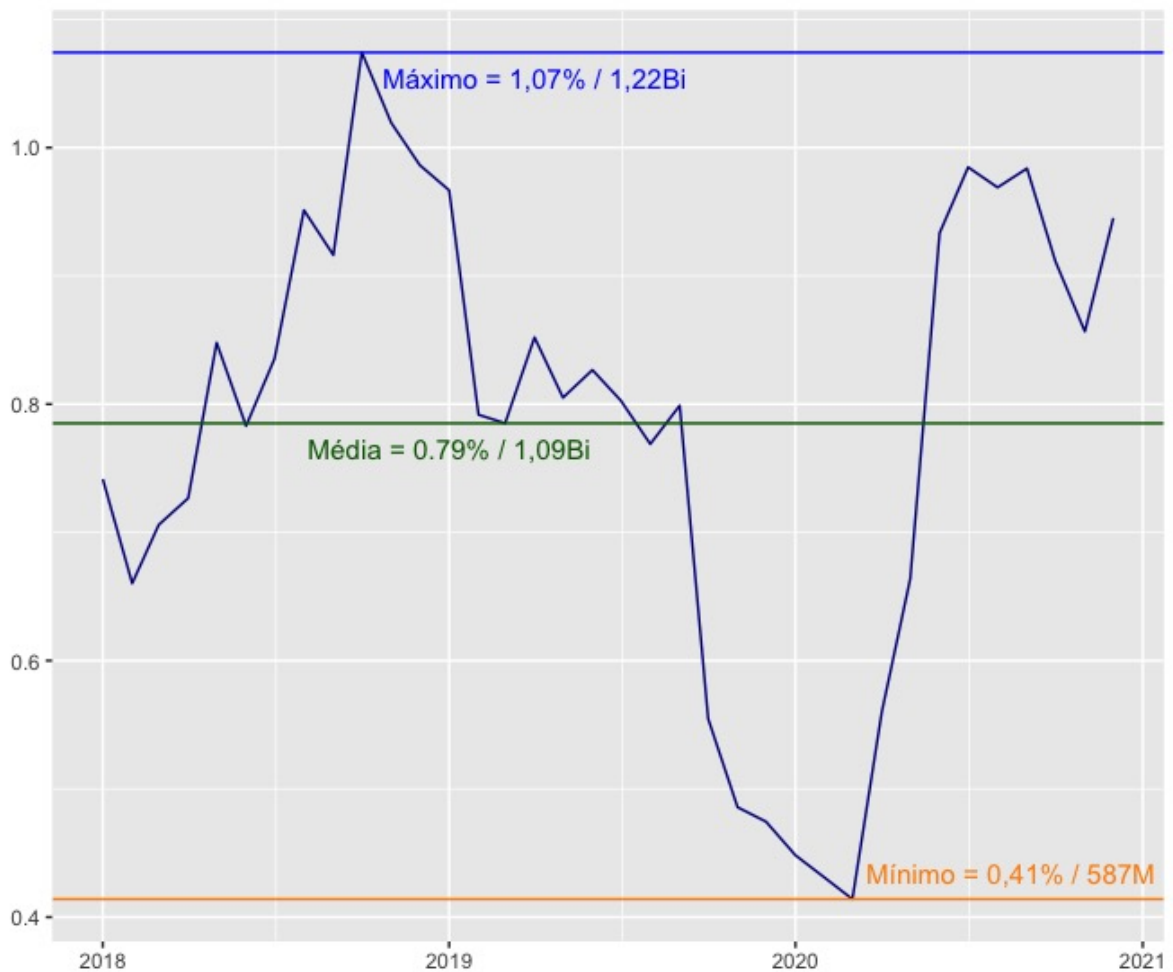


Figura 7 – *Backtesting: Capital Estimado x Capital Observado - Valores Absolutos*

Por fim, a análise do *backtesting* permitiu verificar ainda o impacto esperado em capital decorrente das migrações entre as classificações de risco de acordo com o que foi descrito ao longo do capítulo 2 e representado em sua Tabela 1, de modo que a variação esperada do impacto no capital alocado em função das mudanças observadas nos níveis de risco das operações ponderada pela proporção observada das migrações de *rating*, representa o impacto observado dos erros de estimativa dos níveis de risco das operações na estrutura de capital da carteira analisada, como veremos adiante.

A partir dos valores observados das migrações de *rating* durante os 36 meses considerados no estudo, verificamos as seguintes proporções médias, ligeiramente diferentes dos percentuais considerando a quantidade de operações que mudam de classificação de risco apresentados na Tabela 3 do Capítulo 3, uma vez que agora consideramos os valores das migrações:

<i>Rating</i>	Observado								
Estimado	AA	A	B	C	D	E	F	G	H
AA	<b>92,04</b>	2,91	3,06	1,56	0,29	0,06	0,04	0,03	0,01
A	53,02	<b>26,19</b>	12,23	6,36	1,27	0,30	0,18	0,12	0,33
B	37,18	12,25	<b>32,39</b>	14,29	2,77	0,55	0,25	0,16	0,17
C	24,99	6,32	10,81	<b>50,02</b>	4,99	1,06	0,51	0,51	0,80
D	17,66	2,71	4,15	4,09	<b>65,81</b>	2,27	0,99	1,04	1,28
E	11,87	1,07	1,22	2,42	0,33	<b>75,51</b>	1,73	1,35	4,51
F	0,95	0,12	0,10	0,06	0,02	0,02	<b>73,17</b>	23,11	2,46
G	6,48	0,77	0,55	0,33	0,35	0,08	0,08	<b>63,50</b>	27,86

Tabela 4 – Proporção dos valores das migrações entre *ratings* estimados e observados.

Multiplicando-se os percentuais referentes às proporções dos valores das operações que mudam de *rating* apresentados na Tabela 4 pelos respectivos valores da variação percentual esperada do impacto no capital alocado em função dessas mudanças, apresentados na Tabela 1 do Capítulo 2, e somando-se os resultados dessa multiplicação, ponderada pela proporção dos *ratings* estimados, obtivemos os mesmos 0,34% de impacto observado no capital alocado que pode ser atribuído aos erros de estimativa da classificação de risco dessas operações. E, ainda, se considerarmos os valores absolutos da Tabela 1, obtivemos a mesma diferença absoluta observada entre valores de capital alocado e observado, qual seja 0,79%.

Desse modo, o impacto em capital decorrente de erros de estimativa de *rating* atribuído ao risco de modelo de classificação de risco pode ser definido como:

$$\sum \left\{ P_{i,j} \left[ \frac{(1 - p_s)}{(1 - p_t)} - 1 \right] P_i \right\} \quad (4.1)$$

Em que:

$P_{i,j}$  = proporção do valor das operações que migram do *rating* i para o *rating* j;

$p_t$  = provisão atribuída ao *rating* i;

$p_s$  = provisão atribuída ao *rating* j; e

$P_i$  = proporção do valor das operações classificadas inicialmente no *rating* i

Para avaliar a sensibilidade do impacto em capital às migrações entre os níveis de risco, simulamos um movimento de piora e outro de melhora dos índices de acerto de estimativa pelo modelo de avaliação do risco de crédito. Para isso, com vistas a simular uma piora dos índices de acerto do modelo, descontamos 5% dos percentuais em que não houve migrações de *rating*, representados pela diagonal destacada na matriz representada na tabela 4, e os distribuímos entre as migrações entre os demais níveis de risco seguindo as mesmas proporções observadas na matriz. Esse exercício de piora de 5% nos índices de acerto das estimativas representou aumento de cerca de 30% do impacto em capital, saindo de 0,34% para 0,45%.

<i>Rating</i>	Simulado								
Estimado	AA	A	B	C	D	E	F	G	H
AA	<b>87,44</b>	4,59	4,83	2,46	0,46	0,10	0,06	0,04	0,02
A	53,96	<b>24,88</b>	12,44	6,48	1,29	0,31	0,18	0,12	0,34
B	38,07	12,54	<b>30,77</b>	14,63	2,84	0,56	0,25	0,16	0,17
C	26,24	6,63	11,35	<b>47,52</b>	5,24	1,11	0,54	0,54	0,84
D	19,36	2,97	4,55	4,48	<b>62,52</b>	2,49	1,09	1,14	1,41
E	13,70	1,23	1,41	2,79	0,38	<b>71,73</b>	2,00	1,55	5,21
F	1,08	0,13	0,11	0,06	0,03	0,02	<b>69,51</b>	26,26	2,80
G	7,05	0,84	0,60	0,36	0,38	0,09	0,09	<b>60,33</b>	30,29

Tabela 5 – Piora de 5% dos índices de acerto das estimativas: aumento do impacto em capital em 30%.

Por outro lado, uma melhora de 5% dos índices de acerto das estimativas, simulada pelo aumento de 5% dos percentuais em que não houve migrações de *rating* e desconto proporcional desse valor entre as migrações entre os demais *ratings*, representou uma redução do impacto em capital de cerca de 25%, saindo de 0,34% para 0,26%.

<i>Rating</i>	Simulado								
Estimado	AA	A	B	C	D	E	F	G	H
AA	<b>96,64</b>	1,23	1,29	0,66	0,12	0,03	0,02	0,01	0,01
A	52,08	<b>27,50</b>	12,01	6,25	1,25	0,30	0,18	0,12	0,33
B	36,29	11,95	<b>34,01</b>	13,94	2,70	0,53	0,24	0,15	0,16
C	23,74	6,00	10,27	<b>52,52</b>	4,74	1,01	0,49	0,49	0,76
D	15,96	2,45	3,75	3,70	<b>69,10</b>	2,05	0,90	0,94	1,16
E	10,04	0,90	1,03	2,05	0,28	<b>79,28</b>	1,47	1,14	3,82
F	0,82	0,10	0,08	0,05	0,02	0,02	<b>76,82</b>	19,96	2,13
G	5,92	0,70	0,50	0,30	0,32	0,08	0,07	<b>66,68</b>	25,44

Tabela 6 – Melhora de 5% dos índices de acerto das estimativas: redução do impacto em capital em 25%.

Ainda que não seja objetivo deste trabalho propor método para estimar o impacto futuro dos erros das estimativas de *rating* no capital alocado, um exercício plausível a partir do que foi definido em 4.1 seria estimar  $P_{i,j}$  na forma de probabilidades, sendo necessário estudar o estimador mais adequado para isso. A título de mero exercício, dado que não foram realizados estudos acerca da aplicabilidade da média da distribuição de proporções observadas entre as migrações de classificações de risco como estimador das probabilidades de migrações futuras entre *ratings*, apuramos as proporções médias de migrações entre os níveis de risco das operações entre janeiro de 2018 e junho de 2020 e as aplicamos como probabilidades estimadas de migrações entre os *ratings* para o período compreendido entre julho e dezembro de 2020. O resultado desse exercício pode ser verificado na Figura 8, onde observamos o impacto em capital médio estimado em torno de R\$ 821 milhões e o observado em torno de R\$ 777 milhões.

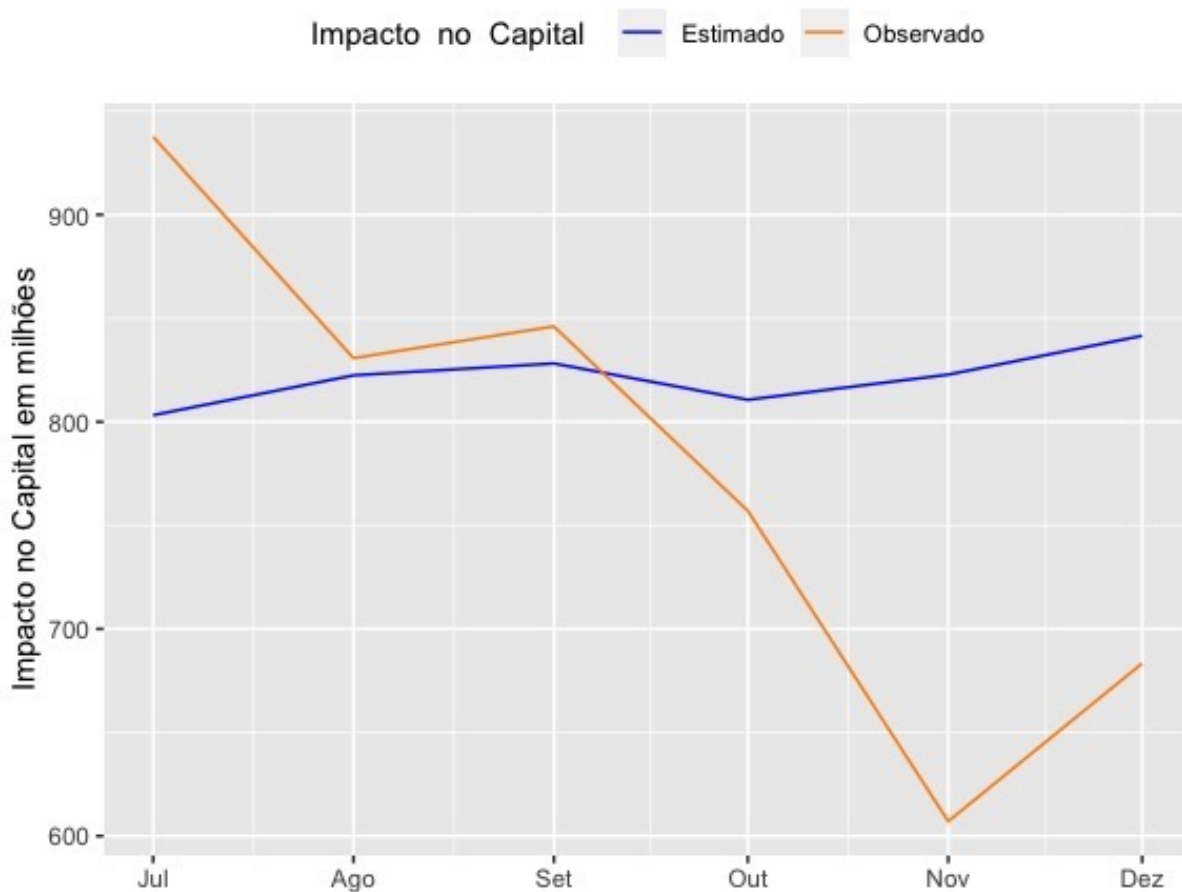


Figura 8 – *Impacto no Capital: Estimado x Observado*

## 5 Conclusões

As fontes do risco de modelo estão associadas de alguma forma a carência de dados para desenvolvimento do modelo, incerteza nas estimativas ou inconsistência no modelo e a erros de especificação ou uso inadequado. Estudos recentes dedicados a mensurar o risco de modelo estão relacionados, de uma forma ou de outra, a pelo menos um desses aspectos mencionados, não sendo o seu eixo, no entanto, avaliar as múltiplas e eventuais causas da materialização dessa variante de risco.

Fundamentados no presente estudo, propomos parâmetro para quantificar o risco de modelo a partir do impacto da incerteza das classificações de risco de operações de crédito na estrutura de capital da instituição, o qual foi definido como:

$$V_{RM} = \sum \left\{ P_{i,j} \left[ \frac{(1 - p_s)}{(1 - p_t)} - 1 \right] P_i \right\} K \quad (5.1)$$

Em que:

$V_{RM}$  = valor do Risco de Modelo;

$P_{i,j}$  = proporção do valor das operações que migram do *rating* i para o *rating* j;

$p_t$  = provisão atribuída ao *rating* i;

$p_s$  = provisão atribuída ao *rating* j;

$P_i$  = proporção do valor das operações classificadas inicialmente no *rating* i; e

$K$  = capital alocado

Aplicando-se o parâmetro proposto à base de estudos e período indicado, verificamos que o impacto em capital atribuído a erros de estimação do nível de risco das operações da carteira analisada chegou a 0,71%, atingindo até 1,07% quando se consideram as diferenças absolutas entre capital alocado e capital observado, em que o impacto ultrapassa o patamar dos milhões, dado o volume das carteiras de crédito. Observamos também que uma piora de 5% dos índices de acerto das estimativas pelo modelo de classificação de risco pode ocasionar um aumento de cerca de 30% do impacto em capital, enquanto uma melhora de 5% desse índices pode representar uma redução de cerca de 25% do impacto. Tais constatações acabam por atribuir ao indicador proposto aspecto importante referente ao potencial uso como ferramenta de gestão desta variedade de risco que tem se mostrado cada vez mais relevante para as instituições financeiras.

Ademais, verificamos que, dada a dependência do parâmetro em relação às migrações entre os níveis de risco estimados e efetivamente observados, um desdobramento possível para sua aplicação é a previsão do impacto do risco de modelo na estrutura de capital a partir da estimação das probabilidades de migrações entre *ratings*, cabendo avaliar qual pode ser o estimador mais adequado, que considere, por exemplo, aspectos relacionados ao desenvolvimento ou manutenção dos modelos que podem representar o aumento dos erros de estimativa, a exemplo do nível de acurácia dos modelos utilizados para classificar as operações em níveis de risco.

Nesse sentido, tanto a utilização do parâmetro na forma proposta, para mensuração do impacto histórico do risco de modelo, quanto o estudo de estimadores do seu impacto futuro podem subsidiar o aprimoramento dos mecanismos de gestão de modelos ao orientar ações de revisão ou recalibragem de modelos utilizados na classificação de risco de crédito. Além disso, a aplicação do parâmetro aqui estudado no âmbito do ecossistema do mercado financeiro, de forma integrada nas instituições que o compõem, pode ainda atribuir a ele possibilidade de uso além da gestão do risco corporativo, como indicador de risco sistêmico decorrente da materialização do risco de modelo.

## Referências

- ANBIMA, A. B. das Entidades dos Mercados Financeiro e de C. Reforma financeira norte-americana: a lei dodd-frank. 2011. Citado na página 12.
- BB, B. do B. Gerenciamento de riscos e capital - pilar 3 - 2º trimestre de 2021. [Www.ri.bb.com.br/informacoes-financeiras/relatorio-de-gerenciamento-de-riscos/](http://Www.ri.bb.com.br/informacoes-financeiras/relatorio-de-gerenciamento-de-riscos/). 2021. Citado na página 10.
- BCB, B. C. do B. Circular nº 3.644 de 4 de março de 2013. Estabelece os procedimentos para o cálculo da parcela dos ativos ponderados pelo risco (RWA) referente às exposições ao risco de crédito sujeitas ao cálculo do requerimento de capital mediante abordagem padronizada ( $RWA_{CPAD}$ ). 2013. Citado na página 19.
- BCB, B. C. do B. Circular nº 3.846 de 13 de setembro de 2017. Estabelece procedimentos e parâmetros relativos ao Processo Interno de Avaliação da Adequação de Capital (Icaap). 2017. Citado na página 12.
- BCB, B. C. do B. Carta circular nº 3.907 de 10 de setembro de 2018. Divulga os modelos dos relatórios do Processo Interno de Avaliação da Adequação de Capital (Icaap) e do Processo Interno Simplificado de Avaliação da Adequação de Capital (IcaapSimp), de que trata a Circular nº 3.846. 2018. Citado na página 12.
- BCBS, B. C. on B. S. International convergence of capital measurement and capital standards. 2016. Citado na página 15.
- BERKOWITZ, J.; O'BRIEN, J. How accurate are value-at-risk models at commercial banks? *Journal of Finance*, v. 57, p. 1093–1112, 2002. Citado na página 16.
- BRADERSCO. Gerenciamento de riscos - pilar 3 - 2º trimestre de 2021. [Www.bradercori.com.br/informacoes-ao-mercado/relatorios-e-planilhas/gerenciamento-de-riscos/](http://Www.bradercori.com.br/informacoes-ao-mercado/relatorios-e-planilhas/gerenciamento-de-riscos/). 2021. Citado na página 10.
- CAIXA. Gerenciamento de riscos - pilar 3 - 1º trimestre de 2021. [Www.caixa.gov.br/site/paginas/downloads.aspx](http://Www.caixa.gov.br/site/paginas/downloads.aspx). 2021. Citado na página 10.
- CMN, C. M. N. Resolução nº 2.682 de 21 de dezembro de 1999. Dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa. 1999. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 21.
- CMN, C. M. N. Resolução nº 4.277 de 31 de outubro de 2013. Estabelece requisitos mínimos e ajustes prudenciais a serem observados no processo de apreçamento de instrumentos financeiros avaliados pelo valor de mercado. 2013. Citado na página 15.
- CMN, C. M. N. Resolução nº 4.557 de 23 de fevereiro de 2017. Dispõe sobre a estrutura de gerenciamento de riscos e a estrutura de gerenciamento de capital. 2017. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 20.
- CMN, C. M. N. Resolução nº 4.958 de 21 de outubro de 2021. Dispõe sobre os requerimentos mínimos de Patrimônio de Referência (PR), de Nível I e de Capital Principal e sobre o Adicional de Capital Principal (ACP). 2021. Citado na página 19.

- DANIELSSON, J. et al. Model risk of risk models. *Journal of financial stability*, v. 23, p. 79–91, 2016. Citado na página 16.
- HARRIS, J. G.; DAVENPORT, T. H. Automated decision making. *MIT Sloan Management Review*, 2005. Citado na página 9.
- ITAU. Gerenciamento de riscos e capital - pilar 3 - 2º trimestre de 2021. [Www.itau.com.br/relacoes-com-investidores/](http://www.itau.com.br/relacoes-com-investidores/). 2021. Citado na página 10.
- KERKHOF, F. L. J.; MELENBERG, B.; SCHUMACHER, J. M. Model risk and regulatory capital. *Center Discussion Paper*, v. 27, 2002. Citado na página 16.
- KRISHNAMURTHY, S. Quantifying model risk. *Wilmott Magazine*, v. 69, p. 56–59, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 11 e 15.
- OCC, O. of the Comptroller of the C.; FED, B. of Governors of the F. R. S. Supervisory guidance on model risk management. 2011–12. Citado 6 vezes nas páginas 9, 10, 11, 12, 13 e 15.
- SANTANDER. Gerenciamento de riscos - pilar 3 - 4º trimestre de 2020. [Www.santander.com.br/ri/gerenciamento-de-risco](http://www.santander.com.br/ri/gerenciamento-de-risco). 2020. Citado na página 10.
- SOLUTIONS, M. Model risk management. [Www.managementsolutions.com/pt-br/publicacoes-e-eventos/informes-sectoriais/white-papers/model-risk-management](http://www.managementsolutions.com/pt-br/publicacoes-e-eventos/informes-sectoriais/white-papers/model-risk-management). 2014. Citado 3 vezes nas páginas 11, 14 e 17.