

**DESENVOLVIMENTO DE CONTROLADOR PREDITIVO NÃO LINEAR PARA
APLICAÇÃO EM VÁLVULAS REDUTORAS DE PRESSÃO E IMPLEMENTAÇÃO
EM HIL**

CARLOS FELIPE ILHA PEREIRA

**DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM SISTEMAS MECATRÔNICOS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA**

**FACULDADE DE TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA**

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA

DESENVOLVIMENTO DE CONTROLADOR PREDITIVO NÃO LINEAR PARA
APLICAÇÃO EM VÁLVULAS REDUTORAS DE PRESSÃO E IMPLEMENTAÇÃO
EM HIL

CARLOS FELIPE ILHA PEREIRA

ORIENTADOR: Prof. Dr. ANDRÉ MURILO

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM SISTEMAS MECATRÔNICOS

PUBLICAÇÃO ENM.DM – 113/16

Brasília, 21 de Novembro de 2016

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA

DESENVOLVIMENTO DE CONTROLADOR PREDITIVO NÃO LINEAR PARA
APLICAÇÃO EM VÁLVULAS REDUTORAS DE PRESSÃO E IMPLEMENTAÇÃO EM
HIL

CARLOS FELIPE ILHA PEREIRA

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO ACADÊMICO SUBMETIDA AO DEPARTAMENTO
DE ENGENHARIA MECÂNICA DA FACULDADE DE TECNOLOGIA DA
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS
PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM SISTEMAS MECATRÔNICOS.

APROVADA POR:

Prof. Dr. André Murilo de Almeida Pinto, FGA/UnB
Orientador

Prof. Dr. Guilherme Caribé de Carvalho, ENM/UnB
Examinador Interno ao PPMEC

Prof. Dr. Renato Vilela Lopes, FGA/UnB
Examinador Externo ao PPMEC

FICHA CATALOGRÁFICA

PEREIRA, CARLOS FELIPE ILHA

Desenvolvimento de controlador preditivo não linear para aplicação em válvulas redutoras de pressão e implementação em HIL [Distrito Federal] 2016.

105p., 210 x 297 mm (ENM/FT/UnB, Mestre, Sistemas Mecatrônicos, 2016). Dissertação de Mestrado – Universidade de Brasília, Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Mecânica

- | | |
|----------------------------------|--|
| 1. Válvulas redutoras de pressão | 2. Controle preditivo baseado em modelo não linear |
| 3. Hardware in the Loop | |
| I. ENM / FT/UnB | II. Título (série) |

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

PEREIRA, C. F. I. (2016). DESENVOLVIMENTO DE CONTROLADOR PREDITIVO NÃO LINEAR PARA APLICAÇÃO EM VÁLVULAS REDUTORAS DE PRESSÃO E IMPLEMENTAÇÃO EM HIL, Dissertação de Mestrado em Sistemas Mecatrônicos, Publicação ENM.DM 113/2016, Departamento de engenharia Mecânica Universidade de Brasília, Brasília, DF, 105p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Carlos Felipe Ilha Pereira

Título: DESENVOLVIMENTO DE CONTROLADOR PREDITIVO NÃO LINEAR PARA APLICAÇÃO EM VÁLVULAS REDUTORAS DE PRESSÃO E IMPLEMENTAÇÃO EM HIL.

GRAU: Mestre ANO:2016

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

Carlos Felipe Ilha Pereira

Agradecimentos

Ao Professor André Murilo por aceitar orientar este estudo, conduzir seu desenvolvimento e pelas sugestões, revelando-se um grande diferencial para a minha formação acadêmica.

Ao Professor Walter Britto pela colaboração, apoio e sugestões durante todo o desenvolvimento deste trabalho.

Aos professores Guilherme Caribé e Renato Lopes, por terem aceitado participar da banca examinadora desta dissertação.

À UnB por ter me oferecido a oportunidade de crescer intelectualmente, na graduação e pós-graduação.

A cada professor do PPMEC que contribuiu com o meu aprendizado e aos funcionários da FGA e FT.

Ao Gerente de Automação da COMPESA Anderson Quadros, por ter apoiado e colaborado no desenvolvimento deste projeto.

A minha mãe Elza Ilha, meu pai, Joelson Pereira, e irmãs, Bruna e Bianca, pela confiança e apoio que me deram desde os meus primeiros anos escolares até hoje.

A minha namorada, Juliana Nunes, pelo carinho, apoio e companheirismo durante todo meu mestrado.

Resumo

Os recursos hídricos vêm se tornando escassos em decorrência de sazonalidades climáticas, aumento do consumo de água da população, atividades de agricultura, entre outros. Dados recentes apontam para perdas de bilhões de reais relacionadas a perdas reais ocasionadas, principalmente, por vazamentos, e aparentes, oriundas muitas vezes de erros de medição. Dessa forma, as perdas físicas contribuem para a escassez da água. Neste contexto, as Válvulas Redutoras de Pressão – VRP podem ser utilizadas em redes de distribuição de água para controlar a pressão à jusante da válvula, reduzir grandes impactos da oscilação de pressão, o que contribui para a redução de rupturas da tubulação e de vazamentos. A modelagem do processo de controle de pressão utilizada nas VRP contém não linearidades e restrições, o que o conduz a um modelo de complexidade elevada. A partir disso, é proposto o controle preditivo não linear (Nonlinear Model Predictive Control- NMPC) aplicado ao processo da VRP, representado por um modelo fenomenológico simplificado, combinado ao modelo de uma rede hidráulica. O processo foi implementado sob duas formas de atuação: a indireta e a direta. A primeira apresenta problemas de estabilidade e sensibilidade e, em decorrência disso, foi proposta uma contribuição que contempla o controle de atuação direta para modelagem fenomenológica simplificada, que não apresenta tais problemas supracitados. O NMPC é uma técnica que utiliza explicitamente o modelo do processo e considera não linearidades e restrições para prever o comportamento futuro do processo em um horizonte de predição e encontrar uma sequência ótima de controle a cada instante de amostragem. Uma técnica de parametrização exponencial foi aplicada a fim de reduzir o número de graus de liberdade no problema de otimização *on-line*, o que corroborou para um melhor desempenho do controlador. Nas simulações baseadas em modelagem indireta, utilizou-se um cenário de consumo residencial e o controlador foi avaliado sob condição ideal (todas as variáveis, inclusive o comportamento futuro do consumidor são conhecidos) e real (apenas variáveis medidas são conhecidas). Para a utilização de modelagem direta são considerados perfis de consumo industrial e residencial, e todos os casos apresentaram condições realísticas de operação da rede hidráulica. A técnica de validação *Hardware in the Loop - HIL* foi utilizada e representa um importante passo na implementação em tempo real. O controlador embarcado funcionou satisfatoriamente para todos os casos de simulação. Uma abrangente comparação de resultados aponta que o controle NMPC apresenta vantagens para serem utilizadas em VRP.

Palavras-chaves: Válvulas Redutoras de Pressão - VRP, Controle preditivo baseado em modelo não linear- NMPC, Hardware in the Loop - HIL.

Abstract

Water resources have become increasingly limited as a result of climate seasonality, increasing the population's water consumption, agriculture activities, and others. Recent data indicate financial losses of billions of reais related to real losses, mainly caused by leaks, and apparent, often derived from measurement errors. Thus, the physical losses contribute to water scarcity. In this context, Pressure Reducing Valves - PRV can be used in water distribution networks to control the valve downstream pressure, reduce large impact pressure oscillation, which contributes to the reduction of pipe ruptures and leaks. However, such process presents several nonlinearities and physical constraints leading to a highly complex model. From this, it is proposed the Nonlinear Model Predictive Control (NMPC) applied to the VRP process, represented by a simplified phenomenological model, combined with the model of a hydraulic network. The process was implemented under their ways of action: direct and indirect. The first show problems of stability and sensitivity and, as a result, it was proposed a contribution which includes the control of direct action for simplified phenomenological modeling, which has no such problems described above. The NMPC is a technique that explicitly uses the process model considering its nonlinearities and constraints to predict the future behavior of the process on a prediction horizon and find a great sequence control at each sampling instant. An parameterized approach was applied to reduce the number of degrees of freedom in the on-line optimization problem and contribute to a better controller performance. In simulations based on of indirect modeling, was used a residential consumption scene and the controller was evaluated under ideal condition (all variables, including the future behavior of the consumer are known) and real (only measured variables are known). For the use of direct modeling are considered profiles industrial and residential use, and all cases presented realistic operating conditions of the hydraulic network. The validation technique *Hardware in the Loop - HIL* was employed and represents an important step in implementing real-time. The embedded controller worked fine in all cases of simulation. A wide comparison of results show that the NMPC control has all attributes for use in VRP.

Key-words: Pressure Reducing Vaves - PRV, Nonlinear Model Predictive Control- NMPC, Hardware in the Loop- HIL.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Sinergia entre redução das perdas de água e eficiência energética. . . .	22
Figura 2 – Nível econômico de redução de vazamentos	28
Figura 3 – Evolução das perdas de água no Bairro Guará II, Brasília - DF	29
Figura 4 – Relação de redução de vazamento	30
Figura 5 – Constituição de uma VRP	31
Figura 6 – Controlador fabricado pela Ecowat	33
Figura 7 – PID de atuação direta para VRP	34
Figura 8 – Diagrama da modelagem da VRP e Rede	38
Figura 9 – Técnica de controle do MPC	42
Figura 10 – Subdivisão do controlador MPC	43
Figura 11 – Funções convexa e não convexa	53
Figura 12 – Lógica da parametrização de controle ($n_r = 3$)	55
Figura 13 – <i>Loop</i> de simulação.	58
Figura 14 – Classificação de métodos de simulação	59
Figura 15 – Arquitetura HIL	61
Figura 16 – VRP de atuação direta	64
Figura 17 – Representação esquemática para o controle preditivo com parametrização exponencial	68
Figura 18 – Rede hidráulica de simulação	70
Figura 19 – Processo da rede Hidráulica e VRP implementado em Simulink	71
Figura 20 – Diagrama de blocos do processo controlado por NMPC-MEX	75
Figura 21 – Arquitetura do sistema HIL	76
Figura 22 – Plataforma HIL utilizada.	77
Figura 23 – Diagrama de Blocos para simulação em HIL	77
Figura 24 – Perfil de consumo residencial	80
Figura 25 – Resultados do NMPC de atuação indireta	81
Figura 26 – Função custo do processo com modelagem de atuação indireta	83
Figura 27 – Perfil de consumo cenário 1	84
Figura 28 – Simulação em malha aberta da VRP com atuação direta	85
Figura 29 – Resultado para PID sem restrições- Cenário 1	86
Figura 30 – Resultados PID com restrições - Cenário 1	87
Figura 31 – Resultados do controlador NMPC- MEX -Cenário 1	88
Figura 32 – Resultados do controlador NMPC-HIL - Cenário 1	89
Figura 33 – Gráfico em zoom da Pressão à Jusante da VRP controlada por PID e NMPC	90
Figura 34 – Perfis de consumo do cenário 2	92

Figura 35 – Resultado VRP controlada por PID com restrições. Cenário 2	93
Figura 36 – Resultados do controlador NMPC- MEX - Cenário 2	94
Figura 37 – Resultados do controlador NMPC- HIL - Cenário 2	95
Figura 38 – Função custo do processo com modelagem de atuação direta	97

Lista de tabelas

Tabela 1 – Características de perdas dos sistemas de abastecimento.	22
Tabela 2 – Identificação das variáveis do modelo.	37
Tabela 3 – Tempos computacionais relacionados a problemas que se utilizou parametrização do controle	56
Tabela 4 – Classificação das simulações em tempo real	59
Tabela 5 – Parâmetros da tubulação utilizados nas simulações.	70
Tabela 6 – Parâmetros de desempenho obtidos nas simulações para a atuação indireta	82
Tabela 7 – Ganhos K_p , K_i e K_d sintonizados por PSO	86
Tabela 8 – Parâmetros de desempenho obtidos nas simulações para o cenário 1 . .	90
Tabela 9 – Parâmetros de desempenho obtidos nas simulações para o cenário 2 . .	95
Tabela 10 – Parâmetros de desempenho do controlador NMPC-MEX sob diferentes N_{ev} e τ , obtidos em simulações com o cenário 2	98

Lista de abreviaturas e siglas

ELL	<i>Economic Level of Leakage</i>
FAVAD	<i>Fixed and Variable Area Discharge</i>
HIL	<i>Hardware in the Loop</i>
MPC	<i>Model Predictive Control</i>
NMPC	<i>Nonlinear Model Predictive Control</i>
PID	Proporcional, Integral e Derivativo
VRP	Válvulas redutoras de pressão
ITAE	<i>Integral of time multiplied by the absolute value of error</i>

Lista de símbolos

x_m	Abertura da VRP
x_p	Abertura da válvula piloto
x_{pp}	Abertura da válvula solenóide proporcional linear
g	Aceleração da gravidade;
A	Área de seção transversal da tubulação
A_{cs}	Área da superfície superior do diafragma da VRP
a_1	Área da superfície do elemento principal da VRP.
a_2	Área da superfície da tampa da VRP
C_{vuv}	Capacidade da válvula agulha
C_{vpp}	Capacidade da válvula solenóide proporcional linear
C_{vm}	Capacidade da VRP
C_{vfo}	Capacidade do orifício fixo
f_{DW}	Coefficiente de Darcy-Weisbach
λ	Coefficiente de ajuste da parametrização exponencial
q	Coefficiente de ajuste da parametrização exponencial
K_p	Constante proporcional do controlador PID
K_i	Constante integral do controlador PID
K_d	Constante derivativa do controlador PID
L	Comprimento da tubulação
D	Diâmetro da tubulação
ρ	Densidade da água;
N	Horizonte de predição
k	Instante de amostragem

λ	Coeficiente de ajuste da parametrização exponencial
n_p	Número de graus de liberdade do controle parametrizado
n_r	Número de parâmetros intermediários do controle parametrizado
n_u	Número de atuadores
m_m	Massa da VRP
p_1	Parâmetro relacionado ao regime transiente na parametrização exponencial
p_2	Parâmetro relacionado ao estado estacionário na parametrização exponencial
h_m	Pressão à montante da VRP
h_j	Pressão à jusante da VRP
h_{out}	Pressão à jusante da VRP no modelo de atuação direta
h_t	Pressão no T do circuito de controle
h_c	Pressão na câmara de controle
h_{sp}	Pressão de <i>set – point</i>
p_m	Pressão à montante da tubulação
p_j	Pressão à jusante da tubulação
$x(k)$	Representação do estado do processo
$u(k)$	Representação do comando do processo
$y(k)$	Representação da saída do processo
u_{max}	Restrição para comando máximo
u_{min}	Restrição para comando mínimo
\dot{x}_m	Taxa de abertura da VRP
\dot{q}	Taxa de variação da vazão no trecho da tubulação
τ	Tempo de amostragem do processo
q_1	Vazão no orifício fixo
q_2	Vazão na válvula piloto

q_3	Vazão de entrada ou saída na câmara de controle
q_m	Vazão na VRP em função de sua abertura
ν	Velocidade de escoamento do fluido na tubulação

Sumário

1	INTRODUÇÃO	21
1.1	Objetivos	25
1.2	Organização do documento	26
2	CONTROLE DE PERDAS HIDRÁULICAS	27
2.1	Perdas de água no setor de abastecimento	27
2.2	Válvulas redutoras de pressão	31
2.2.1	Controles aplicados a VRP	32
2.2.2	Modelos aplicados a VRP	35
3	CONTROLE PREDITIVO BASEADO EM MODELO	41
3.1	Introdução	41
3.2	Estrutura do controlador	43
3.3	Formulação do MPC	43
3.4	Formulação do controle preditivo para modelos lineares	45
3.5	Controle preditivo baseado em modelo não linear - NMPC	49
3.6	Parametrização do controle	55
3.7	Técnica de validação de controlador e de simulação de processos	57
3.7.1	Hardware in the Loop - HIL	58
3.7.2	Composição do sistema HIL	60
4	METODOLOGIA	63
4.1	Validação de modelagens da VRP para implementação em HIL	63
4.1.1	Modelo fenomenológico para VRP de atuação direta	64
4.2	Projeto do controlador NMPC	65
4.2.1	Parametrização do Controle NMPC	66
4.2.2	Problema de Otimização	68
4.2.3	Modelo do processo Simulado	69
4.3	Critérios de desempenho	71
4.4	Controlador PID para o processo da VRP	73
4.4.1	Validação de controlador em <i>MatLab</i>	74
4.5	Integração do modelo e controlador em sistema HIL	75
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	79
5.1	Controlador NMPC com atuação indireta	80
5.2	Controlador NMPC com atuação direta	83

5.2.1	Cenário 1: Apenas consumidores industriais	84
5.2.1.1	Validação do modelo	84
5.2.1.2	Processo controlado por PID	85
5.2.1.3	Processo controlado por NMPC	87
5.2.1.3.1	Resultados para a implementação em MatLab - MEX	87
5.2.1.3.2	Resultados para a implementação em HIL	89
5.2.1.3.3	Comparação dos controladores	89
5.2.2	Cenário 2: Consumidores Residenciais e Industriais	92
5.2.2.1	Processo controlado por PID	92
5.2.2.2	Processo controlado por NMPC	93
5.2.2.2.1	Resultados para a implementação em MatLab	93
5.2.2.2.2	Resultados para a implementação em HIL	94
5.2.2.2.3	Comparação dos controladores	94
5.3	Avaliação do controlador NMPC	96
5.4	Conclusões	99
6	CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS	101
	REFERÊNCIAS	103

1 Introdução

A necessidade de redução dos níveis de perdas hidráulicas decorrem da elevada demanda por água no contexto global. Nesse sentido, o seu uso racional é de interesse crescente na sociedade civil e nos órgãos gestores que procuram soluções tecnológicas viáveis para fornecimento de água para a população.

Entre todos os elementos que compõem o universo, a água é aquela que melhor simboliza a essência do homem, constituindo-se num elemento essencial à vida (Magalhães, 2004). A água, como insumo fundamental à sobrevivência, configura-se como elemento insubstituível em diversas atividades humanas, além de manter o equilíbrio do meio ambiente.

Contudo, o acelerado crescimento populacional no mundo tem conduzido ao aumento da demanda de água, o que vem ocasionando problemas que aumentaram a escassez desse recurso, dada a utilização predatória dos recursos hídricos e da intensificação das atividades de caráter poluidor e contaminação dos corpos de águas superficiais e subterrâneos. Ater-se sobre a relevância de repensar a questão da água, em suas diversas dimensões, é preocupar-se com a sobrevivência da espécie humana, da conservação e do equilíbrio da biodiversidade e das relações de dependência entre seres vivos e ambientes naturais.

A dificuldade de obtenção de água potável decorrente das sazonalidades climáticas, tanto no Brasil, quanto no mundo, é um problema a ser resolvido. Neste sentido, perdas operacionais de água dos sistemas de abastecimento devem ser reduzidas ao máximo para que a utilização do recurso natural seja sustentável a longo prazo (Ramos; Covas; Araujo, 2004).

Os baixos níveis dos reservatórios de água brasileiros geram incerteza na segurança de abastecimento das cidades, como vêm ocorrendo em São Paulo - SP, causando necessidade de consciência de consumo da população, implementação de sistemas de captação alternativa, reuso de água, além de melhora operacional da distribuição a fim de reduzir o nível de perdas reais e, conseqüentemente, evitar perda do recurso hídrico (Instituto Trata Brasil, 2015). As perdas reais se referem ao volume de água disponibilizado que é desperdiçado e não chega às unidades de consumo dos clientes, enquanto perdas aparentes representam a quantidade de água que não é devidamente computada nas unidades de consumo, em decorrência de erros de medição e furtos (ABES, 2013).

Conforme consta na tabela 1, os vazamentos são as principais ocorrências de perdas reais e têm várias características negativas. Esse tipo de perda impacta negativamente na quantidade do recurso natural, o que não ocorre com as perdas aparentes, pois há

utilização do produto.

Tabela 1 – Características de perdas dos sistemas de abastecimento. Fonte: [ABES \(2013\)](#).

Itens	Perdas Reais	Perdas Aparentes
Tipo de ocorrência mais comum	Vazamento	Erro de Medição
Custos associados aos volumes de água perdidos	Custo de produção	Tarifa
Efeitos no Meio Ambiente	Desperdício do Recurso Hídrico; Necessidades de ampliações de mananciais.	-
Efeitos na Saúde Pública	Risco de contaminação	-
Empresarial	Perda do Produto	Perda de receita

Essas informações demonstram que fazer prevenção de vazamentos impacta positivamente nos dados contábeis das companhias de abastecimento, contribui para a conservação do recurso natural e reduz o risco de contaminação de água disponível à população. A importância dessa medida pode ser verificada com a quantificação das perdas, que será abordada posteriormente.

Além da contextualização que aponta diversos pontos críticos que justificam a necessidade de redução das perdas de água, há outro benefício que é a redução do consumo de energia, devido à sinergia entre eficiência energética e o conteúdo abordado, conforme fluxograma apresentado por [ABES \(2013\)](#), na figura 1.

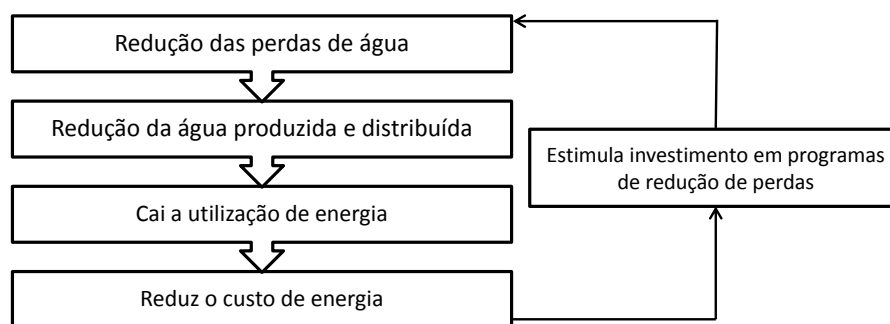


Figura 1 – Sinergia entre redução das perdas de água e eficiência energética. Adaptado de [ABES \(2013\)](#)

Existem quatro componentes principais para redução de perdas reais: gerenciamento da infraestrutura, gerenciamento de pressões, controle ativo de vazamentos (busca de vazamentos não informados à concessionária) e controle da velocidade e da qualidade dos reparos efetuados na rede ([Lambert, 2002](#)). Dentre essas formas de intervenção, o gerenciamento de pressões pode ocorrer com a implementação de Válvulas Redutoras de

Pressão - VRP e é uma solução em que a engenharia de controle pode buscar alternativas positivas com o desenvolvimento de pesquisas.

Segundo [Gonçalves e Lima \(2007\)](#), a implementação de controle de pressão por meio de VRP é uma das ferramentas mais importantes para reduzir a incidência dos vazamentos. Na mesma vertente, [Thornton \(2003\)](#) afirma que a intermitência de fornecimento causa picos de pressão na rede que, por sua vez, causam danos à tubulação em menores intervalos de tempo. Por meio das VRPs pode-se reduzir a ocorrência de fugas de água do sistema sem prejuízo do desempenho hidráulico do sistema ([Ramos; Covas; Araujo, 2004](#)).

A VRP têm uma forma de auto-controle mecânico, em que, com o próprio fluxo hidráulico, é estabelecida uma dinâmica que faz com que a pressão de saída aproxime-se do valor de referência. Quando atuada eletronicamente, o princípio de funcionamento dessa válvula consiste em acionar um atuador sempre que a pressão a jusante estiver demasiadamente elevada. O objetivo do controle da VRP é que seja mantida a pressão de saída em um valor de referência desejado. Essas duas formas de controle podem ser estabelecidas de modo que atendam às necessidades operacionais do sistema hidráulico ([Ramos; Covas; Araujo, 2004](#)).

Os controladores eletrônicos permitem controle da pressão de saída da VRP em função de horários, da demanda ou de pressões da rede. Esses controladores classificam-se quanto a atuação, que pode ser direta, quando controlam diretamente a abertura da válvula principal e indireta, quando controlam indiretamente a pressão de saída por meio de uma válvula piloto. As pesquisas atuais relatam o desenvolvimento e a implementação de controladores PID para o problema em questão. [Prescott e Ulanicki \(2008\)](#) desenvolveram um controlador PID aplicado a um modelo comportamental da válvula. Uma outra contribuição nessa linha de pesquisa foi efetuada por [Quadros \(2013\)](#), em que foi utilizada a modelagem fenomenológica e efetuada substituição do atuador da VRP e no modelo fenomenológico simplificado para desenvolvimento e sintonia de controlador PID.

O controlador estabelecido nessa pesquisa foi baseado em um modelo fenomenológico simplificado, desenvolvido por [Prescott e Ulanicki \(2003\)](#). Esse modelo é não linear, contabiliza os fenômenos físicos ocorridos na VRP e desconsidera os atritos. Além disso, foi efetuada uma modificação no circuito de controle de forma que a atuação seja direta. Em relação ao atuador do processo, foi seguida, neste trabalho, a contribuição de [Quadros \(2013\)](#) em que se utilizou uma válvula proporcional linear para estabelecer uma relação linear entre o sinal de controle e a abertura da válvula atuadora. Isso possibilita a implementação de sistemas de controle avançados.

A utilização de modelo não linear e restrições operacionais do sistema abre espaço para a utilização de controle preditivo baseado em modelo não linear (*Nonlinear Model Predictive Control - NMPC*). Essa técnica utiliza explicitamente o modelo do sistema

para prever seu comportamento futuro, minimiza uma função custo para encontrar uma sequência ótima de controle e aplicar a primeira ação dessa sequência (Moutinho et al., 2012; Alamir, 2013). A aplicação da modelagem não linear é oriunda da melhor representação dinâmica do processo e da impossibilidade de linearização do modelo. As restrições do processo são condicionantes que também justificam a escolha dessa metodologia.

Nos últimos anos, o MPC teve ampliação em sua utilização voltada às indústrias. São milhares as aplicações comerciais sendo que as áreas de refinaria, petroquímica e química estão entre as que mais demandaram esse controlador devido à dinâmica lenta desses processos. Além dessas indústrias, ocorreu aplicação do MPC em processos de indústrias de papel, ar e gás, utilidades, metalurgia, alimentos, polímeros, fornos aeroespacial, automotiva entre outras modalidades. Por sua vez, o NMPC teve dezenas de aplicações com maior demanda na indústria química (Santos, 2007).

A dinâmica lenta dos sistemas de água e, sobretudo, das VRP que operam de forma auto-controlada, contribui para a utilização desse controle preditivo, já que, ocorre otimização *on-line*, o que demanda grande poder de processamento e é a etapa mais crítica desse controlador. No entanto, são necessárias rápidas ações de controle para se obter boa performance. Os avanços da computação e da tecnologia trouxeram aumento da velocidade de cálculo dos processadores e da memória de armazenamento, assim, ocorreu melhoria no *software* de programação e a incorporação de ferramentas matemáticas. Esses avanços resultaram no desenvolvimento de aplicações industriais de controle, principalmente para o controlador preditivo, que é altamente dependente de recursos computacionais (Negenborn et al., 2009; Murilo, 2009).

Um desafio da implementação do controlador NMPC é devido à necessidade de reduzir o problema de otimização *on-line* mesmo que os recursos de processamento sejam melhores, visto que se busca uma solução de controle embarcado para possibilitar utilização do controlador no processo. Para isso será proposta a técnica denominada parametrização de controle, que deve ter quantidade pequena e adequada de parâmetros para ocorrer um ganho de desempenho a partir de sua implementação. Também é um desafio reconhecer como tratar, na simulação, a previsão da demanda futura de água, que será caracterizada pelo consumo dos consumidores da rede.

A proposta desta dissertação consiste no desenvolvimento de uma estratégia de controle preditivo que considera as restrições do sistema e utiliza um modelo não linear, estabelecido mediante análise dos princípios físicos de funcionamento. Em se tratando desse controle serão aferidos os seguintes índices de desempenho: desvio padrão em relação ao *set-point*, valores de máximo, mínimo e média da pressão de saída em relação à referência, custo apurado pelo critério de desempenho ITAE - *Integral of time multiplied by the absolute value of error*, além de *over-shoot* e tempo de acomodação. Esses índices serão utilizados como métrica para comparação de desempenho entre controle PID (Pro-

porcional, Integral e Derivativo) aplicado à VRP, cujos resultados constam na literatura, e o controlador preditivo estabelecido para o problema da VRP.

Como forma de mostrar a implementação prática desta estratégia de controle, será utilizada uma plataforma do tipo HIL (*Hardware in the loop*) que são sistemas de simulação que permitem projetar, desenvolver, testar e validar processos e controladores. Sua composição têm um microcontrolador, sistema de aquisição de dados, computador de execução de *software* para simular o processo de rede composta por VRP utilizando modelo implementado em *Simulink* e computador de desenvolvimento de *software* para desenvolver o controlador e o modelo do processo. A metodologia supracitada vêm sendo mais empregada devido a necessidade de redução de custos e de riscos operacionais e por estabelecer um ambiente com projeto muito próximo ao processo real, devido ao interfacamento real entre o sistema controlado e o controlador, que é desenvolvido com sinais de controle reais, como aqueles utilizados na indústria para a aplicação que se trabalha. (Ayasun et al., 2007; Isermann; Schaffnit; Sinsel, 1998). Uma outra vantagem de utilizar essa plataforma para o controle NMPC é poder avaliar o custo computacional inerente ao controlador, o que permite identificar a viabilidade de se embarcar essa estratégia de controle.

Espera-se que o controlador NMPC parametrizado possibilite melhores resultados, avaliados com as métricas anteriormente citadas, no combate às perdas físicas, em relação aos controladores que não utilizam um modelo completo ou que não efetuem previsões do comportamento futuro para solucionar o problema. A utilização do HIL contribuirá para o estabelecimento de condições mais próximas à implementação prática na avaliação dos resultados de controle e validar sua aplicação no processo industrial.

1.1 Objetivos

Esta pesquisa ocorreu no âmbito do estudo de técnicas de controle, tendo como objetivos gerais desenvolver e validar o controle NMPC para VRP.

Os objetivos específicos compreenderam:

1. Projetar e implementar em tempo real o controlador NMPC com utilização do método de parametrização;
2. Avaliar e comparar os resultados do controlador NMPC com os resultados do controlador PID.
3. Utilizar uma plataforma HIL para simular o processo da VRP e rede controlado por NMPC;
4. Comparar a modelagens fenomenológicas de atuação direta e indireta para VRP;

1.2 Organização do documento

No capítulo 2 será apresentado um diagnóstico e dados acerca de perdas de água no Brasil, conceituação do gerenciamento de pressões, importância da implementação de VRP para redução de índices de perdas físicas além dos controladores aplicáveis à essa válvula.

O capítulo 3 compreende a teoria de controle preditivo e considerações acerca da implementabilidade em um sistema embarcado. A otimização da função custo demanda elevada capacidade de processamento, uma vez que, é um processo que ocorre *on-line*. Uma forma de atacar esse problema é por meio de parametrização do controle. Também é abordada a técnica de validação de controlador e de simulação *HIL*. A integração do modelo simulado e do controlador via sistema de aquisição de dados, contribui com a obtenção de resultados do controlador real e possibilita a análise do custo computacional para utilização do controlador embarcado e verificar a viabilidade da solução.

No capítulo 4, serão apresentadas as soluções de modelagem, do controlador NMPC e da plataforma HIL aplicados ao problema da VRP. Essas soluções compreendem a metodologia que viabiliza a implementação do controlador preditivo, com o detalhamento do controlador utilizado e os componentes da plataforma de simulação.

Apresentam-se os resultados obtidos e o desempenho do controlador no capítulo 5. São analisados os resultados do controle NMPC e comparados com os do controle PID que consta na literatura. Também são comparados os resultados obtidos entre o controlador implementado em HIL e o controlador previamente validado em MatLab, e analisa-se a diferença de resultados frente à restrição computacional imposta.

Por fim, são expostas considerações finais da dissertação e trabalhos futuros que poderão ser desenvolvidos.

2 Controle de perdas hidráulicas

Neste capítulo, serão abordadas as definições de perdas hidráulicas, as classificações e estabelecidas maneiras de reduzir a fuga indevida de água do setor de abastecimento. Também abordam-se definições sobre a VRP, um equipamento que possibilita atuar na redução dos índices de perdas a partir do controle da pressão de saída. Além disso, controladores comerciais e não comerciais – registrados na literatura –, do tipo PID, são referenciados nesta seção.

2.1 Perdas de água no setor de abastecimento

As perdas hidráulicas são classificadas em perdas aparentes e reais. As primeiras representam a perda comercial em que parte do volume utilizado não é cobrado adequadamente, seja devido à aplicação de tarifação mínima para uso não medido ou em decorrência de erros de medição. Perdas reais de água são representadas pelo volume de água captada que é perdido antes de chegar ao consumidor final e, sobre elas, estão atrelados ônus financeiros visto que há gastos com a produção e distribuição do produto (ABES, 2013).

Lambert (2002) define gerenciamento de perdas e apresenta alguns dados. Segundo o autor, o processo de gerenciar perdas aparentes tem como ferramentas testes de amostragem estruturados ou estimados por um robusto procedimento local. Alguns países como Malásia, Coreia e Austrália, têm melhores desempenhos quando comparados com os níveis de perdas atuais do Brasil, seus índices ficam abaixo de 9% do volume de água que entra no sistema.

Quanto ao gerenciamento de perdas reais, têm-se quatro componentes principais: gerenciamento da infraestrutura, controle ativo de vazamentos, velocidade e qualidade nos reparos e gerenciamento de pressões. Esta pesquisa é relacionada ao gerenciamento de pressões, que pode ser efetuado com setorização da rede, instalação de VRP, minimização da variação e frequência dos surtos, além do controle do nível e vazão dos reservatórios de armazenamento.

A literatura aborda que na prática de gestão de vazamento não é tradicional medir pressões de funcionamento, ou diminuir a pressão em conta da análise de dados de vazamento, comparando o desempenho ou metas. Muitos profissionais acreditam ainda, de forma incorreta, que a fuga do sistema é relativamente insensível à pressão, e que os efeitos de gestão de pressão não podem ser previstos com qualquer grau de certeza. Em alguns sistemas em que o gerenciamento de pressão foi conduzido, a seleção de válvulas de

controle inadequado e/ou manutenção inadequada, resultaram em problemas (Thornton, 2003).

A dimensão das perdas é apresentada em um estudo do Instituto Trata Brasil (2015) realizado com dados de 2013, ao apontar que o volume de água tratada não contabilizado pelas empresas de saneamento do Brasil foi de 39.1%, esse número inclui além das perdas reais, perdas aparentes — compostas por ligações clandestinas, falta de hidrômetros, erros de medição e fraudes.

As perdas reais, que podem ser reduzidas por modernização da rede, representaram 36,9% do volume não faturado, número menor que os 45,6% reportados em 2004, o que indica melhora nos sistemas de gerenciamento naquele período. A implementação de aperfeiçoamento dos sistemas de gerenciamento deve abranger tanto as perdas aparentes como as perdas reais. No entanto, ainda há muito o que se evoluir e, para isso, é necessário gerenciar essas perdas.

As perdas aparentes apontadas em pesquisa desenvolvida por ABES (2013) foram, em 2007, de 1,633 bilhão de m^3 , já as perdas reais foram de 3,927 bilhões de m^3 . O instituto ainda valorou os ganhos da redução dessas perdas, utilizando tarifa média de R\$1,87/ m^3 para perdas aparentes e com o custo marginal de R\$1,07/ m^3 para as perdas físicas, o que resultou em R\$3,052 bilhões e R\$4,055 bilhões para perdas aparentes e reais respectivamente. A partir dos dados apresentados, identifica-se que o ônus em perdas reais é maior do que o em perdas aparentes e, assim como as perdas aparentes, há necessidade de redução de perdas reais.

Existem muitas possibilidades de melhoria dos índices supracitados, entretanto, isso confronta-se com a questão econômica: o custo de eliminação ou redução de pequenas perdas inviabiliza essa contenção. Na figura 2 o ponto de equilíbrio em relação a esses custos de manutenção e vazamento está esboçado e é mostrado pelo ponto *Economic Level of Leakage* - ELL (EPA, 2010).

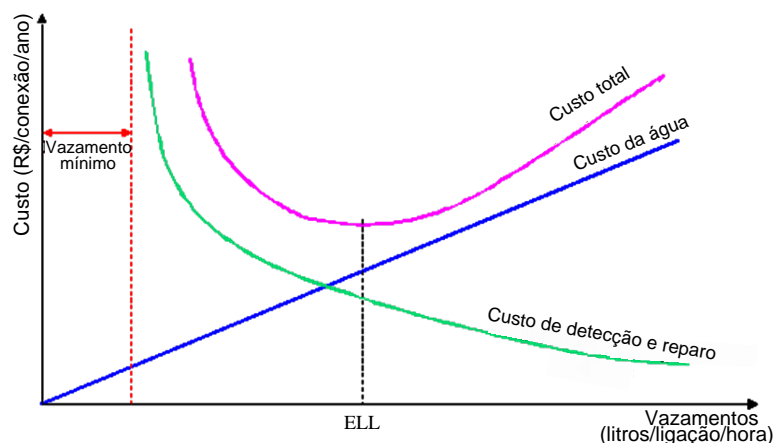


Figura 2 – Nível econômico de redução de vazamentos (EPA, 2010)

Conforme apontado por [Gonçalves e Lima \(2007\)](#), um sistema com alta pressão está mais propício à grande quantidade de vazamentos e, caso seja viável, a redução dessas pressões com VRP ou utilização de reservatórios destina-se à melhoria da qualidade do sistema quanto à quantidade de ocorrências de vazamentos. O estudo de caso abordado pelo autor, aponta a evolução das perdas de água de um bairro do Distrito Federal - DF entre 1992 e 2001, vinculadas a aplicação de pesquisa e reparo de vazamentos em 1992 e instalação de VRP em 1997. Com esse equipamento, reduziu-se a pressão da tubulação durante o período noturno de 50 para 30 mca, impactando positivamente para a redução de vazamentos. Tais dados estão representados na figura 3.

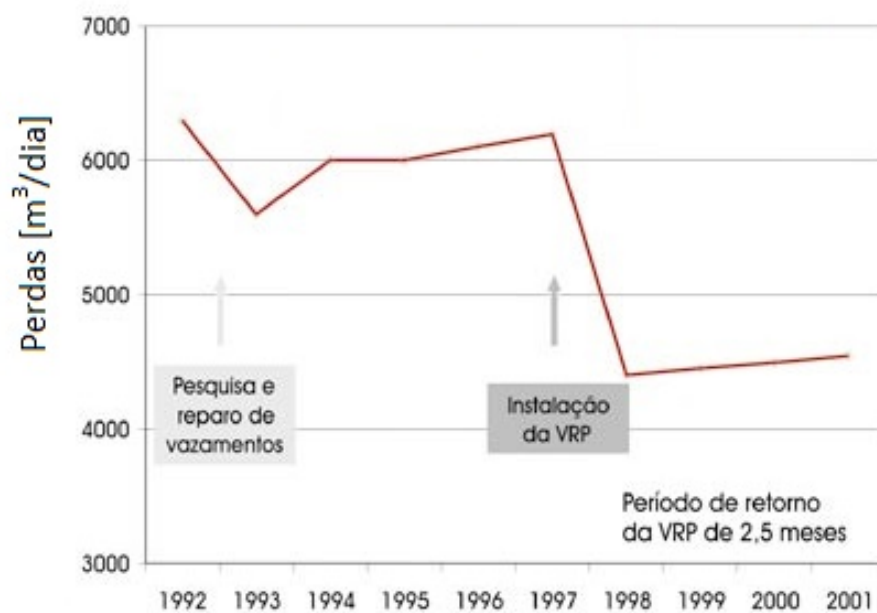


Figura 3 – Evolução das perdas de água no Bairro Guará II, Brasília - DF ([Gonçalves; Lima, 2007](#))

A análise dessas informações permite inferir que alguns dos benefícios da redução e controle de pressões é o aumento da vida útil dos componentes da distribuição e redução no número de rupturas da tubulação. A utilização de válvulas de controle na rede hidráulica permite efetuar a gestão de pressões de forma acessível e eficaz, corroborando no controle de perdas. Dessa forma, é necessário conhecer o comportamento das perdas em função da mudança de pressão.

O modelo hidráulico *Fixed and Variable Area Discharge* - FAVAD estabelece a relação da redução de velocidade de vazamento ($\frac{L_1}{L_0}$) em função da redução de pressão de operação da rede ($\frac{P_1}{P_0}$). Esse modelo é mostrado na equação 2.1.

$$\frac{L_1}{L_0} = \left(\frac{P_1}{P_0}\right)^{N1} \quad (2.1)$$

A razão entre velocidade atual L_1 e velocidade anterior L_0 varia com a relação entre pressão atual P_1 e pressão anterior P_0 elevada ao expoente $N1$, o qual é dependente de características das redes hidráulicas como material da tubulação e dimensão. Dada a característica da rede, expressa por $N1$, e estados de velocidade de vazamento L_0 e pressão de operação P_0 , em um instante inicial, o modelo relaciona qual será a nova velocidade de vazamento L_1 para uma nova pressão de operação P_1 . No Brasil esse valor está entre 0.5 e 1.5, o que demonstra que algumas das redes têm piores resultados na redução de vazamento do que redes existentes no Japão, cujo expoente $N1$ é de 1.15. Na figura 4 está o gráfico que é obtido para alguns valores de $N1$ quanto à relação de vazamentos (Lambert, 2002).

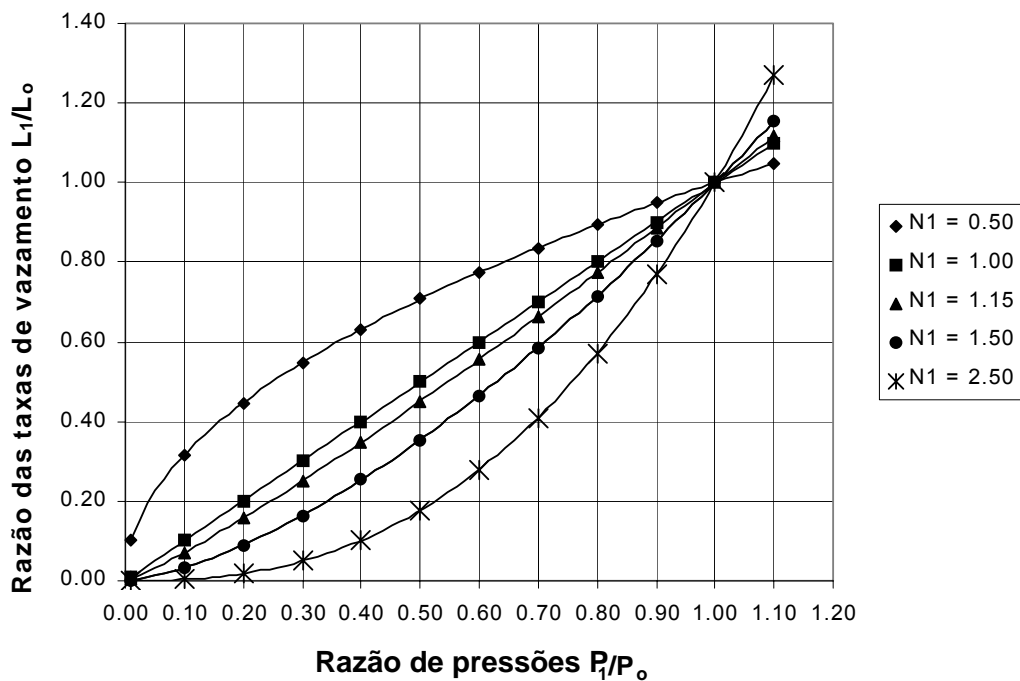


Figura 4 – Relação de redução de vazamento (Lambert, 2002)

Sistemas de fornecimento intermitente podem sofrer vazamentos de 10 a 20 vezes maior do que o número anual de vazamentos registrados em sistemas de pressão constante. Visto isso, é importante a utilização do gerenciamento de pressões para que se possa monitorar os momentos necessários de realizar intervenção de controle sobre o sistema (Thornton, 2003).

Com isso, serão apresentados no próximo tópico os princípios de funcionamento, as modelagens e controladores, tanto comerciais como os trabalhados em pesquisa de controle para VRP.

2.2 Válvulas redutoras de pressão

Segundo [Denapoli et al. \(2001\)](#), as válvulas redutoras de pressão - VRP são dispositivos muito utilizados devido a sua importância para a eliminação de pressões elevadas. Esses dispositivos não necessitam de alimentação de energia externa pois utilizam a energia da água em um circuito de pilotagem hidráulico-mecânico e têm a função de manter a pressão a jusante constante, sem depender de vazão ou pressão a montante da válvula. Para que o dispositivo possa ser instalado nas redes hidráulicas, faz-se necessário segmentar a rede em setores de acordo com as características topológicas para melhor eficácia ([Bairos, 2008](#)). A utilização desse componente permite controle automático da distribuição de água, sendo necessária apenas a regulagem da válvula piloto. Na figura 16 encontra-se a constituição dessa VRP para melhor compreensão.

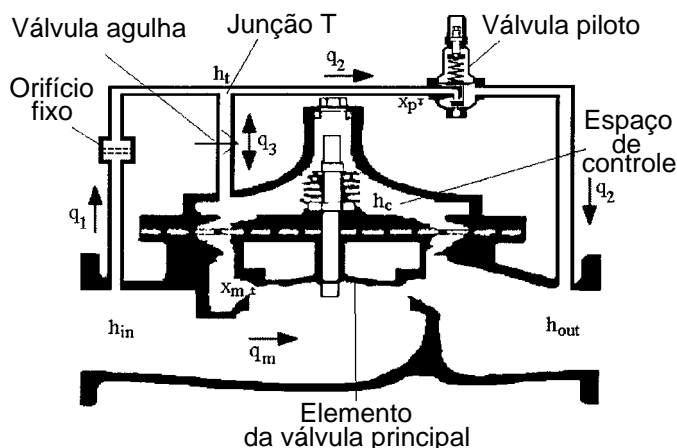


Figura 5 – Constituição de VRP Cla-val de atuação indireta ([Prescott; Ulanicki, 2003](#)).

Da forma como mostrada, a pressão a jusante da VRP é controlada a partir do estabelecimento da abertura da válvula piloto (*pilot valve*) e da válvula agulha no circuito hidráulico auxiliar, o qual, proporciona um auto controle por meio da dinâmica hidráulica estabelecida.

Outra forma de operação é denominada de atuação indireta, a partir de regulagens da válvula piloto. A dinâmica é estabelecida da seguinte forma: Dada uma pressão a jusante maior que a pressão de referência, fecha-se a válvula piloto, impactando no aumento da pressão na junção "Tê", que, por sua vez, eleva a pressão sobre a válvula principal, a qual fechará, reduzindo a pressão disponível à jusante da VRP (h_{out}). O processo de liberação da válvula principal, para aumento da pressão a jusante, é efetuado com a abertura da válvula piloto e conseqüentemente redução da pressão sobre a válvula central, o que aumenta a vazão da água e a pressão a jusante da VRP ([Prescott; Ulanicki, 2003](#)).

Quanto à configuração de funcionamento para atender o desempenho hidráulico do sistema, são possíveis quatro formas. Na primeira, a válvula de carga constante, reduz e

estabiliza a pressão a jusante em um valor determinado, para qualquer que seja a pressão a montante.

A segunda, designada de VRP com queda constante, mantém a diferença constante entre pressão a jusante e a montante da ferramenta, fazendo com que a pressão a jusante varie com mesma magnitude da pressão a montante.

A terceira é chamada de VRP com carga constante variável no tempo e mantém a pressão a jusante constante em intervalos de tempo pré estabelecidos.

A última forma de funcionamento é referenciada como carga ajustável automaticamente em função da variação dos consumos e ela atua com redução da pressão a jusante em função da vazão demandada ou da variação de pressão em seções críticas da rede. Essa forma de operação demanda um sistema de medição de vazão para que a variação da quantidade de água consumida seja acompanhada pela variação de pressão a jusante (Ramos; Covas; Araujo, 2004).

A classificação dos controladores automáticos para VRP é subdividida em controladores mecânicos e os controladores eletrônicos. No caso dos mecânicos, efetua-se a intervenção de controle por meio da regulagem mecânica de um parafuso da válvula piloto, que possibilita o estabelecimento de uma faixa de operação para a pressão de saída.

Das duas classes de controladores aplicados a VRP, são os controladores eletrônicos que permitem maior funcionalidade na utilização da VRP e monitoramento e controle (Quadros, 2013). Esse ganho de funcionalidade permite a gestão mais eficiente dos níveis de serviço e do desempenho hidráulico do sistema. Além disso, pode-se estabelecer uma trajetória de referência variável no tempo - dependente da demanda hidráulica, a fim de atender o modo de funcionamento da VRP com carga ajustável automaticamente em função da variação dos consumos, o que significa alterar a pressão à jusante em função da vazão ou da pressão em sessões críticas da rede (sessões de menor pressão) (Ramos; Covas; Araujo, 2004).

2.2.1 Controles aplicados a VRP

Quanto aos controladores eletrônicos aplicáveis a VRP's, alguns deles são de atuação direta, os quais atuam diretamente na câmara de controle da válvula intervindo na pressão no espaço de controle (*control space*) e de atuação indireta, os quais controlam a pressão a jusante a partir do *set-point* da válvula piloto. O equipamento *Autobox* desenvolvido pela *Vector Technology* é um controlador comercial de atuação direta composto por válvulas elétricas *on/off*. Esse sistema proporciona abertura e fechamento da válvula principal (*main valve*) da VRP quando a pressão de jusante está fora da região delimitada pelo *set-point* e banda morta. O funcionamento baseia-se em passos de tempo e de pressão, que são definidos pelo operador (Quadros, 2013).

Controladores de atuação indireta atuam por meio da válvula piloto de modo a que o sistema alcance o *set – point* da pressão de saída. O modelo *Ecowat*, figura 6, é um desses controladores produzido pela Technolog. Esse modelo funciona por meio da medição das pressões de entrada e saída do sistema e envia um sinal de controle para a válvula piloto. O controlador comunica-se com sinal de 4-20mA, é implementado em um dispositivo à prova d'água, seguida pela norma IP68, e apresenta um *display* e dois botões para configuração (Technolog, 2015). Outra versão dese dispositivo foi listada por Quadros (2013): o *Autowat* utiliza válvulas *on/off* para efetuar a abertura e o fechamento da VRP e o equipamento possibilita configuração do *set-point* da pressão de saída de acordo com o horário do dia. (Quadros, 2013).

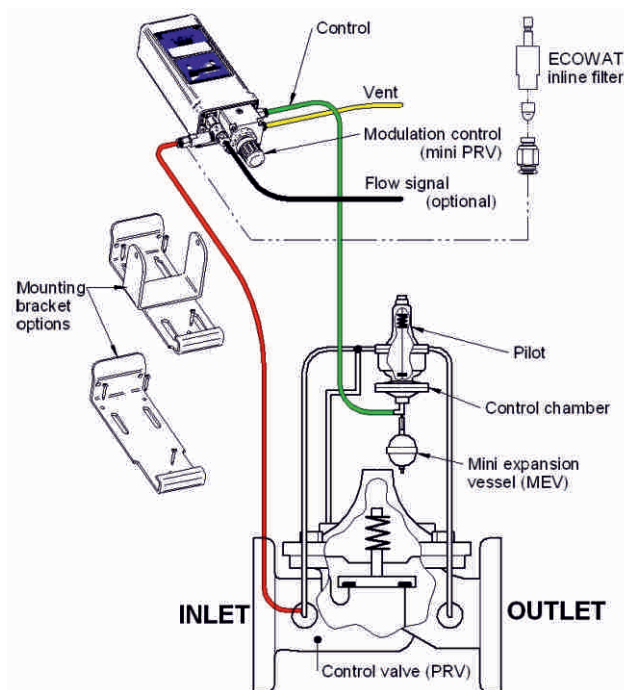


Figura 6 – Controlador fabricado pela Ecowat (Technolog, 2015).

Pesquisas já existentes abordam o desenvolvimento de controladores PID. O primeiro deles, proposto por Prescott e Ulanicki (2008) funciona com atuação direta, como mostrado na figura 7.

A partir do diagrama mostrado, visualiza-se que o controle das válvulas no circuito auxiliar possibilita o controle direto da vazão q_3 , daí é caracterizada uma atuação direta. Esse controlador tem por finalidade minimizar os impactos: dos grandes transientes de pressão - causados pela mudança abrupta de demanda- e das pequenas e persistentes flutuações de pressão - causados por uma resposta ruim da VRP. O autor afirma que sob o tempo de amostragem padrão (15 minutos) das companhias de abastecimento, as VRPs aparentam ter um bom desempenho, porém, ao elevar a frequência de amostragem pode-se identificar que a pressão de saída da VRP oscila consideravelmente com pequenas

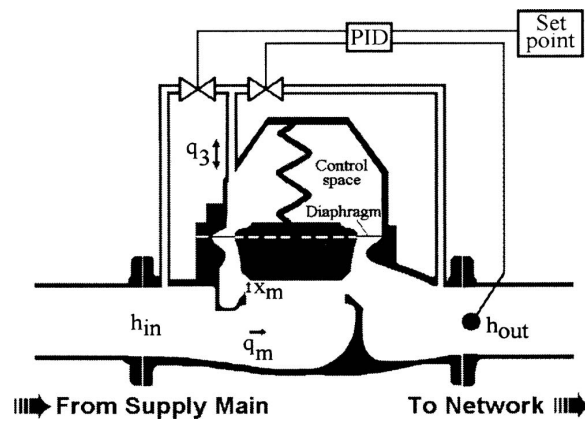


Figura 7 – Implementação de PID de atuação direta para VRP (Prescott; Ulanicki, 2008).

flutuações da demanda, com isso ele propõe a utilização do sistema de controle alternativo.

Na pesquisa supracitada, foram desenvolvidos e sintonizados controladores PID para três casos, cada um com uma configuração de rede hidráulica. Duas das redes hidráulicas são semelhantes: consideram uma região de de abastecimento dividida em 16 quadras (dispostas na forma 4x4), em que cada tubo hidráulico tem tamanho de 200 m e vazamentos distribuídos igualmente em cada nó. A diferença está no abastecimento das redes, que é feito com uma VRP no primeiro caso e duas no segundo. No terceiro estudo de caso foi considerado comportamento de uma rede hidráulica composta por 130 grandes consumidores. A proposta considerou a utilização de válvulas, como por exemplo as válvulas solenoide, para serem atuadoras no sistema. Uma modelagem comportamental da VRP foi utilizada. Os controladores proporcionaram uma redução de variância no resultado de controle de pressão em 95% no pior caso (Prescott; Ulanicki, 2008).

Também foi desenvolvida pesquisa sobre implementação de controlador PID de atuação indireta. Quadros (2013) baseou-se em um modelo para VRP diferente do utilizado na pesquisa de Prescott e Ulanicki (2008). Para simular o processo, o autor utilizou a modelagem fenomenologia simplificada da VRP proposta por Prescott e Ulanicki (2003) e identificou que seria um grande ganho efetuar a modificação do atuador nessa modelagem: no estudo foi proposta a utilização de uma válvula solenoide proporcional linear em substituição à válvula piloto com diafragma ou solenoide do tipo *on/off* a fim de que a relação entre sinal de controle e variável controlada fosse seguida. Para a simulação também foi necessário considerar uma rede hidráulica em que a VRP estivesse inserida. A modelagem dessa rede hidráulica é composta por modelos de válvulas de bloqueio e de tubos, conectados em série. Esse autor desenvolveu o controlador em *software MatLab/Simulink*, e avaliou o resultado de controle para diferentes técnicas de sintonia: Astrom-Hagglund, *Gain Scheduling* e Algoritmos Genéticos - AG. A sintonia por AG obteve os melhores resultados de controle quanto à custo (mensurado por critério ITAE), variância

e valores de máxima e mínima pressão de saída durante a simulação. O método ITAE pondera com pesos menores os erros iniciais grandes e com pesos maiores os erros que ocorrem mais tarde (Ogata, 1985). Esses índices também serão utilizados como métrica de desempenho do controlador preditivo para que se possa estabelecer um comparativo.

Em se considerando a proposta desta dissertação, de desenvolver o controle preditivo não linear – NMPC para VRP, foi pesquisada a implementação desse tipo de controlador para o problema em questão e foi identificado a existência de um outro tipo de controle preditivo, não relacionado diretamente às VRP, mas também relacionado à para perdas hidráulicas. Ulanicki et al. (2000) formularam e investigaram métodos para planejamento e implementação de estratégias de controle *on-line*, preditivo e controle por realimentação, para estimar o máximo potencial de redução de perdas em pequenas redes de abastecimento de água, subsetores, em que existem várias VRP's instaladas, as quais têm diferentes *set-points*, utilizando um modelo padrão de equações hidráulicas adicionados fluxos de vazamentos hidráulico a esse modelo. A pesquisa obteve resultados para a predição da demanda bastante próximos aos valores de demanda do sistema, o que mostra que a técnica é aplicável ao processo. Nesse controle preditivo, as variáveis controladas são os *set-points* das diferentes VRP's dos subsetores, assim é um escopo diferente do proposto pelos outros controladores abordados e do controle NMPC que será proposto, cuja variável controlada é a pressão a jusante da VRP.

2.2.2 Modelos aplicados a VRP

Um modelo de atuação direta desenvolvido por Prescott e Ulanicki (2008) contabiliza dados oriundos da observação comportamental da válvula, conforme mostrado na figura 7. Esse modelo foi obtido a partir da medição da abertura da VRP e o seu relacionamento com o erro: a taxa de abertura da válvula tem de ser proporcional ao erro (representado pela diferença entre o *set-point* e a pressão à jusante).

A modelagem dessa válvula é mostrada nas equações 2.2, 2.3, 2.4.

$$q_m = C_v(x_m)\sqrt{h_{in} - h_{out}} \quad (2.2)$$

$$\dot{x}_m = \frac{q_3}{A_{cs}(x_m)} \quad (2.3)$$

$$q_3 = \begin{cases} \alpha_{open}(h_{set} - h_{out}) & \text{se } \dot{x}_m \geq 0; \\ \alpha_{close}(h_{set} - h_{out}) & \text{se } \dot{x}_m \leq 0. \end{cases} \quad (2.4)$$

As variáveis tem as seguintes aplicações: q_m é vazão da VRP, q_3 a vazão no espaço de controle, h_{set} é a pressão de referência a ser seguida pelo controlador, C_v é a capacidade

da válvula em função de sua abertura, A_{cs} é a área da superfície superior do diafragma da VRP, a taxa de abertura da válvula principal \dot{x}_m é mensurada a partir da vazão q_3 , a qual depende das constantes de proporcionalidade α_{open} e α_{close} e a pressão de entrada e de saída são contabilizadas por h_{in} e h_{out} respectivamente.

Por sua vez, o controlador PID de atuação indireta desenvolvido por Quadros (2013), foi avaliado em simulação com o modelo de uma rede hidráulica interligado ao modelo fenomenológico simplificado da VRP estabelecido por Prescott e Ulanicki (2003), com uma modificação no atuador do processo.

A modelagem fenomenológica simplificada é apresentada nas equações 2.5 a 2.12. A equação 2.7 representa o modelo da válvula solenoide proporcional linear proposta por Quadros (2013).

$$\dot{x}_m = \frac{q_3}{A_{cs}(x_m)} \quad (2.5)$$

$$\rho g(h_m a_1 + h_j(a_2 - a_1) - h_c a_2) - m_m g + \frac{\rho q_m^2}{a_1} = 0 \quad (2.6)$$

$$C_{vpp}(x_{pp}) = 0,2808 * x_{pp} \quad (2.7)$$

$$q_m = C_{vm}(x_m) \sqrt{h_m - h_j} \quad (2.8)$$

$$q_1 = C_{vfo} \sqrt{h_m - h_t} \quad (2.9)$$

$$q_2 = C_{vpp}(x_{pp}) \sqrt{h_t - h_j} \quad (2.10)$$

$$q_3 = C_{vnv} \sqrt{|h_c - h_t|} \operatorname{sgn}(h_c - h_t) \quad (2.11)$$

$$q_1 + q_3 = q_2 \quad (2.12)$$

Na tabela 2 são definidas as variáveis, e a forma com que são obtidas para a simulação.

Prescott e Ulanicki (2003) determinaram experimentalmente algumas variáveis: $a_1 = 0,0078m^2$, $a_2 = 0,0218m^2$, $m_m = 8kg$, $C_{vnv} = 2 * 10^{-6}$, $C_{vfo} = 3 * 10^{-5}$, e equações da capacidade da VRP e a área da superfície superior do diafragma A_{cs} , mostradas em 2.13 e 2.14.

$$C_{vm}(x_m) = 0,02107 - 0,02962e^{-51,1322x_m} + 0,0109e^{-261x_m} - 0,00325e^{-683,17x_m} + 0,0009e^{-399,5x_m} \quad (2.13)$$

$$A_{cs}(x_m) = \frac{1}{3700(0,02732 - x_m)} \quad (2.14)$$

Quanto ao escoamento da rede hidráulica, é sabido que essa rede fica sujeita à pequenas perturbações oriundas de variações do consumo, assim, é suficiente aplicar o

Tabela 2 – Identificação das variáveis do modelo.

Variável	Aplicação	Tipo de variável
x_m	Abertura da VRP [m]	Calculada – modelo da VRP
x_{pp}	Abertura da válvula solenóide proporcional linear [m]	Variável de comando
\dot{x}_m	Taxa de abertura da VRP [m/s]	Calculada – modelo da VRP
A_{cs}	Área da superfície superior do diafragma da VRP [m^2]	Calculada - função da abertura da VRP
a_1	Área da superfície do elemento principal da VRP [m^2]	Constante
a_2	Área da superfície da tampa da VRP [m^2]	Constante
m_m	Massa da VRP [kg]	Constante
ρ	Densidade da água [kg/m^3]	Constante
g	Aceleração da gravidade [m/s^2]	Constante
h_m	Pressão à montante da VRP [mca]	Variável de estado – Lida do modelo da rede
h_j	Pressão à jusante da VRP [mca]	Variável de estado – controlada
h_t	Pressão no tê do circuito de controle [mca]	Calculada – modelo da VRP
h_c	Pressão na câmara de controle [mca]	Calculada – modelo da VRP
h_{sp}	Pressão de <i>set – point</i> [m]	Referência do processo
C_{vuv}	Capacidade da válvula agulha [$m^{5/2}/s$]	Constante
C_{vpp}	Capacidade da válvula proporcional linear [$m^{5/2}/s$]	Calculada por meio do comando
C_{vm}	Capacidade da VRP [$m^{5/2}/s$]	Calculada - equação não linear
C_{vfo}	Capacidade do orifício fixo [$m^{5/2}/s$]	Constante
q_1	Vazão no orifício fixo [m^3/s]	Calculada – modelo da VRP
q_2	Vazão na válvula piloto [m^3/s]	Calculada – modelo da VRP
q_3	Vazão de entrada ou saída na câmara de controle [m^3/s]	Calculada – modelo da VRP
q_m	Vazão na VRP em função de sua abertura [m^3/s]	Variável de estado – medida modelo da rede

método da coluna rígida. Além disso, é considerada como infinita a velocidade de propagação das perturbações no sistema, o que faz com que cada trecho seja equacionado a partir da equação da oscilação de massa. A equação diferencial não linear de movimento do modelo da coluna rígida é apresentada seguir (Prescott; Ulanicki, 2003).

$$\dot{q} = \frac{gA}{L} \left(h_m - h_j - f_{DW} \frac{L}{D} \frac{v^2}{2g} \right) \quad (2.15)$$

Onde:

\dot{q} : taxa de variação da vazão no trecho da tubulação;

- g : aceleração da gravidade;
 A : área de seção transversal da tubulação;
 L : comprimento da tubulação;
 h_m : pressão à montante da tubulação;
 h_j : pressão à jusante da tubulação;
 f_{DW} coeficiente de Darcy-Weisbach;
 D : diâmetro da tubulação;
 ν : velocidade de escoamento do fluido na tubulação;

Também foi necessária a modelagem das válvulas de bloqueio v_1 e v_2 para a composição da rede hidráulica. Para isso, a equação 2.16 de Darcy-Weisbach representa adequadamente essas válvulas.

$$q = ca\sqrt{2g(h_m - h_j)} \quad (2.16)$$

Onde:

q : vazão na válvula; c : coeficiente de descarga da válvula; a : área de seção transversal do orifício; g : aceleração da gravidade; h_m : pressão à montante da válvula; h_j : pressão à jusante da válvula.

O diagrama da figura 8 mostra como é feita a interligação entre as variáveis de entrada e saída entre os modelos da VRP e da rede. Internamente a cada bloco representado, estão as equações relativas aos modelos da VRP e da rede.

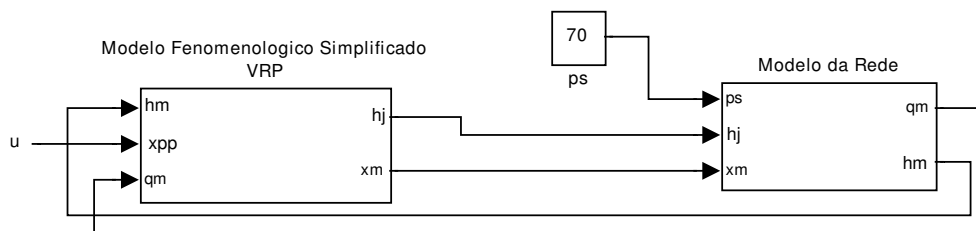


Figura 8 – Diagrama de interligação entre as modelagens de VRP e rede. Adaptado de (Quadros, 2013).

Onde h_m é a pressão à montante da VRP, h_j é a pressão à jusante da VRP, x_m é a abertura da VRP e q_m é a vazão na VRP em função de sua abertura. Essas variáveis que se encontram no diagrama serão mostradas posteriormente no modelo, com as mesmas aplicações. A entrada u é o comando aplicado pelo controlador. A entrada do bloco da rede ps , é a pressão hidráulica disponibilizada na fonte da rede e a variável controlada é a pressão à jusante da VRP dada por h_j .

A modelagem da VRP com suas não linearidades assim como o completo equacionamento de tubos e válvulas da rede hidráulica são necessários para uma abordagem detalha do processo, mas elevam a complexidade do problema.

Uma outra metodologia de controle que considera, com abordagem mais apropriada, a modelagem não linear e as restrições do sistema, é denominada de controle preditivo baseado em modelo não linear - NMPC e ela também pode ser utilizada como uma solução do problema proposto, em busca de melhor desempenho de controle. Embora seja possível utilizar a modelagem para a sintonia de controladores PID, tal metodologia não utiliza o modelo em sua técnica de controle, além de não considerar as restrições do processo no cálculo do comando.

Uma das características do processo a ser controlado, que apresenta-se como vantagem no contexto do controle NMPC é a dinâmica lenta dos sistemas de água. Em decorrência de ter um elevado tempo defasagem, há maior disponibilidade de tempo para que o controlador calcule sequências ótimas de comando, sem uma perda significativa de desempenho de controle. Além disso, as restrições sobre as entradas e os estados que envolvem os sistemas de água são importantes para completa abordagem do problema (Negenborn et al., 2009). Essas restrições relacionadas ao processo da VRP são a abertura máxima e mínima do atuador, a taxa que ocorre essa abertura, além de poderem ser consideradas restrições nos estados de vazão da rede e os intervalos operacionais para pressão a montante e a jusante.

3 Controle preditivo baseado em modelo

O problema apresentado nos capítulos anteriores é relacionado à utilização de modelo não linear e à existência de restrições operacionais. Essas características apontam que a utilização de controle preditivo baseado em modelo seja promissora em busca de aperfeiçoamento dos resultados de controle em relação às outras pesquisas de controle para VRP. Essa técnica será explorada no decorrer deste capítulo, com definições, formulações e técnicas de solução. Também será abordada a técnica HIL de validação de controladores.

3.1 Introdução

De acordo com os conceitos do processo apresentado, método de funcionamento da VRP, formas de atuação e modelagens abordadas, será proposta uma combinação entre a modelagem fenomenológica simplificada da VRP e atuação por meio de válvula solenoide proporcional linear, conforme apresentada por [Quadros \(2013\)](#), em um modelo de atuação direta para VRP. Baseado nesse modelo da VRP, interligado da simulação da rede hidráulica, será proposto o desenvolvimento de um controlador preditivo baseado em modelo não linear - NMPC para realizar o controle da pressão à jusante da VRP. Para conceituar esse controlador, serão abordadas definições do MPC e, no subtópico 3.6, as relações entre MPC e NMPC.

A metodologia de controle preditivo baseado em modelo - MPC refere-se à um grupo especial de algoritmos de controle que utiliza explicitamente o modelo dinâmico do processo para prever sua evolução futura ([Moutinho et al., 2012](#)). Esse grupo de algoritmos utiliza a estratégia que consiste em encontrar uma sequência de controle ótima para um horizonte de predição, obtida com a minimização de uma função custo e aplicação da primeira ação da sequência ótima.

Para a minimização da função custo são consideradas as restrições do problema ([Alamir, 2013](#)). As predições do comportamento futuro do processo são obtidas por meio do modelo sobre um intervalo de tempo, denominado de horizonte de predição.

Para melhor estabelecer o conceito, a figura 9 mostra como é efetuado o controle. A cada instante de tempo os sensores fornecem informações sobre as variáveis controladas e os estados. Baseado no modelo de processo utilizado, que é uma relação dinâmica entre os comandos u e a saída y , efetua-se, considerando-se as restrições, a predição do comportamento do processo ao longo de um horizonte de predição N . Após isso, o processo de otimização encontra uma sequência ótima, que representa o conjunto de comandos que mais aproxima o estado predito da referência futura, da qual apenas o primeiro sinal de

controle é aplicado no próximo período de amostragem.

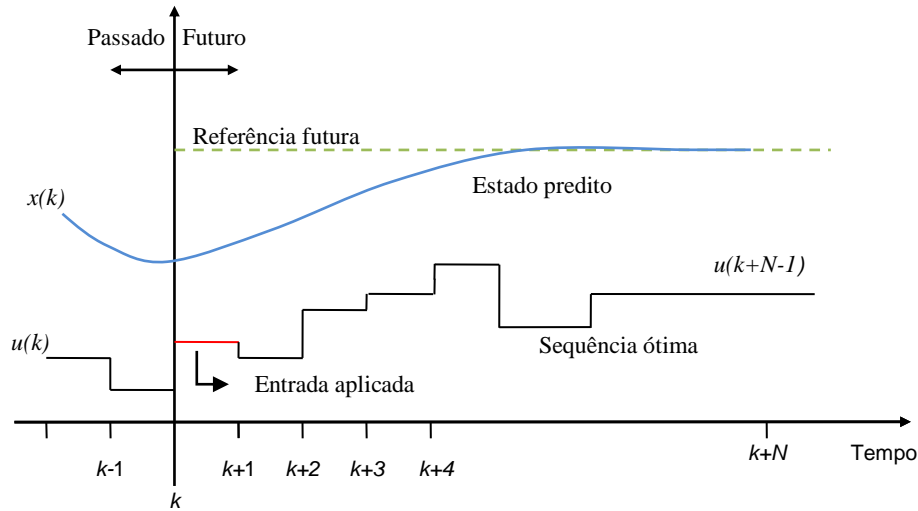


Figura 9 – Técnica de controle do MPC. Do processo de otimização obtém-se a sequência ótima para todo horizonte de predição. Aplica-se apenas o primeiro elemento do perfil de controle durante o período de amostragem k . O estado é representado por $x(k)$ e o comando por $u(k)$. Adaptado de (Murilo, 2009).

O nome dado à utilização de ação de controle no período de amostragem atual é resolução *on-line* e essa é a principal diferença do controle convencional, que utiliza uma lei de controle preestabelecida. Esse é um ganho que faz com que o MPC seja reconhecido pela habilidade para lidar com problemas em que o cálculo da lei de controle *off-line* é muito difícil ou que não pode ser efetuado devido às características de processo (Mayne et al., 2000). A possibilidade de estabelecer restrições no sistema controlado e a generalidade do método, isso é, facilidade com que pode-se alterar o controlador para aplicação em outro processo, amplia a aplicabilidade da metodologia (Alamir, 2013).

Quanto a sua utilização, o método foi idealizado inicialmente para indústria petroquímica, pois esses processos são suficientemente lentos para garantir o cálculo de soluções ótimas (Murilo, 2009). Além disso tende a ter maior participação de mercado substituindo métodos clássicos de controle, para que se obtenha maior eficiência em ambientes complexos (Santos, 2007).

Como vantagens, pode-se apontar que MPC é a única estratégia de controle disponível que lida com a manipulação sistemática das restrições (Alamir, 2013). Restrições são limites operacionais aplicados a processos, decorrentes da existência de limites de segurança, limites de atuadores, quanto à qualidade do produto e até mesmo de regulamentação. Além disso, o método pode solucionar problemas de controle completamente diferentes sem grande demanda de tempo para elaborar uma nova solução para um novo problema. A utilização dessa forma de controle também permite manipulação de modelos com múltiplas variáveis e modelos não lineares devido a sua generalidade, a qual facilita

a colocação do problema em um código (Alamir, 2013).

3.2 Estrutura do controlador

Segundo Santos (2007), a composição do MPC contém os elementos: trajetória de referências, modelo, preditor e otimizador. A trajetória de referências representa o comportamento que deve ser obtido na resposta do sistema. O conhecimento prévio de tal elemento agrega ao controlador uma característica antecipativa. O modelo deve representar com precisão o comportamento do processo, podendo conter não linearidades e, até mesmo, ser modificado por meio de métodos de identificação *on-line*, conferindo ao controlador característica adaptativa. Com base no estado atual da planta, o preditor fornece, através do modelo matemático, a predição da saída futura. Por fim, o otimizador tem como finalidade minimizar uma função custo, que será definida posteriormente, para que se obtenha a ação de controle necessária ao processo. Um diagrama de blocos exposto na figura 10 apresenta as etapas definidas pelo autor.

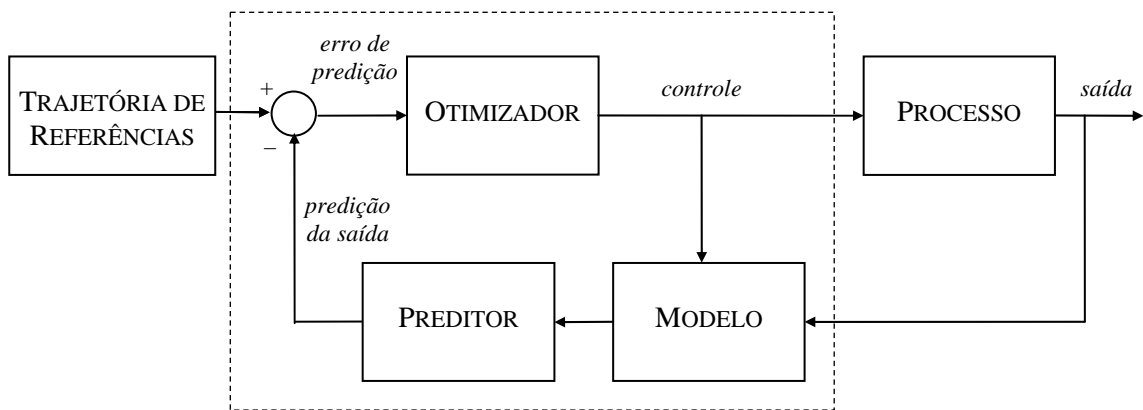


Figura 10 – Subdivisão do controlador MPC (Santos, 2007).

3.3 Formulação do MPC

Alamir (2013) explica a formulação do MPC com mapas de comportamento futuro. Esses mapas de predição são obtidos por meio da modelagem matemática do processo. Definido em função do instante de amostragem $\mathbf{k} \in \mathbb{N}$, esse mapa é estabelecido inicialmente para apenas o primeiro instante de amostragem $k + 1$, em que se obtém o estado futuro $x(k + 1)$ em função da entrada de controle aplicada $u(k)$ e do estado atual $x(k)$. Posteriormente o autor define o mapa para vários passos a frente, conforme a definição de MPC, em que a sequência de ações futuras produz uma sequência de estados futuros para o horizonte de predição (N passos a frente). O modelo dinâmico deve ser suficientemente

preciso, além de que ele pode ser linear ou não linear. O vetor de estado para $k + 1$ é mostrado na equação 3.1, em que a função $f(\cdot)$ é mapa de predição (modelo do processo) para um passo a frente oriundo do modelo do sistema.

$$x(k + 1) = f(x(k), u(k)) \quad (3.1)$$

Onde $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ contém todas variáveis (n variáveis) que descrevem o estado, $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^{n_u}$ representa o vetor de controle que somente tem impacto no próximo valor futuro e que possui n_u entradas, determinadas pelo número de atuadores. $\mathbf{k} \in \mathbb{N}$ representa o instante de amostragem do estado.

Já para o mapa de predição de vários passos a frente, que corrobora com a definição de MPC, define-se uma ação de controle otimizada, dado pelo vetor $\tilde{\mathbf{u}}(\mathbf{k})$ equação 3.2.

$$\tilde{\mathbf{u}}(\mathbf{k}) = \begin{pmatrix} \tilde{u}(k) \\ \tilde{u}(k + 1) \\ \dots \\ \tilde{u}(k + N - 1) \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

Esse vetor contém $N \cdot n_u$ graus de liberdade, oriundos da quantidade de entradas multiplicada pelo tamanho do horizonte de predição. Após isso, pode-se obter o vetor da equação 3.3 que representa o estado predito para cada instante, até determinado horizonte N . Esse vetor de estados contém o mesmo número de graus de liberdade da ação de controle otimizada.

$$\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{k}) = \begin{pmatrix} \tilde{x}(k + 1) \\ \tilde{x}(k + 2) \\ \dots \\ \tilde{x}(k + N) \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

A estratégia de predição da saída futura baseada nos mapas de predição, é a própria definição do MPC como mostrado na figura 9, no qual constam o estado predito $\tilde{\mathbf{x}}(\mathbf{k}) | \tilde{\mathbf{u}}(\mathbf{k})$ dada a referência futura e o vetor de controle ótimo $\tilde{\mathbf{u}}(\mathbf{k})$.

A apresentação da metodologia dos controladores da família MPC é efetuada em sequência e todas suas definições são explanadas por [Camacho e Bordons \(1999\)](#):

1. Utilizando o modelo do processo são preditas as saídas futuras para todo horizonte de predição N . Essas saídas preditas dependem dos valores anteriores de entradas e saídas e também do sinal de controle futuro $u(t + k|t)$, $k = 0 \dots N-1$, que devem ser enviados para o modelo do processo para que se efetue predição.

2. Os sinais de controle futuros são calculados por meio da otimização de um critério que mantém o processo o mais próximo da trajetória de referência. Para um modelo linear esse critério geralmente tem a forma de função quadrática dos erros entre sinal de saída prevista e a trajetória de referência, em que o esforço de controle está incluído em tal função objetivo. Uma solução analítica pode ser obtida se o critério for quadrático, o modelo linear e não existirem restrições, nos demais casos um método de otimização deve ser utilizado.
3. Embora sejam calculados sinais de controle até o horizonte N , apenas o primeiro sinal de controle é aplicado no sistema. Nos próximos instantes de amostragem, são repetidas as etapas dos itens 1 e 2 e aplica-se somente a primeira ação de controle. O próximo sinal de controle $u(k+1)$ é calculado utilizando o conceito de horizonte deslizante, dessa forma, a próxima entrada de controle pode não ser igual à anterior.

O critério mencionado pelo autor é a função custo e o seu objetivo é igualar o sinal de referência com a saída futura (Camacho; Bordons, 1999). Para obter esse resultado, é necessário solucionar um problema de otimização, em que se minimiza a função supracitada. No próximo tópico será abordada essa função. É necessário estabelecer as restrições para o problema de otimização a ser solucionado. A etapa de otimização é solucionada com a utilização de algoritmo de otimização, que será apresentado posteriormente.

3.4 Formulação do controle preditivo para modelos lineares

O principal objetivo da função custo é que a saída futura em um determinado horizonte de predição deve seguir o sinal de referência e o esforço de controle deve ser penalizado ao longo desse processo para que seja atingido esse objetivo (Camacho; Bordons, 1999). A representação matemática da função custo que será abordada tem como modelo um sistema linear invariante no tempo (*Linear Time Invariant -LTI Systems*). A classificação de sistema linear é oriunda do caso em que a representação das equações do modelo têm os coeficientes constantes ou são funções de variável independente. Por sua vez, são invariantes no tempo quando são lineares e compostos por componentes com parâmetros concentrados e descritos por equações diferenciais invariáveis no tempo (Ogata, 1985).

Entre várias formas de se definir uma função custo, a escolha do vetor de saída, é uma via possível. Seja $y_r \in \mathbb{R}^{n_r}$, que contém n_r combinações lineares do vetor de estado e o vetor de saída desejado $y_r^d \in \mathbb{R}^{n_r}$, que são definidos por meio da matriz C_r . A relação entre y_r e o estado x é definida na equação 3.4 (Alamir, 2013).

$$y_r = C_r x \tag{3.4}$$

O vetor de estado (3.3) (definido anteriormente) computa todo o estado futuro predito mediante aplicação da sequência de ações \tilde{u} . Por sua vez, o primeiro estado futuro desse vetor é calculado de acordo com as matrizes A e B do sistema linear, conforme na equação 3.5.

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) \quad (3.5)$$

Ao desenvolver os próximos termos do estado ($x(k+2), x(k+3), \dots$) e efetuar as devidas simplificações com a utilização do termo anterior ao atual, obtém-se uma equação geral para o estado, como expressado na equação 3.6.

$$x(k+i) = [A^i]x(k) + [A^{i-1}B \ \dots \ AB \ B]\tilde{u}(k) \quad (3.6)$$

Essa equação é definida para todo $i \in 1, \dots, N$, o vetor de entradas de controle $u(\tilde{k})$, já definido na equação 3.2, também é necessário para a demonstração. Pode-se escrever o estado em uma forma compacta, como segue na equação 3.7. Φ é a matriz A^i e Ψ_i é a composição das matrizes $[A^{i-1}B \ \dots \ AB \ B]$ relacionadas à modelagem do processo.

$$x(k+i) = \Phi x(k) + \Psi_i \tilde{u}(k) \quad (3.7)$$

Em se considerando o sistema linear caracterizado pelas matrizes A e B do sistema linear, inicia-se a construção da função custo em função da saída e da referência desejada, como explícito na equação 3.8. Em sequência será mostrada ponderação da variável de comando a fim de compor a função custo.

$$\sum_{i=1}^N \left\| y_r(k+i) - y_r^d(k+i) \right\|_{Q_y}^2 + \sum_{i=1}^N \left\| u(k+i) - u^d \right\|_{Q_u}^2 \quad (3.8)$$

O vetor $y_r(k+i)$ representa as saídas do sistema, $y_r^d(k+i)$ as saídas de referência, $u(k+i)$ a entrada de comando e u^d é um valor fixado de entrada (pode ser constante), enquanto Q_u é uma matriz de ponderação positivo definida de dimensão $n_u \times n_u$ (n_u é a quantidade de atuadores).

A matriz Q_y (equação 3.9) tem como função efetuar a penalização do vetor de saída, e sua dimensão é $n_r \times n_r$ (n_r é a quantidade de combinações lineares do vetor de estado). Os coeficientes dessa matriz são as ponderações de cada termo a cada instante do horizonte de predição e são estabelecidos de acordo com as características do sistema.

$$Q_y = \begin{pmatrix} q_1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & q_2 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & q_n \end{pmatrix} \quad (3.9)$$

Substituindo a equação 3.7 em 3.4 encontra-se a equação 3.10 para a saída do sistema.

$$y_r(k+i) = C_r \Phi_i x(k) + C_r \Psi \tilde{u} \quad (3.10)$$

A partir daí, utiliza-se a representação da função custo (equação 3.11) a ser minimizada e substitui-se a saída prevista para o sistema (equação 3.10) e obtém-se a função da equação 3.11. Ratifica-se que essa função é relacionada a problemas lineares, e não é utilizada para o controlador desta pesquisa, o qual é não linear e tem uma abordagem que prioriza à factibilidade e optimalidade do problema de controle.

$$J(\tilde{u}|x(k), \tilde{y}_r^d(k)) = \sum_{i=1}^N \left\| C_r \Psi \tilde{u} + C_r \Phi_i x(k) - y_r^d(k+i) \right\|_{Q_y}^2 + \sum_{i=1}^N \left\| u(k+i) - u^d \right\|_{Q_u}^2 \quad (3.11)$$

Essa função deve ser minimizada e, para isso, deve-se estabelecer um problema de otimização, que utiliza, além das variáveis definidas para a função custo, as restrições do sistema. Na equação 3.12 é representado o problema de otimização.

$$P(x(k)) = \min J(\tilde{u}|x(k)) \quad (3.12)$$

Onde $P(x(k))$ é a sequência ótima de controle que minimiza a função custo.

Quanto às restrições no sistema, Alamir (2013) determina que o nível de saturação não deve ser excedido, assim, são consideradas as restrições aplicadas à variável de controle e ao vetor de saída. Dessa forma, no instante $k+i-1$ tem-se a inequação 3.13 para a variável de controle, em que há limite superior e inferior para o comando.

$$u^{\min} \leq u(k+i-1) \leq u^{\max} \quad (3.13)$$

Para as variáveis de saída em um sistema linear *LTI* as restrições são definidas por meio da matriz $C_c \in \mathbb{R}^{n_c \times n}$. O vetor de saída com restrições é definido por:

$$y_c = C_c x(k) + D_c u(k); \quad (3.14)$$

Esse vetor precisa seguir as restrições a seguir:

$$y_c^{min} \leq y_c \leq y_c^{max} \quad (3.15)$$

Onde $y_c^{min} \in \mathbb{R}^{nc}$ e $y_c^{max} \in \mathbb{R}^{nc}$ são os limites estabelecidos.

Desenvolvendo a equação de modo a encontrar o resultado para o horizonte de predição para todo instante $k+i$ em que $i \in \{1, \dots, N\}$, temos:

$$y_c^{min} \leq y_c(k+i) = C_c x(k+i) + D_c u(k+i-1) \leq y_c^{max} \quad (3.16)$$

Define-se uma matriz de seleção $\Pi_i^{n,N}$ para todo $i \in 1, \dots, N$ para possibilitar a separação das inequações em função do horizonte de predição.

$$\Pi_i^{n,N} = \begin{pmatrix} \underbrace{\mathbb{O}_{n \times n}, \dots, \mathbb{O}_{n \times n}}_{(i-1) \text{ termos}} & \mathbb{I}_{n \times n} & \underbrace{\mathbb{O}_{n \times n}, \dots, \mathbb{O}_{n \times n}}_{N-i \text{ termos}} \end{pmatrix} \quad (3.17)$$

A matriz Π seleciona o vetor que ela multiplica em relação ao horizonte de predição. Ao aplicá-la na equação 3.16, obtém-se a seguinte inequação:

$$y_c^{min} \leq C_c \Pi_i^{n,N} \tilde{x}(k) + D_c \Pi_i^{n_u,N} \tilde{u}(k) \leq y_c^{max} \quad (3.18)$$

Ao substituir a equação 3.7 em 3.18 e agrupar em relação a estado e atuador, obtém-se a expressão com matrizes de restrição A_{ineq}, G_1 e G_3 .

$$\underbrace{\begin{pmatrix} +C_c \Psi_1 + D_c \Pi_1^{(u,N)} \\ \dots \\ +C_c \Psi_N + D_c \Pi_N^{(u,N)} \\ -C_c \Psi_1 - D_c \Pi_1^{(u,N)} \\ \dots \\ -C_c \Psi_N - D_c \Pi_N^{(u,N)} \end{pmatrix}}_{A_{ineq}^1} \tilde{u} \leq \underbrace{\begin{pmatrix} -C_c \Phi_1 \\ \dots \\ -C_c \Phi_N \\ +C_c \Phi_1 \\ \dots \\ +C_c \Phi_N \end{pmatrix}}_{G_1^{(1)}} x(k) + \underbrace{\begin{pmatrix} +y_c^{max} \\ \dots \\ +y_c^{max} \\ -y_c^{min} \\ \dots \\ -y_c^{min} \end{pmatrix}}_{G_3^{(1)}} \quad (3.19)$$

Em seqüência, são definidas as restrições da taxa de variação da variável de controle:

$$\delta^{min} \leq u(k+i) - u(k+i-1) \leq \delta^{max} \quad (3.20)$$

Reescrevendo em formato de matriz, obtém-se:

$$\begin{pmatrix} \delta_{min} \\ \delta_{min} \\ \vdots \\ \delta_{min} \end{pmatrix} \leq \tilde{u} \begin{pmatrix} +\mathbb{I} & \mathbb{O} & \mathbb{O} & \dots & \mathbb{O} & \mathbb{O} \\ -\mathbb{I} & +\mathbb{I} & \mathbb{O} & \dots & \mathbb{O} & \mathbb{O} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \\ \mathbb{O} & \mathbb{O} & \mathbb{O} & \dots & -\mathbb{I} & +\mathbb{I} \end{pmatrix} \tilde{u} + \begin{pmatrix} -\mathbb{I} \\ \mathbb{O} \\ \vdots \\ \mathbb{O} \end{pmatrix} u(k-1) \leq \begin{pmatrix} \delta_{max} \\ \delta_{max} \\ \vdots \\ \delta_{max} \end{pmatrix} \quad (3.21)$$

Efetua-se manipulação nas matrizes para possibilitar a identificação de matrizes de restrição, que na equação 3.22 são A_{ineq}, G_2 e G_3 .

$$\underbrace{\begin{pmatrix} +\mathbb{I} & \mathbb{O} & \mathbb{O} & \dots & \mathbb{O} & \mathbb{O} \\ -\mathbb{I} & +\mathbb{I} & \mathbb{O} & \dots & \mathbb{O} & \mathbb{O} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \\ \mathbb{O} & \mathbb{O} & \mathbb{O} & \dots & -\mathbb{I} & +\mathbb{I} \\ +\mathbb{I} & \mathbb{O} & \mathbb{O} & \dots & \mathbb{O} & \mathbb{O} \\ +\mathbb{I} & -\mathbb{I} & \mathbb{O} & \dots & \mathbb{O} & \mathbb{O} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \\ \mathbb{O} & \mathbb{O} & \mathbb{O} & \dots & +\mathbb{I} & -\mathbb{I} \end{pmatrix}}_{A_{ineq}^{(2)}} \tilde{u} \leq \underbrace{\begin{pmatrix} +\mathbb{I} \\ \mathbb{O} \\ \vdots \\ \mathbb{O} \\ -\mathbb{I} \\ \mathbb{O} \\ \vdots \\ \mathbb{O} \end{pmatrix}}_{G_2^{(2)}} u(k-1) + \underbrace{\begin{pmatrix} \delta_{max} \\ \delta_{max} \\ \vdots \\ \delta_{max} \\ -\delta_{min} \\ -\delta_{min} \\ \vdots \\ -\delta_{min} \end{pmatrix}}_{G_3^{(2)}} \quad (3.22)$$

As restrições devem ser consideradas no momento da solução do sistema de controle. Essa característica faz com que o sistema linear não tenha solução analítica e demande uma otimização com restrições para que se possa implementar o controle. O problema de otimização fica definido com as restrições:

$$P(x(k)) = \min J(\tilde{u}|x(k)) \quad \text{sujeito a} \quad \begin{cases} A_{ineq}^{(2)} \tilde{u} \leq G_2^{(2)} u(k-1) + G_3^{(2)} \\ A_{ineq}^{(1)} \tilde{u} \leq G_1^{(1)} x(k) + G_3^{(1)} \end{cases}$$

(3.23)

Em sequencia ao tópicio de controle preditivo, será abordado o controle preditivo baseado em modelo não linear - NMPC. A abordagem do método será feita em decorrência das fortes não linearidades do modelo dinâmico da VRP, o qual não possui boa representação quando linearizado. Dessa forma, buscou-se desenvolver tal assunto.

3.5 Controle preditivo baseado em modelo não linear - NMPC

Muitos processos são não lineares e eles podem variar bastante quando sua complexidade. Em várias situações, o processo opera em uma região próxima ao estado estacionário e uma representação linear é suficiente para representar o processo. No entanto,

existem dois casos em que essa solução não é suficiente: primeiro, em se tratando de não linearidades muito severas, que, em todas as regiões de operação, exerce influência sobre o processo e, segundo, nos casos em que o processo é posto sob transições contínuas (como partidas e paradas) e fica muito tempo fora de regiões operacionais de estado estacionário ou opera poucas vezes em estado estacionário. Nesses dois casos é necessário considerar a modelagem não linear para atender critério de estabilidade em malha fechada (Camacho; Bordons, 1999).

Os conceitos de MPC não restringem a utilização de modelo não linear, dessa forma, as questões de utilização de controle MPC é conceitualmente simples. Alguns problemas que se encontram em aberto são decorrentes de falta de técnicas identificação da modelagem não linear do processo, a complexidade de solucionar o controle preditivo, além de problemas relativos à dificuldade de estabilidade de sistemas não lineares (Camacho; Bordons, 1999). Alguns problemas de sistemas não lineares são resolvidos pelo uso do controle preditivo, que, além de proporcionar performances superiores, proporciona o aumento da quantidade de pesquisas para essas aplicações.

Tomado por base o desenvolvimento de Murilo (2009) e de Mayne et al. (2000), temos que formulação do NMPC pode ser iniciada por meio uma representação geral dos estados processo:

$$x(k+1) = f(x(k), u(k)) \quad (3.24)$$

Onde $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ é o vetor de estado, $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^m$ é o vetor de controle, ambos são definidos no instante atual k , $x(k+1)$ é o estado no instante $k+1$ e $f: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$.

Assumindo que o objetivo de controle é estabilizar o estado na origem $x = 0$, temos que o par $x = 0$ e $u = 0$ é o par estacionário para a dinâmica representada em 3.24. Além disso, o comando u contém as restrições de acordo com:

$$u(k) \in \mathbb{U} \subset \mathbb{R}^m \quad (3.25)$$

Onde $\mathbb{U} \subset \mathbb{R}^m$ representa um compacto e convexo conjunto de valores admissíveis para $u(k)$. Este vetor de comandos é constante durante cada intervalo de amostragem, e pode ser representado de acordo com a seguinte forma geral:

$$u = (u(k) \ u(k+1) \ \dots \ u(k+n-1)) \in \mathbb{U}^N \subset \mathbb{R}^{N \cdot m} \quad (3.26)$$

Este perfil pode ser re-escrito utilizando o tempo (t) em que ocorre o processo e a posição (i) no horizonte de predição. Dessa forma temos:

$$u(i\tau_s + t) = u(i) \text{ para } t \in [0, \tau_s[, i \in \{k, \dots, k + N - 1\} \quad (3.27)$$

É considerado que o conjunto admissível para \mathbb{U} contém a origem ($0 \in \text{int}(\mathbb{U})$), que significa que o conjunto \mathbb{U} contém o valor controle assintótico desejado ($u=0$). O objetivo de controle é encontrar uma lei de controle que considere as restrições definidas em 3.25 e leva a trajetória do estado para 0, respeitando as restrições de estado definidas por:

$$x(k) \in \mathbb{X} \subset \mathbb{R}^n \quad (3.28)$$

Onde \mathbb{X} representa um compacto e convexo conjunto de valores admissíveis para $x(k)$. Além disso, uma restrição final no estado pode ser aplicada para ponderação final no termo $x(k+N)$, dessa forma temos:

$$x(k + N) \in \mathbb{X}_f \subset \mathbb{R}^n \quad (3.29)$$

Onde X_f é um subconjunto de X .

Um dos objetivos do NMPC é estabilizar o sistema na origem. Para isso, minimiza-se uma função custo que considera tais finalidades de controle. A trajetória que será percorrida pelo processo pode ser obtida por meio da aplicação do perfil de comando u ao modelo dinâmico representado em 3.24, e é representada pelo conjunto de estados futuros descritos para o horizonte de predição N , $x^u(k)$:

$$x^u(k) = (x(k) \ x(k + 1) \ \dots \ x(k + n)) \in \mathbb{R}^{N \cdot n} \quad (3.30)$$

Tendo em vista que o sistema é invariante no tempo, o índice k pode ser omitido ao considerar o tempo base como 0, assim, o estado no instante $t=(k+i)\tau_s$ sob a sequencia de controle u é representada por $x(i)$.

Neste ponto, pode-se estabelecer uma função custo genérica $J_N(x, u)$, com horizonte de predição (N) finito e que considera as restrições do estado final.

$$J_N(x, u) = F(x(N)) + \sum_{i=0}^{N-1} L(x(i), u(i)) \quad (3.31)$$

$$(3.32)$$

Onde $F(x(N))$ é o custo terminal e $L(x(i), u(i))$ é um termo de ponderação que expressa o desempenho do processo em malha fechada. O termo de ponderação L é escolhido de forma a obedecer o seguinte critério:

$$L(x, u) \geq c \cdot \left\| \begin{pmatrix} x \\ u \end{pmatrix} \right\|^2 \quad \text{para } c > 0 \quad (3.33)$$

A condição mostrada não é difícil de ser cumprida, visto que, um termo quadrático simples pode representar essa formulação.

Em sequência, pode ser obtida uma função custo que rastreia o erro da saída, que não esteja estabelecido na origem. Assim, teríamos uma forma semelhante ao do MPC, desenvolvido por [Alamir \(2013\)](#). Para isso, define-se a saída como:

$$y(k+i) = f(x(k+i-1), u(k+i-1)) \quad (3.34)$$

Em que $f(\cdot)$ representa a modelagem do processo, k é o instante em que as medições são efetuadas e i é o instante no horizonte de predição.

Tomando a referência como $y^d(k+i)$, define-se a função custo, em que o parâmetro de desempenho calculado é estabelecido como erro de rastreamento da saída:

$$J(x, u) = \sum_{i=1}^N \left\| y(k+i) - y^d(k+i) \right\|_{Q_y}^2 + F(x(N)) \quad (3.35)$$

$$(3.36)$$

Onde o somatório $\sum_{i=1}^N$ representa o erro da saída $y(k+i)$ de controle em relação à referência $y^d(k+i)$, Q_y é a matriz de ponderação do rastreamento da saída e $F(x(N))$ é o custo terminal em função da restrição $x(N)$.

O problema de otimização do NMPC consiste em minimizar o custo $J(x, u)$ levando em conta as restrições no controle, estado e restrições terminais (3.26, 3.28 e 3.29) ([Mayne et al., 2000](#)). Isso é mostrado na equação 3.37:

$$P(x(k)) = \min J(x, u) \quad \text{sujeito à } \{u \in \mathbb{U}, x(i) \in \mathbb{U} \text{ e } x(N) \in X_f\} \quad (3.37)$$

A solução deste problema retorna uma sequência ótima de comandos, mostrada na equação 3.38.

$$\tilde{u}(x) = (\tilde{u}^{(0)}(x), \dots, \tilde{u}^{(N-1)}(x)) \quad , \quad \tilde{u}^{(i)}(x) \in \mathbb{R}^m \quad (3.38)$$

Apenas o primeiro termo $(\tilde{u}^{(0)}(x))$ é aplicado durante o intervalo de tempo $[k, k+1[$, resultando na seguinte realimentação em tempo discreto:

$$k_N(x) = \tilde{u}^{(0)}(x) \quad (3.39)$$

Dessa forma, o custo ótimo seria representado por:

$$\tilde{J}_N(x) = J(x, \tilde{u}(x)) \quad (3.40)$$

Em se tratando da estabilidade do sistema, [Mayne et al. \(2000\)](#) adota que no problema de controle ótimo $P(x)$, a restrição do custo terminal $F(\cdot)$ deve satisfazer $F(x) \equiv 0$ e a restrição terminal de igualdade é dada por $x(N) \in X_f$ com $X_f = 0$ para que seja garantida a estabilidade para o controlador preditivo, para o caso em que o objetivo é estabilizar o estado na origem $x=0$.

Duas importantes considerações para a estabilidade são, primeiramente, o valor da função $P(\cdot)$ para um horizonte de predição N como uma função de Lyapunov e, a monotonicidade para uma sequência de valores de $P_j(\cdot)$ ([Mayne et al., 2000](#)).

Para o critério de estabilidade, é necessária ponderação considerável na parte final da trajetória e isso pode ser obtido por meio de um horizonte de controle infinito que tenha igualdade final ou uma restrição no estado final do horizonte de predição ([Alamir, 2013](#)). Isso é fruto de modificações efetuadas na década de 90 para o problema de otimização $P(x)$ do controle preditivo não linear com restrições e estão essencialmente relacionadas à custo terminal $F(\cdot)$ e uma restrição terminal $x(N)$ ([Mayne et al., 2000](#)).

O problema de controle não linear geralmente produz uma função custo não convexa, enquanto uma função custo convexa é estabelecida para o problema linear. A não convexidade torna muito mais difícil o problema de controle. Na figura 11 encontra-se o esboço de função convexa, com mínimo local e global de mesmo valor, e da não convexa, que possui dois mínimos locais e um mínimo global.

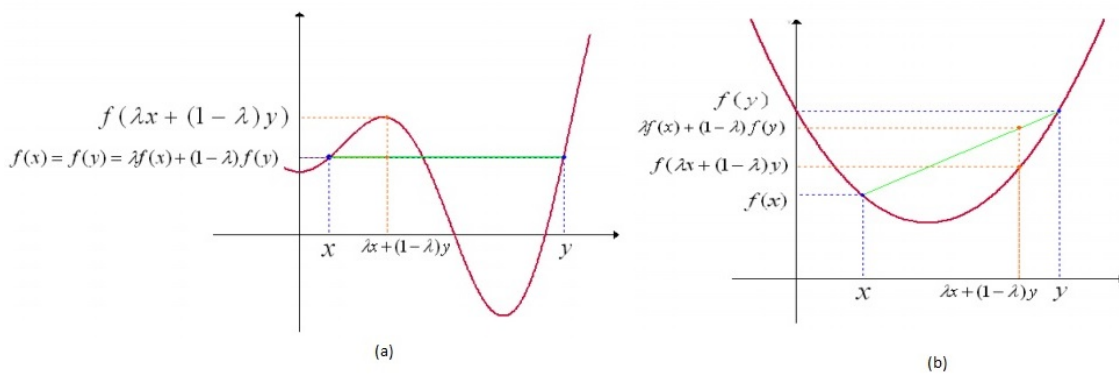


Figura 11 – (a) função não convexa. (b) função convexa ([Souza, 2008](#)).

Segundo [Rockafellar \(1997\)](#) um conjunto é dito convexo quando $x + (1 - \lambda)y \in C$ para todo $x, y \in C$ ($C \in \mathbb{R}^n$) e para $\lambda \in [0, 1]$. Esse conjunto C contém um segmento

fechado de linha entre x e y , como é o caso dos elipsoides sólidos e cubos no conjunto (\mathbb{R}^3) . Para uma função definida no conjunto convexo C , temos que a função é convexa se a inequação 3.41 é respeitada (Souza, 2008).

$$f(\lambda x + (1 - \lambda)y) \leq \lambda f(x) + (1 - \lambda)f(y) \quad (3.41)$$

Solucionar o problema de otimização da função custo é mais difícil quanto maior é a variável de decisão, o número de restrições utilizadas e nos casos em que se utiliza um modelo não linear, devido ao motivo que as modelagens não lineares do NMPC retornam, em geral, funções custo não convexas. A dificuldade para solucionar funções não convexas é oriunda da ocorrência de mínimos locais e globais. Enquanto as convexas contém um mínimo global que é encontrado sem passar por mínimos locais, as funções não convexas apresentam o problema de percorrer vários mínimos locais antes de ser identificado um mínimo global (Alamir, 2013).

A predição do comportamento de modelos não lineares pode ser efetuada com a soma de uma resposta livre, decorrente de resposta futura obtida com um valor constante de entrada no sistema não linear durante o horizonte de predição, e da resposta forçada, computada com um modelo linear da planta. Dessa forma, as predições são aproximadas a partir do princípio da superposição e são melhores que aquelas desenvolvidas por meio de linearização (Camacho; Bordons, 1999).

Se uma função custo quadrática é utilizada, a sequência de controle futuro é conduzida por uma lei de controle simples que pode ser computada no caso sem restrições. Alamir (2013) aponta para a importância de considerar as restrições da variável de comando nos casos em que se otimiza uma função custo quadrática. A única diferença entre o MPC linear e essa solução que utiliza resposta livre é que essa resposta é baseada no modelo não linear. Esse princípio da superposição para controle preditivo só é válido quando o movimento da sequência de controle futuro é pequena, como quando o processo está em estado estacionário com pequenas perturbações. Ao implementar essa forma de aproximação em sistemas não lineares, deve-se atentar aos casos com grandes perturbações externas, pois o controle futuro usualmente deve ser muito diferente dos anteriores e essa aproximação não é adequada (Camacho; Bordons, 1999).

Posto isso, um entrave na aplicação dos controladores preditivos baseados em modelo é a necessidade de grande poder de processamento, oriundo de seu método de funcionamento, que prediz a cada nova informação de controle, todo o comportamento futuro do processo. Essa demanda por processamento é denominada de custo computacional (Murilo, 2009).

Uma maneira de reduzir o problema da otimização *on-line*, que demanda elevado custo computacional é a parametrização do controle, abordada no tópico a seguir.

3.6 Parametrização do controle

O controlador preditivo é altamente dependente dos recursos computacionais para resolver o problema de otimização *on-line* (Murilo, 2009). Esse problema ocasiona uma maior demanda por capacidade de processamento, e isso é denominado de custo computacional. Segundo Almir (2013) a parametrização do controle é uma técnica que proporciona uma elevada redução do número de comandos no problema de otimização sem uma redução significativa do desempenho de controle. Embora ocorra uma importante redução no volume de informações a serem processadas, ainda haverá um custo computacional. Almir (2013) também apresenta o desenvolvimento matemático para a parametrização, como estabelecido nesse tópico.

Seja a entrada de controle \mathbf{u} determinada para parametrização trivial, que contém n_u componentes (número de atuadores). Essa é a forma trivial de resolução, que utiliza a variável de decisão com dimensão dada pelo produto entre número de atuadores pelo tamanho do horizonte de predição, com $N \cdot n_u$ graus de liberdade, como mostrado na equação 3.42.

$$\tilde{u}(k) = \begin{pmatrix} u(k) \in \mathbb{R}^{n_u} \\ \dots \\ u(k+N-1) \in \mathbb{R}^{n_u} \end{pmatrix} \quad (3.42)$$

O perfil de controle no caso parametrizado é definido com alguns valores intermediários, como no exemplo da figura 12.

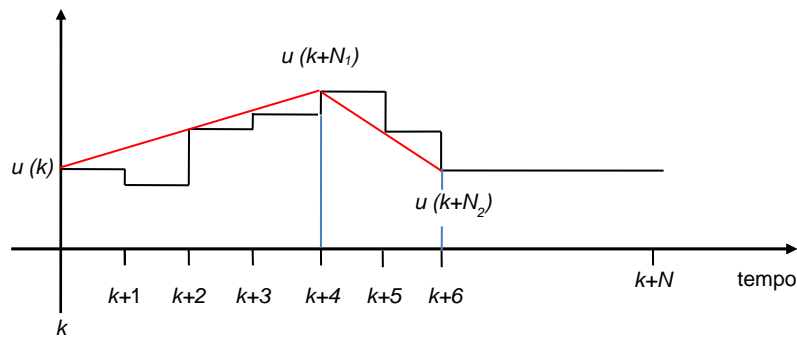


Figura 12 – Lógica da parametrização de controle ($n_r = 3$)

Os valores de entrada nos instantes intermediários são dados por k , $k+N_1$, ..., $k+N_{n_r-1}$, em que, no exemplo, $N_1 = 4$ e $N_2 = 6$. O número de graus de liberdade desse novo caso é de $n_p = n_r \cdot n_u$, em que n_r é quantidade de parâmetros intermediários da parametrização de controle. Como mostrado no exemplo, considerando o processo com um atuador, o número de graus de liberdade reduz-se de 7 para 3 com a aplicação dessa parametrização.

As entradas de controle nos instantes intermediários ficam determinadas agora como $u(k)$, $u(k+N_1)$, ..., $u(k+N_{n_r-1})$. Assim, é definida a variável de decisão de dimensão reduzida, na equação 3.43.

$$\tilde{p} := \begin{pmatrix} u(k) \\ u(k+N_1-1) \\ \dots \\ u(k+N_{n_r-1}-1) \end{pmatrix} \quad (3.43)$$

As aplicações da técnica de parametrização do controle são bastante diversificadas na literatura. Dentre os vários processos e metodologias empregadas, todas elas apontam que as soluções apresentam pequenos tempos de processamento. Para mostrar isso, há um estudo de caso desenvolvido por [Alamir \(2013\)](#) em que foram controladas as taxas de injeção de remédios, relacionadas ao processo de tratamento de câncer. Esse processo é representado por modelagem não linear e a parametrização adotada como solução tem o número de graus de liberdade variável. Inicialmente o número de variáveis de decisão é 40 e, ao final, 2. O tempo demandado para solucionar as 40 variáveis de decisão foi menor que 12ms, para o caso com maior número de graus de liberdade. Na tabela 3 são mostrados outros exemplos de controle parametrizado e seus respectivos tempos de cálculo.

Tabela 3 – Tempos computacionais demandados para realizar a otimização de processos. Onde n_p é a quantidade de graus de liberdade da variável de decisão Adaptado de [Alamir \(2006\)](#), [Amari, Alamir e Tona \(2008\)](#), [Murilo \(2009\)](#).

Problema	n_p	Tempo computacional em ms
Pêndulo Duplo	1	< 5
Circuito de ar de motor a diesel	2	< 10
Transmissão automatizada	1	< 0.5
Tempo mínimo de intercepção	1	< 20
Estabilização de satélite	2	<10

Uma outra forma de parametrização é a exponencial. Para implementar esse tipo de parametrização, definem-se equações exponenciais para o perfil de controle, que tem a seguinte forma geral:

$$u_j(k+i) = \sum_{l=1}^{n_e^{(j)}} \left[e^{\frac{-\lambda_j(i\tau)}{(l-1)\alpha+1}} \right] \cdot p_l^{(j)} \quad (3.44)$$

Onde n_e é o número de exponenciais que são escolhidas para utilizar para cada atuador, j é o índice que relaciona o comando ao atuador que está referenciado, i é a posição do comando no horizonte de predição ($i \in [0, \dots, N-1]$), τ é a período de amostragem, λ_j e α são parâmetros de configuração do controlador ([Alamir, 2013](#)). A

expressão apresentada na equação 3.44 é a combinação das exponenciais escolhidas para cada atuador, como mostrado na equação 3.45.

$$e^{-\lambda_j^{(l)}t} \rightarrow \lambda_j^{(l)} = \frac{\lambda_j}{(l-1)\alpha + 1} \quad (3.45)$$

Para um atuador e duas exponenciais temos os expoentes das exponenciais como segue na equação 3.46.

$$\lambda_j^{(1)} = \lambda_j ; \lambda_j^{(2)} = \frac{\lambda_j}{\alpha}; \quad (3.46)$$

Com o parâmetro $\alpha > 1$ o perfil de controle para duas exponenciais e um atuador é estabelecido pelo vetor de parametrização $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^{(n_p=2)}$. Nesse caso, a variável de decisão \mathbf{p} têm dimensão 2, dada pela multiplicação entre o número de exponenciais n_e pelo número de atuadores n_u .

Um caso de sucesso na aplicação de controle preditivo com parametrização exponencial é apresentado por Murilo (2009). O autor desenvolveu um controlador para um motor a diesel em que se buscou controle das emissões de poluentes, para isso, foram adotadas duas exponenciais na parametrização, que possui algumas diferenças em relação à mostrada anteriormente. O sistema abordado tem dinâmica rápida e a parametrização possibilitou a execução em tempo computacional menor que 10ms.

3.7 Técnica de validação de controlador e de simulação de processos

Neste tópico será abordada a técnica utilizada para implementação e validação do controlador NMPC e do processo (capítulo 2) e seus respectivos interfaceamentos. A plataforma *Hardware in the Loop* - HIL integra o modelo (simulado) e o controlador (real) por meio de um sistema de aquisição de dados, visando maior proximidade entre resultados simulados e os resultados de controle que seriam obtidos com um implementação industrial do controlador.

Essa técnica foi utilizada em decorrência de não termos o processo fisicamente implementado, o que oneraria custos e tempo de implementação. Com isso, por meio do modelagem dinâmica do processo da VRP e rede, pôde-se simular, com bastante proximidade ao caso real, o comportamento do processo sob um controlador real, embarcado em um microcontrolador. Tal implementação faz com que o controle NMPC proposto seja um tipo de controlador eletrônico, como nos modelos comerciais.

3.7.1 Hardware in the Loop - HIL

Segundo [Ayasun et al. \(2007\)](#) *Hardware in the Loop* - HIL é um efetivo método para projeto, desenvolvimento e teste de processos e/ou *Hardware*. Tal estrutura vem se popularizando no meio industrial e, nesse ambiente, o modelo do sistema que é simulado está implementado de forma virtual, o que dispensa utilização do processo real. O interfaceamento real entre os sinais de comando e controle é o elemento chave desse tipo de simulação, o qual é padronizado com essa abordagem de sinais de controle de baixo nível.

No *loop* de simulação do HIL deve estar conectado o *hardware* dedicado de controle para se obter um resultado de simulação com todas as componentes, como mostrado na figura 13.

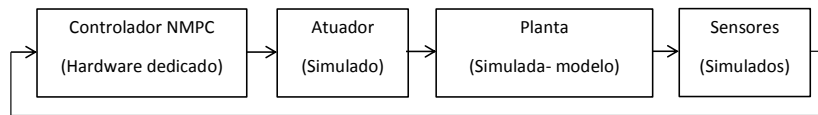


Figura 13 – *Loop* de simulação. Adaptado de ([Albuquerque, 2007](#)).

Essa forma de abordagem possui importantes vantagens: não é necessário acesso ao processo real para simulação em condições operacionais, redução do risco operacional já que não existe contato dos profissionais com o processo avaliado, possibilidade de maior velocidade no desenvolvimento de simulações e menores custos na implementação ([Isermann; Schaffnit; Sinsel, 1998](#); [Ayasun et al., 2007](#)). Tais características têm feito com que indústrias automotivas, de energia elétrica e eletrônica utilizem essa plataforma ([Ayasun et al., 2007](#)). O desenvolvimento dessa técnica também é influenciado pelo aumento da exigência por qualidade no desenvolvimento de sistemas mecatrônicos ([Isermann; Schaffnit; Sinsel, 1998](#)).

A evolução da técnica tem forte correlação com o advento do processamento em paralelo com os *Digital Signal Processors* - DSP e *Reduced Instruction Set Computing*-RISC. Os processadores de sinais digitais (DSP) possuem maior eficiência para somar e multiplicar durante o processamento em paralelo, por sua vez, os RISC têm chips integrados de memória RAM e *links* para comunicação em alta velocidade. Essas tecnologias abriram espaço para as simulações em tempo real de processos hidráulicos completos, sensores, atuadores e sistemas de suspensões ([Hanselmann, 1993](#)).

Quanto à velocidade computacional relacionada aos métodos de simulação, existem três categorias: simulações sem limitações de tempo, em tempo real, e mais rápidas do que em tempo real. Alguns exemplos de aplicação dessas três subdivisões estão mostrados na figura 14.

O método de simulação HIL também possibilita simulação em tempo real pois a cada componente pode ser executado de forma com que os sinais de entrada e saída

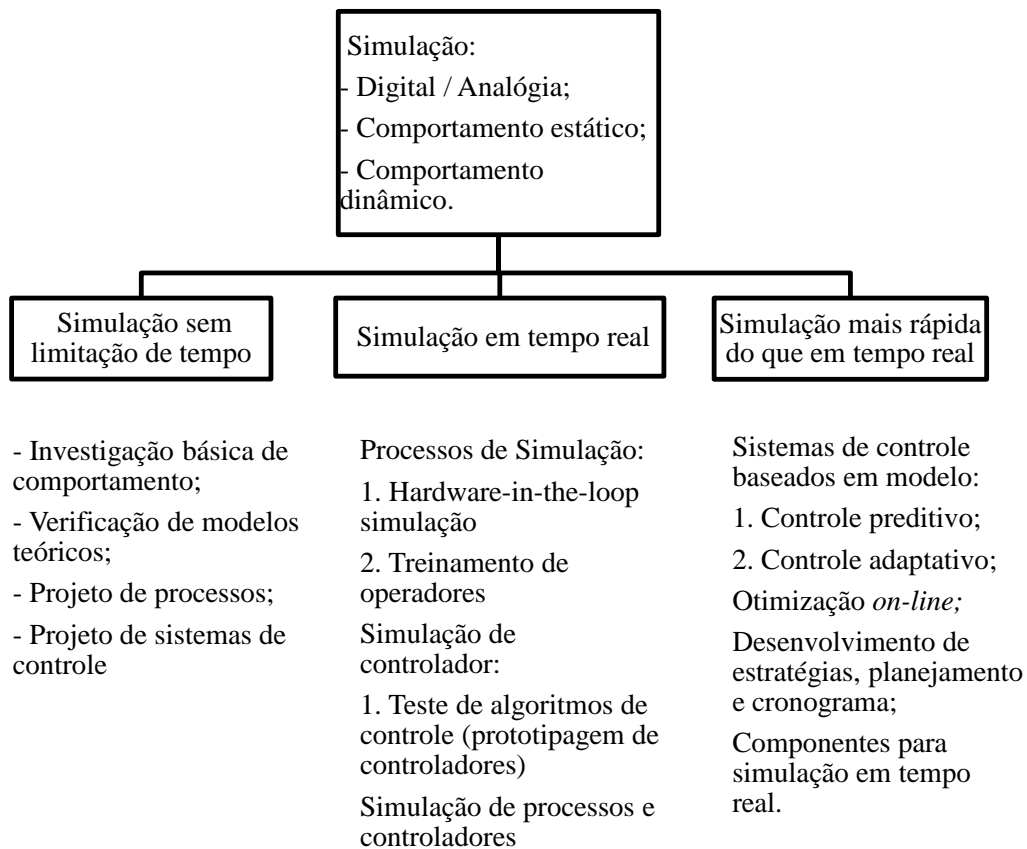


Figura 14 – Classificação de métodos de simulação. Adaptado de (Isermann; Schaffnit; Sinsel, 1998).

apresentam a mesma dependência do tempo. Isso caracteriza um problema computacional quando se trata de processos que contém dinâmicas mais rápidas que a velocidade dos algoritmos de cálculo. Além disso, uma característica do controle preditivo (e seu modo de otimização *on-line*) é que são executadas várias predições dentro de um intervalo de amostragem, demandando a necessidade de um processamento mais rápido do que o tempo real.

Em se tratando da simulação em tempo real, são listadas na tabela 4 as classificações dessa simulação e a característica do controle e do processo (real ou simulado) (Isermann; Schaffnit; Sinsel, 1998).

Tabela 4 – Classificação das simulações em tempo real. Adaptado de: Isermann, Schaffnit e Sinsel (1998).

Classificação	Controlador	Processo
Prototipagem de controle	Simulado	Real
<i>Software-in-the-loop</i>	Simulado	Simulado
<i>Hardware-in-the-loop</i>	Real	Simulado

A combinação proposta pela metodologia do HIL, é baseada, frequentemente, na

utilização de componentes reais, conectados a componentes simulados em tempo real. O processo físico pode ser total ou parcialmente simulado, em se tratando dos componentes que o compõem: atuadores, processo propriamente dito e sensores (Isermann; Schaffnit; Sinsel, 1998).

3.7.2 Composição do sistema HIL

O sistema HIL é composto por *Hardware* e *Software*, conforme é explicitado por Albuquerque (2007):

- Computador para desenvolvimento do *software* (*host*): Tem como função hospedar o editor de *software*, aplicativos de comunicação, compiladores ou também geradores de código automático, como é o caso do *Real-Time-Workshop* (atual *Simulink Coder*), que gera códigos a partir de diagramas do simulink;
- Computador para execução do *software* (*target*): Aplica-se à execução do código gerado pelo computador de desenvolvimento e tem comunicação direta com a planta simulada. A complexidade dos sistemas influencia nos requisitos desse componente, que pode ser desde um computador multiprocessado até um microcontrolador.
- Circuitos condicionadores de sinais: Estão no sistema para interfacear os sinais transportados entre planta e computador de execução do *software* a fim de garantir a correta comunicação entre tais dispositivos.

Nos casos em que computador para desenvolvimento de *software* encontra-se separado do computador de execução há menor exigência sobre o processador, visto que, para a execução, é necessário gerenciar entradas e saídas além de, em alguns casos, deve conter interface com usuário (Silva, 2008).

Deve haver o interfaceamento entre planta e o *target* (computador de execução), o que geralmente demanda conversão de sinais analógicos e digitais. Um ambiente de desenvolvimento de *software* com suporte a placas de I/O (*Input/Output*) reduz o tempo do desenvolvimento do sistema de controle (Silva, 2008).

Existem dois tipos de sistema operacional (SO) para o computador de execução do *software*. Um deles, os sistemas *Real-Time* executam o código em períodos pré-determinados, e, para isso, sua capacidade computacional para executar uma seção do código é organizada pelo SO para que somente após um código ser completado a próxima seção seja programada. São exemplos o VxWorks e o QNX. O outro tipo, são os sistemas *Event-Driven*, que geralmente respondem somente a entradas externas do usuário. Através do melhor uso do tempo de *software* e interrupções para forçar o sistema a executar o

código em período delimitado, pode-se conseguir com os sistemas *Event-Driven*, um comportamento mais aproximado ao do tempo real. São exemplos os SO Microsoft Windows, aplicáveis no segundo caso (Albuquerque, 2007).

A partir do exposto, para execução sem muita interferência de desempenho pelo SO, aplicações de *Real-Time* para o computador de execução de *software* (que pode ser microcontrolador) são melhor adequadas. Além disso, faz-se necessário desenvolver programação que correlacione entradas, saídas e efetue os cálculos da lei de controle, para rodar no *target*. A ferramenta do Mathworks - *Real-Time Workshop* pode ser utilizada nos casos em que se busca transformar diagrama de blocos do Simulink em código de controle, que pode ser executado no VxWorks, citado anteriormente (MathWorks, 2015a; Albuquerque, 2007). Também é disponibilizado pela MathWorks o pacote xPC (Atual Simulink *Real Time*), para utilização em *Real-Time*. Este pacote possibilita compilar modelos gráficos do Simulink com a inclusão de blocos para interface de entrada e saída para posterior execução no *target* (MathWorks, 2015b) .

Dessa forma, compreende-se que de forma geral a arquitetura do HIL é tal como mostrada na figura 15.

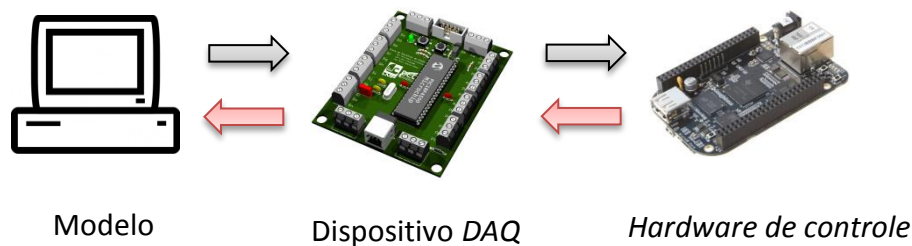


Figura 15 – Arquitetura HIL. Em sua composição os equipamentos de *hardware* são equivalentes aos utilizados na implementação real do controlador

O primeiro componente tem como função substituir a planta real, para isso, ele utiliza o modelo dinâmico do processo a ser controlado. Em seguida encontra-se o componente de aquisição de dados (dispositivo DAQ) cuja função é estabelecer a interface entre o Modelodo processo e o *hardware* que é o controlador do processo (Queiroz et al., 2010).

4 Metodologia

Neste capítulo serão apresentados o modelo da VRP proposto para implementação em HIL, a técnica de controle preditivo com parametrização exponencial, os cenários de consumo hidráulico considerados para simulação, critérios quantitativos e qualitativos de desempenho dos controladores implementados, um controlador PID para fins de comparação de resultados e a proposição de integração do controlador em HIL.

4.1 Validação de modelagens da VRP para implementação em HIL

Na etapa de determinação de um modelo para VRP e rede implementável em HIL, verificaram-se as modelagens propostas na literatura na tentativa de definir o modelo que atendesse requisitos envolvidos no projeto de controlador em circuito embarcado. Considerados os requisitos relacionados aos fundamentos do NMPC, têm-se demanda por um modelo com considerável representatividade do processo hidráulico, por conseguinte há necessidade de um modelo com atuador eletrônico, de forma a possibilitar a implementação do controlador preditivo e, por fim, a necessidade de um modelo que não apresentasse problemas de estabilidade e sensibilidade, para possibilitar uma implementação embarcada desejada.

Dentre os modelos existentes, o mais próximo aos requisitos é o fenomenológico simplificado (atuação indireta) obtido por [Prescott e Ulanicki \(2003\)](#), com as contribuições de [Quadros \(2013\)](#). Esta modelagem e a da rede de simulação como definida na literatura, foi implementada em *MatLab/Simulink* e efetuou-se validação desses modelos em busca de resultado empírico quanto a questões de estabilidade, sensibilidade (em relação ao comando) e representatividade do processo de controle da rede hidráulica. A partir da implementação de [Quadros \(2013\)](#), o processo foi simulado em malha aberta sob três cenários diferentes de demanda hidráulica dos consumidores: constante, de pequenos consumidores e grandes consumidores (cenários detalhados posteriormente), e sob três condições de abertura da válvula atuadora, iniciando-se por um valor característico definido na literatura, e valor maior e menor sequencialmente.

Em tais simulações o processo mostrou-se com sensibilidade muito elevada em relação ao sinal de comando, isto é, para uma pequena variação do sinal de comando x_{pp} , a saída h_{out} foi impactada com oscilações muito grandes, característica que onera o custo computacional e que demonstra que o processo poderia ser melhor posto. Uma função custo característica dessa modelagem fenomenológica simplificada é mostrada no capítulo de resultados.

Assim, com base nos modelos e definições acerca do funcionamento da VRP, foi efetuada uma contribuição: um modelo fenomenológico simplificado para VRP de atuação direta.

4.1.1 Modelo fenomenológico para VRP de atuação direta

Devido aos problemas de optimalidade (decorrente de problema de otimização mal posto, que produz um controlador difícil de ser realizável para implementação) apresentados pela modelagem fenomenológica simplificada desenvolvida por Prescott e Ulanicki (2003) e com contribuição de Quadros (2013), foi necessário efetuar uma alteração da forma de atuação da VRP: Foi removida a válvula agulha que regula o fluxo hidráulico para a câmara de controle. Essa simplificação permite definir o modelo como atuação direta, com apenas uma válvula de atuação, já que a modificação no comando passa a impactar diretamente a pressão na câmara de controle. Essa modificação não invalida o processo real, de forma com que isso poderia ser feito na válvula física e ela permaneceria obedecendo seus princípios de funcionamento. Esta modificação faz com que a modelagem da VRP seja simplificada e com menor número de equações. Na figura 16 encontra-se a constituição da válvula para melhor compreensão.

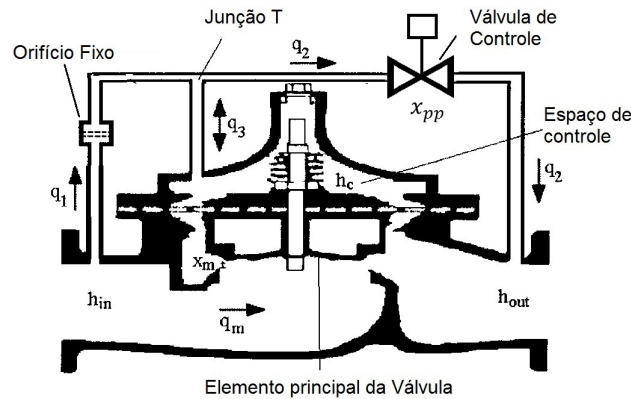


Figura 16 – VRP de atuação direta. Nesta estrutura têm-se que a válvula de controle atua diretamente sobre a pressão da câmara, adaptado de: (Prescott; Ulanicki, 2003).

A modelagem fenomenológica para VRP de atuação direta é apresentada nas equações 4.1 a 4.7. Para esse desenvolvimento, baseou-se nas contribuições de Prescott e Ulanicki (2003) e Quadros (2013)

$$\dot{x}_m(t) = \frac{q_3(t)}{A_{cs}(x_m, t)} \quad (4.1)$$

$$\rho g(h_{in}(t)a_1 + h_{out}(t)(a_2 - a_1) - h_c(t)a_2) - m_m g + \frac{\rho q_m^2(t)}{a_1} = 0 \quad (4.2)$$

$$C_{vpp}(x_{pp}, t) = 1 * 10^{-3} * x_{pp} \quad (4.3)$$

$$q_m(t) = C_{vm}(x_m, t) \sqrt{h_{in}(t) - h_{out}(t)} \quad (4.4)$$

$$q_1(t) = C_{vfo} \sqrt{h_{in}(t) - h_c(t)} \quad (4.5)$$

$$q_2(t) = C_{vpp}(x_{pp}, t) \sqrt{h_c(t) - h_{out}(t)} \quad (4.6)$$

$$q_3(t) = q_2(t) - q_1(t) \quad (4.7)$$

onde $x_m(t)$: abertura da VRP; $x_{pp}(t)$: abertura da válvula de controle (válvula solenóide proporcional linear); $\dot{x}_m(t)$: taxa de abertura da VRP; A_{cs} : área da superfície superior do diafragma da VRP; a_1 : área da superfície do elemento principal da VRP; a_2 : área da superfície da tampa da VRP; m_m : massa da VRP; ρ : densidade da água; g : aceleração da gravidade; $h_{in}(t)$: pressão à montante da VRP; $h_{out}(t)$: pressão à jusante da VRP; $h_c(t)$: pressão na câmara de controle; $C_{vpp}(t)$: capacidade da válvula solenóide proporcional linear; $C_{vm}(t)$: capacidade da VRP; C_{vfo} : capacidade do orifício fixo; $q_1(t)$: vazão no orifício fixo; $q_2(t)$: vazão na válvula piloto; $q_3(t)$: vazão de entrada ou saída na câmara de controle; $q_m(t)$: vazão na VRP em função de sua abertura.

A capacidade da válvula principal ($C_{vm}(t)$) e a área da superfície superior do diafragma A_{cs} , são calculadas por meio das equações (4.8) e (4.9).

$$C_{vm}(x_m, t) = 0,02107 - 0,02962e^{-51,1322x_m(t)} + 0,0109e^{-261x_m(t)} - 0,00325e^{-683,17x_m(t)} + 0,0009e^{-399,5x_m(t)} \quad (4.8)$$

$$A_{cs}(x_m, t) = \frac{1}{3700 * (0,02732 - x_m(t))} \quad (4.9)$$

4.2 Projeto do controlador NMPC

Desenvolveu-se um controlador preditivo não linear composto por trajetória de referências, modelo, preditor e otimizador. Iniciando-se as definições pela trajetória de referências, estabeleceu-se um *set-point* constante, como proposto nos artigos de [Quadros e Murilo \(2013\)](#) e [Prescott e Ulanicki \(2003\)](#). O preditor e o modelo foram tratados de forma unificada: a modelagem não linear não se encontra expressa em espaço de estados, dessa forma, as equações do modelo são implementadas no domínio discreto em uma função. As variáveis de estado obtidas da rede são vazão, pressão a montante e a jusante da VRP. É importante pontuar que comportamento do consumidor (expresso pela variável C_{v2}) causa considerável influência sobre o processo, mas, na prática, por não ser conhecido, utilizou-se valor constante e igual ao valor atual (passível de cálculo por meio das variáveis de estado) durante o horizonte de predição. Para todos instantes de amostragem são conhecidas todas as variáveis do processo.

A predição é outra etapa relacionada com a metodologia de controle preditivo não linear e, para isso, o mesmo modelo dinâmico apresentado anteriormente foi utilizado.

Conforme abordado no capítulo de controle preditivo, a predição é efetuada por meio da aplicação de uma sequência de comandos $u(k)$, em que, $k \in N$, para obtenção dos estados $x(k+1)$, referentes à pressão de saída h_{out} .

Na modelagem não linear utilizada, a predição é efetuada com base no equacionamento –não linear– discretizado. Assim, é necessário solucionar diversas equações para se obterem os estados e o custo relacionado à cada predição efetuada.

Como continuidade tem-se a etapa de otimização do controlador, que passa por uma metodologia que deve ser expressa, primeiramente, por um problema de controle para ser resolvido. Inicialmente é necessário realizar o ajuste da válvula de controle de forma com que a pressão a jusante da VRP siga o valor de referência. As restrições da entrada de controle u devem satisfazer o conjunto de restrições para $i \in 1, \dots, N$:

$$u^{min} \leq u(k+i-1) \leq u^{max} \quad (4.10)$$

$$\delta^{min} \leq u(k+i) - u(k+i-1) \leq \delta^{max} \quad (4.11)$$

onde u^{min} é a restrição relativa à abertura mínima da abertura da válvula piloto, u^{max} é a abertura máxima da abertura da válvula piloto, δ^{min} é a taxa mínima de abertura da válvula piloto e δ^{max} é a taxa máxima de abertura da válvula piloto. Na seção seguinte, serão desenvolvidas as formulações do NMPC parametrizado.

4.2.1 Parametrização do Controle NMPC

Na formulação clássica do NMPC, criteriosamente definida na literatura, o tamanho da variável de decisão é dada pelo produto entre o número de atuadores n_u pelo horizonte de predição $n_u \cdot N$, que retorna um número muito grande de graus de liberdade e onera o esforço computacional. Por sua vez, ao parametrizar a variável de comando do NMPC, estabelece-se um perfil de controle com menos graus de liberdade dentro do horizonte de predição. Dentre as diversas maneiras de efetuar a parametrização do NMPC, uma possível solução é a parametrização exponencial, estabelecida por [Murilo, Almir e Alberer \(2014\)](#). Essa parametrização para o processo da VRP envolve o controle estacionário u_{ss} e a simples parametrização exponencial para a sequência de controle futuro. Entre dois intervalos de amostragem o comando u é considerado constante, como mostrado na equação (4.12).

$$u(i\tau + t) = Sat_{u_{min}}^{u_{max}}(u_{ss} + \alpha_1 e^{-\lambda \cdot \tau \cdot i} + \alpha_2 e^{-\lambda \cdot q \cdot \tau \cdot i}) \text{ para } t \in [(k-1)\tau, k\tau] \quad (4.12)$$

Onde τ é o período de amostragem, $i \in 0, \dots, N-1$, $\lambda > 0$ e $q \in \mathbb{N}$ são parâmetros de sintonia, α_1 e $\alpha_2 \in \mathbb{R}^m$ são coeficientes que serão determinados por meio de alguns procedimentos matemáticos que serão abordados no decorrer deste tópico, e Sat é o mapa

de saturação das restrições da variável de comando, que satura essa variável entre os valores máximo e mínimo (antes da realização da otimização), como mostrado:

$$Sat_{u_{min}}^{u_{max}}(u_i) = \begin{cases} u_{min} & se \quad u_i \leq u_{min} \\ u_{max} & se \quad u_i \geq u_{max} \\ u & Demais casos \end{cases} \quad (4.13)$$

A sequência de controle é contínua no decorrer do tempo, assim, considerando $i=0$ para o primeiro instante, $i=1$ para o segundo instante e o tempo do processo $t = k - 1$ em (4.12), obtêm-se as equações:

$$u(k-1) = u_{ss} + \alpha_1 + \alpha_2 \quad (i=0) \quad (4.14)$$

$$u(k) = u_{ss} + \alpha_1 e^{-\lambda\tau} + \alpha_2 e^{-\lambda q\tau} \quad (i=1) \quad (4.15)$$

$$u(k) - u(k-1) = \alpha_1(e^{-\lambda\tau} - 1) + \alpha_2(e^{-\lambda q\tau} - 1) = p_1 \delta u \quad (4.16)$$

Onde p_1 é o parâmetro utilizado para ponderar a diferença entre dois sucessivos sinais de controle de forma que não exceda os valores de δu , respeitando a restrição da equação (4.11). A outra variável de decisão deve ser estabelecida em relação ao controle estacionário $u_{ss} = p_2$ em que $p_2 \in [u_{min}, u_{max}]$. As restrições, são estabelecidas devido às limitações de operação do atuador, com valores de máximo e mínimo e taxa de abertura e fechamento da válvula. O sistema linear 4.17 fica mais bem arranjado da forma a seguir:

$$\begin{bmatrix} e^{-\lambda\tau i} - 1 & e^{-\lambda q\tau i} - 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_1 \delta u \\ u(k-1) - u_{ss} \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

É interessante isolar as variáveis α_1 e α_2 em função dos parâmetros, já que a sequência de controle depende dessas variáveis:

$$\begin{bmatrix} \alpha_1(p) \\ \alpha_2(p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e^{-\lambda\tau i} - 1 & e^{-\lambda q\tau i} - 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} p_1 \delta u \\ u(k-1) - p_2 \end{bmatrix} \quad (4.18)$$

Em função dessas variáveis, o perfil de comando passa a ser dependente dos parâmetros p_1 e p_2 , como mostrado na equação a seguir:

$$u(i\tau + t, p) = Sat_{u_{min}}^{u_{max}}(p_2 + \alpha_1(p)e^{-\lambda \cdot \tau \cdot i} + \alpha_2(p)e^{-\lambda \cdot q \cdot \tau \cdot i}) \quad (4.19)$$

Esse perfil de comando para todo horizonte de predição N , é obtido a partir de uma otimização que encontra valores para o vetor de parâmetros p . Tais parâmetros otimizados p_{opt} são necessários para a obtenção do perfil de comando otimizado u_{opt} . Embora sejam calculados sinais de controle até o horizonte N , apenas o primeiro sinal de controle é aplicado. Nos próximos instantes de amostragem, mensura-se novamente o estado e são repetidas as etapas de predição e otimização.

Um demonstração da sequencia ótima de comando com parametrização exponencial é mostrado na figura 17.

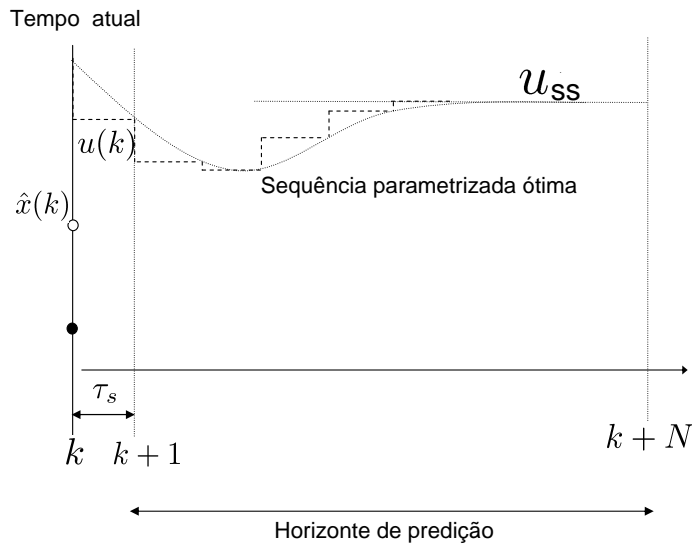


Figura 17 – Representação esquemática para o controle preditivo com parametrização exponencial (Murilo; Alamir; Alberer, 2014).

Na figura é representado o estado estacionário (u_{ss}), o regime transiente, tempo de amostragem τ_s e estado $x(k)$ em que k é o instante de amostragem. Em controle preditivo, a técnica de predição é baseada em um horizonte deslizando, o que é uma previsão do comportamento do processo sempre ao longo de todo horizonte N .

4.2.2 Problema de Otimização

Os problemas de otimização de controladores preditivos são estabelecidos para encontrar valores otimizados de uma função custo, que têm o objetivo de seguir um valor de referência à saída futura do processo. No caso do NMPC parametrizado, devem ser encontrados valores otimizados para os parâmetros mencionados anteriormente. Em se tratando do problema da VRP, essa função deve aproximar a pressão a jusante da VRP de seu valor de referência y_{sp} , o que minimiza o erro de saída $y_{sp} - y_{pred}$.

$$p_{opt} = \arg \min_{p \in \mathbb{P}} \left[\sum_{i=1}^N \|(y_{sp} - y_{pred})\|_{Q_y}^2 + \rho_x \cdot \|X_f\| \right] \quad (4.20)$$

Onde y_{pred} é a saída predita ao longo do horizonte de predição N , X_f é o custo do estado final (relacionado à estabilidade do processo), ρ_x é a ponderação do estado final X_f e Q_y a ponderação do erro de rastreamento da saída y .

A solução desse problema de otimização passa pela necessidade de rotina de otimização. Embora existam diversas rotinas de otimização, algumas comerciais, como é o caso

da *quadprog* ou *fmincon*, e outras, em geral baseadas em programação quadrática e disponibilizadas na literatura, fez-se necessário obter uma rotina de otimização auto-contida para que pudesse ser utilizada tanto nas simulações computacionais como nas embarcadas em micro-controlador.

Foi utilizada a rotina de otimização multivariável proposta por (Alamir, 2013), implementada em funções mex, para as simulações em *Matlab* e em linguagem C para as simulações em circuito embarcado. O algoritmo de otimização multivariável supracitado é adequado e fácil de implementar para o controlador desenvolvido pois já está sob a forma em que o processo é representado em funções de simulação do tipo caixa preta (*Black-Box Simulator - BBS*), ele foi desenvolvido para a solução em que é utilizada a parametrização do controle. Relacionado à esse algoritmo de otimização, são parâmetros importantes o número de avaliações de funções (N_{ev}) que se deseja avaliar e da definição de dois coeficientes são utilizados para ampliar e reduzir as regiões de busca por pontos ótimos. Esses coeficientes são semelhantes aos definidos na literatura.

Posto isso, é estabelecido um *framework* geral para o controlador NMPC para VRP, como segue:

Sistema não linear

$$x(k+1) = f(x(k), u(k)) \quad (4.21)$$

$$y(k+i) = f(x(k+i-1), u(k+i-1)) \quad (4.22)$$

Lei de controle

$$u(t) = Sat_{u_{min}}^{u_{max}}(p_2 + \alpha_1(p)e^{-\lambda.t} + \alpha_2(p)e^{-\lambda.q.t}) ; \alpha_i \in \mathbb{R} \quad (4.23)$$

Função Custo

$$p_{opt} = arg \min_{p \in \mathbb{P}} \left[\sum_{i=1}^N \|(y_{sp} - y_{pred})\|_{Q_y}^2 + \rho_x \cdot \|x_f(p)\| \right] ; x_f(p) = X(N, \tilde{x}(k), p) \quad (4.24)$$

Restrições

$$p_1 \in [-1, +1] \quad (4.25)$$

$$p_2 \in [u_{min}, u_{max}] \quad (4.26)$$

4.2.3 Modelo do processo Simulado

O processo a ser controlado é obtido por meio do acoplamento da VRP à rede hidráulica e o estabelecimento de realimentação entre variáveis dos dois modelos. Os

componentes da rede são arranjados em série: uma fonte hidráulica de pressão constante, válvulas de bloqueio (v_1 e v_2), VRP e quatro tubos fecham o circuito. O processo físico de simulação é mostrado na figura 18, em que o acionamento da válvula principal da VRP é efetuado pelo próprio fluxo hidráulico da rede que percorre o circuito auxiliar, em vermelho, composto por válvula de orifício fixo e de controle.

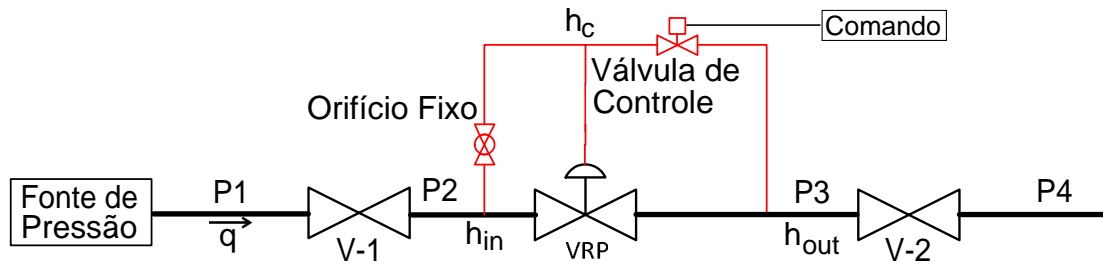


Figura 18 – Rede hidráulica representada por modelo na simulação. $P1$, $P2$, $P3$ e $P4$ são os tubos, cujas dimensões serão apresentadas posteriormente, q , h_{in} e h_{out} são as variáveis de estado do sistema, o comando é setado por controlador

Enquanto a válvula v_1 assume um valor constante em seu coeficiente a fim de caracterizar perdas hidráulicas ocorridas antes do local o qual a VRP está instalada, a válvula v_2 têm esse coeficiente C_{v2} variado ao longo do tempo, de forma a caracterizar determinados perfis de consumo da rede. Posteriormente serão mostrados os perfis de C_{v2} que foram aplicados na etapa de simulação. As dimensões da tubulação são mostradas na tabela 5.

Tabela 5 – Parâmetros da tubulação utilizados nas simulações.

Tubo	Comprimento [m]	Diâmetro [m]
P1	1.5	0.05
P2	4.0	0.1
P3	5.0	0.1
P4	6.6	0.1

Os modelos da VRP e rede são independentes. O modelo da VRP recebe o sinal de controle x_{pp} , abertura do elemento principal da VRP x_m , vazão da rede $q(t)$, pressão à montante $h_{in}(t)$ e à jusante da VRP $h_{out}(t)$ e é utilizado para determinar a taxa abertura do elemento principal da VRP \dot{x}_m , a qual altera dinamicamente as pressões e vazão na rede. Já o modelo da rede tem como entradas valor do coeficiente da válvula 2 de bloqueio C_{v2} , a abertura da VRP x_m e vazão da tubulação $q(t)$. A pressão da fonte foi considerada constante e estabelecida internamente no modelo da rede. A variável controlada $h_{out}(t)$, pressão à montante da VRP $h_{in}(t)$ e vazão $q(t)$ são resultados oriundos do modelo da rede.

Em se tratando da simulação em *Simulink*, os modelos foram alocados em blocos de funções do *MatLab* e, por meio de integradores em tempo contínuo obtém-se os estados de vazão q e abertura da VRP x_m , como pode ser observado na figura 19.

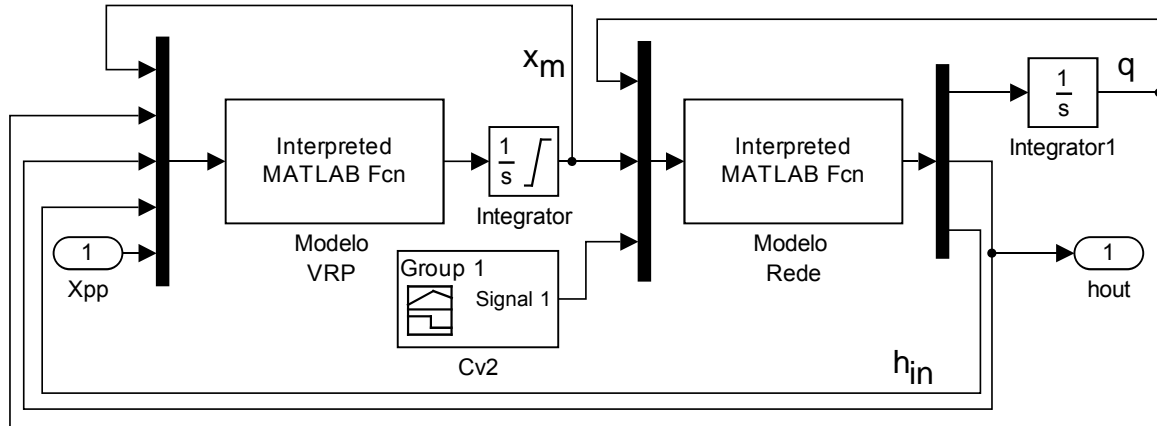


Figura 19 – Processo da rede Hidráulica com VRP implementado em Simulink

As equações do modelo da VRP e do modelo da rede foram implementadas em funções do *MatLab*, que são chamadas pelos respectivos blocos "*Interpreted MATLAB Fcn*". As variáveis de pressão a montante h_{in} , à jusante h_{out} , taxa de abertura da VRP \dot{x}_m e taxa de vazão \dot{q} são obtidas por cálculo analítico, utilizando as equações apresentadas. Quanto ao cálculo das pressões na rede hidráulica, aplica-se o modelo da rede já mostrado no capítulo 2. A variável C_{v2} é estabelecida por meio de um sinal e os perfis utilizados em simulação serão mostrados no tópico 6 deste capítulo. O comando X_{pp} é aplicado diretamente pelo controlador, e é a abertura da válvula solenóide proporcional linear considerada para o processo. A saída é dada por $hout$.

No próximo tópico serão abordados os critérios de desempenho utilizados para mensuração e comparação com outros métodos de controle.

4.3 Critérios de desempenho

Em se tratando de critérios utilizados na quantificação de desempenho, foram utilizadas as métricas listados em literatura, a fim de manter paralelismo na comparação de resultados (Quadros, 2013). Dessa forma avaliados os seguintes critérios de desempenho:

- Custo (ITAE): O critério ITAE (*Integral of Time multiplied by Absolute of the Error*) é um parâmetro de otimização que possibilita pequeno *overshoot* e oscilações bem amortecidas. Foi utilizado como parâmetro de sintonia de controle PID e calculado das demais simulações;

$$ITAE = \int_0^T t |e| dt \quad (4.27)$$

- Custo computacional: Tempo demandado pelo controlador NMPC para encontrar o comando otimizado;
- Tempo de simulação: Representa o tempo computacional despendido durante simulação;
- Média: Mensura a distância média do sinal controlado em relação ao *set-point*;
- Variância: Representa a dispersão dos valores de pressão de saída em relação à média;
- Overshoot: Representa o máximo valor de pico do sinal;
- Tempo de acomodação: Tempo necessário para o sinal permanecer dentro de uma faixa em torno do valor final;

Dentre os critérios estabelecidos, o tempo de simulação foi apurado apenas nas simulações que apresentaram impossibilidade de funcionamento em tempo real, visto que essa não seria uma forma de mensurar desempenho da técnica de controle.

Quanto a *overshoot* e tempo de acomodação, tais indicadores foram avaliados em relação ao momento da entrada de grandes consumidores na rede. Dadas as características do processo, o sistema se desequilibra nesse momento, o que proporciona a avaliação quanto a esses parâmetros, mesmo que o processo não seja iniciado naquele momento. Para calcular o tempo de acomodação, foi estabelecida a região em que a pressão de saída fica abaixo de 38.84 mca na obtenção desse dado.

Após serem definidas as condições que os controladores serão submetidos e como serão avaliados, o próximo passo foi estabelecer o controlador PID, também implementado para o problema da VRP com modelagem de atuação direta, dada sua importância no controle de processos e por também serem aplicados às VRP e por serem base comparativa quanto aos resultados.

4.4 Controlador PID para o processo da VRP

Em vista da completa abordagem na literatura de controladores PID para o problema da VRP, nesta pesquisa também efetuou-se a implementação dessa metodologia de controle. O controlador PID (proporcional, integral e derivativo) é uma técnica de controle de processos aplicada a maior parte da indústria, devido a sua facilidade de projeto, baixo custo, facilidade de manutenção e calibração, além da obtenção de bom desempenho na maioria dos processos (Ogata, 1998). Esse controlador é utilizado em cascata com o processo controlado, a fim de obter resposta sem erro em regime estacionário e de atender especificações, como máximo sobressinal, tempo de pico, tempo de assentamento e amortecimento desejado. A forma geral do PID considerado neste trabalho é apresentada na equação 4.28 .

$$u(t) = k_p e(t) + k_i \int_0^t e(\lambda) d\lambda + k_d \frac{d}{dt} e(t) \quad (4.28)$$

Onde: $u(t)$ é o sinal de controle, $e(t)$ é o sinal do erro (calculado como a diferença entre a referência e a saída), k_p , k_i e k_d os ganhos proporcional, integral derivativo.

Foi implementado um controlador PID discreto, da mesma forma como desenvolvido por Quadros (2013) e, sua validação, foi efetuada por meio do processo modelado anteriormente, com atuação direta, e realizou-se a sintonia por meio do PSO - *Particle Swarm Optimization*. A técnica de enxame de partículas (PSO), é um algoritmo de otimização que foi desenvolvido em 1995 por Kennedy e Eberhart, com base no comportamento de animais em busca de alimento. O algoritmo baseia-se em um conjunto de indivíduos que evoluem no decorrer do tempo e são selecionados, os quais compõem o vetor solução (Andrade; Costa; Angélico, 2013).

No PSO cada elemento da população inicial é gerada aleatoriamente e têm sua posição e velocidade atualizados a cada geração por meio de seu fator cognitivo e social, que ponderam a equação da velocidade e espaço. Hassan et al. (2005) define o algoritmo PSO em três passos: Primeiro define-se para as partículas, suas posições e velocidades iniciais (valores gerados de maneira aleatória dentro de intervalo estabelecido), atualiza-se a velocidade e, por fim, a posição, a qual corresponde ao vetor solução de parâmetros k_p , k_i e k_d .

A evolução da velocidade $v(t+1)$ da partícula é dada pela soma da velocidade no tempo t ponderada pelo um fator de inércia (ω cujo valor é estabelecido entre 0.4 e 1.4) somado a influencia de memória da partícula ponderada pelo fator cognitivo e com o a influencia do enxame ponderado fator social. Na equação 4.29, a referida fórmula pode ser identificada. A posição da partícula é encontrada com a soma da posição anterior com a velocidade multiplicada pelo intervalo de tempo.

$$v_i(t+1) = \omega * v_i(t) + c1 * r1 * (xi_{best} - xi(t)) + c2 * r2 * (xg_{best} - xi(t)) \quad (4.29)$$

Onde xi_{best} representa a melhor posição de um dado indivíduo, xg_{best} a melhor posição dentre todos os indivíduos, $c1$ o fator cognitivo, $c2$ fator social, $r1$ e $r2$ valores aleatórios no intervalo entre 0 e 1.

Os resultados do controlador PID serão avaliados quanto aos mesmos índices de desempenho já apresentados anteriormente. Também serão avaliadas a aplicabilidade do controlador ao processo. A atividade subsequente no projeto de controlador NMPC foi de estabelecer como esse controlador será aplicado no caso da VRP, que consta no próximo tópico.

Na próxima seção serão apresentados os últimos aspectos necessários para uma validação do controlador em *MatLab*

4.4.1 Validação de controlador em *MatLab*

A etapa de validação do controlador em *MatLab* compreende a implementação de toda a metodologia apresentada no ambiente *Matlab/Simulink*. A rotina de otimização multivariável utilizada foi inicialmente implementada em código *.m* e posteriormente convertida para funções *MEX* por meio do *app MatLab Coder*. A rotina de controle foi implementada em código *.m* Todos os parâmetros necessários para o controlador serão apresentados no capítulo de resultados. Os parâmetros de desempenho mostrados anteriormente foram calculados a fim de quantificar e qualificar o desempenho. Um tempo computacional aproximado é obtido por meio da mensuração do tempo decorrido na rotina de otimização e é advindo das funções *tic* e *toc*. A plataforma utilizada não garante a execução em tempo real, dessa forma, o tempo computacional encontrado é uma aproximação.

O diagrama do processo controlado implementado em Simulink, como disposto na figura 23.

Onde *Set-Point* (sp) define a trajetória de referência, *hout*, *hin* e *q* são os estados, x_{pp} o comando de abertura da válvula solenóide proporcional linear e os blocos *Zero – Order Hold* são utilizados para amostragem do processo da VRP e Rede. Internamente ao bloco "Controlador NMPC" encontra-se a função do controlador preditivo implementada em tempo discreto (foram avaliados dois diferentes períodos de amostragem, definidos no capítulo de resultados), e internamente ao bloco "Processo da VRP e rede" encontra-se o modelo fenomenológico de atuação direta e da rede em tempo contínuo conforme já apresentado.

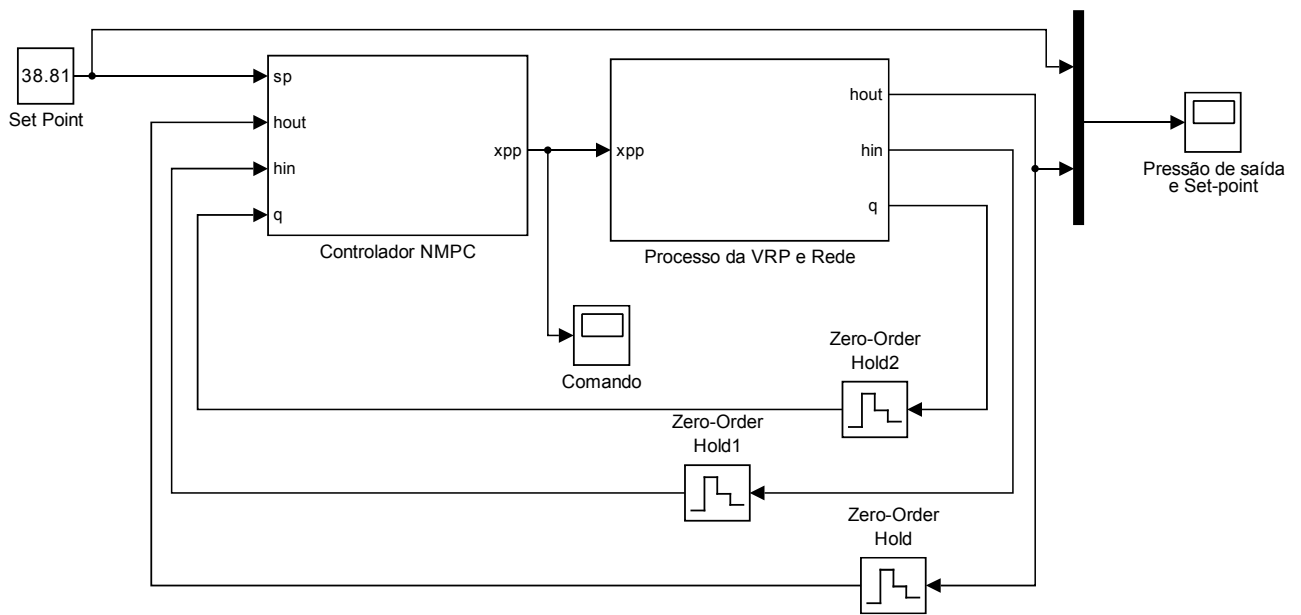


Figura 20 – Diagrama de blocos do processo controlado por NMPC-MEX

Nesta etapa do projeto é importante ressaltar que as validações e obtenção de resultados do processo e controlador implementados em MatLab foram executadas antes de dar andamento na implementação em HIL, como forma de antecipar problemas funcionais, obter resultados para facilitar a configuração da plataforma e, de modo geral, facilitar a próxima etapa.

4.5 Integração do modelo e controlador em sistema HIL

No âmbito da validação do controlador em sistema HIL, foi utilizada uma plataforma arquitetada e construída com base no trabalho de [Farias \(2016\)](#). Essa plataforma têm como premissas a multifuncionalidade da plataforma, baixo custo e aplicação à modelos diversos.

Essa plataforma é composta por um computador *host* estabelecido propriamente por um micro-computador, sistema de aquisição de dados (*Data Acquisition System - DAQ*) baseado nas placas PCI DAC-6703 e PCI DAS-6013 e, como computador *target*, o microcontrolador BeagleBone Black. A arquitetura supracitada é mostrada na figura 21.

Um circuito eletrônico é estabelecido entre a BeagleBone e as placas de aquisição de dados. As variáveis de estado do processo são re-alimentadas para o controlador, por meio de sinais analógicos enviados pelas placas DAQ. A variável de comando é transmitida por sinais digitais para as placas de aquisição. A utilização dos sinais analógicos agrega qualidade à representação do processo e realidade do controlador, uma vez que comercialmente sensores e transdutores de pressão para água utilizam esse tipo de sinal

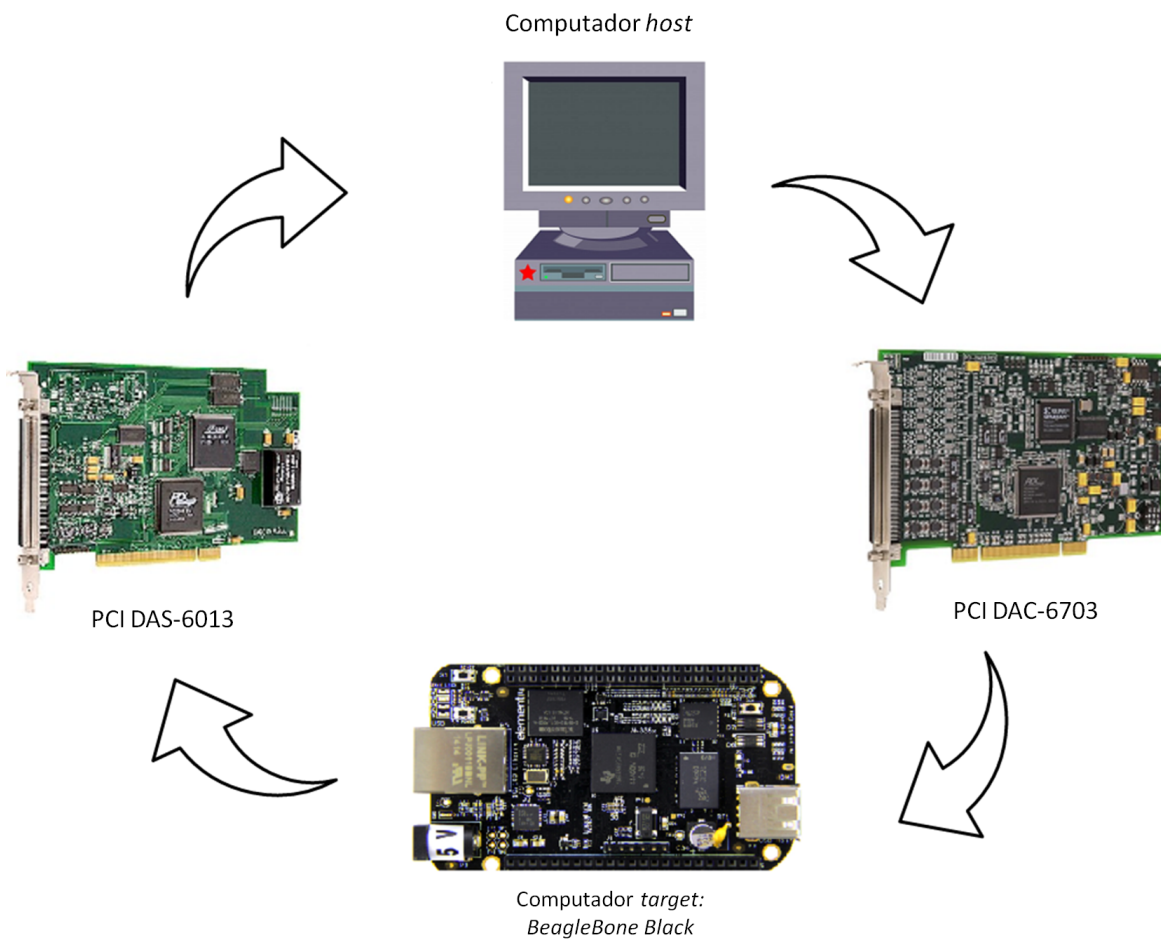


Figura 21 – Arquitetura do sistema HIL utilizado (Farias, 2016).

de comunicação. A plataforma utilizada é mostrada em figura 22.

Visto que templates em Simulink (para o estabelecimento da comunicação entre *Host* e DAQ), e em linguagem *C* (para o estabelecimento da comunicação entre *Target* e micro-controlador) foram disponibilizados por Farias (2016), a migração do processo de controle anteriormente validado em MatLab ficou bastante facilitada. A rotina de otimização proposta Alamir (2013) teve de ser transcrita para a linguagem C do micro-controlador e uma etapa de calibração dos sinais transmitidos através da DAQ para o micro-controlador foi realizada.

Para a simulação em HIL, é necessário estabelecer uma região de operação para o processo, para o correta leitura dos estados e menor ruído possível, assim, esses limites foram estabelecidos por meio da verificação dos limites máximos e mínimos de cada uma das variáveis de estado encontradas anteriormente na simulação em MatLab.

O sistema HIL de forma integrada tem, no micro-computador, o modelo do processo subdividido entre *Simulink* e funções *.m* do *MatLab* (já abordado), em que a troca de dados ocorre por meio de uma *Toolbox* que comunica-se com as placas de aquisição, e,

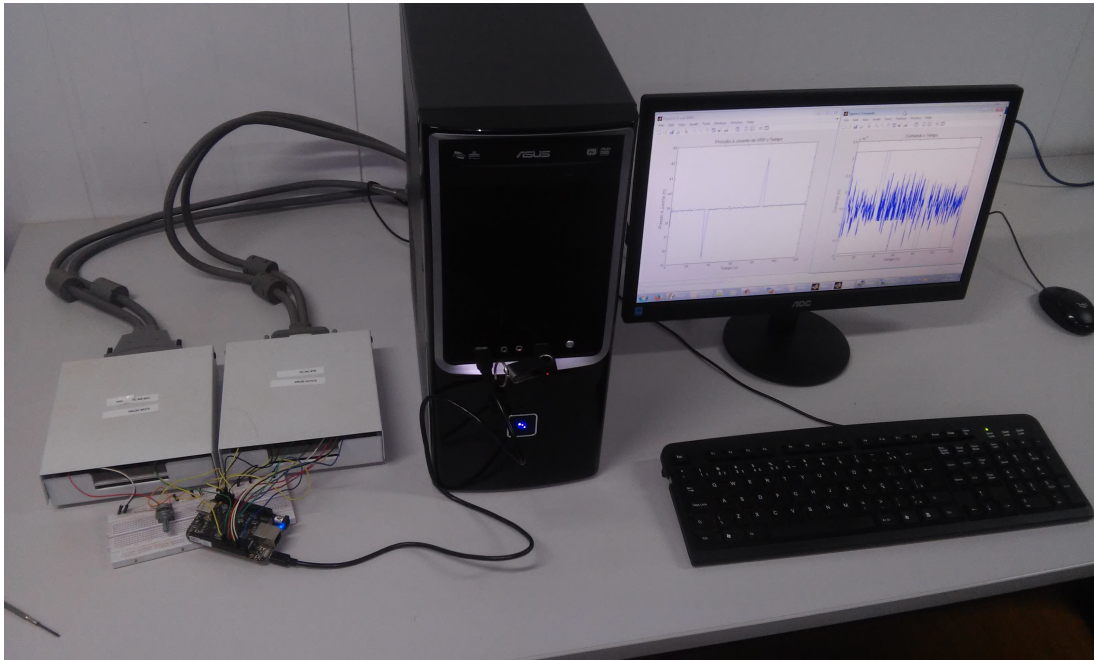


Figura 22 – Plataforma HIL utilizada.

por fim, o microcontrolador, que possui a rotina de controle embarcada. O diagrama de blocos utilizado nas etapas de simulação foi o definido na figura 23.

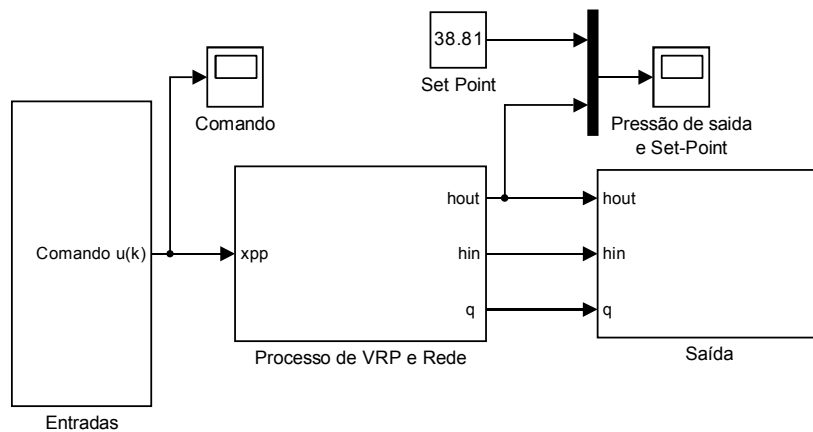


Figura 23 – Diagrama de Blocos para simulação em HIL

O bloco "Entradas" compreende a aquisição dos sinais digitais por meio de "Digital Inputs" e conversão para sinal analógico, o bloco "Processo VRP e Rede" referente-se ao modelo do processo e, no de "Saídas" equivale à malha de re-alimentação do controlador, a qual envia por meio dos blocos "Analog Outputs" os sinais referentes às variáveis de estado.

Posto isso, todas as etapas relacionadas ao projeto de controlador NMPC e escopo de validação tiveram sucesso, obtendo-se:

- Desenvolvimento de modelagem fenomenológica simplificada de atuação direta para VRP;
- Implementação e validação em MatLab do processo hidráulico composto por VRP e rede;
- Estabelecimento de cenários de consumo e critérios de desempenho que subsidiam uma comparação entre controladores;
- Implementação de PID clássico para o problema da VRP e rede;
- Controlador NMPC para o processo da VRP e rede -em MatLab;
- Controlador NMPC para o processo da VRP e rede - embarcado em micro-controlador BeagleBone;

5 Resultados e Discussões

Neste capítulo serão apresentados os resultados de simulação e analisados à luz das teorias de controle e do processo, conforme apresentadas nos capítulos iniciais. Primeiramente serão apresentados os resultados relativos à implementação do controle NMPC com a modelagem fenomenológica de atuação indireta. Após isso, trabalha-se com a modelagem para atuação direta, que, neste caso, foram simulados o cenário 1, em que grandes consumidores modificam sua demanda em dois momentos do intervalo de simulação, e o cenário 2, em que uma composição entre consumidores residenciais e grandes consumidores estão conectados à mesma rede hidráulica. Por fim, apresenta-se avaliação do controlador preditivo e as funções custo obtidas.

Os resultados do controlador de atuação indireta são relacionados à duas publicações (Pereira et al. (2016c) e Pereira et al. (2016a)) e foram solução inicial para o problema de controle. Tais resultados contemplam validação no *software* Matlab.

A utilização do controlador de atuação direta deu suporte aos resultados pretendidos para dois cenários de consumo hidráulico. A este modelo de simulação aplicaram-se as técnicas de controle PID e NMPC, essa última em duas diferentes perspectivas: primeiro validação da metodologia em MatLab/Simulink (funções MEX) e o segundo a validação em plataforma HIL interligada com o ambiente Simulink. Esses resultados são abordados no final de cada seção, possibilitando melhor avaliar e comparar o desempenho dos controladores.

Todas as simulações foram executadas em computador Desktop com processador Intel I3, 4GB RAM, em ambiente Windows 7 64 Bits e MatLab / Simulink 2014a 32bits e realizadas sobre 120 s de simulação. O tempo de amostragem utilizado foi de 10ms e *Set-point* de 38, 81 mca. Este valor de referência foi estabelecido inicialmente por Prescott e Ulanicki (2003) como pressão de operação de rede de simulação em relação à pressão de coluna d'água. Para o modelo da VRP, algumas constantes foram obtidas com dados da literatura (Prescott; Ulanicki, 2003): $a_1 = 0,0078m^2$, $a_2 = 0,0218m^2$, $m_m = 8kg$. O coeficiente do orifício fixo foi estabelecido como $C_{vfo}=1 * 10^{-6}$.

Em se tratando do controlador, o número de atuadores é $n_u = 1$, horizonte de predição $N = 20$, as restrições do comando são $u_{min}=6,4 \times 10^{-5}$, $u_{max}= 3,2 \times 10^{-3}$, $\delta^{min} = -2,5 \times 10^{-4}$ e $\delta^{max} = 2,5 \times 10^{-4}$, e, restrições do vetor de parâmetros P : $p_1 \in [-1, +1]$ e $p_2 \in [u_{min}, u_{max}]$.

A solução de controle implementada teve uma característica de relaxamento de restrições: devido ao aumento da complexidade da modelagem e maior demanda por poder computacional, a ponderação ρ_x (relacionada ao estado final) teve seu valor igual a

zero (relaxamento de restrições), enquanto a ponderação do erro de rastreamento da saída Q_y , foi definido por índice unitário. O número de avaliações de funções N_{ev} representa a quantidade de vezes que são efetuadas predições do processo ao longo de todo horizonte N e é diferente para cada caso avaliado. O valor do N_{ev} está expresso, posteriormente, em cada cenário de simulação utilizado.

O estabelecimento da solução de controle que não considerou o estado final causa um prejuízo para a garantia de estabilidade do sistema mas isso é uma forma de obter um controlador viável: Na implementação em tempo real é necessário obter-se um controlador realizável e factível e, ao mesmo tempo, estabelecer condições suficientes para estabilidade (nesse caso, utilizado o relaxamento de restrições).

5.1 Controlador NMPC com atuação indireta

O primeiro desenvolvimento da técnica NMPC foi implementado com atuação indireta, com utilização da modelagem de VRP e rede da forma proposta na literatura e mostrada no capítulo 2. A partir desses resultados foram publicados dois artigos, no entanto, o esforço computacional foi demasiadamente alto, que inviabiliza implementação embarcada.

Para as simulações é necessário utilizar um perfil de consumo, característico do tipos de consumidores de uma região de distribuição e isso pode ser reproduzido com a aplicação de um sinal característico à válvula C_{v2} . A avaliação de resultados para a implementação do controlador de atuação indireta foi efetuada com perfil residencial. Isso é decorrente de problema de modelagem do processo da VRP, de forma que, quando simulado com perfil de grandes consumidores (entrada/saída) tende a perder estabilidade.

O perfil de consumo supracitado apresenta pequenas e constantes variações na demanda, e é representado por um sinal com média 0,03 e variância 0,001, conforme figura 24. Esse perfil é semelhante ao apresentado por [Quadros \(2013\)](#).

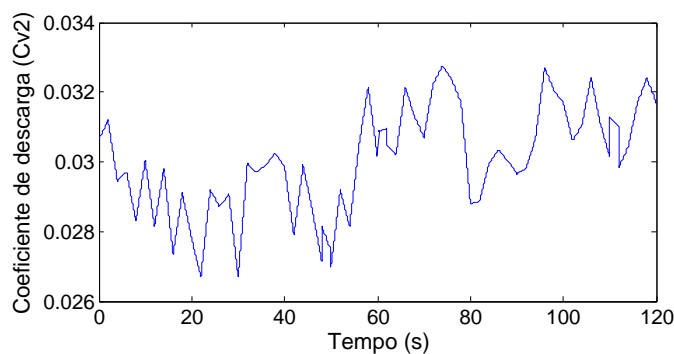


Figura 24 – Perfil de consumo residencial. Adaptado de ([Quadros, 2013](#)).

Os resultados obtidos com a aplicação da metodologia encontram-se na figura 25. Duas diferentes abordagens para o controlador foram estabelecidas para o NMPC: inicialmente foi estabelecido o NMPC ideal que, para efetuar as previsões, conhece todas as variáveis do processo e o comportamento futuro da demanda hidráulica: a variável C_{v2} é fornecida ao controlador, o que facilita a etapa de previsão, proporcionando melhores resultados. Para a segunda abordagem tem-se abordagem do NMPC real: apenas os estados atuais são medidos na rede e, a partir deles é calculada a variável C_{v2} , que é considerada como constante ao longo do horizonte N .

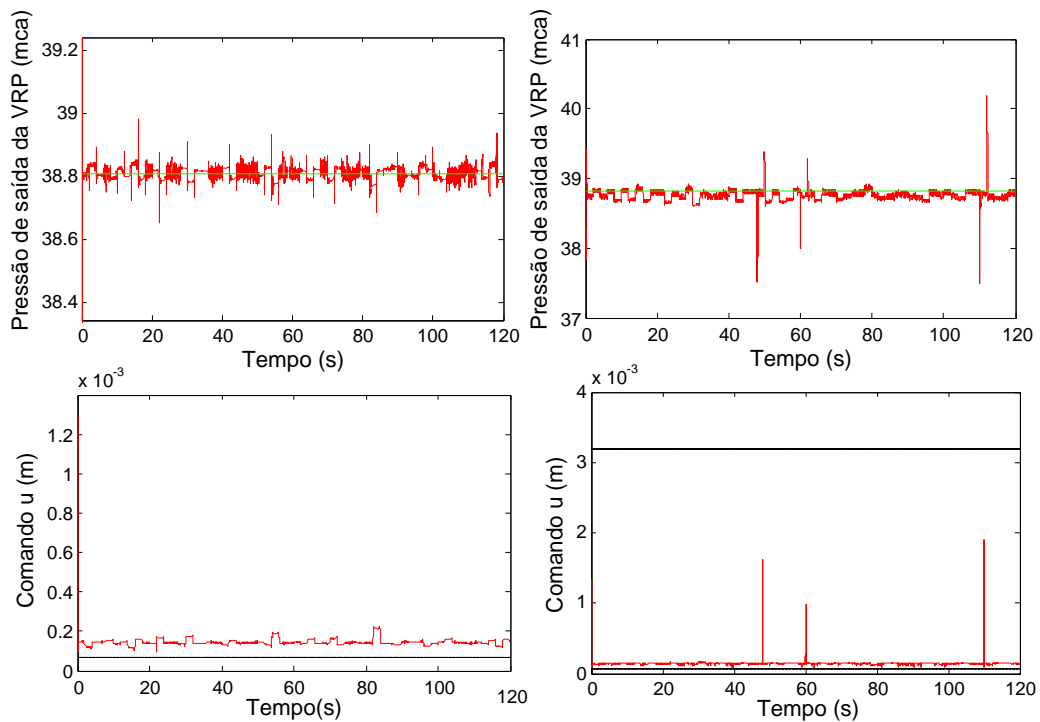


Figura 25 – Pressão à jusante e comando da VRP com aplicação de NMPC de atuação indireta. Resultado ideal (esquerda) e real (direita)

A implementação do controle NMPC parametrizado foi viável com a modelagem de atuação indireta, além disso, tem resultados superiores ao PID simulado no mesmo cenário de consumo (Quadros, 2013). Mesmo que a implementação tenha tido sucesso uma problemática foi identificada: o problema de otimização é demasiadamente complexo e identifica-se alta sensibilidade da variável de comando em relação à variável controlada. A mesma condicionante é clara no cenário real. São compilados os resultados do NMPC e do PID sintonizado por algoritmos genéticos (AG) de Quadros (2013) na tabela a seguir.

Dentre os resultados mostrados, o tempo de simulação retrata o quão grande é a demanda por processamento. Isso é decorrente da alta demanda computacional para efetuar a otimização do processo. Foi necessário um número bastante elevado de avaliação de funções ($N_{ev}=140$), devido ao alto grau de precisão do comando resultante do processos

Tabela 6 – Parâmetros de desempenho obtidos nas simulações para a atuação indireta

Parâmetro \ Controlador	NMPC Ideal	NMPC real	PID sintonizado por AG
Tempo de Simulação (s)	444	2938,12	680,49
Custo (ITAE)(m.s)	$1,10 \cdot 10^4$	$5,15 \cdot 10^4$	$6,73 \cdot 10^4$
Média (m)	38,81	38,77	38,80
Variância (m^2)	0,002297	0,01	0,0171

de otimização. O tempo de simulação demandado para o PID é bastante elevado em decorrência de que a metodologia de sintonia aplicada (algoritmos genéticos) realiza uma prévia sintonia no momento da execução da simulação. Quanto ao NMPC, observa-se que o desenvolvimento do controlador real, onera o tempo de simulação e isso é oriundo da necessidade de maior quantidade de cálculos e que a função custo teria uma maior complexidade do que para o caso ideal.

Os resultados apresentados apontam um resultado excepcional para o NMPC ideal, tanto quando comparado ao caso real, como quando comparado com o PID. Em termos do custo, tem-se que o NMPC ideal atinge um valor com custo mais de seis vezes menor que o PID e cinco vezes menor que o NMPC, em relação a média da pressão de saída esse controle ideal obtém como resultado exatamente a pressão de referência e, para a variância, obteve-se um valor mais de seis vezes menor que o PID e mais de quatro vezes menor que o NMPC real.

A alta sensibilidade do processo em relação ao comando aplicado, quando representado pela modelagem fenomenológica simplificada da VRP de atuação indireta, ocasiona dois problemas relacionados à otimização da função custo: primeiro, ao aplicar um comando sub-ótimo em detrimento do ótimo, o custo obtido tem ordem de grandeza superior e, segundo, os custos relacionados à dois comandos muito próximos têm grande diferença. Este segundo argumento aponta que é necessário obter um valor absoluto muito preciso para comando para que não haja perda da estabilidade. A ordem da precisão para o comando atinge décimos de milímetros, difícil de ser atingida por válvulas solenóides reais. Posto isso, essa função custo deve ser avaliada sob muitos pontos pelo otimizador, com espaçamento pequeno entre duas avaliações diferentes, para evitar que regiões de interesse sejam avaliadas como singular pelo otimizador.

É possível representar essa sensibilidade por meio da função custo. Na figura 26, encontra-se uma pequena região dessa função em que é encontrado o valor ótimo. Essa curva foi plotada no instante 5,610s da simulação. O ponto ótimo encontrado durante a otimização foi de $p=[0,14; 1,9] * 10^{-3}$ e o custo de $J=4,5 * 10^{-3}$

O gráfico permite inferir que o problema de otimização é mal posto: a região plotada é apenas uma pequena região coincidente ao ponto ótimo, cujos espaçamentos são

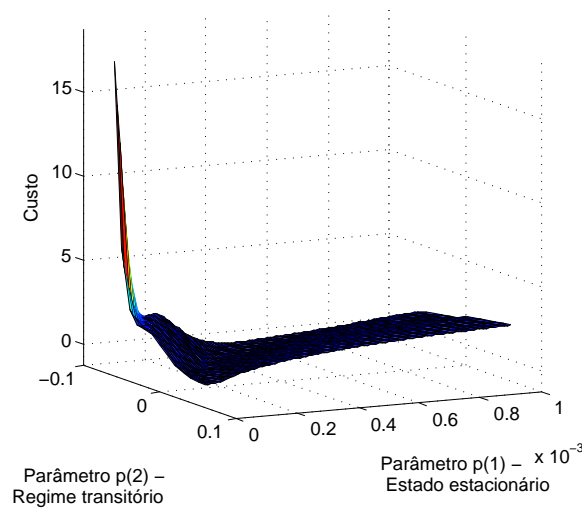


Figura 26 – Região de interesse da função custo em função dos parâmetros p_1 e p_2 para o processo com modelagem de atuação indireta

demasiadamente pequenos em relação a abertura total da válvula (u_{max}). A visualização total do gráfico mostraria uma grande região singular (composta de custos que variariam entre as grandezas de 10^{-3} e 1), na qual é necessário reduzir demasiadamente a região de busca para encontrar as soluções candidatas, e regiões em que o custo é muito superior e que causa a perda da estabilidade. A otimização dessa função demanda elevado número de avaliações funções e/ou sintonia aprimorada do algoritmo de busca, para que o processo não perca estabilidade em malha fechada. Esse fato é suportado por [Alamir \(2013\)](#), que afirma que a aplicação de comandos sub-ótimos ao processo, pode causar perda de estabilidade do sistema em malha fechada.

Na próxima seção, será abordada outra solução adotada, em que o processo de atuação direta é utilizado. A partir disso, são definidos os cenários mais complexos e problemáticos (com entrada e saída de grandes consumidores) que o considerado nesta validação e coletados resultados para controladores PID e NMPC, o último também na forma embarcada.

5.2 Controlador NMPC com atuação direta

A implementação do modelo de atuação direta é um diferencial desta dissertação. Essa modelagem foi obtida por meio de re-avaliação da modelagem proposta na literatura, que gerou um problema de otimização bastante simplificado, e viabilizou implementação embarcada. No caso anterior, com o modelo de atuação indireta, devido aos problemas de estabilidade e sensibilidade, não foi obtida uma solução factível de NMPC ao utilizar cenários de consumo compostos por grandes consumidores, ocasião com maiores problemas

no controle de pressões na rede.

A simplificação do modelo possibilitou a atuação direta do controlador e reduziu o problema de otimização de forma que o controlador seja realizável, sobretudo nos cenários com entrada e saída de grandes consumidores.

5.2.1 Cenário 1: Apenas consumidores industriais

O primeiro cenário é equivalente a um setor de consumo composto por consumidores industriais, que ocasionam grande variação na demanda nos momentos em necessitam de uma maior vazão hidráulica. Esse comportamento é reproduzido pela aplicação de um sinal em C_{v2} , com valor constante de 0,049 no intervalo de $[0, 30]$ s, entre 30s e 32s aumenta linearmente para 0,064, mantêm-se nesse valor até o instante 78s, tempo em que desce linearmente até 80s, permanecendo constante em 0.053 até 120s. Esse perfil é mostrado na figura 27.

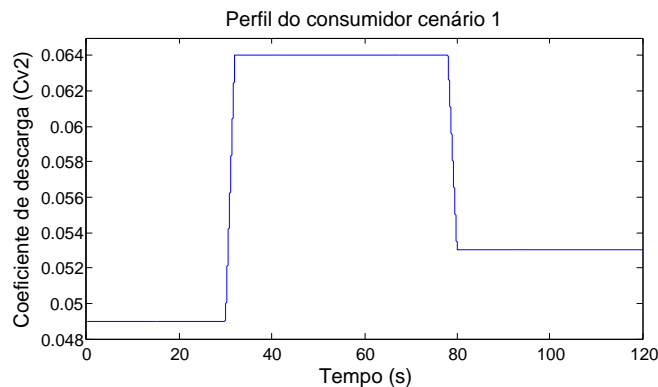


Figura 27 – Perfil de consumo para o cenário 1. Adaptado de (Quadros, 2013).

A alteração muito grande de demanda em um intervalo de tempo extremamente curto torna esse perfil mais problemático quanto ao controle de pressões na rede, já que ocasionam picos de pressão.

Embora os fenômenos físicos do processo hidráulico sejam caracterizados por sua dinâmica lenta, os sistemas controlados conseguem respostas suficientemente rápidas para reduzir a perturbação imposta pela demanda hidráulica. Relacionado à isso, a elevação de demanda causa uma redução imediata da pressão na rede enquanto uma redução da demanda causa a elevação dessa pressão. Nesse cenário de simulação a vazão máxima, supera a mínima em 36,22%.

5.2.1.1 Validação do modelo

A partir do modelo da VRP com atuação direta implementada em tempo contínuo em *Matlab* e estabelecimento de todas as variáveis necessárias ao processo, é efetuada a

validação do modelo. Dentre as variáveis que solucionam o modelo, duas delas tem maior importância pois irão caracterizar a resposta do sistema: A variável de comando, que representa a abertura da válvula solenóide proporcional linear, e o perfil de consumidor, que impacta diretamente na pressão de saída da VRP.

O resultado de validação do modelo trata-se de uma resposta em malha aberta, em que foi fixado o comando $u = 1,378 \times 10^{-3}$ (válvula solenóide aberta em aproximadamente 43%) e o perfil de consumidor cenário 1 é considerada para tal validação. Na figura 28 encontra-se essa resposta.

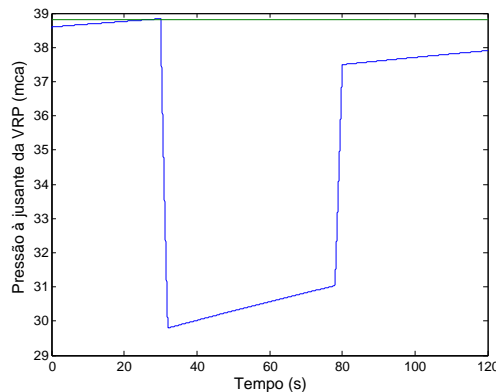


Figura 28 – Simulação em malha aberta da VRP com atuação direta

Em relação a esta simulação foi efetuada a integração correspondente ao Critério ITAE, que retornou um valor de $2,64 \cdot 10^6$ e da variância calculados.

A validação do modelo malha aberta apresenta o comportamento esperado, em que a pressão reduz-se abruptamente no momento da entrada do grande consumidor e, na saída, eleva-se instantaneamente. Nos instantes em que a demanda não se altera, a pressão vai em direção à pressão de referência de uma forma lenta, uma vez que não é aplicado um comando que condicione o processo, neste caso, à abertura da válvula principal em busca da elevação da pressão de saída do processo.

O comportamento do processo é lento. Conforme estabelecido na modelagem, o processo tem um sistema de auto controle da pressão em que a velocidade de resposta do processo físico é configurada por meio dos coeficientes de capacidade das válvulas agulha C_{vfo} e solenóide C_{vpp} definidos anteriormente para o processo. Quanto menor forem esses números, mais lento é o comportamento do processo.

5.2.1.2 Processo controlado por PID

A primeira avaliação do PID foi em um caso sem restrições, isto é, não são estabelecidas limitações máximas e mínimas ao comando tanto para etapa de sintonia com o algoritmo PSO como na simulação de controle.

Na etapa de sintonia foi necessário utilizar alguns parâmetros para o algoritmo de PSO: posição inicial das partículas 3×10^{-3} , velocidade inicial 1×10^{-4} , número de partículas foi igual a 10, os parâmetros iniciais para as variáveis $c1$, $c2$ e w foram definidas com valores semelhantes aos propostos por [Andrade, Costa e Angélico \(2013\)](#), sendo assim, esses valores foram de 2, 2 e 0.75 respectivamente. O critério de desempenho para essa sintonia foi o ITAE. Além disso, foi utilizado o cenário 2 como perfil de consumo. Os ganhos obtidos para o PID estão listados na tabela 7

Tabela 7 – Ganhos K_p , K_i e K_d sintonizados por PSO

K_p	K_i	K_d
0,0456	0,0026	0,0001

Em se tratando da simulação, utilizou-se a modelagem fenomenológica simplificada da VRP com atuação direta juntamente com o modelo da rede hidráulica, estabelecida no capítulo 4. Os resultados são apresentados na figura 29.

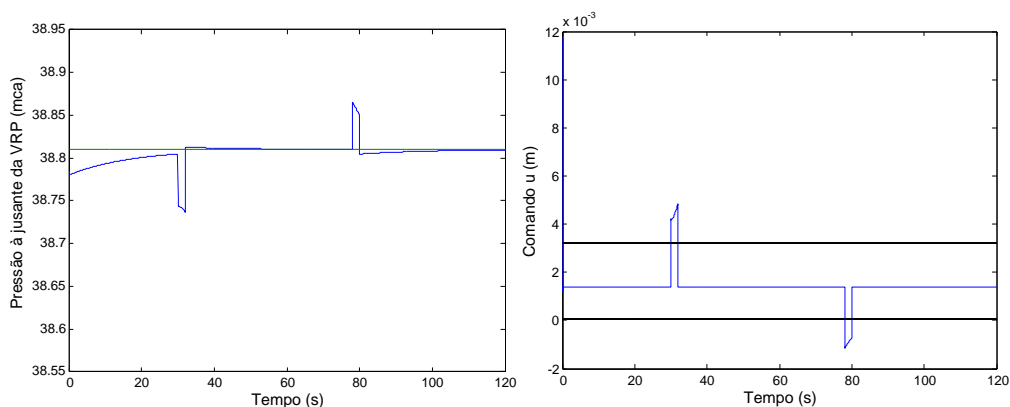


Figura 29 – Pressão de saída e comando obtidos por meio de PID sem restrições. A linha verde representa o *Set-Point*, enquanto a azul representa a pressão de saída e comando da VRP. As restrições são mostradas pelas linhas pretas.

Embora o sinal controlado tenha apresentado um ótimo desempenho, essa metodologia sem restrições calcula um sinal de comando que não é pertinente ao processo, visto que, os limites de atuação são excedidos, tanto no caso da restrição no valor mínimo da abertura da válvula piloto, que é $u^{min} = 6,4 \times 10^{-5} m$ e obtêm-se valores de até $-1 \times 10^{-3} m$, como no da restrição no valor máximo, que é $u^{max} = 3,2 \times 10^{-3} m$ e atinge-se $5 \times 10^{-3} m$.

Para solucionar isso, foram impostas restrições ao controlador e gerados novos resultados, que se encontram na figura 30.

O primeiro aspecto que pode ser evidenciado na figura é uma grande perda de desempenho do controlador após serem impostas as restrições. Ao não poder atuar na região mostrada no caso sem restrições, o processo apresenta um comportamento diferen-

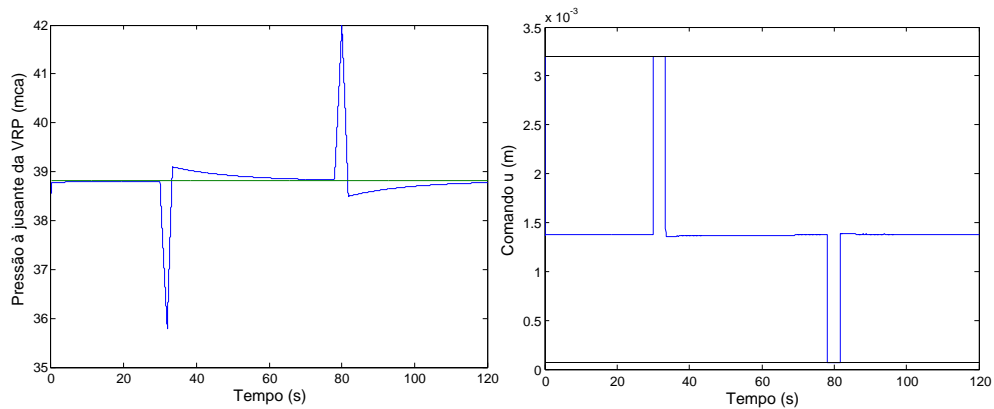


Figura 30 – Pressão de saída e comando utilizando PID com restrições. A linha verde representa o *Set-Point*, enquanto a azul representa a pressão de saída e comando da VRP. As restrições são mostradas pelas linhas pretas.

ciado, que possibilita que a pressão de saída seja excedida em relação ao caso anterior. Além disso, devido à elevação muito grande de demanda hidráulica, há um pico de pressão bastante evidente na saída do processo.

5.2.1.3 Processo controlado por NMPC

Conforme estabelecido anteriormente, um controle NMPC com parametrização exponencial foi simulado juntamente com o processo fenomenológico simplificado da VRP com atuação direta interligado à rede hidráulica.

A abordagem desta pesquisa é relacionada aos controladores de pressão locais de uma rede, não complementando qual seria a pressão necessária para atender a demanda hidráulica em pontos críticos na rede.

Tratando do otimizador, foi utilizado, para o número de funções avaliadas $N_{ev}=33$, o espaçamento (α) que define a região de interesse inicial foi de 1 para o parâmetro p_1 e $1.5 * 10^{-3}$ para o parâmetro p_2 . Os valores constantes assumidos pelas variáveis do controlador foram: $\lambda = 12$, $q = 3$, $N = 20$, $\rho_x = 0$ e $Q_y=[1]$.

5.2.1.3.1 Resultados para a implementação em MatLab - MEX

Primeiramente serão mostrados os resultados obtidos pela simulação em MatLab. Esse resultado é apresentado na figura 31.

O comportamento da pressão de saída da VRP, quando controlada por NMPC, apresenta diversas melhorias: Tanto o *overshoot*, medido na entrada e saída do grande consumidor, como o tempo de acomodação são menores que o caso anterior.

Exclusivamente nas implementações em MatLab foram plotados os gráficos para os parâmetros p_1 e p_2 (relacionados, respectivamente, aos regimes transiente e estacionário).

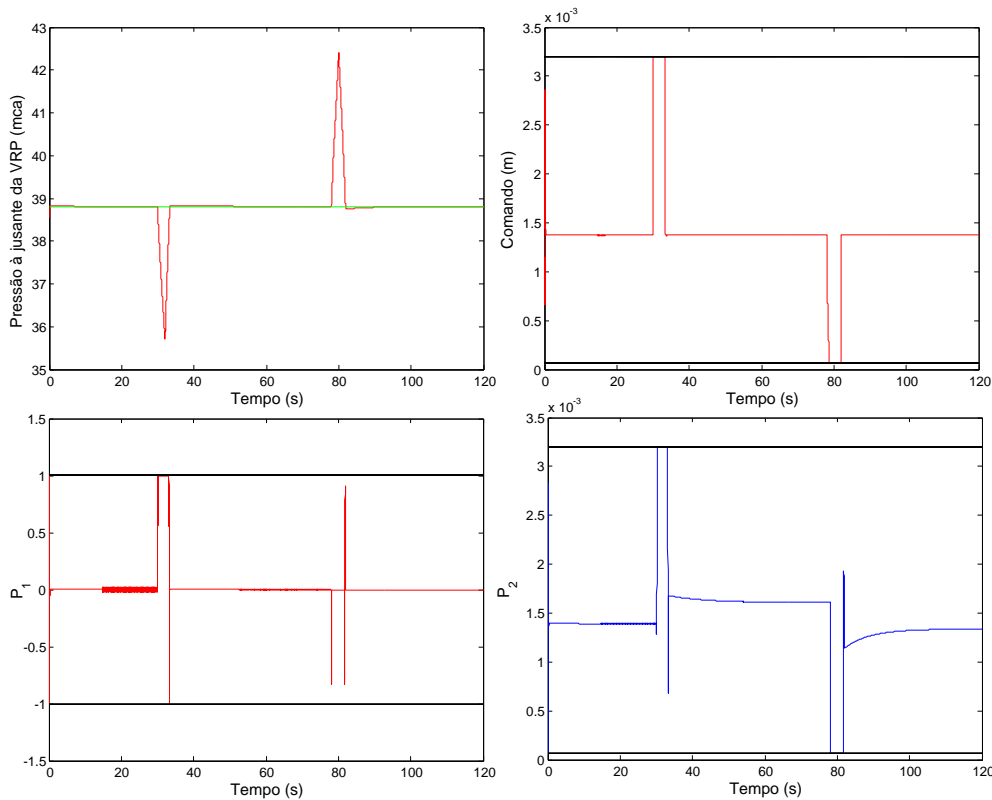


Figura 31 – Resultados de pressão à jusante da VRP (superior esquerdo), comando (superior direito) e vetor de parâmetros (inferior direito e esquerdo), obtidos por NMPC MEX Cenário 1. A linha verde representa o *Set-Point*, a vermelha a pressão de saída e comando da VRP e as pretas as restrições do processo.

Para o circuito embarcado optou-se por não fazê-lo, uma vez que oneraria o processamento e por considerar-se que não seria necessário esse grau de detalhamento.

As restrições são fundamentais ao processo. No momento em que são consideradas, passa-se a manejar um processo real, da forma como poderia ser implementado. Tanto nos parâmetros como no comando é fundamental a consideração dessas restrições, as quais instauram limitação, por diversas vezes durante a simulação.

A parametrização exponencial permite uma melhoria de performance no NMPC: com busca de apenas dois parâmetros otimizados, encontra-se um comando que proporciona uma resposta melhor do que PID, em questões de estabilidade, tempo de acomodação e *overshoot*. O medida do esforço computacional empregado às simulações foi o tempo de cálculo, que, nesta caso foi demandado 4,2 ms. Este resultado é adequado para implementação em tempo real, já que é inferior ao tempo de amostragem (uma avaliação específica disso será feita posteriormente no tópico de avaliação do controlador preditivo), e a parametrização que possibilitou isso. Em relação às restrições, tanto os parâmetros como o comando necessitam desse tipo de imposição, argumento também justificado pelo acionamento dessas restrições no processo de controle. Em sequencia será apresentado

esse mesmo processo controlado por NMPC, mas implementado e validado na plataforma HIL.

5.2.1.3.2 Resultados para a implementação em HIL

A plataforma HIL teve uma importante finalidade no processo de avaliação de resultados quando se trata de uma abordagem de controladores reais: Validou-se o controle preditivo quando implementado em hardware (micro-controlador) com recursos limitados de processamento e armazenamento de dados. Uma análise de resultados quanto à questões específicas do NMPC é apresentada no final do capítulo de resultados. Posto isso, os resultados para o NMPC validado em HIL para o cenário 1 estão na figura 32.

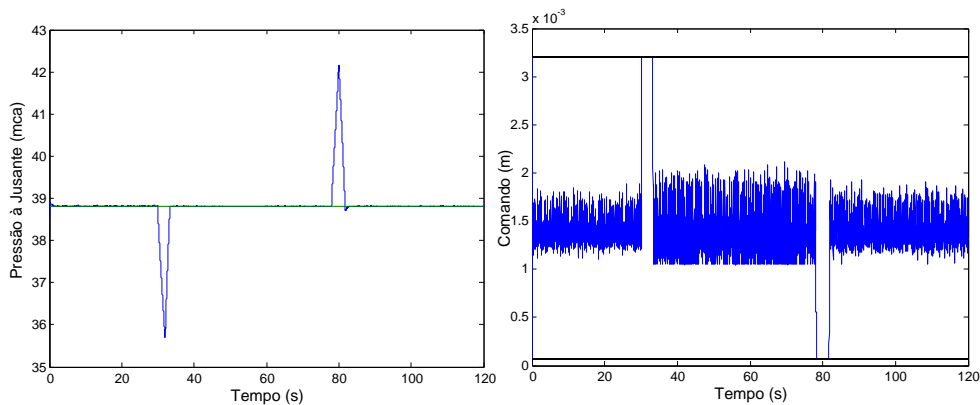


Figura 32 – Resultados de pressão à jusante da VRP (esquerda), comando (direita) obtidos por NMPC embarcado. A linha verde representa o *Set-Point*, a azul a pressão de saída e comando da VRP e as pretas são as restrições.

Em se tratando do esforço computacional obteve-se um tempo de cálculo de 6,8 ms. Era esperado que esse tempo fosse maior do que quando executado somente em computador, o que não impede o controlador funcione adequadamente, uma vez que o tempo de amostragem, foi de 10ms. Além disso, conclui-se que o microcontrolador foi submetido a sua máxima performance, visto que, ao elevar o número de funções avaliadas para o próximo valor possível, não houve êxito no armazenamento dos dados pelo circuito embarcado, logo que acionado o controlador.

5.2.1.3.3 Comparação dos controladores

As duas metodologias de controle apresentadas serão comparadas neste seção. Uma tabela englobando todos os resultados é mostrada em 8.

O cálculo do *overshoot* e do tempo de acomodação foi efetuado com uma metodologia estabelecida para o problema da VRP: Embora existam extremos de pressão máxima e mínima na tubulação, o primeiro indicador é aplicado ao sobressinal subsequente à resposta do controlador à essa influencia externa, assim como seu tempo de acomodação.

Tabela 8 – Parâmetros de desempenho obtidos nas simulações para o cenário 1

Controlador	PID (sintonizado por PSO)	NMPC-Mex	NMPC- HIL
Parâmetro			
Custo (ITAE) (m.s)	$1,30 \cdot 10^5$	$7,99 \cdot 10^4$	$7,16 \cdot 10^4$
Média (m)	38,81	38,82	38,82
Variância (m^2)	0,20	0,24	0,21
Overshoot (%)	0,69	0,1	0,1
Tempo de acomodação (s)	38	2,4	1,8

Tal avaliação pode ser observada no gráfico em zoom (intervalo de 32 a 75 s) (Figura 33, em que são plotadas as saídas do PID e do NMPC em uma mesma figura. O *overshoot* é calculado para a entrada dos grandes consumidores, em que ocorre uma queda brusca da pressão, e para esse cálculo é tomado o sobressinal em relação à referência (38,81 mca) subsequente à queda da pressão. Para o tempo de acomodação estabeleceu-se a pressão de 38,84 m como limite superior do *range* considerado como estado estacionário, também avaliado após a queda de pressão.

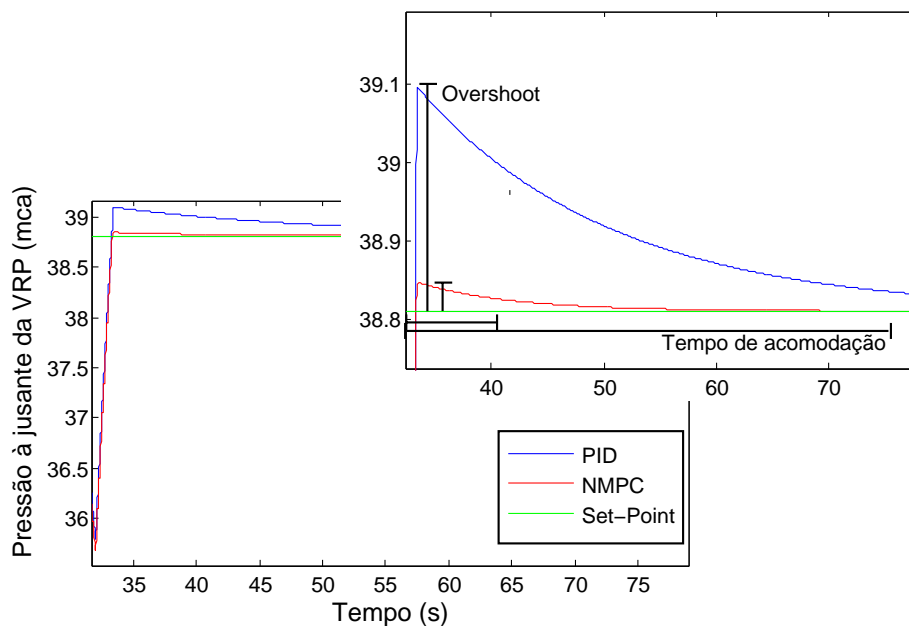


Figura 33 – Gráfico em zoom da Pressão à Jusante da VRP controlada por PID e NMPC.

Em se tratando do comportamento do sinal de pressão à jusante da VRP, apresentados anteriormente, foram identificados os seguintes aspectos positivos da utilização do NMPC em substituição à um PID: a aplicabilidade do controlador em virtude das restrições operacionais, o tempo de acomodação e *overshoot* decorrente de entrada/saída de consumidor ser muito menor.

Embora o desempenho tenha apontado resultados bastante semelhantes entre as

metodologias, quanto ao critério ITAE, obteve-se desempenho substancialmente superior para o NMPC. Em prol do atendimento aos requisitos necessários para embarcar o controlador, o NMPC teve um número pequeno de funções avaliadas, o que onera seu desempenho.

O PID mostrou-se robusto apenas em termos da variância. Embora os picos de pressão também sejam importantes ao se tratar da redução de perdas hidráulicas, os vazamentos são dependentes do nível de pressão da rede, fazendo com que, o critério ITAE seja mais preponderante neste quesito.

Conforme apresentado por Lambert (2002), não é interessante ao processo hidráulico experimentar uma elevação de pressão em relação à desejada, sob pena de elevar a relação de vazamentos, conforme gráfico apresentado no primeiro capítulo. Neste sentido, configura-se que, mesmo com alguns parâmetros de desempenho não superiores, essa característica negativa constante ao PID é bastante onerosa.

No caso do controlador NMPC são respeitadas as restrições em todos os casos. Além disso, a forma como o controlador foi desenvolvido retrata um caso real de utilização do microcontrolador no controle da pressão de saída da VRP, em que apenas dados fisicamente e sensorialmente mensuráveis são utilizados, e essa é a abordagem mais exigente e não privilegia o controle preditivo em nenhum aspecto.

No processo de otimização, a quantidade de funções avaliadas é substancialmente pequena para um processo complexo e não linear, em que não é utilizado um modelo de predição do consumo (o que simplificaria um pouco a otimização), e a quantidade de variáveis de decisão (número de parâmetros otimizados) é menor que a do PID. Sob todos esses aspectos pode-se afirmar que o desempenho do NMPC é superior e mais bem apropriado ao processo.

Em se comparando NMPC-MEX, em que o controlador é executado diretamente de funções do MatLab, com NMPC-HIL, em que o controlador é embarcado na BeagleBone, identifica-se que o segundo resultado foi superior em todos os aspectos. Esse fato se dá em decorrência de pequena diferenciação na implementação e calibração do controlador no HIL: É efetuada uma aproximação para cálculo de C_{v2} que é diferenciada entre cada solução, o que pode ter ocasionado uma melhor predição para a região de operação da forma como lido com o controlador real.

O tempo demandado para simulação do NMPC-HIL foi superior aos 120s determinado no MatLab. Isso decorre de que a comunicação entre MatLab e controlador não é efetuada em tempo real. Algumas das causas dessa característica de operação podem ser, a utilização de um sistema operacional em que vários outros processos são executados no mesmo tempo da simulação, problemas de drivers do Matlab para as placas de aquisição de dados, entre outras eventuais incompatibilidades de software. Dessa forma, a simulação

se torna demasiadamente lenta. Apesar disso exigir que o *hardware* realize um número maior de iterações, parte delas desnecessárias, não é afetado o desempenho de controle embarcado pois somente altera-se o comando ao ter variáveis de estado atualizadas.

5.2.2 Cenário 2: Consumidores Residenciais e Industriais

O segundo cenário de simulação caracteriza um setor de abastecimento composto por consumidores residenciais, cujo perfil de consumo apresenta pequenas e constantes variações na demanda, e consumidores industriais. O sinal referente ao perfil residencial possui média 0,03 e variância 0,001. Um perfil industrial é somado ao sinal anterior, o qual possui valor constante de 0,02 no intervalo de $[0, 30]$ s, entre 30s e 32s aumenta linearmente para 0,035, mantêm-se nesse valor até o instante 78s, tempo em que desce linearmente até 80s, permanecendo constante em 0,024 até 120s, como mostrado na figura 34.

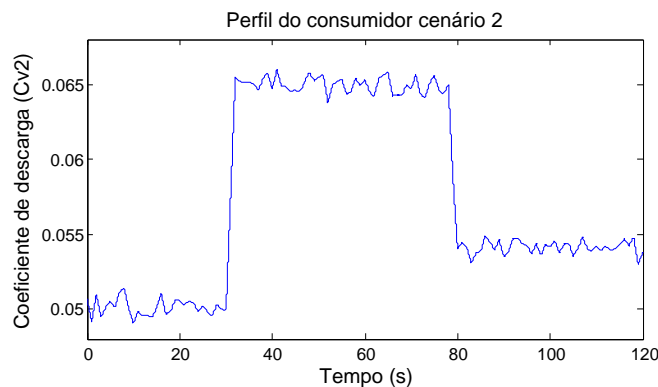


Figura 34 – Perfil composto por consumidores residenciais e industriais, referentes ao cenário 2

Com esse perfil ocorre maior variância na pressão da rede, que representa a oscilação do consumo por residências, e, somado a isso, permanece o perfil industrial, em que a demanda oscila muito em intervalo de tempo extremamente curto.

Posto isso, esperou-se maior variância no sinal controlado e respostas suficientemente rápidas de modo a reduzir a perturbação que agora possui uma maior frequência. Nesse cenário de simulação a vazão máxima, supera a mínima em 40,02%.

5.2.2.1 Processo controlado por PID

Para o cenário 2, aplicou-se diretamente o PID clássico com restrições, e mesma sintonia por PSO do cenário anterior, ao processo fenomenológico simplificado da VRP de atuação direta interligado à rede hidráulica, conforme estabelecido anteriormente. O resultado obtido é apresentado na figura 35.

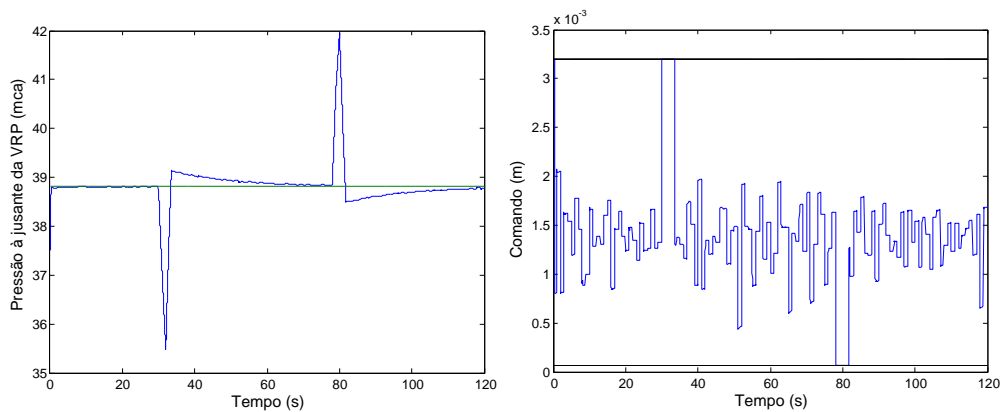


Figura 35 – Resultados para PID cenário 2. São mostradas pressão à jusante da VRP (esquerda) e comando (direita). A linha verde representa o Set-Point, enquanto a azul a pressão de saída e comando da VRP.

No sinal controlado observa-se uma pequena incidência de perturbação referente à consumidores residenciais e isso se deve ao fato da maior importância do impacto dos consumidores industriais na rede. A mesma problemática anterior é identificada: o controle imposto pelo PID apresenta maior tempo de acomodação e *overshoot* nos momentos de entrada e saída dos consumidores. A oscilação de pressão produzida por pequenos consumidores fica pouco perceptível com a sintonia adotada.

5.2.2.2 Processo controlado por NMPC

O controle NMPC deste cenário teve todos os parâmetros iguais aos que constam para o cenário 1. Não foi necessário realizar ajustes nos coeficientes relacionados à parametrização para que o controlador tivesse uma boa eficiência neste cenário.

5.2.2.2.1 Resultados para a implementação em MatLab

Os resultados obtidos pela simulação em MatLab encontram-se na figura 36.

A saída controlada por NMPC estabiliza-se mais rapidamente do que quando utilizado o PID, como efeito da variação considerável da demanda. Além disso, pode-se observar que ocorre interferência do pequeno consumidor na pressão de saída da VRP.

Mais uma vez, a parametrização exponencial permite que excelente resposta do processo controlado por NMPC. Neste caso, o esforço computacional foi medido pelo tempo de cálculo e seu resultado foi de 3,7 ms. Em sequência será apresentado esse mesmo processo controlado por NMPC quando implementado e validado na plataforma HIL.

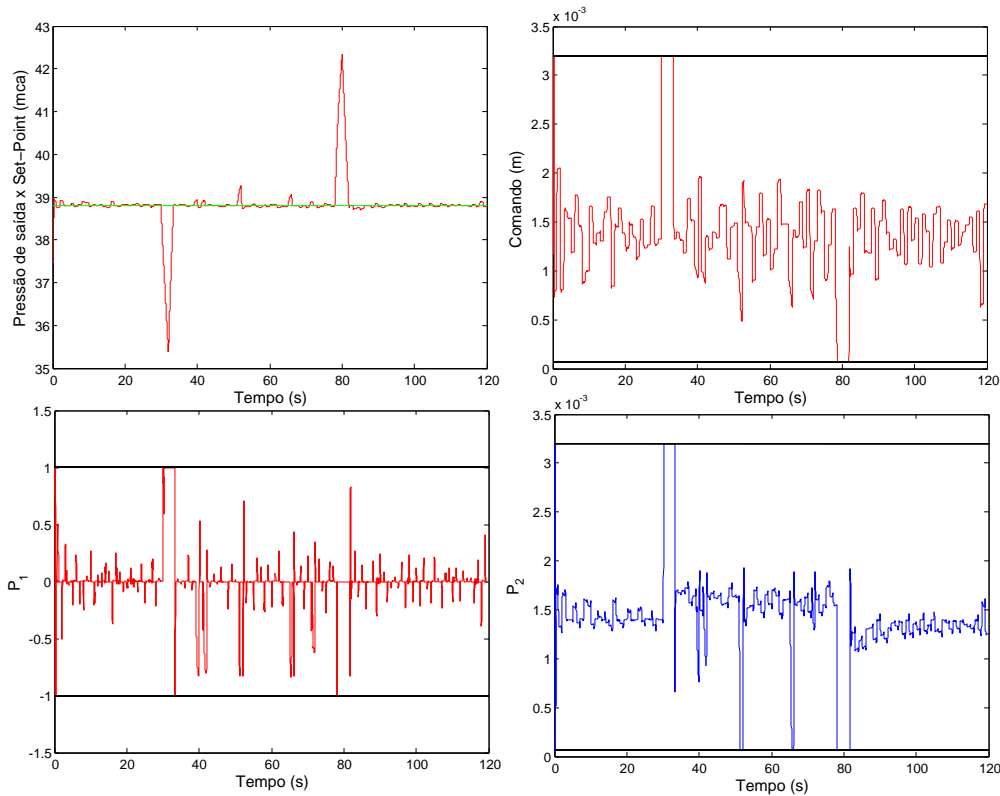


Figura 36 – Resultados de pressão à jusante da VRP (superior esquerdo), comando (superior direito) e vetor de parâmetros (inferior direito e esquerdo), obtidos por NMPC-MEX Cenário 2. A linha verde representa o *Set-Point*, a vermelha a pressão de saída e comando da VRP e as pretas as restrições do processo.

5.2.2.2.2 Resultados para a implementação em HIL

Assim como no cenário anterior, o controlador NMPC embarcado em microcontrolador apresentou um comportamento bastante semelhante ao caso em que o controlador foi executado diretamente via MatLab. Os resultados para o NMPC validado em HIL para o cenário 2 estão na figura 37.

O esforço computacional deste cenário foi semelhante ao anterior, com um valor de tempo de cálculo de 6,4 ms.

5.2.2.2.3 Comparação dos controladores

As duas metodologias de controle de atuação direta apresentadas serão comparadas neste seção. Uma tabela englobando todos os resultados é mostrada em 9.

A partir da análise dos valores apresentados na tabela, conclui-se, que a alteração do cenário ocasiona perda de desempenho na atividade de controle dado a piora dos índices de desempenho. Quanto à avaliação do sinal em regime transitório, o PID demonstra-se menos sensível à oscilação imposta por pequeno consumidor do que o NMPC, mas, assim

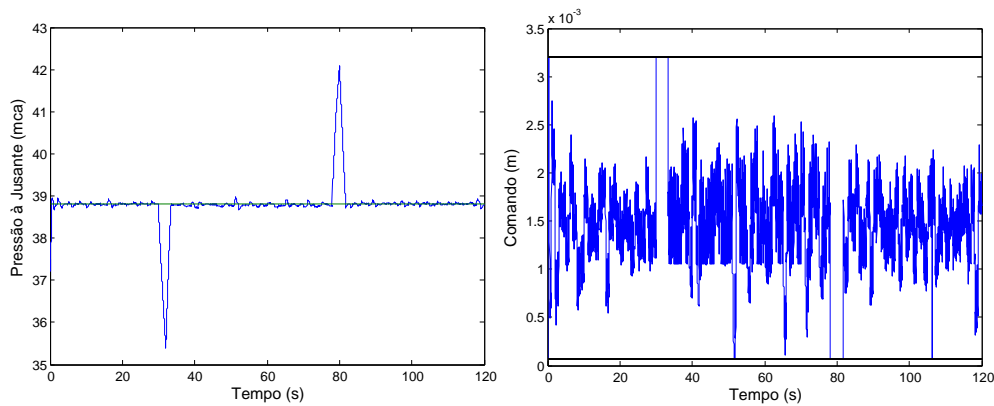


Figura 37 – Resultados de pressão à jusante da VRP (esquerda), comando (direita), obtidos por NMPC-HIL cenário 2. A linha verde representa o *Set-Point*, linhas azul pressão de saída e comando da VRP e linhas pretas as restrições do processo.

Tabela 9 – Parâmetros de desempenho obtidos nas simulações para o cenário 2

Parâmetro \ Controlador	PID	NMPC-Mex	NMPC- HIL
Custo (ITAE)	$1,40 \cdot 10^5$	$9,80 \cdot 10^4$	$8,972 \cdot 10^4$
Média	38,81	38,81	38,80
Variância	0,23	0,26	0,24
Overshoot (%)	6,9	0,33	0,13
Tempo de acomodação (s)	38	2,2	3,9

como no cenário 1, não proporciona o retorno rápido da pressão para referência como o NMPC.

Em consonância com o cenário 1, a avaliação de desempenho é semelhante: Em termos do custo ITAE temos, para PID, o pior resultado e, para o NMPC em HIL, o melhor resultado. O tempo de simulação mais onerado é o da implementação NMPC-HIL pelos motivos: o controle preditivo realiza otimização *on-line*, o processamento em HIL embarcado possui menor poder de cálculo e existe o problema de tempo real que não pode ser garantido na simulação. As médias ficaram sobrepostas com a trajetória de referência, a variância do PID e do NMPC ficaram bastante próximas, representando que, ao levar o PID para uma zona de operação diferente da qual foi sintonizada, ocorre perda de desempenho.

Embora nos pontos extremos o PID mostre-se como metodologia de desempenho superior, isso é devido a aplicação de sintonia com perfil similar do simulado. Em um caso real, em que o PID é sintonizado apenas ao existirem problemas grosseiros de funcionamento, teria-se, na maior parte do tempo, resultados ruins de controle.

Uma contribuição desta pesquisa é fundamental no âmbito de modelagem de pro-

cessos: O estabelecimento da modelagem fenomenológica para atuação direta para VRP. A partir dela, obteve-se um modelo que apresenta melhor estabilidade, sensibilidade e controlabilidade. Esses ganhos possibilitaram a implementação da modelagem, que têm demasiada complexidade, em um circuito embarcado (com a finalidade de utilizá-lo como o modelo para predição e otimização).

Posto isso, é ressaltado o ganho obtido em relação às outras modelagens para VRP. Conforme resultados obtidos por (Quadros, 2013), para o controlador PID simulado com o modelo fenomenológico simplificado de atuação indireta, em cenário composto por consumidores residenciais e entrada de grande consumidor, observa-se que os parâmetros de média, mínimo e variância tem resultados consideravelmente piores. Como naquele caso não ocorre saída do grande consumidor, é natural que nos cenários apresentados identifique-se maiores variâncias. Ao olhar o melhor dos resultados do PID, sintonizado por algoritmos genéticos, o autor obteve um ITAE de $6,41 \cdot 10^4$ em um cenário de consumo que possui apenas a entrada de grande consumidor e não saída, como apresentado nesta pesquisa. Sabendo que a integração numérica para o ITAE é advinda principalmente dos picos de pressão, infere-se que os resultados são muito superiores com o modelo desenvolvido.

5.3 Avaliação do controlador NMPC

Quanto ao controlador NMPC, serão apresentados uma função custo característica do modelo trabalhado e o comportamento do controlador frente a modificação de dois parâmetros chaves nessa metodologia de controle: tempo de amostragem τ e número de funções avaliadas N_{ev} (etapa de otimização).

Como definido na literatura, o controlador NMPC compreende, entre outras, as etapas de predição e otimização, essa última é a etapa de obtenção dos parâmetros p_1 e p_2 necessários para solucionar a lei de controle parametrizada. A otimização do processo é um ponto chave para o correto funcionamento e eficiência de controle da metodologia. O algoritmo desenvolvido por Alamir (2013) é baseado em computação quadrática, funciona com modelos não lineares e proporcionou excelente resultado. Para mostrar isso, uma função custo relativa a uma simulação com cenário 2 no MatLab, plotada no tempo de simulação de 5,610s é apresentada na figura 38

A otimização do processo possui excelente desempenho. Em referência à otimização realizada no instante supracitado, obteve-se o vetor de parâmetros $p=[1,5; 2,6] \cdot 10^{-3}$ que condiz ao custo $J=2,3 \cdot 10^{-3}$. A função custo apresentada é convexa e isso representa vantagem de utilização do modelo fenomenológico simplificado com atuação direta visto que, ao utilizá-lo, não obtém-se uma função custo com mínimos locais e a otimização fica simplificada.

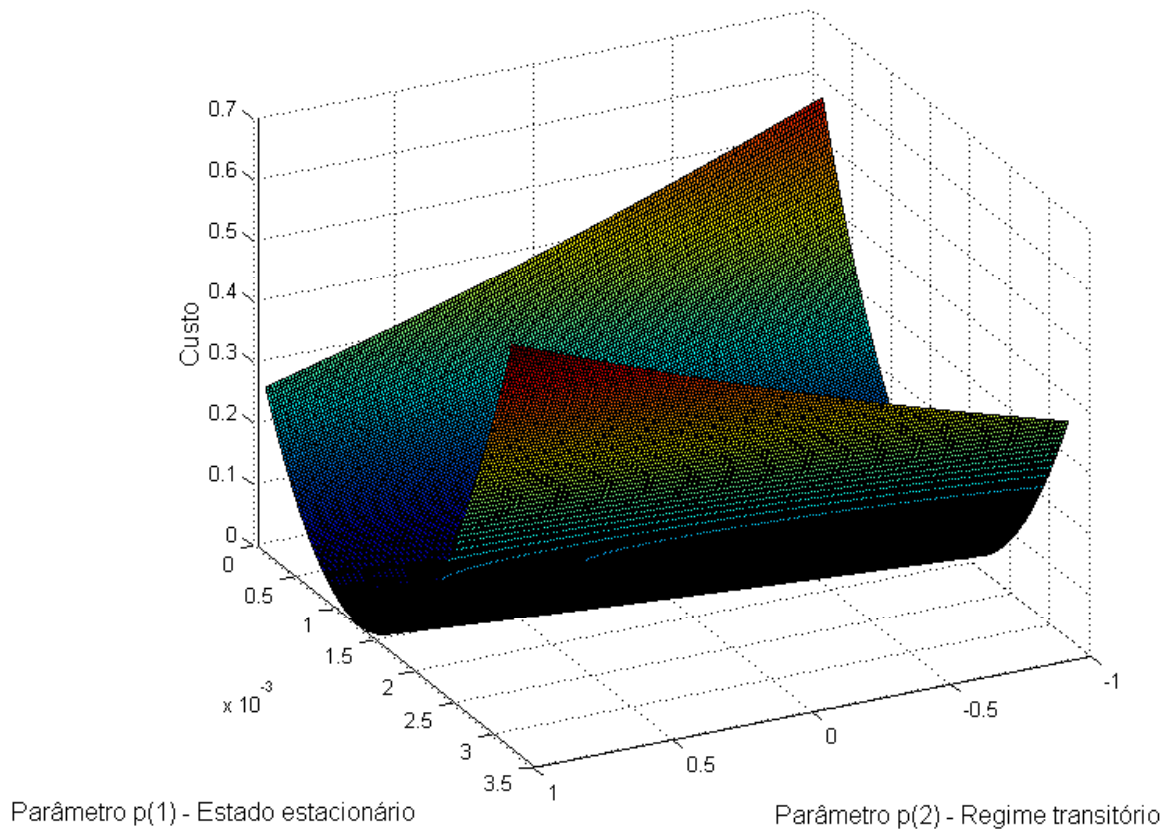


Figura 38 – Função custo em função dos parâmetros p_1 e p_2 para o processo com modelagem de atuação direta.

Algumas variáveis que influenciam no desempenho do controlador preditivo são o horizonte de predição N , os parâmetros de sintonia da parametrização λ e q , o número de funções avaliadas N_{ev} , modelagem utilizada para predição e tempo de amostragem τ .

Ao aumentar o tamanho do horizonte de predição para $N=30$, os resultados de controle são sensivelmente impactados positivamente, no entanto, o custo computacional fica onerado: ao se avaliar o NMPX-MEX cenário 2, há um incremento no tempo de cálculo, que antes era de 3,7 ms, para 3,9 ms com o horizonte de predição maior. Isto também tem como argumento a garantia de estabilidade de [Mayne et al. \(2000\)](#): a utilização de um horizonte de tamanho infinito seria uma das formas de garantia de estabilidade. Soma-se a isso, a necessidade da sintonia dos parâmetros λ e q ser adequada ao processo. Na simulação estabeleceu-se $N = 20$, $\lambda = 12$ e $q = 3$. Por sua vez, os parâmetros de tempo de amostragem e número de funções avaliadas serão abordados com maior detalhamento, tendo em vista a importante relação destes dois parâmetros para o controlador embarcado.

O tempo de amostragem τ e o número de funções avaliadas N_{ev} são importantes influenciadores do desempenho de controlador preditivo, e deve-se tomar bastante cuidado

nos casos em que o controlador é embarcado. Para fundamentar esses argumentos é necessário retomar à teoria de controle preditivo que afirma que a partir da medição do estado atual são efetuadas previsões sobre o processo com base no modelo dinâmico e aplica-se apenas o primeiro comando do horizonte de previsão. Tomados os tempos de amostragem de 5 e 20 ms, é coerente afirmar que, com a maior amostragem, a re-alimentação do controlador contém estados mais atuais, o que faz com que uma maior quantidade de comandos diferentes ao longo de um mesmo tempo sejam aplicados e os resultados seriam mais próximos à referência. Para maior tempo de amostragem o resultado sofre um ônus por obter menos leituras do processo.

Os argumentos do parágrafo anterior precisam também levar em consideração que, devido à limitação computacional para realizar uma otimização, o número de avaliações de funções N_{ev} pode ser alterado. Como a otimização que deve ocorrer no intervalo entre a aquisição de duas informações, pode-se utilizar de um número maior de funções avaliadas como forma de compensar a menor amostragem para uma simulação com tempo de amostragem de 20 ms.

A partir disso, foram efetuadas simulações referentes ao cenário 2 utilizando os tempos de amostragem supracitados. No último caso, é utilizado um número maior de funções avaliadas a fim de averiguar o comportamento do processo.

Tabela 10 – Parâmetros de desempenho do controlador NMPC-MEX sob diferentes N_{ev} e τ , obtidos em simulações com o cenário 2

Parâmetro \ τ, N_{ev}	5ms , 33 funções	20ms , 33 funções	20ms , 65 funções
Custo (ITAE)	$9,96 \cdot 10^4$	$10,56 \cdot 10^4$	$10,24 \cdot 10^4$
Média	38.82	38.81	38.81
Variância	0.27	0.26	0.24
Tempo de cálculo (ms)	3.9	3.9	4.3

Dos resultados mostrados na tabela 10 permitem melhor avaliar os aspectos teóricos. Embora a elevação da resolução tenha garantido uma melhor performance, é possível inferir que há um tempo de amostragem ideal para os processos. Com uma amostragem de 10 ms, listada anteriormente, obteve-se um menor ITAE do que com a maior resolução de todas, 5ms. A teoria confirma-se quando reduzida a frequência de amostragem, ocasião em que os parâmetros tem resultados piores. A elevação do número de funções avaliadas melhora o desempenho em relação à todos os parâmetros, mas isso onera o custo computacional: o tempo de cálculo foi maior e, na implementação embarcada, não foi possível executar a rotina de controle para um número de funções avaliadas maior que 33 devido falta de memória do hardware.

5.4 Conclusões

Este capítulo apresentou a validação do controlador NMPC com parametrização exponencial para duas diferentes modelagens, sendo que, para modelagem de atuação direta foi possível efetuar uma ampla abordagem com avaliação computacional e embarcada. O controlador NMPC além de considerar as restrições do processo, permite resultados melhores do que o PID, tendo em vista a necessidade de manter a pressão da rede o mais próximo ao valor de referência. Além disso, a parametrização exponencial, que permite a simplificação e redução do número de graus de liberdade no processo de otimização, viabilizou a utilização de um microcontrolador.

Após efetuada a comparação entre o NMPC e PID nos dois cenários, foram realizadas simulações do controlador preditivo com diferentes tempos de amostragem e número de avaliações de funções. A redução do tempo de amostragem melhora os resultados, mas para amostragens menores que 10 ms , identificou-se ineficácia dessa estratégia. Outra forma de melhorar os resultados são com a elevação do número de funções avaliadas, no entanto, em se tratando de um circuito embarcado, isso confronta-se com limitação de *hardware*.

Também é parte integrante dos resultados dessa dissertação, que foram publicados nos artigos [Pereira et al. \(2016c\)](#), [Pereira et al. \(2016a\)](#) e [Pereira et al. \(2016b\)](#). Nos primeiros dois artigos tivemos implementação baseada no controlador NMPC de atuação indireta e, para o último, o de atuação direta.

6 Conclusão e trabalhos futuros

Este estudo buscou desenvolver e validar o controle NMPC para VRP. Além disso foi utilizada uma plataforma HIL para simular o processo da VRP e rede controlado por NMPC, avaliar a implementação em tempo real do controlador NMPC utilizando o método de parametrização e avaliar e comparar esses resultados do controlador NMPC com os resultados do controlador PID. A técnica de validação HIL possibilitou a identificação prática das vantagens e dos entraves da utilização dessa metodologia. Além disso, foi possível comparar resultados de controle quando utiliza-se modelagens para VRP de atuação indireta e de atuação direta.

A estratégia de parametrização de controle foi fundamental e viabilizou toda a implementação do controlador embarcado. Essa técnica propôs um importante ganho de performance à metodologia do controle preditivo, e elevou a performance à nível superior da de controladores PID.

Identificou-se o requisito de que seria necessário uma modelagem simplificada e representativa o suficiente para possibilitar esse desenvolvimento. Um modelo fenomenológico simplificado de atuação indireta pôde ser abordado como complementação às modelagens disponíveis na literatura.

Assim, essa pesquisa propôs o desenvolvimento e validação de controlador preditivo para Válvulas Redutoras de Pressão. Segmentaram-se as etapas de forma a efetuar o desenvolvimento prévio com auxílio de *Softwares* e validação baseada em plataforma apropriada, denominada *Hardware in the loop*. Acredita-se que esse controlador experimental contribuirá com o avanço dos estudos e aplicação de controladores preditivos para sistemas hidráulicos como o da VRP, além de ratificar a importância da validação real e experimentação de pesquisas na área de engenharia de controle.

A contribuição deste trabalho à comunidade científica torna-se relevante através do desenvolvimento de uma modelagem para VRP e implementação da metodologia NMPC em circuito embarcado que, se for aprimorado em termos de predição, com o desenvolvimento de uma técnica de predição de consumo baseado em dados históricos e, possivelmente, utilização ponderação de estados, espera-se obter um ganho muito grande de desempenho e viabilizar a comercialização desse tipo de controlador, o que contribuiria com a redução de perdas físicas de água.

Por todos esses aspectos apresentados, pode-se inferir que os objetivos da pesquisa foram atingidos, visto que se obteve um controlador NMPC embarcado em BeagleBone e validado em HIL, se avaliou a implementação em tempo real, em que o controle preditivo parametrizado performar sua rotina de controle em tempo computacional menor que o

tempo de amostragem. Por fim, também foram comparados esses resultados com a clássica metodologia PID.

Cabe ressaltar que serão valiosos estudos futuros sobre controle NMPC e aprimoramento das modelagens para VRP e rede, a fim de proporcionar uma ainda maior redução dos vazamentos nas redes de distribuição. A proposição de uma validação prática tanto do NMPC como do PID, seja em uma rede laboratorial ou em setor de uma cidade, seria importante e viável, uma vez que já está disponível o controlador embarcado. Seria necessário avaliar se a modelagem proposta é bem representativa em relação ao caso real, pois, caso não seja, seria necessário efetuar as devidas melhorias na modelagem, para que o NMPC funcione adequadamente. Outro aspecto relevante seria estabelecer obter uma modelagem que relacione os indicadores de desempenho mensurados com a redução de perdas hidráulicas. Neste aspecto, poderia ainda ser efetuada uma avaliação financeira da viabilidade do desenvolvimento e comercialização do controlador.

Referências

- Alamir, M. *Stabilization of Nonlinear Systems Using Receding-horizon Control Schemes. A Parametrized Approach for Fast Systems. Series: Lecture Notes in Control and Information Sciences*. Londres: Springer, 2006. Citado na página 56.
- Alamir, M. *A Pragmatic Story of Model Predictive Control: Self-Contained Algorithms and Case-Studies*. 1. ed. Saint-Martin-d'Hères, França: [s.n.], 2013. Citado 15 vezes nas páginas 24, 41, 42, 43, 45, 47, 52, 53, 54, 55, 56, 69, 76, 83 e 96.
- Albuquerque, A. R. L. *Aplicações de hardware-in-the-loop no desenvolvimento de uma mão robótica*. Tese (Doutorado), São Paulo - SP, 2007. Citado 3 vezes nas páginas 58, 60 e 61.
- Amari, R.; Alamir, M.; Tona, P. *Unified MPC strategy for idle-speed control, vehicle start-up and gearing applied to an Automated Manual Transmission*. 2008. Citado na página 56.
- Andrade, L. H. S.; Costa, B. L. G.; Angélico, B. A. *PSO aplicado à sintonia do controlador PI/PID da malha de nível de uma planta didática industrial*. 2013. Citado 2 vezes nas páginas 73 e 86.
- Associação Brasileira de Engenharia Sanitária e Ambiental. *Perdas em sistemas de abastecimento de água: diagnóstico, potencial de ganhos com sua redução e propostas de medidas para o efetivo combate*. 2013. [Www.abes-sp.org.br/arquivos/perdas_resumo.pdf](http://www.abes-sp.org.br/arquivos/perdas_resumo.pdf). Citado 4 vezes nas páginas 21, 22, 27 e 28.
- Ayasun, S. et al. *Modeling and stability analysis of a simulation–stimulation interface for hardware-in-the-loop applications Saffet*. Nigde, Turquia: [s.n.], 2007. 734-746 p. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 58.
- Bairos, A. F. A. *Válvulas de Controle Automático na Segurança e Gestão Operacional de Sistemas de Abastecimento e Drenagem: o comportamento das VRP*. Dissertação (Mestrado), Lisboa, Portugal, 2008. Citado na página 31.
- Camacho, E. F.; Bordons, C. *Model Predictive Control*. Sevilha, Espanha: [s.n.], 1999. Citado 4 vezes nas páginas 44, 45, 50 e 54.
- Denapoli, F. L. et al. *Serviços de engenharia para controle de pressão e vazão com implantação de válvulas redutoras de pressão (VRP) controladas por telemetria*. 2001. 1–7 p. Citado na página 31.
- Farias, A. B. C. *Desenvolvimento de uma plataforma Hardware in the Loop de baixo custo*. 2016. Citado 2 vezes nas páginas 75 e 76.
- Gonçalves, E.; Lima, C. V. *Controle de pressões e operação de válvulas redutoras de pressão*. 2007. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 29.
- Hanselmann, H. *Hardware-in-the-loop simulation as a standard approach for development, customization, and production test of ECUs*. 1993. Citado na página 58.

- Hassan, R. et al. *A comparison of pmisc swarm optimization and the genetic algorithm*. 2005. 18–21 p. Citado na página 73.
- Instituto Trata Brasil. *Perda por água desperdiçada chega a R\$ 8 bilhões ao ano*. 2015. [Http://g1.globo.com/economia/crise-da-agua/noticia/2015/03/perda-por-agua-desperdicada-chega-r-8-bilhoes-ao-ano-aponta-estudo.html](http://g1.globo.com/economia/crise-da-agua/noticia/2015/03/perda-por-agua-desperdicada-chega-r-8-bilhoes-ao-ano-aponta-estudo.html). Acessado em 16/11/2015. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 28.
- Isermann, R.; Schaffnit, J.; Sinsel, S. *Hardware-in-the-loop simulation for the design and testing of engine-control systems*. Darmstadt, Germany: [s.n.], 1998. 643-653 p. Citado 4 vezes nas páginas 25, 58, 59 e 60.
- Lambert, A. *International report: water losses management and techniques*. [S.l.]: IWA Publishing, 2002. 1–20 p. Citado 4 vezes nas páginas 22, 27, 30 e 91.
- Magalhães, P. C. *O custo da água gratuita*. 2004. 45-49 p. Citado na página 21.
- MathWorks. *Simulink Coder*. 2015. [Http://www.mathworks.com/products/simulink-coder/](http://www.mathworks.com/products/simulink-coder/). Acessado em 20/11/2015. Citado na página 61.
- MathWorks. *Simulink Real-Time*. 2015. [Http://www.mathworks.com/products/simulink-real-time/supported/hardware-drivers.html](http://www.mathworks.com/products/simulink-real-time/supported/hardware-drivers.html). Citado na página 61.
- Mayne, D. Q. et al. *Constrained model predictive control : Stability and optimality*. Londres-UK: [s.n.], 2000. 788-814 p. Citado 5 vezes nas páginas 42, 50, 52, 53 e 97.
- Moutinho, M. N. et al. *Técnica de controle preditivo baseado em modelo aplicada ao controle de tensão de um gerador síncrono - resultados experimentais*. [S.l.]: SciELO Brasil, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 41.
- Murilo, A. *Contributions à la Commande Prédictive Non Linéaire pour les Systèmes à Dynamiques Rapides*. Tese (Doutorado), Saint-Martin-d'Hères, França, 2009. Citado 7 vezes nas páginas 24, 42, 50, 54, 55, 56 e 57.
- Murilo, A.; Alamir, M.; Alberer, D. *A General NMPC Framework for a Diesel Engine Air Path*. 2014. Citado 2 vezes nas páginas 66 e 68.
- Negenborn, R. R. et al. *Distributed model predictive control of irrigation canals*. Holanda, 2009. 359-380 p. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 39.
- Ogata, K. *Engenharia de controle moderno, Tradução de André Fábio Kohn e José Carlos Teixeira de Barros Moraes*. Rio de Janeiro, RJ: Prentice-Hall do Brasil, 1985. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 45.
- Ogata, K. *de Controle Moderno, Engenharia*. [S.l.]: Rio de Janeiro. Prentice-Hall, 1998. Citado na página 73.
- Pereira, C. F. I. et al. *Avaliação de controlador NMPC aplicado à válvulas redutoras de pressão em cenário real*. 2016. Citado 2 vezes nas páginas 79 e 99.
- Pereira, C. F. I. et al. *Controle preditivo não linear aplicado à válvulas redutoras de pressão com atuação direta*. 2016. Citado na página 99.
- Pereira, C. F. I. et al. *A Parametrized NMPC Strategy for Pressure Reducing Valves*. [S.l.]: Springer, 2016. 201–211 p. Citado 2 vezes nas páginas 79 e 99.

- Prescott, S. L.; Ulanicki, B. *Dynamic modeling of pressure reducing valves*. 2003. 804-812 p. Citado 9 vezes nas páginas 23, 31, 34, 36, 37, 63, 64, 65 e 79.
- Prescott, S. L.; Ulanicki, B. *Improved Control of Pressure Reducing Valves in Water Distribution Networks*. 2008. 56-65 p. Citado 4 vezes nas páginas 23, 33, 34 e 35.
- Quadros, A. S. *Sintonias automática e adaptativa de controladores PID para válvulas redutoras de pressão em sistemas de abastecimento de água*. Dissertação (Mestrado), Recife, Brazil, 2013. Citado 15 vezes nas páginas 23, 32, 33, 34, 36, 38, 41, 63, 64, 71, 73, 80, 81, 84 e 96.
- Quadros, A. S.; Murilo, A. *Automatic and adaptive tuning of PID controllers for pressure reducing valves in water supply systems*. 2013. Citado na página 65.
- Queiroz, F. P. et al. *Soluções HILS baseadas em FOSS para treinamento e supervisão em controle de processos industriais*. 2010. Citado na página 61.
- Ramos, H.; Covas, D.; Araujo, L. *Válvulas redutoras de pressão e produção de energia*. 2004. Citado 3 vezes nas páginas 21, 23 e 32.
- Rockafellar, R. T. *Convex analysis*. [S.l.]: Princeton university press, 1997. Citado na página 53.
- Santos, J. E. S. *Controle preditivo não-linear para sistemas de hammerstein*. Tese (Doutorado), Florianópolis, SC, 2007. Citado 3 vezes nas páginas 24, 42 e 43.
- Silva, H. M. *Simulação com Hardware In the Loop Aplicada a Veículos Submarinos Semi-Autônomos*. Dissertação (Mestrado), São Paulo, SP, 2008. Citado na página 60.
- Souza, T. C. A. *Métodos subgradientes em otimização convexa não diferenciável*. Dissertação (Mestrado), Juiz de Fora, MG, 2008. Citado 2 vezes nas páginas 53 e 54.
- Technolog. *Ecowat - Two Stage Electronic PRV Controller*. 2015. [Http://www.technolog.com/water/products/pressure-control/8/ecowat-two-stage-electronic-prv-controller.html](http://www.technolog.com/water/products/pressure-control/8/ecowat-two-stage-electronic-prv-controller.html). Citado na página 33.
- Thornton, J. *Managing leakage by managing pressure: a practical approach*. [S.l.]: IWA Publishing, 2003. Citado 3 vezes nas páginas 23, 28 e 30.
- Ulanicki, B. et al. *Open and closed loop pressure control for leakage reduction*. 2000. 105-114 p. Citado na página 35.
- United States Environmental Protection Agency. *Control and mitigation of drinking water losses in distribution systems*. 2010. Citado na página 28.