

TRABALHO DE GRADUAÇÃO

**CONTROLE PREDITIVO ANTECIPATIVO
DE PROCESSO DE NÍVEL DE QUARTA ORDEM**

Luis Fernando Arruda Marques

Brasília, Dezembro de 2019



**ENGENHARIA
MECATRÔNICA**
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
Faculdade de Tecnologia
Curso de Graduação em Engenharia de Controle e Automação

TRABALHO DE GRADUAÇÃO

**CONTROLE PREDITIVO ANTECIPATIVO
DE PROCESSO DE NÍVEL DE QUARTA ORDEM**

Luis Fernando Arruda Marques

*Relatório submetido como requisito parcial de obtenção
de grau de Engenheiro de Controle e Automação*

Banca Examinadora

Prof. Adolfo Bauchspíess, ENE/UnB _____

Orientador

Prof. Renato Alves Borges, ENE/UnB _____

Examinador interno

Profa. Mariana Costa Bernardes, FGA/UnB _____

Examinadora externa

Brasília, Dezembro de 2019

FICHA CATALOGRÁFICA

MARQUES, LUIS FERNANDO ARRUDA

Controle Preditivo Antecipativo de Processo de Nível de Quarta Ordem.

[Distrito Federal] 2019.

xi, 40p., 297 mm (FT/UnB, Engenheiro, Controle e Automação, 2019). Trabalho de Graduação – Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia.

1. Controle preditivo antecipativo

2.MPC

3. Processo de nível de líquido linearizado

4.Controle baseado em modelo

I. Mecatrônica/FT/UnB

II. Título (Série)

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

MARQUES, LUIS FERNANDO ARRUDA, (2019). Controle Preditivo Antecipativo de Processo de Nível de Quarta Ordem. Trabalho de Graduação em Engenharia de Controle e Automação, Publicação FT.TG-*n*°04, Faculdade de Tecnologia, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 40p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Luis Fernando Arruda Marques

TÍTULO DO TRABALHO DE GRADUAÇÃO: Controle Preditivo Antecipativo de Processo de Nível de Quarta Ordem.

GRAU: Engenheiro

ANO: 2019

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

Luis Fernando Arruda Marques

Campus Universitário Darcy Ribeiro, Asa Norte

70910-900 Brasília – DF – Brasil.

RESUMO

Os métodos de controle tradicionais geralmente utilizam a informação atual e passada da saída para calcular então o sinal de atuação. No controle preditivo, por sua vez, utiliza-se também informação da referência futura do estado desejado da planta. Otimiza-se o erro considerando um modelo do processo e a predição da resposta dentro de um horizonte de cálculo. Apenas o primeiro valor da variável manipulada é utilizado, uma vez que novas informações da referência estarão disponíveis - estratégia conhecida como horizonte deslizante. Este tipo de controlador pode proporcionar respostas mais rápidas do sistema, incorporar restrições do processo, além de poder ser vantajoso tanto na redução da sensibilidade às perturbações do sistema quanto na manutenção da estabilidade. A otimização da função de custo (geralmente quadrática) incorpora as saturações do processo - interessante em aplicações práticas. A predição é baseada em um modelo, que tem portanto papel central na qualidade do controle preditivo.

Neste trabalho, propõe-se a utilização do processo de nível de líquidos de quarta ordem disponível no Laboratório de Automação e Robótica (LARA) para aplicação deste tipo de controlador. Não é despidendo destacar que algumas propostas de controladores já foram aplicados nesta planta, como o PI, PID e o NARMA-L2. À vista disso, propõe-se um controlador preditivo antecipativo, comparando os resultados obtidos com os controladores PI e PID com *anti-windup* a fim de realizar análise de desempenho entre os diferentes algoritmos de controle.

Os resultados obtidos mostraram que o controle preditivo baseado em modelo (MPC) antecipativo, com a incorporação de restrições de processo, é o que proporciona uma melhor resposta quando comparado com os demais controladores experimentados, o que robustece a eficácia e eficiência dos controladores MPC em processos de nível de líquido como o experimentado neste trabalho.

Palavras Chave: Controle Preditivo Antecipativo, MPC, Processo de Nível Líquido.

ABSTRACT

Traditional control methods generally use the current and past output information, and the actuation signal is then calculated. In predictive control, in turn, it also uses information from the future reference of the desired state of the plant. The error is optimized considering a process model and the prediction of the response within a calculation horizon. Only the first value of the manipulated variable is used, as new reference information will be available - a strategy known as the receding horizon. This type of controller can provide faster system responses, incorporate process constraints, and can be beneficial in both reducing sensitivity to system disturbances and maintaining stability. Cost function optimization incorporates process saturation - interesting in practical applications. Prediction is based on a model, which therefore plays a central role in the quality of predictive control.

In this work, it is proposed to use the fourth order liquid level process available in the Automation and Robotics Laboratory (LARA) for application of this type of controller. It should be noted that some controller proposals have already been applied to this plant, such as PI, PID and NARMA-L2. In view of this, an anticipative predictive controller is proposed, comparing the results obtained with the PI and *anti-windup* PID controllers in order to perform performance analysis between the different control algorithms.

The results obtained showed that the anticipative model predictive control (MPC), with the incorporation of process restrictions, is what provides a better response when compared to the other experienced controllers, which strengthens the effectiveness and efficiency of MPC controllers in liquid level processes such as experienced in this work.

Keywords: Anticipative Predictive Control, MPC, Liquid-level Control System.

SUMÁRIO

1	Introdução	1
1.1	OBJETIVOS	4
2	Controle preditivo baseado em modelo	5
2.1	CARACTERÍSTICAS GERAIS DE CONTROLADORES PREDITIVOS	6
2.1.1	DEPENDÊNCIA DE AÇÕES PREVISTAS	6
2.1.2	PREDIÇÕES BASEADAS EM UM MODELO	7
2.1.3	AÇÃO DE CONTROLE ATUAL	7
2.1.4	HORIZONTE DE PREDIÇÃO	7
2.1.5	PONDERAÇÃO ENTRE PERFORMANCE AGRESSIVA OU CONSERVADORA .	8
2.1.6	TUNING	8
2.1.7	CAPACIDADE DE LIDAR COM RESTRIÇÕES	8
2.1.8	AÇÃO ANTECIPATIVA.....	9
2.1.9	CONTROLE SISTEMÁTICO PARA SISTEMAS MULTIVARIÁVEIS	9
2.2	CONTROLE PREDITIVO COM HORIZONTE DE PREDIÇÃO FINITO	9
2.2.1	OTIMIZAÇÃO	11
2.2.2	OTIMIZAÇÃO PARA O MPC LINEAR DE HORIZONTE FINITO NO MA- TLAB	12
2.2.2.1	AÇÃO ANTECIPATIVA.....	14
3	Processo de nível de líquidos de quarta ordem	15
3.1	MODELAGEM MATEMÁTICA	17
3.2	IDENTIFICAÇÃO DO MODELO DA PLANTA	19
4	Resultados	23
4.1	SINTONIA E SIMULAÇÃO DO CONTROLADOR NO MODELO LINEARIZADO	23
4.2	IMPLEMENTAÇÃO DO CONTROLADOR NO PROCESSO	28
5	Conclusões	37
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	39

LISTA DE FIGURAS

2.1	Estrutura básica do MPC.....	6
2.2	Estratégia do horizonte deslizante: somente a primeira das ações de controle $u(t)$ computadas é aplicada. Fonte: (BEMPORAD; MORARI, 1998).	10
3.1	Vista do processo didático de nível de líquido do LARA.	16
3.2	Diagrama esquemático do processo de nível de líquidos do LARA.....	16
3.3	Esquema do processo de nível de líquido considerando apenas um tanque. Fonte: (ALPI; FLORES, 2016).....	17
3.4	Esquema do processo de nível de líquidos do LARA. Fonte: adaptado de (MELO; BERNARDES, 2006).....	18
3.5	Sinais de entrada PRBS e saída h_4 do experimento de identificação em torno do ponto de operação $h_4 = 13$ cm.	20
3.6	Comparação dos modelos com ponto de operação $h_4 = 13$ cm.	21
3.7	Representação esquemática do modelo de Box-Jenkins. Fonte: (AGUIRRE, 2015).	22
4.1	Esquema Simulink utilizado para simulação do MPC.	24
4.2	Simulação MPC antecipativo vs MPC não antecipativo.	25
4.3	Simulação MPC antecipativo vs MPC não antecipativo (zoom).....	26
4.4	Simulação dos controladores PI, PID e MPC antecipativo.	27
4.5	Arquitetura do sistema. Fonte: adaptado de (RAMOS; WENSE, 2008).	28
4.6	Esquema Simulink utilizado para o experimento.	28
4.7	MPC antecipativo vs MPC não antecipativo (experimento).....	29
4.8	MPC antecipativo e não antecipativo com restrição de atuação mínima.	30
4.9	Influência das restrições de atuação mínima do MPC na resposta do sistema.	31
4.10	MPC antecipativo com e sem restrição de atuação mínima.	32
4.11	MPC antecipativo e não antecipativo com restrição de atuação mínima.	33
4.12	Resposta experimental do sistema com o MPC antecipativo com restrição de atuação mínima em comparação com a resposta simulada do MPC antecipativo com e sem esta restrição.	34
4.13	Comparação do MPC antecipativo com restrição de atuação mínima com os controladores PI e PID.	35

LISTA DE TABELAS

4.1	Parâmetros do controlador MPC de melhor resposta.	25
4.2	Comparação consolidada da Integral do Erro Absoluto (IAE) das respostas simuladas dos controladores sintonizados.	27
4.3	Comparação da Integral do Erro Absoluto (IAE) das respostas experimentais entre os controladores antecipativo e não antecipativo.	29
4.4	Comparação da Integral do Erro Absoluto (IAE) das respostas experimentais entre os controladores com diferentes restrições de atuação mínima.	31
4.5	Comparação da Integral do Erro Absoluto (IAE) das respostas experimentais entre os controladores com restrição de atuação mínima em sua versão antecipativo e não antecipativa.	33
4.6	Comparação da Integral do Erro Absoluto (IAE) das respostas experimentais entre os controladores PI, PID e MPC antecipativo com restrição de atuação mínima.	35
4.7	Comparação consolidada da Integral do Erro Absoluto (IAE) das respostas experimentais entre os controladores implementados.	36

LISTA DE SÍMBOLOS

Símbolos

A_n	Área da seção transversal do tanque n	$[cm^2]$
C	Capacitância do tanque (análogo elétrico à seção transversal)	$[cm^2]$
h_n	Nível do tanque n	$[cm]$
q_i	Vazão de entrada ao sistema (tanque 1)	$[cm^3/s]$
q_{on}	Vazão de saída do tanque n ao reservatório	$[cm^3/s]$
q_{nm}	Vazão entre os tanques n e m	$[cm^3/s]$
R	Resistência do tanque (análogo elétrico à constricção da válvula)	$[s/cm]$
t	Tempo	$[s]$
k	Instante de amostragem	
N_m	Horizonte de controle	
N_p	Horizonte de predição	
T_s	Tempo de amostragem	
IAE	Integral do Erro Absoluto	
LARA	Laboratório de Automação e Robótica	
MIMO	<i>Multi-Input Multi-Output</i>	
MPC	Controlador Preditivo Baseado em Modelo	
NARMA-L2	<i>Non-linear Auto-Regressive Moving Average - L2 norm</i>	
PI	Proporcional Integral	
PID	Proporcional Integral Derivativo	
PWM	<i>Pulse Width Modulation</i>	
QP	<i>Quadratic Programming</i>	
SISO	<i>Single-Input Single-Output</i>	
UnB	Universidade de Brasília	

Capítulo 1

Introdução

O controle preditivo baseado em modelo (do inglês, MPC) é uma tecnologia de controle moderno de muito sucesso. É a única capaz de lidar rotineiramente com restrições de equipamentos e de segurança, além de ter elevado desempenho apto a operar sem intervenção durante longos períodos de tempo (GARCÍA; PRETT; MORARI, 1989), sendo estas algumas das razões que fazem destes controladores a única técnica avançada de controle que tem tido um significativo impacto no controle de processos industriais (MACIEJOWSKI, 2002).

Restrições de processo são muitas vezes requisitos para uma operação mais lucrativa e eficiente. O processo pode ter limites de operação segura, como pressão e limites de temperatura, ou limites da própria operação, como limitações tecnológicas e razões econômicas ou ambientais (CAMACHO; BORDONS; ALBA, 2004). Além disso, os atuadores podem ter limites físicos que implicam uma faixa de ação limitada, ou ainda uma limitação da taxa de variação de seu sinal (*slew rate*).

Outrossim, podem haver restrições de entrada e saída do processo: as restrições de saída precisam ser controladas antecipadamente, pois as variáveis de saída são afetadas pela dinâmica do processo. Já as variáveis de entrada (manipuladas) podem ser mantidas limitadas em sua excursão. Negligenciar as restrições de saída pode reduzir o lucro econômico e causar danos a pessoas ou equipamentos (CAMACHO; BORDONS; ALBA, 2004).

Majoritariamente, os sistemas de processos caracterizam-se por ter dinâmicas muito complexas, nas quais há fortes interações entre suas variáveis de processo e distúrbios imprevisíveis do mercado em relação à demanda ou fornecimento de seus produtos. Ademais, questões relacionadas à segurança, qualidade do produto e conformidade com as leis ambientais fazem parte da rotina diária desses processos industriais e, portanto, as restrições devem, a priori, serem cumpridas rigorosamente.

Do ponto de vista industrial, é amplamente reconhecido que o ponto de operação mais lucrativo de uma planta de processo geralmente se encontra nas interseções das condições

(restrições) acima mencionadas (PRETT; GILLETTE, 1979). Então, para ter sucesso, um sistema de controle para a planta industrial deve ser projetado de maneira a manter o processo o mais próximo possível das restrições sem violá-las (GARCÍA; PRETT; MORARI, 1989).

Na estrutura clássica de controle, na qual a abordagem usual é a técnica de controle baseada em PID, os tópicos expostos anteriormente são abordados de maneira ad-hoc, ou seja, não há uma solução de controle integrada para lidar sistematicamente com as interações multivariáveis e as numerosas restrições que são impostas aos processos industriais. Como regra geral, a solução clássica de controle baseia-se em uma combinação de controladores PID realizados usando diferentes estratégias de controle, como avanço, substituição, compensações de atraso, desacoplamento, saturadores e assim por diante. Em vista do fato de que o desenho de tais estratégias de controle varia muito de aplicação para aplicação, fica claro que o uso efetivo de todas essas abordagens não produz uma solução sistemática, o que torna sua implementação bastante restritiva.

Destarte, para contornar essas deficiências, o controle preditivo baseado em modelo parece ser a solução de controle mais adequada. De fato, o MPC tem sido minuciosamente estudado desde a sua introdução nos anos 1970, gerando a publicação de uma quantidade considerável de artigos sobre questões teóricas e práticas associadas à tecnologia MPC, incluindo revisões abrangentes (RAWLINGS, 2000; QIN; BADGWELL, 2003; MISIK; CELA; BRADAC, 2016) e alguns livros recentes (CAMACHO; BORDONS; ALBA, 2004; ÅSTRÖM; RICHALET; O'DONOVAN, 2009; ROSSITER, 2017; BAO-CANG, 2010). Atualmente é uma tecnologia bem estabelecida que se tornou a estratégia de controle avançado padrão para enfrentar problemas típicos de controle com e sem restrições nas indústrias de processo.

Controladores do tipo MPC são uma classe de algoritmos de controle que utiliza explicitamente um modelo de processo para prever o comportamento futuro do processo controlado. Ele calcula uma sequência de controle adequada de movimentos de entrada (ações de controle) através de um problema de otimização, que pode ser formulado para qualquer combinação de restrições nas variáveis de processo. Mesmo que, em uma determinada etapa do tempo, seja obtida a sequência ótima das ações de controle, apenas a primeira ação é injetada na planta e todo o cálculo é repetido em etapas subsequentes usando medidas atualizadas da planta. A ideia basilar do MPC, então, consiste em resolver repetidamente um problema de controle ideal de horizonte finito e aplicar a primeira parte da solução para o sistema considerado.

Claramente, o modelo é um elemento chave para implementações bem-sucedidas de algoritmos MPC. Entretanto, é sabido que nenhum modelo é um previsor perfeito, devido ao mau design dos sinais de teste ou suposições inválidas na análise dos dados, ou ambas, dando origem à sua incerteza associada. Dentro de um contexto industrial, várias outras fontes de incerteza podem contribuir consideravelmente às diferenças entre o modelo de processo e a

planta real, entre elas: distúrbios desconhecidos, ruídos de medição, mudanças nas condições operacionais da planta, dinâmica negligenciada e atrasos no tempo. Os controladores MPC, portanto, devem ter uma certa tolerância às distorções do modelo, de forma que a incerteza não afete de maneira significativa a resposta real do sistema.

O processo de tanques acoplados é bastante adequado para ser utilizado no estudo da utilização de controladores preditivos, uma vez que este é bastante comum em escala industrial, em especial na indústria petroquímica, nuclear e a de celulose (GARCIA, 2005), além de ser de fácil construção e modelagem, permitindo que diferentes controladores possam ser projetados, implementados e testados.

É comum encontrar nestas indústrias plantas de tanques de armazenamento acoplados em outros tanques que são de grande importância para o processo e que precisam de controle quando em operação. Estes acoplamentos são feitos com várias finalidades, como o processamento de líquidos por química ou tratamento de misturas. Neste contexto, um dos controles com maior importância nas unidades industriais é o dos níveis. Um típico exemplo é o da indústria química, onde pode ser necessário que o fluido controlado, oriundo de um tanque superior usado para filtrar as variações no fluxo de suprimento a montante, seja fornecido a um reator químico a uma taxa constante. Neste caso, o líquido será processado por tratamento químico ou de mistura nos tanques, e a taxa constante é obtida através do controle do nível do fluido nos tanques (CAMPOS; TEIXEIRA, 2006).

O controle de nível de líquidos em tanques pode ser realizado por meio de diversas técnicas, como as convencionais de controle, a saber: controle Proporcional Integral (PI), controle Proporcional, Integral e Derivativo (PID), controle no Espaço de Estados (OLIVEIRA, 2009), e técnicas mais avançadas, como controle por Aprendizado de Máquina (MATOS, 2018), controle Proporcional Integral com Redes Neurais (RAMLI et al., 2009), Controle neural gain-scheduling e controle NARMA-L2 (OLIVEIRA, 2009), entre outros.

Apreende-se, portanto, que a proposta de controle utilizando um controlador preditivo baseado em modelo (MPC), ensejo deste trabalho, é bastante pertinente ao processo, uma vez que seu uso é vantajoso tanto devido ao seu alto desempenho de controle quanto à capacidade de lidar de maneira nativa com as restrições do processo. A motivação para o desenvolvimento de um controlador preditivo aplicado à planta de tanques acoplados vem do interesse na melhoria do desempenho do acompanhamento dos níveis desejados de referência de altura do tanque, dado o horizonte dos *setpoints* futuros, e levando em consideração as restrições do processo. Neste caso, o resultado esperado é um menor erro de saída em seu regime transiente e permanente, maior velocidade para assentamento do nível na posição desejada e cumprimento às restrições do atuador e do modelo.

A primeira fase deste trabalho foi a obtenção do modelo da planta em estudo. Aqui, o modelo obtido para a planta de nível de líquido foi obtido por meio de experimentos de identificação linear. A segunda fase consistiu em conhecer as restrições do processo,

como as limitações de atuação (zona-morta da bomba d'água e vazão máxima), da planta (limite de enchimento dos tanques) e de modelagem, como a importância de se trabalhar em condições não muito destoantes às realizadas em sua linearização. A terceira fase consistiu na sintonia (*tuning*) do MPC, considerando as restrições do processo, no ambiente de simulação MATLAB/Simulink. Por fim, realizou-se experimentos com o controlador projetado e comparou-se os resultados obtidos.

1.1 Objetivos

Este trabalho tem como objetivo compreender, simular e implementar controladores preditivos lineares baseados em modelo na planta de nível de líquido de quarta ordem didática existente no LARA. Trata-se de um sistema *Single-Input, Single-Output* (SISO), cuja variável controlada é o nível do quarto tanque, e a variável manipulada é a vazão da bomba que injeta a água no primeiro tanque. No entanto, antes da execução do projeto do controlador preditivo, é necessária a obtenção do modelo linearizado do processo, a partir de técnicas de identificação de sistemas, para a utilização dos mesmos como modelos preditores.

Além disso, análises de *benchmarking* com outros controladores serão realizadas, a fim de estudar os comportamentos do sistema quando acionado pelo controlador PI, pelo PID com anti-windup, pelo controlador preditivo sem antecipação e com o controlador preditivo com antecipação. Apesar do escopo do trabalho ser o estudo de controladores preditivos, faz-se necessário construir, implementar e sintonizar controladores PI's e PID's para se realizar esta comparação.

Capítulo 2

Controle preditivo baseado em modelo

Controle preditivo baseado em modelo (MPC, em inglês) representa uma família de controladores na qual há um uso explícito de um modelo do processo (GARCÍA; PRETT; MORARI, 1989). Os métodos de projeto de controle baseados no conceito MPC encontraram ampla aceitação em aplicações industriais e são estudados pela academia. A razão para tal popularidade é a capacidade dos projetos de MPC de produzir sistemas de controle de alto desempenho capazes de operar sem intervenção especializada por longos períodos de tempo.

O uso explícito de um modelo do processo permite o MPC calcular uma sequência futura ótima de ações de controle, que são oriundas de um processo de otimização através de uma função de custo que envolve a predição do sinal de saída do processo e o esforço de controle necessário para atuar no mesmo. Essa técnica reflete, de maneira filosófica, o comportamento humano pelo qual se seleciona ações de controle que o levará ao melhor resultado em relação a algum horizonte. Para tanto, utiliza-se um modelo do processo o qual constantemente se atualiza sua decisão à medida que novas observações se tornam disponíveis. As leis do controle preditivo segue as seguintes componentes (ROSSITER, 2017):

- A lei de controle depende do comportamento previsto;
- As previsões de saída são calculadas usando um modelo do processo;
- A entrada atual é determinada pela otimização de algumas medidas previstas de desempenho;
- A entrada de controle é atualizada a cada instante de amostragem.

Como o próprio nome sugere, o MPC automatiza um sistema de destino (a "planta") combinando suas restrições a uma estratégia de controle com o modelo linear aproximado da planta fornecendo a predição. A estratégia de controle compara os estados previstos

da planta a um conjunto de objetivos e, em seguida, ajusta os atuadores disponíveis para atingi-los, com base na otimização (função custo) adequadamente definidas a cada aplicação, respeitando as restrições da planta. Os algoritmos da família MPC apresentam de forma geral a estrutura representada pela Figura 2.1 e a estratégia mostrada na Figura 2.2.

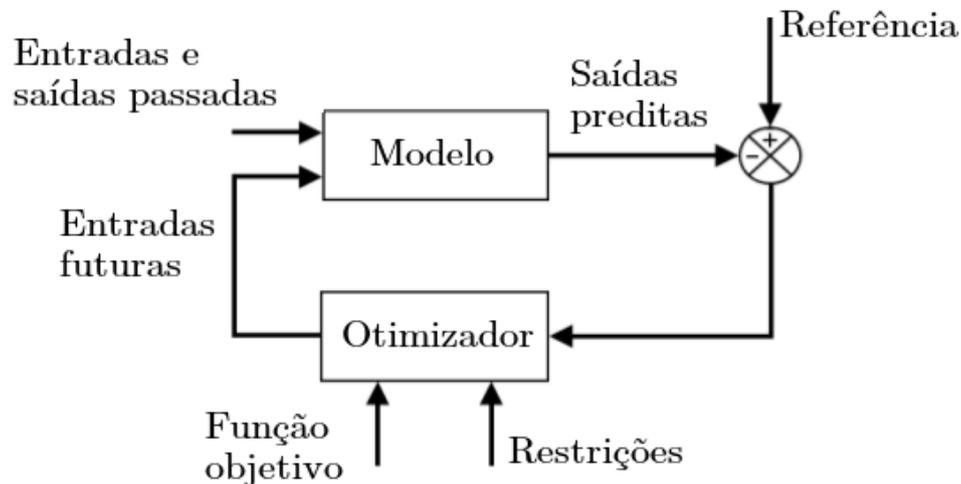


Figura 2.1: Estrutura básica do MPC.

A tolerância a restrições do MPC o diferencia de outras estratégias de "controle ótimo". O ímpeto para isso é a experiência industrial, sugerindo que a busca pela lucratividade muitas vezes leva a planta a uma ou mais restrições. A consideração explícita do MPC sobre esses fatores permite alocar de forma inteligente os recursos disponíveis da planta à medida que o sistema evolui com o tempo.

2.1 Características gerais de controladores preditivos

2.1.1 Dependência de ações previstas

Diferentemente do MPC, outras leis de controle, como o PID (proporcional, integral e derivativo), não explicitamente considera a implicação futura das ações de controle atuais, pois até certo ponto isso é contabilizado apenas pela dinâmica de malha fechada esperada. Ao revés, o MPC explicitamente calcula o comportamento previsto em algum horizonte, podendo restringir a escolha das trajetórias atuais àquelas que não conduzem dificuldades no futuro.

2.1.2 Predições baseadas em um modelo

Para prever o comportamento futuro de um processo é necessário ter um modelo de como o processo se comporta. Em particular, este modelo deve mostrar a dependência da saída na variável medida atual e às entradas atuais ou futuras. Este modelo não precisa ser necessariamente linear (como, por exemplo, função de transferência, espaço de estado etc.). Na prática, a maioria dos algoritmos MPC usam modelos lineares porque a dependência das previsões sobre o ambiente futuro controlável é linear, o que facilita a otimização bem como análise offline do comportamento esperado de malha fechada. No entanto, modelos não lineares podem ser usados onde a carga computacional implícita não é um problema e aproximações lineares não são suficientemente precisas (ROSSITER, 2017).

No controle preditivo, o modelo é usado exclusivamente para computar as previsões de saída do sistema (se este der previsões suficientemente precisas), portanto, o modelo é *fit for purpose*. O esforço e os detalhes colocados no estágio de modelagem devem refletir isso, podendo não haver necessidade de modelar toda a física, química e os comportamentos internos do processo a fim de obter um modelo que dá predição confiável. Um modelo simples e preciso da planta de interesse é suficiente quando se utiliza o MPC.

2.1.3 Ação de controle atual

Antes da escolha da ação de controle atual, é necessário um critério para julgar qual ação é melhor. Como o MPC é geralmente implementado por computador, isso requer uma definição exata, de modo que um cálculo preciso possa ser feito, ou seja, a trajetória predita de entrada forneça o menor valor numérico ao custo. A escolha da função de custo ideal ainda é área de pesquisa de muitos teóricos, mas a experiência prática é que, desde que algumas diretrizes básicas sejam seguidas, a escolha do custo geralmente tem pouco efeito no desempenho de malha fechada (ROSSITER, 2017). Os principais requisitos é que o custo dependa dos controles futuros e que os baixos valores de custo implicam bom desempenho em malha fechada.

2.1.4 Horizonte de predição

Um controlador preditivo considera o comportamento previsto sobre alguns horizontes para o futuro e, portanto, a cada instante de amostragem sucessiva, prevê mais uma amostra para o futuro (mantendo, assim, uma quantidade de amostras futuras fixas e atualizadas a cada nova leitura). A cada nova informação disponibilizada, a trajetória de entrada é modificada automaticamente. O tamanho do horizonte predito, obviamente, deve ser maior que o tempo de reação do sistema, pois, caso contrário, ignoraria o comportamento de suas

dinâmicas, o desempenho provavelmente seria insatisfatório e eventos importantes poderiam não ser observados.

2.1.5 Ponderação entre performance agressiva ou conservadora

Para controlar um processo com muita precisão, precisa-se de um modelo igualmente muito preciso. Não é coerente, em um controlador preditivo, ter um longo horizonte de predição se o modelo não tiver uma boa precisão. Neste caso, uma escolha mais segura (talvez mais lenta) seria mais viável para garantir que pelo menos atinja o *setpoint* imediato. Entretanto, na existência de um modelo preciso, poder-se-ia selecionar confiavelmente movimentos de controle em um horizonte futuro maior e esperar para obter melhor desempenho dinâmico e ter um controlador altamente sintonizado (ROSSITER, 2017). Ou seja, no MPC é possível sistematicamente ponderar entre uma atuação mais agressiva (em termos de velocidade de atuação), ou entre uma atuação mais conservadora e segura, que é mais lenta porém mais confiável quanto às imprecisões do modelo.

2.1.6 Tuning

Tem havido interesse histórico no tópico de *tuning* de leis de controle preditivo para garantir estabilidade tanto quanto há muito conhecimento sobre como ajustar o PID. Contudo, com MPC entende-se que o ajuste é melhor aliado a uma especificação de desempenho, pois com uma função de custo correta, a estabilidade e o ajuste serão atendidos eles mesmos, e o *tuning* estará otimizando um custo de forma a torná-lo pequeno para boa performance. Quando diretrizes sensatas são usadas, o MPC sempre terá estabilidade (ROSSITER, 2017).

Neste contexto, uma discussão consiste em como obter um balanço entre o desempenho, boa sensibilidade e também um equilíbrio entre a atividade de entrada e velocidade de resposta. Classicamente, esses balanços são obtidos por meio de matrizes de ponderação, ou seja, colocando diferente ênfase no desempenho em diferentes *loops* de acordo com a sua importância.

Construir esses pesos sistematicamente a partir do ponto de vista técnico ou operacional, no entanto, pode ser não viável e, em geral, a sintonização *online* pode ser necessária até que o balanço pareça correto. Diferentes heurísticas podem ser necessárias, pois cada processo pode ter diferentes prioridades.

2.1.7 Capacidade de lidar com restrições

Uma das principais vantagens do MPC é a sua capacidade de lidar com restrições online de forma sistemática e espera-se que retenha, em certa medida, as margens de estabilidade

e o desempenho da lei irrestrita. O algoritmo faz isso otimizando o desempenho previsto, que é sujeito à satisfação da restrição. Os detalhes de como as restrições são incorporadas sujeitam-se muito ao algoritmo implantado, que dependerá dos custos disponíveis (ou seja, relacionado ao potencial aumento do lucro) e tempo de amostragem. Quanto mais pode-se gastar da função de custo, mais próximo do restrito o algoritmo é provável de conseguir (ROSSITER, 2017).

2.1.8 Ação antecipativa

Diferentemente do PID, que geralmente quando observa uma grande mudança de *setpoint* responde de maneira lenta ou com *overshoot*, o MPC pode incorporar automaticamente um *feedforward* de maneira sistemática. A otimização do custo considera mudanças futuras na trajetória desejada e distúrbios mensuráveis e, portanto, os inclui como uma parte intrínseca do projeto de controle geral que é integrado ao manuseio da restrição (ROSSITER, 2017). O uso sistemático das demandas futuras (antecipação) pode ser utilizado em diferentes contextos, como os de carros autônomos, que utiliza a informação dos obstáculos à frente no planejamento de sua trajetória, ou na indústria química, onde pode-se conhecer, de antemão, toda a "receita" do processamento de uma mistura e otimiza-se a ação de controle de forma a executar o processamento com menor erro.

2.1.9 Controle sistemático para sistemas multivariáveis

Outra vantagem importante dos algoritmos MPC consiste na sua capacidade de lidar com sistemas multivariáveis (MIMO ou multi-input multi-output) de uma maneira sistemática. É bem conhecido que o design de controladores PID (controle tradicional) para sistemas MIMO altamente interativos é muito complexo, pois geralmente são sub-ótimas e podem ser muito desafinadas (ROSSITER, 2017). A dificuldade de ajustar o PID para sistemas MIMO relaciona-se com o modelo, pois os projetos de controladores PID utilizam relativamente pouca informação sobre a planta e, portanto, são incapazes de lidar eficazmente com a interação. Os algoritmos MPC, por outro lado, demandam e utilizam um modelo e, assim, fazem uso de mais informações.

2.2 Controle Preditivo com Horizonte de Predição Finito

De maneira geral, os diferentes algoritmos de MPC são formulados em um instante presente, considerando um horizonte de predições futuras N_p e um horizonte de controle N_m .

O conceito básico do MPC é mostrado na Figura 2.2. Em um determinado instante k de amostragem, o controlador recebe informações sobre o estado corrente do sistema e, baseado nestas informações e no modelo do processo, prediz o comportamento dinâmico futuro do sistema em todo um horizonte de predição N_p . A partir daí, determina-se para todo o horizonte de controle N_m , este sempre menor ou igual a N_p , a trajetória das variáveis manipuladas que otimizaram uma função objetivo pré-determinada (GARCÍA; PRETT; MORARI, 1989).

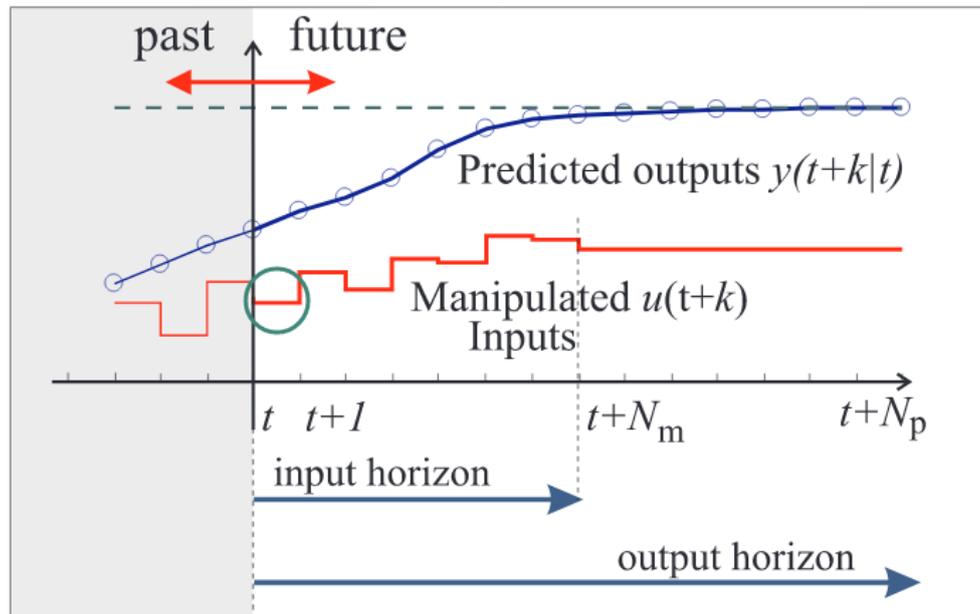


Figura 2.2: Estratégia do horizonte deslizante: somente a primeira das ações de controle $u(t)$ computadas é aplicada. Fonte: (BEMPORAD; MORARI, 1998).

Se não existissem erros de modelagem nem perturbações e se o problema de otimização pudesse ser resolvido para um horizonte infinito, então toda a trajetória das variáveis manipuladas, calculada no instante de amostragem k poderia ser implementada. No entanto, isto não é possível, fazendo com que o comportamento real do sistema seja diferente do comportamento predito pelo modelo. Por isso, para a incorporação de mecanismos *feedback*, a função obtida para todo o horizonte de controle tem apenas seu primeiro termo implementado e todo cálculo é repetido no próximo instante de amostragem e assim sucessivamente. Quando uma nova medida é realizada, todo o procedimento de predição e otimização é repetido para encontrar o novo conjunto de entradas que levam o sistema ao ponto de operação desejado. O horizonte de predição e controle vão se movendo juntos, ou seja, N_p e N_m não mudam.

O horizonte de predição é um número inteiro e especifica a quantidade de instantes de tempo que o MPC possui para levar as variáveis controladas até seus valores de referência. Valores grandes de N_p geralmente melhoram a estabilidade e a robustez, todavia, também aumentam o esforço computacional.

O horizonte de controle é outro parâmetro inteiro de sintonia que designa a quantidade de instantes de tempo nos quais o MPC pode gerar ações nas variáveis manipuladas. Depois disso, o MPC não calcula novos movimentos dessas variáveis, permanecendo igual ao último valor calculado. Sabe-se que valores altos de N_m também aumentam o esforço computacional, e melhoram o desempenho do controle em sistemas com tempos mortos desconhecidos.

Através da resposta do modelo do processo, as variáveis manipuladas são previstas. A ação da variável manipulada é selecionada de tal forma que a resposta prevista possua características desejadas de estabilidade e desempenho. Apenas a primeira ação é implementada e, no instante $(k + 1)$, é feita uma atualização das medidas da planta, além de um novo cálculo para as variáveis manipuladas e saídas no horizonte de predição. Os elementos da trajetória futura de controle para os instantes posteriores a $(k + N_m)$ são nulos. Isso implica que não há variação da ação de controle a partir desse intervalo.

Algoritmo 1: Funcionamento do MPC. Fonte: (BEMPORAD; MORARI, 1998)

- (1) Ler estado atual $x(k)$
- (2) Resolver problema de otimização
- (3) Aplicar apenas em $u(k) = u(k + 0|k)$
- (4) $k \leftarrow k + 1$. Voltar para (1).

2.2.1 Otimização

Os componentes chaves da formulação do problema de otimização são: o modelo do processo, a função objetivo e as restrições. A construção de um controlador MPC corresponde à solução de um problema de otimização e a obtenção da lei de controle é feita através do procedimento de minimização de uma função objetivo, intentando a redução do valor do erro existente entre a saída medida e a prevista. Uma expressão típica utilizada como função objetivo é dada em (2.1) (GONÇALVES, 2012).

$$J(x_0) = \min \left[x^T(N_p)Sx(N_p) + \sum_{i=0}^{N_p-1} x^T(i)Qx(i) + \sum_{i=0}^{N_m-1} u^T(i)Ru(i) \right] \quad (2.1)$$

Nessa função, tem-se que N_p e N_m correspondem respectivamente aos horizontes de predição e de controle com $N_p \geq N_m$; S é uma matriz de ponderação do valor dos estados previstos do sistema ao final do horizonte de predição $x(N_p)$; e Q e R são matrizes que constituem os pesos da função objetivo que penalizam os estados e a ação de controle do sistema de modo a garantir a estabilidade da malha fechada.

Os valores de sinais de atuação $u(t+k|t)$ são o resultado da minimização J como dado em (2.1). Para a obtenção deste, entretanto, faz-se necessário encontrar os valores da predição da saída. Esses valores são calculados em função de valores passados de entrada e saída e

do sinal futuro de controle, a partir do modelo adotado para representar o sistema. Caso o modelo seja linear e não haja restrições, é possível encontrar uma solução analítica; caso contrário, deve-se usar um método iterativo de otimização, como a programação quadrática (QP).

Em geral, a minimização da função objetivo de controladores MPC está sujeita a uma série de restrições relativas à operação (limite de temperatura, pressão, limitações dos atuadores etc.).

Normalmente, são considerados as seguintes restrições como os das expressões (2.2):

$$\begin{aligned} u_{\min} &\leq u(t) \leq u_{\max}, \forall t \\ du_{\min} &\leq u(t) - u(t-1) \leq du_{\max}, \forall t \\ y_{\min} &\leq y(t) \leq y_{\max}, \forall t \end{aligned} \quad (2.2)$$

onde:

- u_{\min} = Limite mínimo do sinal de atuação;
- u_{\max} = Limite máximo do sinal de atuação;
- du_{\min} = Limite mínimo de variação do sinal de atuação;
- du_{\max} = Limite máximo de variação do sinal de atuação;
- y_{\min} = Limite mínimo do sinal da variável controlada; e
- y_{\max} = Limite máximo do sinal da variável controlada.

2.2.2 Otimização para o MPC linear de horizonte finito no MATLAB

Neste trabalho, a função de otimização utilizada é a performada pela *toolbox* de MPC do MATLAB. Uma das vantagens da utilização desta implementação está no fato dela ser toda escrita em código MATLAB, sendo ótima para fins acadêmicos (BEMPORAD; MORARI, 1998).

Seja um modelo linear da planta, na representação em Espaço de Estados, da forma:

$$\begin{cases} x_{k+1} = Ax_k + Bu_k \\ y_k = Cx_k \end{cases}, \quad x \in \mathbb{R}^n, u \in \mathbb{R}^m \text{ e } y \in \mathbb{R}^p \quad (2.3)$$

Sejam ainda as restrições como dada em (2.2). A solução temporal de um sistema em tempo discreto pode ser obtida recorrendo-se a equação dos estados até um k genérico, e é

dada por (2.4) (OGATA, 1995).

$$x_k = A^k x_0 + \sum_{j=0}^{k-1} A^j B u_{k-1-j} \quad (2.4)$$

O problema modelado da ação de controle pode ser reduzido ao seguinte problema de programação quadrática (QP):

$$\begin{aligned} \min_z \quad & x'_N P x_N + \sum_{k=0}^{N-1} x'_k Q x_k + u'_k R u_k & R = R' \succ 0 \\ \text{s.a.}^1 \quad & u_{\min} \leq u_k \leq u_{\max}, k = 0, \dots, N-1 & Q = Q' \succeq 0 \\ & y_{\min} \leq y_k \leq y_{\max}, k = 1, \dots, N & P = P' \succeq 0^2 \end{aligned} \quad (2.5)$$

Cuja solução numérica (2.6) é o vetor de otimização z , no qual u_0 é o sinal de controle aplicado na planta em $u(k+0|k)$.

$$z = \begin{bmatrix} u_0 \\ u_1 \\ \vdots \\ u_{N-1} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{N_m} \quad (2.6)$$

Agora, para entendimento de como o *tracking* da referência pode ser alcançado utilizando este tipo de controle, podemos parametrizar o problema em função dos incrementos da entrada:

$$\Delta u(k) = u(k) - u(k-1) \quad (2.7)$$

De (2.7), tem-se que $u(k) = u(k-1) + \Delta u(k)$. Expandindo o sistema com um novo estado $x_u(k) = u(k-1)$, temos:

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k-1) + B\Delta u(k) \\ x_u(k+1) = x_u(k) + \Delta u(k) \end{cases} \quad (2.8)$$

cuja representação geral no Espaço de Estados, em função dos estados $x(k)$, $x_u(k)$ e

¹s.a. significa "sujeito a" [determinada restrição]

²O símbolo \succeq significa que todos os elementos dos vetores são não negativos, i.é, $\lambda \succeq 0$ se $\lambda_i \geq 0$ para todo i .

saída $\Delta u(k)$, é dada por:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} x(k+1) \\ x_u(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & B \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ x_u(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B \\ I \end{bmatrix} \Delta u(k) \\ y(k) = \begin{bmatrix} C & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ x_u(k) \end{bmatrix} \end{cases} \quad (2.9)$$

Desta forma, supondo que os estados $x(k)$ estejam disponíveis no tempo k , a ação de controle do MPC no tempo k é obtida resolvendo o seguinte problema de otimização QP:

$$\begin{aligned} \min_{\Delta U} \quad & \sum_{k=0}^{N_p-1} \|W^y (y_{k+1} - r(k))\|_2^2 + \|W^{\Delta u} \Delta u_k\|_2^2 + \rho_\epsilon \epsilon^2 \\ \text{s.a.} \quad & \Delta u_{\min} \leq \Delta u_k \leq \Delta u_{\max}, k = 0, \dots, N_m - 1 \\ & \Delta u_k = 0, k = N_m, \dots, N - 1 \\ & u_{\min} \leq u_k \leq u_{\max}, k = 0, \dots, N_m - 1 \\ & y_{\min} - \epsilon V_{\min} \leq y_k \leq y_{\max} + \epsilon V_{\max}, k = 1, \dots, N_c \end{aligned} \quad (2.10)$$

onde W^y e $W^{\Delta u}$ são matrizes diagonais de pesos da variável de saída e entrada, respectivamente, de dimensão N_p , contendo os pesos para cada instante dentro deste horizonte de predição N_p ; enquanto $\rho_\epsilon \epsilon^2$ é um termo adicional para "relaxar" as restrições de saída de forma a prevenir a inviabilidade da solução (QP *feasibility*): ϵ é denominada variável de folga, enquanto peso ρ_ϵ penaliza a violação das restrições. Quanto maior ρ_ϵ em relação aos pesos de entrada e saída, mais a violação de restrição é penalizada (BEMPORAD; MORARI; RICKER, 2005).

2.2.2.1 Ação antecipativa

É importante destacar como que a antecipação do sinal de atuação surge no cálculo da lei de controle. A ação antecipativa surge modificando-se a função objetivo incorporando as referências futuras r_{k+1} , computando a função custo considerando que a referência evolui conforme se caminha no horizonte futuro de predição.

$$\min_{\Delta U} \sum_{k=0}^{N_p-1} \|W^y (y_{k+1} - r_{k+1})\|_2^2 + \|W^{\Delta u} \Delta u(k)\|_2^2 \quad (2.11)$$

Quando a referência não se é conhecida previamente, utiliza-se a implementação descrita em (2.10), enquanto que em casos onde está se é conhecida de antemão, utiliza-se a função objetivo descrita em (2.11), performando uma ação antecipativa quando o custo se é minimizado ao performá-la (BEMPORAD; MORARI, 1998). Nestes casos, trata-se de um sistema não causal, uma vez que sua saída em um dado instante depende de valores passados, presente e futuros da entrada.

Capítulo 3

Processo de nível de líquidos de quarta ordem

O processo de tanques acoplados é bastante adequado para ser utilizado no estudo da utilização de controladores preditivos, uma vez que este é bastante comum em escala industrial, em especial na indústria petroquímica, nuclear e a de celulose (GARCIA, 2005), além de ser de fácil construção e modelagem, permitindo que diferentes controladores possam ser projetados, implementados e testados. Estas indústrias costumam possuir processamento de líquidos por química ou tratamento de misturas, onde o controle do nível de líquidos é um problema comum para se manter um balanço de massas entre os tanques.

Os controladores estudados, projetados e implementados neste trabalho foram aplicados na planta do processo didático de nível de líquidos de quatro tanques acoplados do Laboratório de Automação e Robótica (LARA) da Universidade de Brasília (UnB) (Figura 3.1). Trata-se de um sistema *Single-Input, Single-Output* (SISO), cuja variável controlada é o nível do quarto tanque, e a variável manipulada é a vazão da bomba que injeta a água no primeiro tanque.

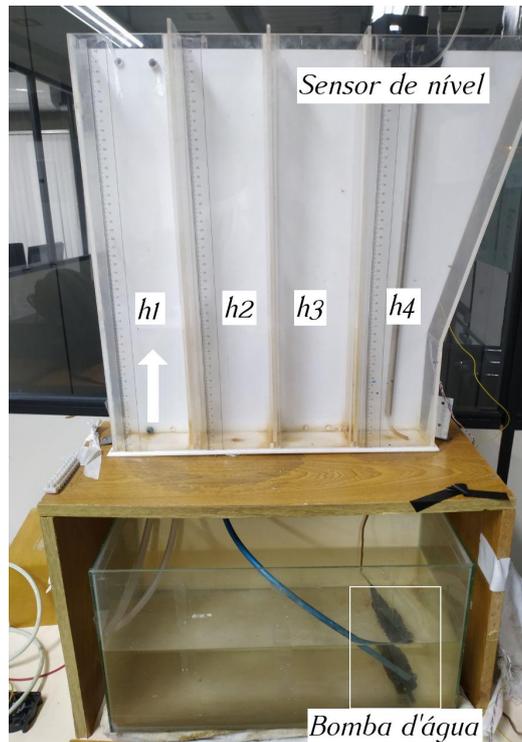


Figura 3.1: Vista do processo didático de nível de líquido do LARA.

O sistema de nível de líquido trabalhado possui quatro tanques acoplados por válvulas reguláveis, que são ranhuras de 2mm de largura e de altura ajustável que permitem o controle de vazão entre os tanques (BERNARDES et al., 2006). Através do primeiro tanque o sistema é cheio, transferindo-se o volume d'água para os demais tanques por meio dessas ranhuras. Uma vez que a bomba d'água só é acionada para enchimento, o tanque se esvazia por meio de furos (válvulas não reguláveis) no segundo e no quarto tanque, conforme ilustra a Figura 3.2. Neste trabalho, apenas no quarto reservatório se observa a informação de nível, através de um sensor de pressão de coluna d'água.

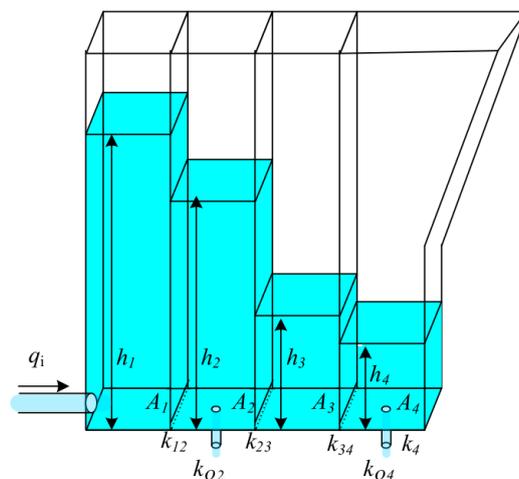


Figura 3.2: Diagrama esquemático do processo de nível de líquidos do LARA.

3.1 Modelagem matemática

Entender matematicamente o comportamento de tanques acoplados é de fundamental importância, pois faz parte da modelagem do sistema. Uma relação matemática entre o nível e o fluxo de recebimento deste líquido deve então ser conhecida.

O sistema de tanques acoplados é invariante no tempo e não-linear, podendo-se obter uma possível linearização ao aplicar métodos de linearização em torno de um ponto de operação, no qual a aproximação linear só é válida para pequenas variações em torno deste ponto.

Observando a Figura 3.3 e considerando C como a seção transversão do tanque (ou seu análogo elétrico de capacitância do tanque), q_i como a vazão de entrada, q_o a vazão de saída, e h o nível do tanque, é possível obter a equação (3.1) que modela a variação instantânea do nível em um tanque.

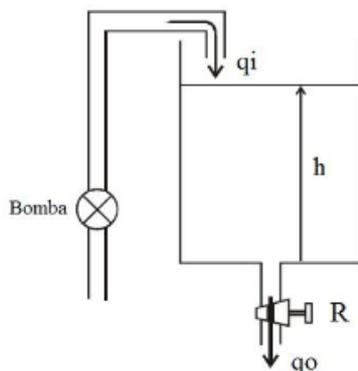


Figura 3.3: Esquema do processo de nível de líquido considerando apenas um tanque. Fonte: (ALPI; FLORES, 2016).

$$\frac{dh}{dt} = \frac{1}{C} (q_i - q_o) \quad (3.1)$$

De 3.1, considerando R como o parâmetro de constrição da válvula (ou seu análogo elétrico de resistência da válvula), e sabendo que a vazão de saída q_o depende do nível do tanque, onde p_t e p_0 as pressões hidrostática no fundo e no topo, é possível encontrar a relação (3.4).

$$p_t = pgh + p_{atm} \quad (3.2)$$

$$q_o = \frac{1}{R} (p_t - p_o)^\alpha \quad (3.3)$$

$$\frac{dh}{dt} = \frac{1}{C} \left(q_i - \frac{1}{R} (pgh - p_o)^\alpha \right) \quad (3.4)$$

Usualmente em aplicações de tanques acoplados o fluxo é turbulento, isto é, com número de Reynolds superior a 10^5 , portanto $\alpha = 1/2$ (ALPI; FLORES, 2016). Substituindo em (3.4) tem-se a relação não-linear (3.5), que relaciona altura do tanque e a vazão de entrada.

$$\frac{dh}{dt} = \frac{1}{C} \left(q_i - \frac{1}{R} \sqrt{pgh - p_o} \right) \quad (3.5)$$

A modelagem de um sistema de nível de líquido pode ser realizada utilizando algumas simplificações. Dentre elas pode-se considerar que a água é incompressível e que a perda de carga nos dutos que transportam a água é nula. Estas simplificações são também aplicadas na literatura, como visto em (OGATA, 2011). De maneira mais simples, para um fluxo turbulento, pode-se assumir equação de Bernoulli, que determina a vazão instantânea de saída de líquido como em (3.6), onde k depende de diversos fatores, como a aceleração da gravidade e da válvula de passagem.

$$q = k\sqrt{h} \quad (3.6)$$

Este trabalho, entretanto, possui a disposição dos tanques acoplados em cascata como mostrado na Figura 3.4.

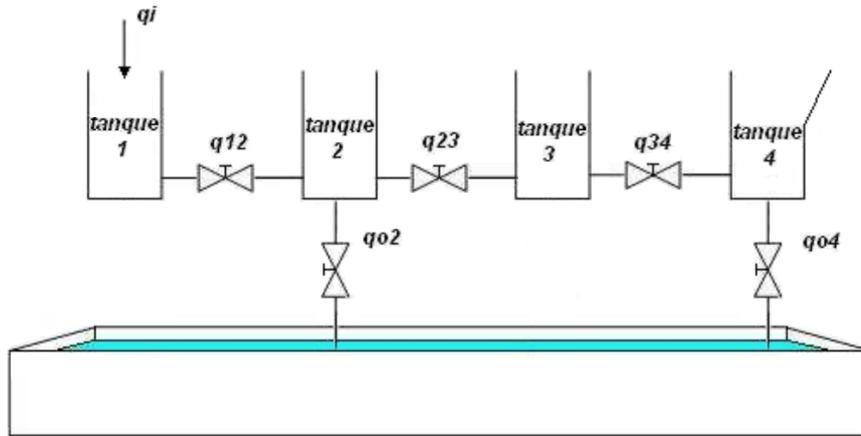


Figura 3.4: Esquema do processo de nível de líquidos do LARA. Fonte: adaptado de (MELO; BERNARDES, 2006).

Para o sistema descrito neste trabalho, as equações do modelo dinâmico completo do

processo são as seguintes (OLIVEIRA, 2009):

$$A_1 \frac{dh_1}{dt} = q_{11} - \text{sign}(h_1 - h_2) \cdot k_{12} \cdot \sqrt{|h_1 - h_2|} \quad (3.7)$$

$$A_2 \frac{dh_2}{dt} = \text{sign}(h_1 - h_2) \cdot k_{12} \cdot \sqrt{|h_1 - h_2|} - k_{o2} \cdot \sqrt{h_2} - \text{sign}(h_2 - h_3) \cdot k_{23} \cdot \sqrt{|h_2 - h_3|} \quad (3.8)$$

$$A_3 \frac{dh_3}{dt} = \text{sign}(h_2 - h_3) \cdot k_{23} \cdot \sqrt{|h_2 - h_3|} - \text{sign}(h_3 - h_4) k_{34} \cdot \sqrt{|h_3 - h_4|} \quad (3.9)$$

$$A_4 \frac{dh_4}{dt} = \text{sign}(h_3 - h_4) \cdot k_{34} \cdot \sqrt{|h_3 - h_4|} - k_{o4} \cdot \sqrt{h_4} \quad (3.10)$$

onde A_i representa a área da seção transversão do tanque i , k_{ij} representa a constante da válvula regulável entre os tanques i e j , e k_{oi} representa a constante da válvula não regulável entre o tanque i e o reservatório.

Uma vez modelado o processo, métodos experimentais foram realizados para identificar as constantes do sistema. Contudo, os resultados obtidos não conferiam com o modelo simulado, principalmente devido a alguns vazamentos da planta que implicavam desvios de comportamento daquilo que se esperava na modelagem. Uma vez que controladores preditivos são dependentes de um modelo coerente com a planta, experimentos de identificação foram realizados.

3.2 Identificação do modelo da planta

A identificação de sistemas dinâmicos visa obter a partir de dados experimentais um modelo matemático que relacione as variáveis de entrada, as perturbação e saída de um processo. Neste trabalho, não se propõe uma identificação robusta do modelo da planta. A arte de modelar e as diferenças sutis entre os modelos ARX, ARMA, ARMAX e Box-Jenkins, entre outros métodos de identificação, não é um tópico central do tema deste estudo, mas é um assunto abordado extensivamente em outros trabalhos, como em (AGUIRRE, 2015). No entanto, impende gizar que a seleção do modelo é uma das partes mais importante de um projeto de MPC e o desempenho inesperadamente ruim de um controlador MPC geralmente se deve a suposições ruins de modelagem.

O controlador proposto neste trabalho é linear e, portanto, apenas a linearização do modelo real da planta em um ponto de operação dela é necessário. Utilizando-se métodos de identificação linear, escolheu-se o ponto de operação $h_4 = 13$ cm. Para os sinais de entrada, foi utilizado um sinal PRBS (*Pseudorandom binary signal*), configurado de maneira que a relação Sinal/Ruído e o ponto de operação limitam a amplitude de pequenos sinais, ou

seja, que não haja diferença significativa entre modelos “próximos”. Também, definiu-se que “partes lentas” do sinal PRBS levem o processo ao estado estacionário de forma que se possa obter a identificação do ganho (AGUIRRE, 2015). Foi utilizado como tempo de amostragem $T_s = 1s$, pois a planta tem dinâmica muito lenta não necessitando melhores tempos de amostragem. A Figura 3.5 mostra os sinais de entrada e saída do experimento de identificação realizado em torno do ponto de operação $h_4 = 13$ cm.

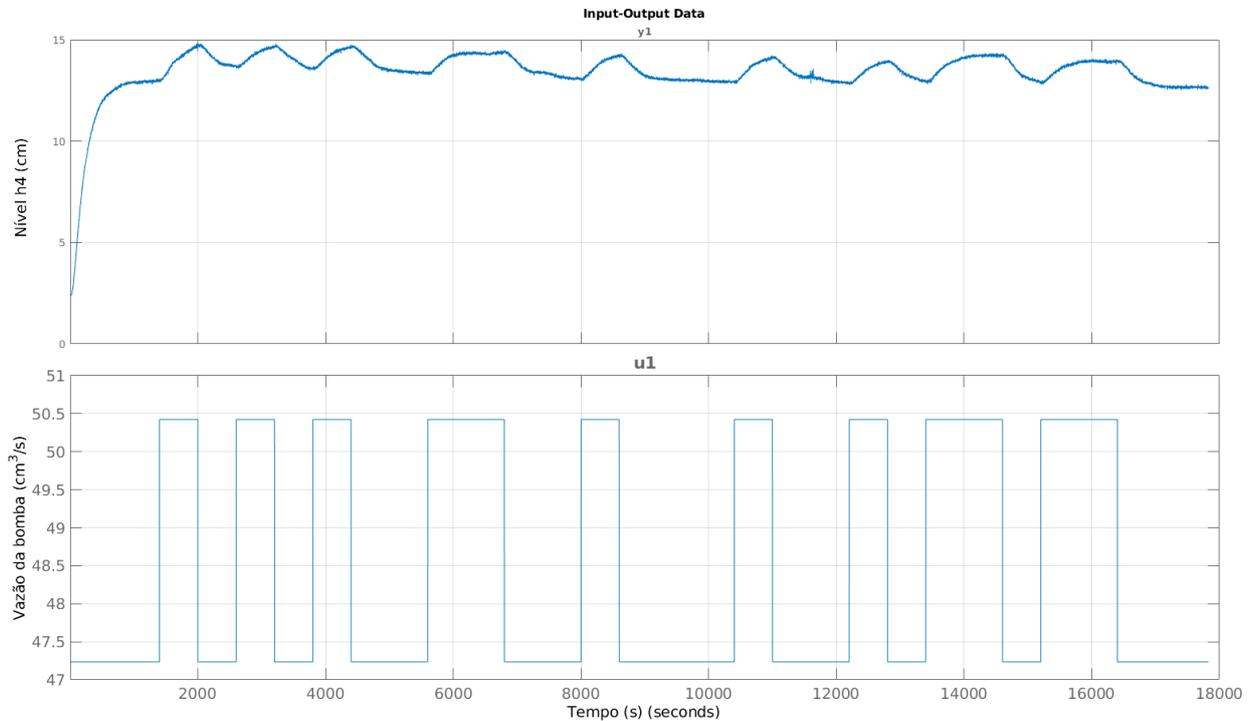


Figura 3.5: Sinais de entrada PRBS e saída h_4 do experimento de identificação em torno do ponto de operação $h_4 = 13$ cm.

Da Figura 3.5, observa-se nos primeiros 8000 s de experimento uma certa tendência descendente do sinal de saída em virtude de uma pequena, porém relativamente constante, diminuição da tensão de alimentação do sensor. A partir deste tempo, porém, a alimentação mostrou-se mais estável, e utilizou-se os 10000 s finais do experimento para se realizar um FIT percentual de alguns modelos abordados. Ainda se tratando da não estabilidade da alimentação do sensor, não é despendioso destacar que este comportamento ocorreu mesmo se utilizando reguladores de tensão, evidenciando uma grande sensibilidade do sensor de nível utilizado às pequenas variações de sua alimentação.

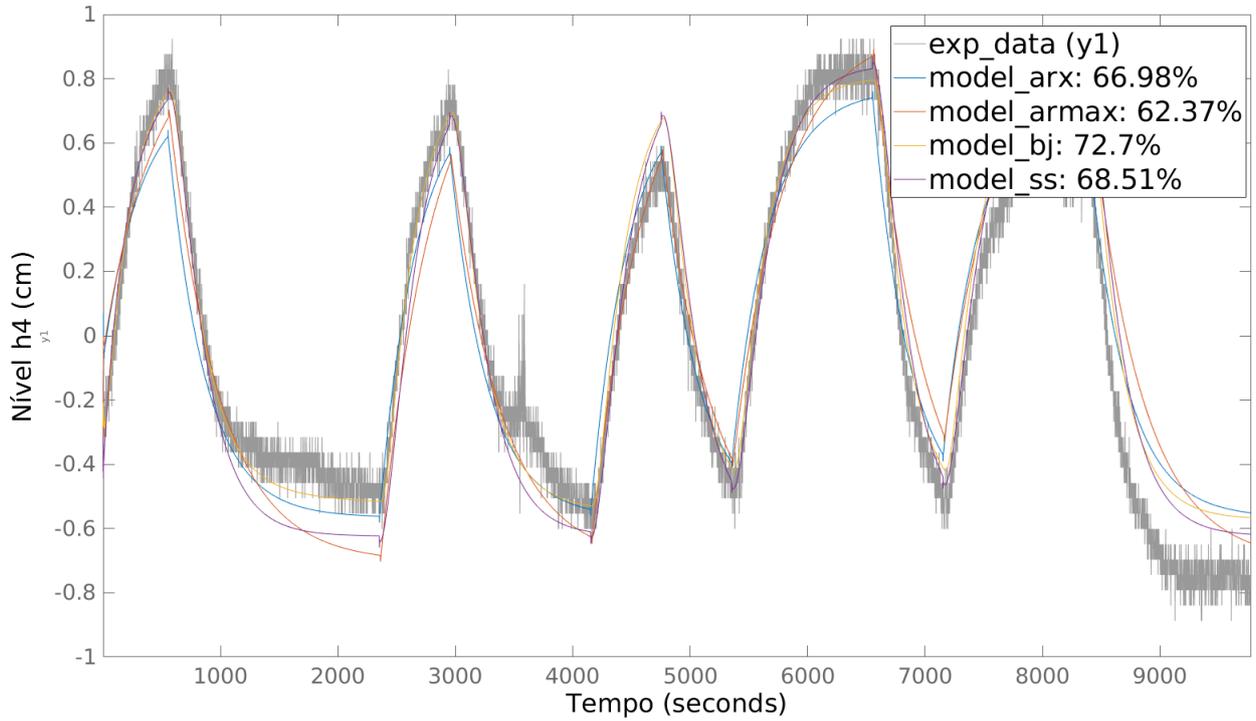


Figura 3.6: Comparação dos modelos com ponto de operação $h_4 = 13$ cm.

A Figura 3.6 mostra uma comparação entre os modelos testados e a curva experimental. Em todos os modelos, utilizou-se 4 polos e 2 zeros, e atraso de 10s (parâmetros heurísticos). Observa-se que o melhor FIT é com o modelo de Box-Jenkins (model_bj), de aproximadamente 72.7% cuja função de transferência discreta está representado em (3.11), com $T_s = 1$ s. Esta função de transferência, porém, não considera os ganhos do sensor e do atuador, sendo uma relação entre o sinal de PWM (que varia entre 0 e 255) e a saída em unidades do sensor utilizado, sem calibração. Para apuração dos resultados em níveis reais de vazão de entrada e saída em centímetros, experimentos de calibração foram posteriormente realizados.

$$\frac{h_4(z)}{q_i(z)} = z^{-9} \frac{-0.00008453z^{-1} + 0.0001045z^{-2}}{1 - 3.456z^{-1} + 4.467z^{-2} - 2.565z^{-3} + 0.5536z^{-4}} \quad (3.11)$$

O modelo de Box-Jenkins é do tipo erro na saída, em que o ruído é modelado de forma que quantifica como o processo aleatório branco $\nu(k)$ afeta a saída $y(k)$, e assume funções de transferência do sistema e do ruído independentemente parametrizadas (AGUIRRE, 2015), como mostrado na Figura 3.7 e descrito matematicamente em (3.12).

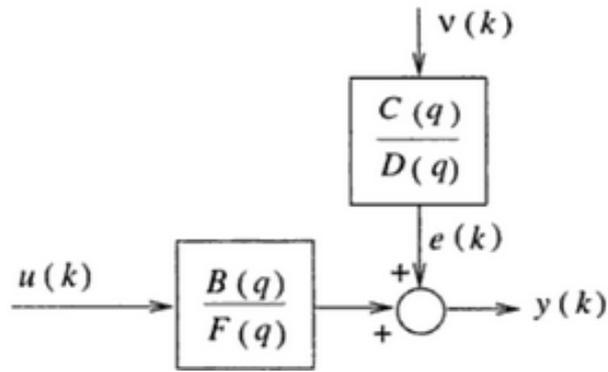


Figura 3.7: Representação esquemática do modelo de Box-Jenkins. Fonte: (AGUIRRE, 2015).

$$y(k) = \frac{B(q)}{F(q)}u(k) + \frac{C(q)}{D(q)}\nu(k) \quad (3.12)$$

Apesar do modelo ter um ajuste não significativamente alto, em geral, o controlador pode absorver boa parte das imperfeições de modelo. O modelo só precisa ser melhorado se for necessária uma maior precisão (ROSSITER, 2017).

Capítulo 4

Resultados

O problema de controle do processo de nível de líquidos de quarta ordem deste trabalho é o seguimento da referência pelo nível h_4 , controlando somente a vazão de entrada do primeiro tanque. Inicialmente, identificou-se que a planta possui restrição de processo: a saturação da bomba, de aproximadamente $68\text{cm}^3/\text{s}$. Este é o maior valor de vazão que a bomba consegue trabalhar dado o circuito de acionamento utilizado (que o alimenta até 9.5V em sinal PWM). A não linearidade referente a zona-morta da bomba, de aproximadamente 0.7V , foi compensada na etapa de calibração, não detalhada neste trabalho.

Para mensuração dos resultados, foi utilizada como métrica a Integral do Erro Absoluto (IAE, do inglês), que é equivalente à soma das áreas acima e abaixo do valor de referência, por ter se mostrado uma boa métrica para mensurar o aumento de performance pela antecipação da ação de controle, posto que as figuras de mérito tradicionais de controle, a saber: sobrepasso (ou *overshoot*), tempo de assentamento e tempo subida, se mostraram pouco afetadas pela antecipação, ao passo que o sinal de erro foi significativamente reduzido.

4.1 Sintonia e simulação do controlador no modelo linearizado

Utilizando-se o modelo linearizado identificado no Capítulo 3 e utilizando ainda a *toolbox* de controle preditivo do MATLAB, realizou-se o *tuning* do controlador de maneira que o modelo simulado apresente pouco *overshoot* e uma rápida resposta, incorporando a restrição de saturação da variável manipulada (vazão da bomba). O esquema utilizado para simulação no MATLAB/Simulink é o representado na Figura 4.1.

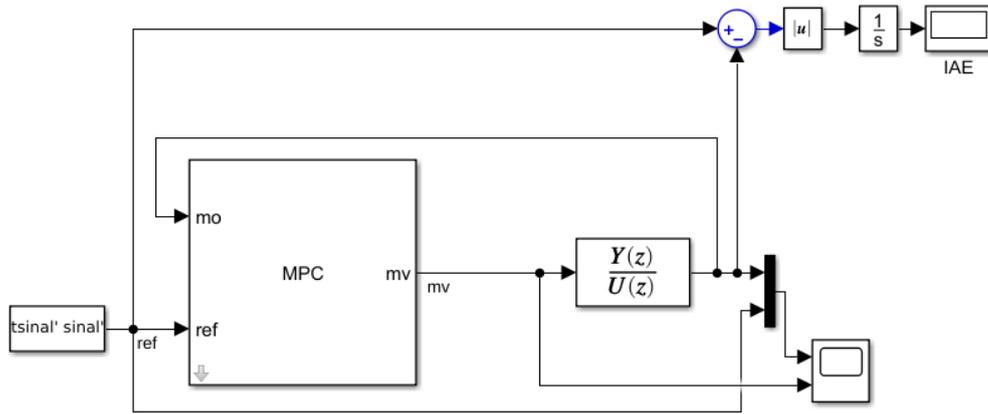


Figura 4.1: Esquema Simulink utilizado para simulação do MPC.

O horizonte de predição N_p é o número de amostras de controle futuros que o controlador MPC deve avaliar por predição ao otimizar suas variáveis manipuladas no intervalo de controle atual. Segundo a documentação do MATLAB, a prática recomendada é escolher N_p no início do projeto do controlador e mantê-lo constante enquanto ajusta outras configurações do controlador, como os pesos da função de custo. Em outras palavras, não se usa ajustes N_p para sintonizar o controlador. Em vez disso, o valor de N_p deve ser tal que o controlador seja internamente estável e preveja violações de restrição com antecedência suficiente para permitir a ação corretiva (MATHWORKS, 2019).

De maneira geral, se o tempo de acomodação a um degrau de referência em malha fechada desejado for T e a taxa de amostragem for T_s , tem-se N_p de modo que $T \approx N_p T_s$. Desejando-se um tempo de acomodação ao degrau, com antecipação, da ordem de 50 s, e sabendo que o tempo de amostragem da planta é $T_s = 1s$, definiu-se como horizonte de controle $N_p = 50$. De fato, este foi o valor que heurísticamente obteve-se as melhores respostas.

O horizonte de controle N_m é o número de movimentos da variável manipulada a serem otimizados no intervalo de controle atual. O horizonte de controle fica entre 1 e o horizonte de predição N_p . Independentemente da escolha de N_m , entretanto, quando o controlador opera, somente o primeiro movimento otimizado da variável manipulada é usado e quaisquer outros são descartados, conforme Algoritmo 1. De maneira geral, a escolha de N_m deve ser pequena, da ordem de 10x menor que N_p , pois significa menos variáveis a serem computadas no problema de otimização QP (Quadratic Programming) a ser resolvido a cada intervalo de controle, o que promove cálculos mais rápidos.

Após uma série de testes de simulação, os parâmetros do MPC que tiveram melhor resposta (em termos de menor erro e velocidade em atingir a referência em regime permanente) é o que consta na Tabela 4.1. Note que os pesos de variável manipulada e de controle são os pesos W^y e $W^{\Delta u}$ da função de otimização do problema QP apresentado no Capítulo 2. O horizonte de controle escolhido foi pequeno o suficiente para não ter grandes custos

computacionais (podendo ser executado em tempo real sem comprometer a performance), e com resultado semelhante ao caso de um horizonte significativamente maior. Ressalta-se que, em todos os controladores presentes neste trabalho foram incorporados a restrição de saturação do sinal de controle, restringindo a excursão da variável manipulada entre $0\text{cm}^3/\text{s}$ e $68\text{cm}^3/\text{s}$.

Tabela 4.1: Parâmetros do controlador MPC de melhor resposta.

Horizonte de predição	50
Horizonte de controle	5
Peso de variável manipulada	0.1127
Peso de variável de controle	0.8869

Nas figuras a seguir serão apresentadas simulações dos controladores MPC em sua versão antecipativa, não antecipativa e sua comparação com os controladores PI e PID. A Figura 4.2 mostra como a antecipação do controlador, de parâmetros iguais ao da Tabela 4.1, melhora a resposta e diminui consideravelmente o erro durante a fase transiente da resposta, conforme a métrica da Integral do Erro Absoluto (IAE) mostrada na Tabela 4.2.

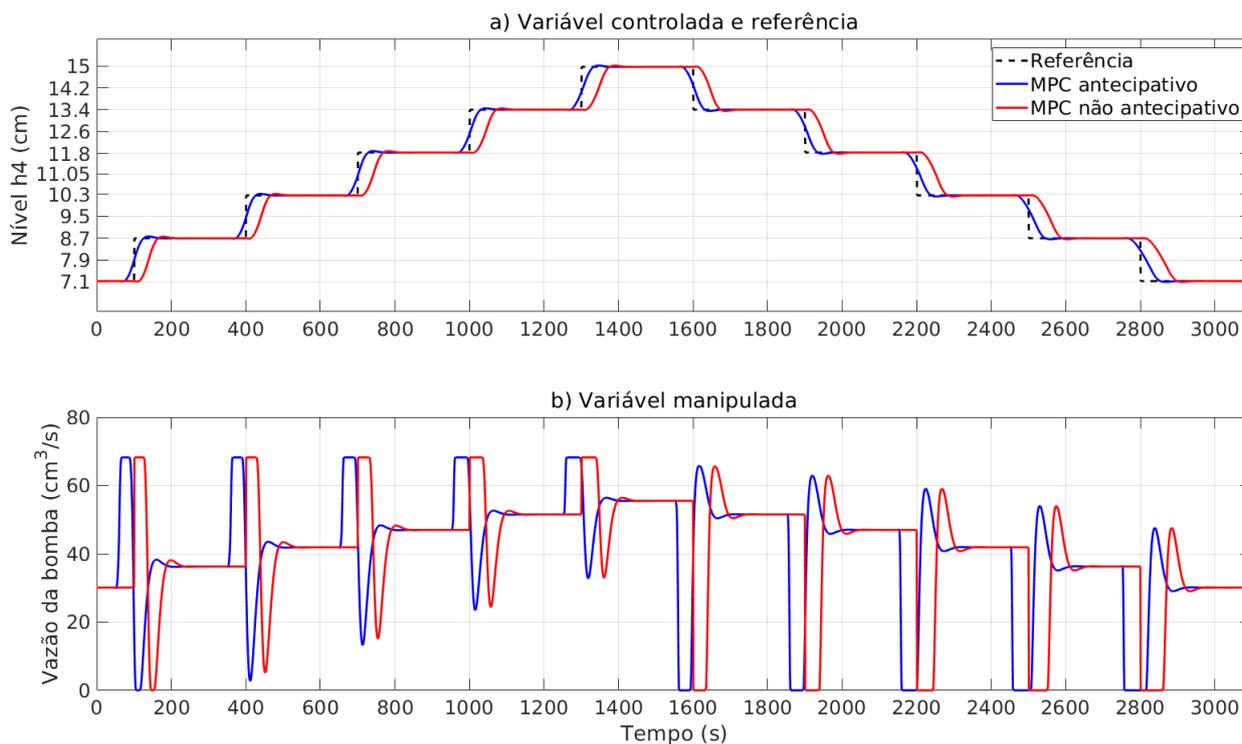


Figura 4.2: Simulação MPC antecipativo vs MPC não antecipativo.

De maneira a clarificar o comportamento da antecipação, a Figura 4.3 mostra um recorte no momento da mudança do primeiro *setpoint*: observa-se que, dado o horizonte previsto de 50 s a frente, a atuação antecipada de aproximadamente 35 s antes da mudança de

setpoint trouxe uma redução de 70.91% da IAE, conforme Tabela 4.2. Este tipo de sistema é classificado como não causal, uma vez que sua saída dependeu de valores passados, presente e futuros da entrada.

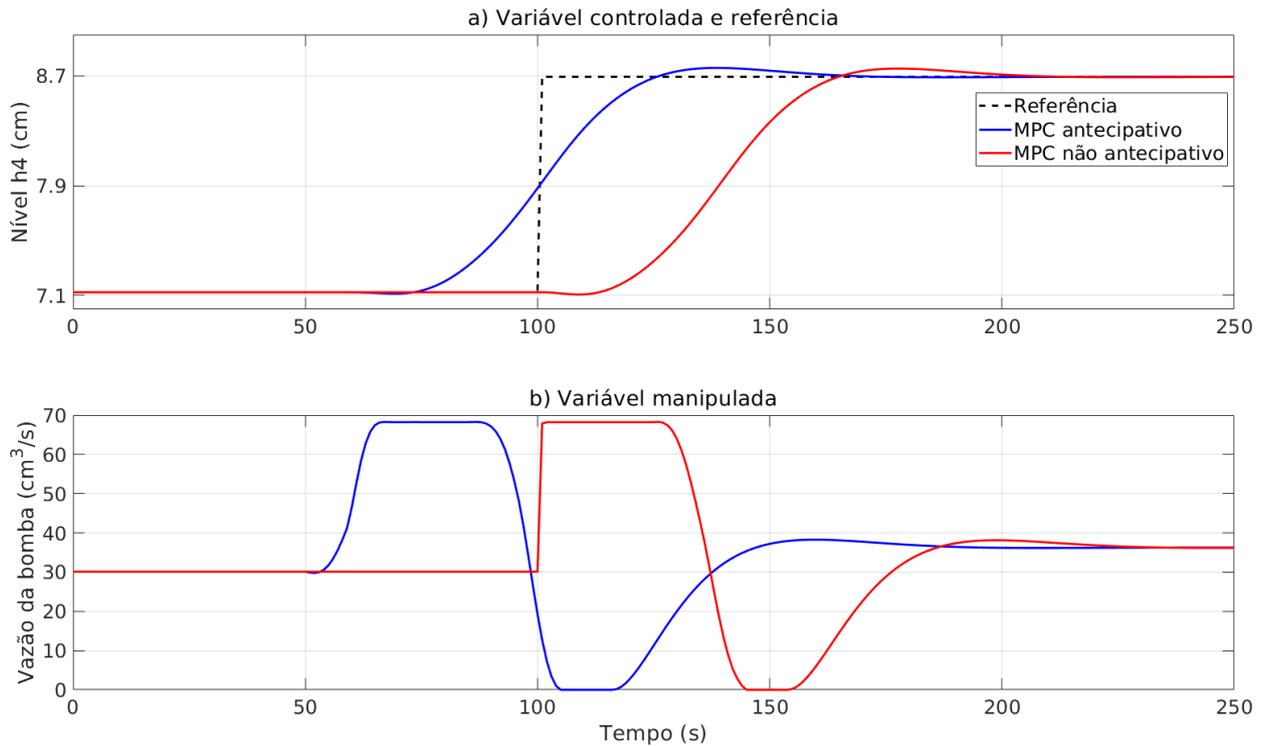


Figura 4.3: Simulação MPC antecipativo vs MPC não antecipativo (zoom).

Para fins de comparação, controladores convencionais do tipo PI e PID (este último com *anti-windup*) foram sintonizados no mesmo modelo da planta linearizada, de forma que obtivessem a resposta mais rápida possível em regime permanente. A função discretizada do controlador PI e do PID são apresentadas em (4.1) e (4.2), respectivamente. Os resultados da simulação dos controladores PI e PID em comparação com o MPC antecipativo podem ser vistos na Figura 4.4 e Tabela 4.2.

$$G_{PI}(z) = 0.925997 + 0.004077 \frac{1}{z-1} \quad (4.1)$$

$$G_{PID}(z) = 2.829994 + 0.017031 \frac{1}{z-1} + 59.684299 \frac{0.048978}{1 + 0.048978 \frac{1}{z-1}} \quad (4.2)$$

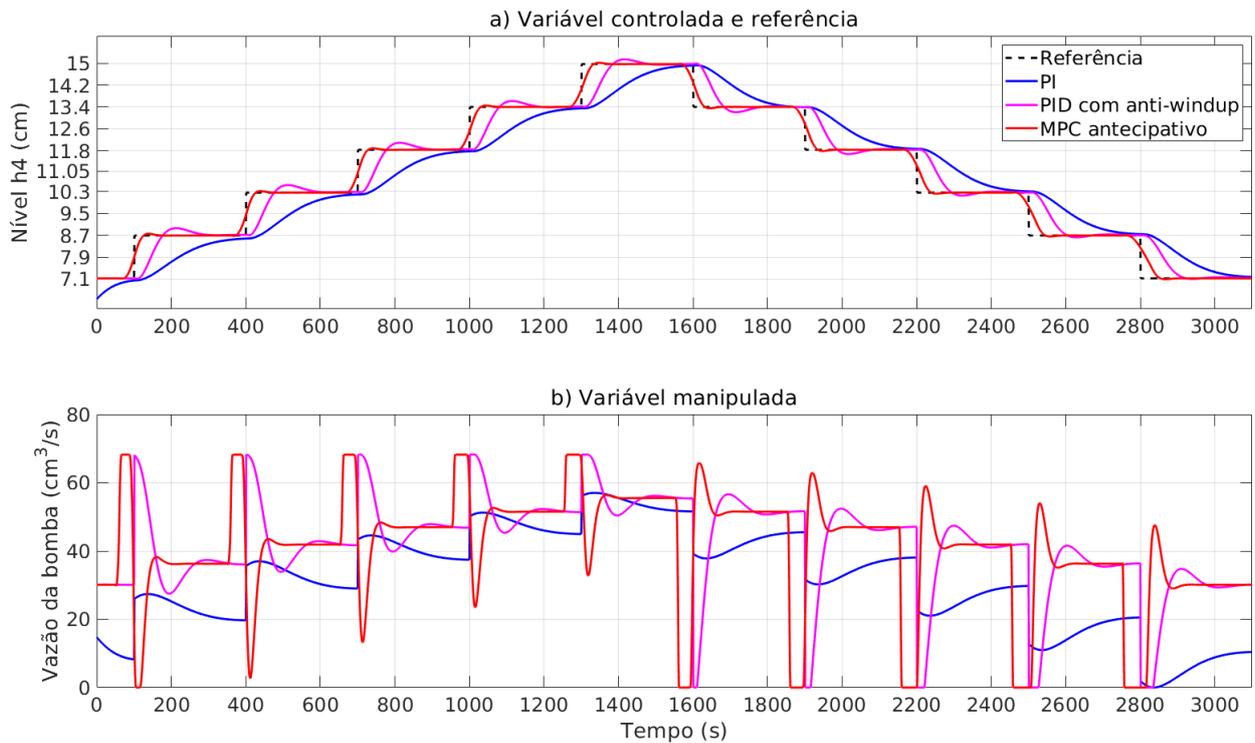


Figura 4.4: Simulação dos controladores PI, PID e MPC antecipativo.

Tabela 4.2: Comparação consolidada da Integral do Erro Absoluto (IAE) das respostas simuladas dos controladores sintonizados.

Controlador	IAE
PI	1953.3
PID com <i>anti-windup</i>	803.9
MPC não antecip.	557.7
MPC antecipativo	162.2

Analisando-se o comportamento da variável manipulada do controlador PI (Figura 4.4b), nota-se uma peculiaridade: uma vez que processo é de quarta ordem, dois ramos do LGR vão para o SPD com assíntotas a 45 graus, de maneira que a "área varrida" pelo PI fica "reduzida" e a sinal atuado não chega a valores próximos da saturação. A implicação disso é que o controlador PI é consideravelmente lento, pois não consegue atuar em toda a excursão do sinal da bomba, resultando em um valor de IAE 12 vezes maior que o MPC antecipativo, aproximadamente.

Quando comparado com o controlador PID, observa-se que a principal vantagem do MPC está na antecipação, apesar da sua versão antecipativa também ser superior em termos de menor IAE, conforme Tabela 4.2. Analisando-se o gráfico da variável manipulada presente da Figura 4.4b, nota-se que a variação do sinal de controle do MPC é consideravelmente mais rápida, favorecendo uma melhor resposta.

4.2 Implementação do controlador no processo

Apresenta-se nesta seção do trabalho a implementação dos controladores preditivos sintonizados na seção 4.1, bem como os controladores PI e PID utilizado para comparação, para fins de controle do processo de nível de líquidos de quatro tanques presente no LARA. Para instrumentar a planta, utilizou-se como arquitetura a apresentada na Figura 4.5, e o esquemático em diagrama de blocos para o controlador, implementado em MATLAB/Simulink, é o mostrado na Figura 4.6.

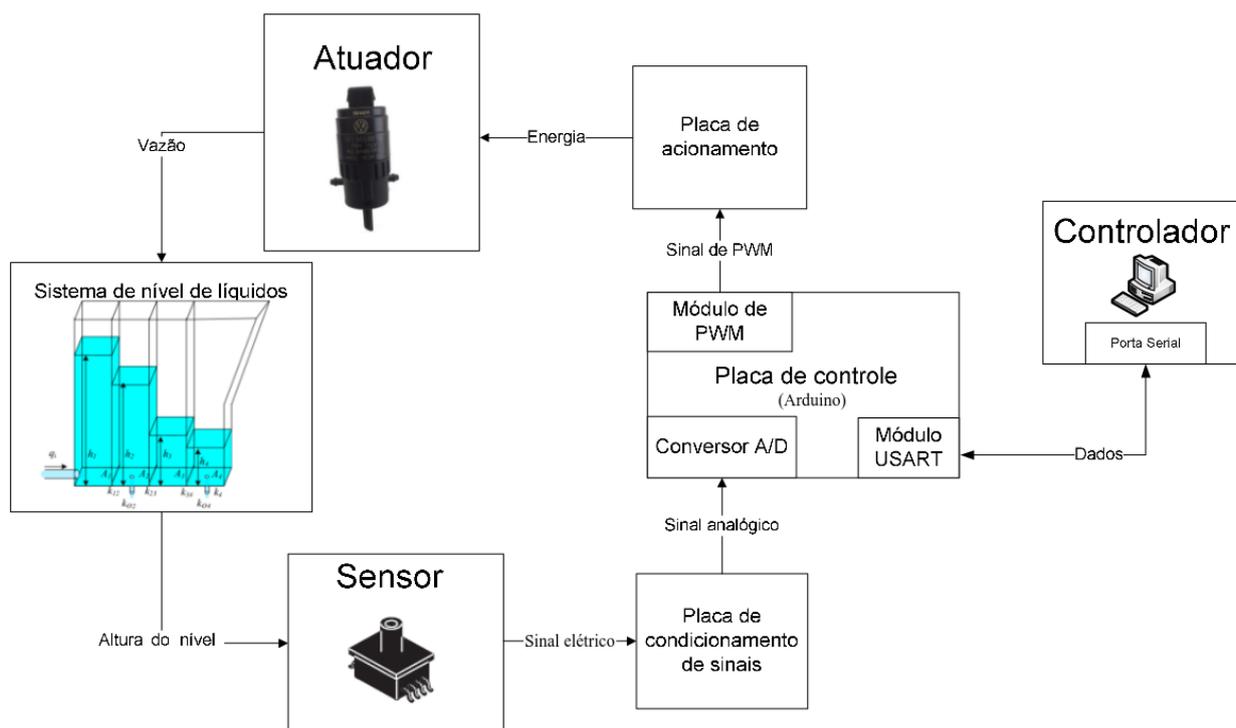


Figura 4.5: Arquitetura do sistema. Fonte: adaptado de (RAMOS; WENSE, 2008).

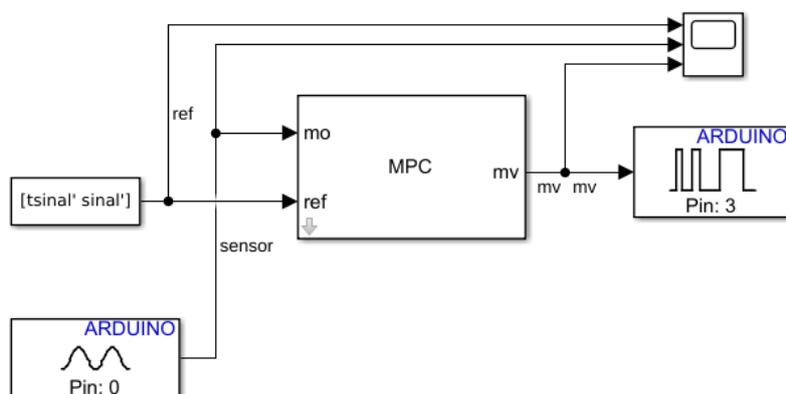


Figura 4.6: Esquema Simulink utilizado para o experimento.

Primeiramente, experimentou o mesmo controlador simulado na seção 4.1. De maneira análoga ao realizado na simulação, experimentou-se o MPC não antecipativo e comparou-se com o antecipativo, com o intuito de evidenciar o quanto a antecipação pode reduzir o sinal de erro. Estes resultados podem ser conferidos na Figura 4.7 em conjunto com a Tabela 4.3.

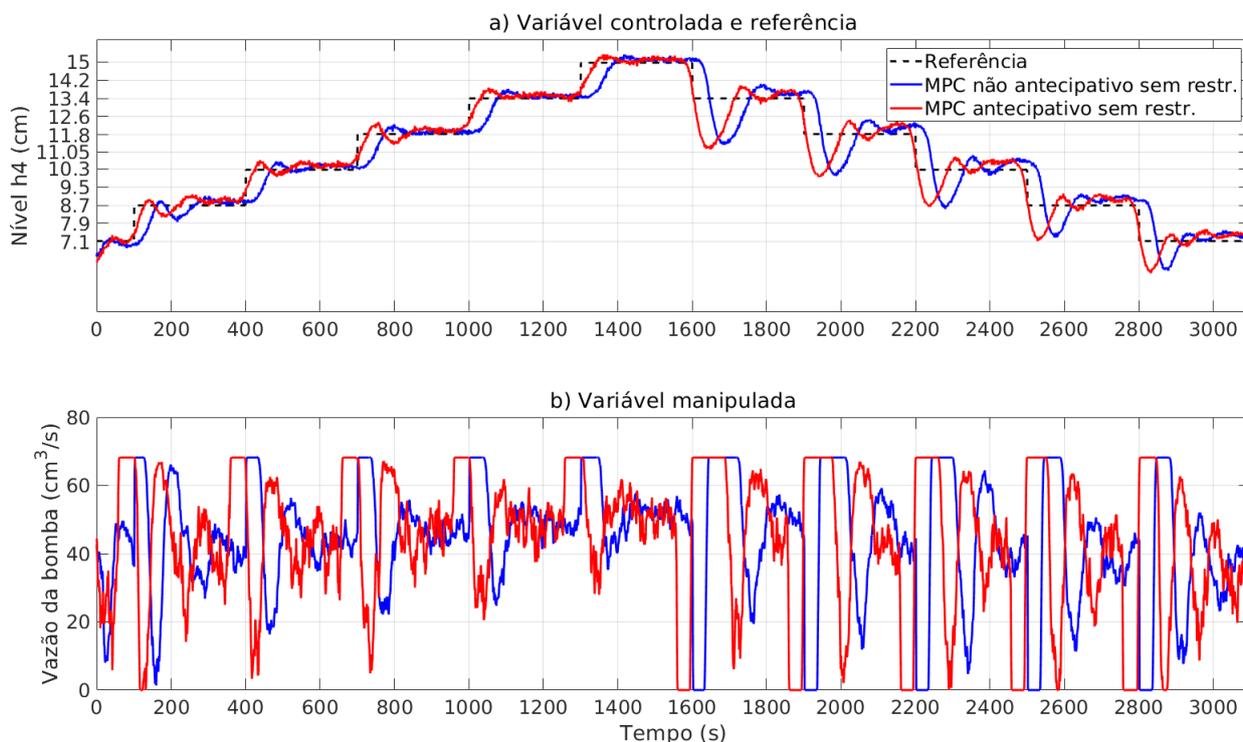


Figura 4.7: MPC antecipativo vs MPC não antecipativo (experimento).

Tabela 4.3: Comparação da Integral do Erro Absoluto (IAE) das respostas experimentais entre os controladores antecipativo e não antecipativo.

Controlador	IAE
MPC não antecip. s/ restr. de atuação mín.	1534.3
MPC antecipativo s/ restr. de atuação mín.	1066.8

As respostas mostradas na Figura 4.7a mostra, na segunda metade do experimento, um grande problema de ter utilizado um controle linear em uma planta não-linear: para pontos muito destoantes do ponto de operação do modelo preditor linear, tem-se uma resposta muito diferente da esperada na simulação, com um grande *undershoot*. Uma vez que o modelo foi linearizado em torno da vazão de entrada $q_i = 49cm^3/s$ (vide Figura 3.5b), nos instantes em que o *setpoint* decresce observa-se que a variável manipulada (Figura 4.7b) faz o total desligamento da bomba para a minimização da função de custo. De fato, a maneira mais rápida para atingir um *setpoint* inferior de altura é desligando-se a bomba e deixando-se o líquido descer por gravidade. Entretanto, o modelo para uma vazão de

entrada nula é muito diferente do modelo para uma bomba agindo no enchimento da planta, causando grandes incertezas na predição.

Uma comparação entre experimento e a simulação, mostrada na Figura 4.8, elucida a diferença entre o modelo preditor e a planta real: observa-se que a atuação do desligamento da bomba, no instante $t = 1600$ s, faz o nível h_4 cair de maneira muito mais abrupta que o esperado no modelo. Isto leva o controlador a agir por mais tempo em sua vazão máxima para compensar esta queda, gerando um *overshoot* em $t = 1750$ s. Na simulação, o modelo decaía o nível h_4 de maneira mais morosa, alcançando o *setpoint* sem grandes esforços de atuação.

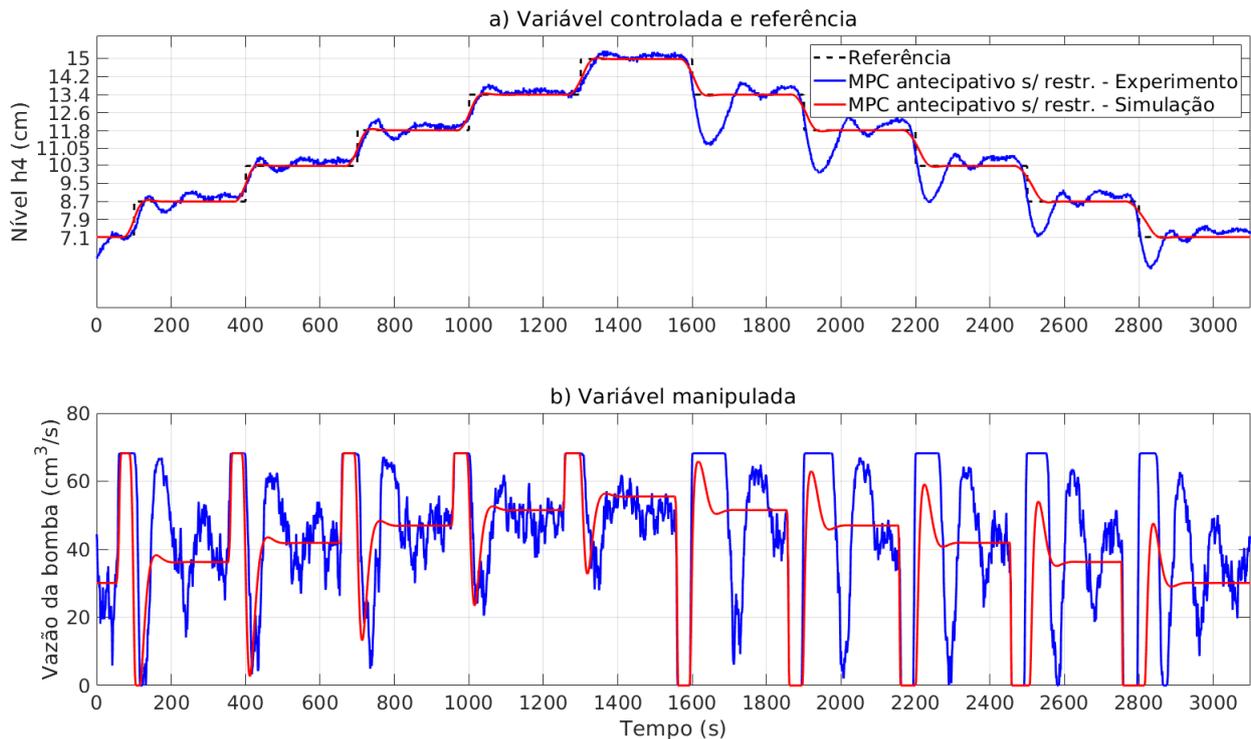


Figura 4.8: MPC antecipativo e não antecipativo com restrição de atuação mínima.

Uma vez que experimentos de identificação são morosos (vide a duração do experimento da Figura 3.5), incorporar ao modelo este conhecimento especialista que a vazão mínima não pode ser nula, ou melhor, não muito destoante àquela utilizada na identificação do modelo, pode ser uma alternativa para melhorar o desempenho do controlador. Neste sentido e lembrando-se da capacidade do MPC de incorporar sistematicamente restrições ao controle, propôs-se adicionar uma outra restrição ao processo: um limite mínimo de atuação da variável manipulada (vazão da bomba).

Para identificar qual limite mínimo de atuação da variável controlada tem a melhor performance ao controle do sistema, diferentes valores foram testados. As respostas para cada controlador, com diferentes restrições, estão comparativamente presentes na Figura 4.9. A Tabela 4.4 mostra o valor de IAE para cada resposta.

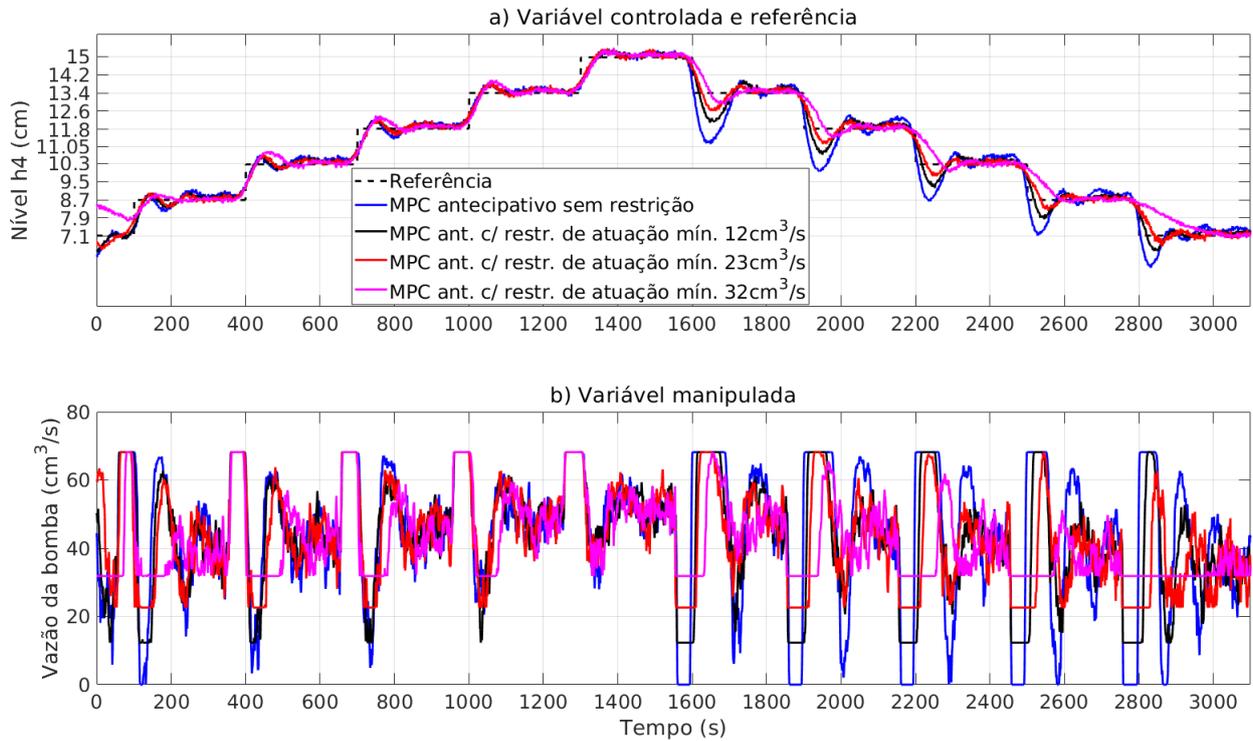


Figura 4.9: Influência das restrições de atuação mínima do MPC na resposta do sistema.

Tabela 4.4: Comparação da Integral do Erro Absoluto (IAE) das respostas experimentais entre os controladores com diferentes restrições de atuação mínima.

Controlador	IAE
MPC antecipativo s/ restr. de atuação mín.	1066.8
MPC antecipativo c/ restr. de atuação mín. de $12\text{cm}^3/\text{s}$	725.6
MPC antecipativo c/ restr. de atuação mín. de $23\text{cm}^3/\text{s}$	593.9
MPC antecipativo c/ restr. de atuação mín. de $32\text{cm}^3/\text{s}$	780.3

Analisando-se as respostas da Figura 4.9a, nota-se claramente que o melhor controlador é o de restrição de atuação mínima de $q_i = 23\text{cm}^3/\text{s}$. Uma vazão mínima menor, como $q_i = 12\text{cm}^3/\text{s}$ ainda ocasiona um grande *undershoot*, enquanto que, para $q_i = 32\text{cm}^3/\text{s}$, tem-se uma resposta mais lenta. De fato, este controlador é o que tem o menor erro absoluto acumulado, conforme Tabela 4.4.

Uma vez identificado uma restrição de atuação mínima sub-ótima, comparou-se o resultado com o controlador original (Figura 4.10). Da Tabela 4.4, observa-se uma redução do IAE de 44.3%, evidenciando o quanto que a característica do MPC de incorporação de restrições pode melhorá-lo significativamente.

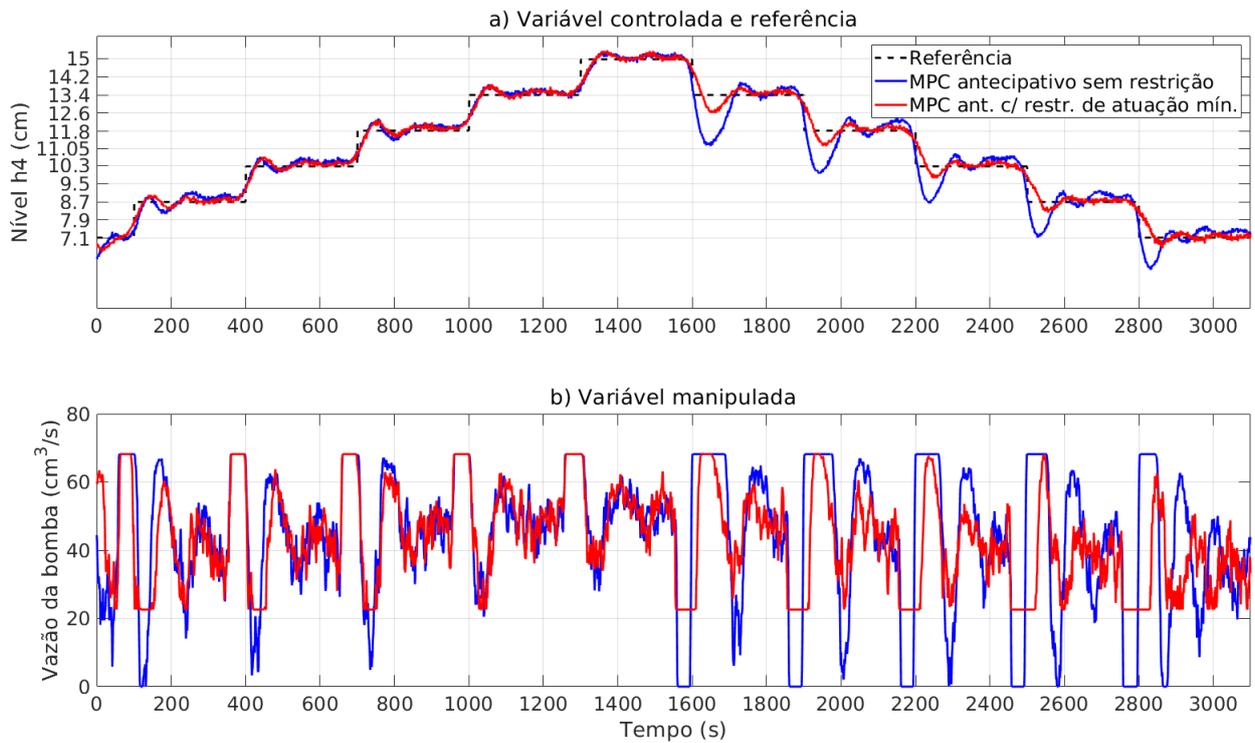


Figura 4.10: MPC antecipativo com e sem restrição de atuação mínima.

Identificado o controlador que tem a melhor performance em termos de menor erro absoluto (pela métrica IAE), comparou-se este com a sua versão não antecipativa (Figura 4.11), com o intuito de mostrar, para este novo controlador, o aumento de performance com a antecipação. A Tabela 4.5 mostra comparativamente os valores de IAE de ambos: a versão antecipativa trouxe um ganho de performance, em termos de valores de IAE, de 49.9%.

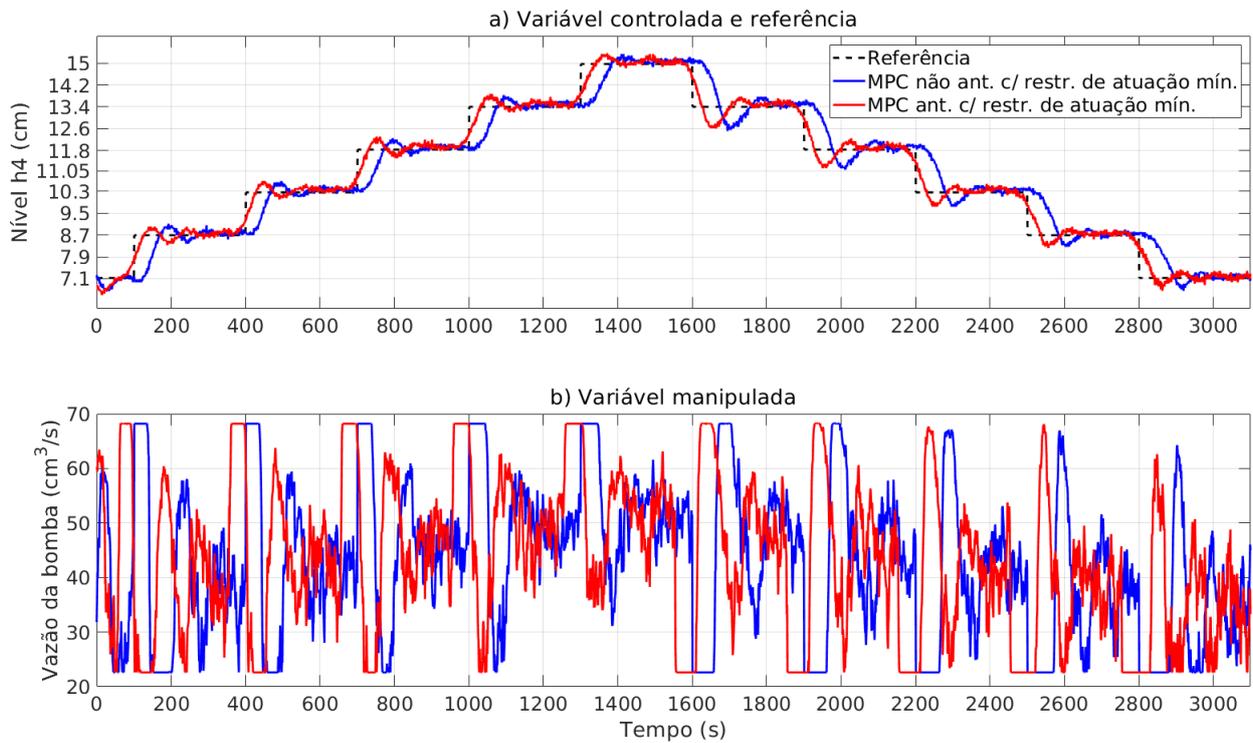


Figura 4.11: MPC antecipativo e não antecipativo com restrição de atuação mínima.

Tabela 4.5: Comparação da Integral do Erro Absoluto (IAE) das respostas experimentais entre os controladores com restrição de atuação mínima em sua versão antecipativo e não antecipativa.

Controlador	IAE
MPC não antecip. c/ restr. de atuação mín. de $23\text{cm}^3/\text{s}$	1184.9
MPC antecipativo c/ restr. de atuação mín. de $23\text{cm}^3/\text{s}$	593.9

Intentando comparar a resposta do sistema com controlador antecipativo com restrição de atuação mínima e as respostas simuladas, gerou-se os gráficos da Figura 4.12.

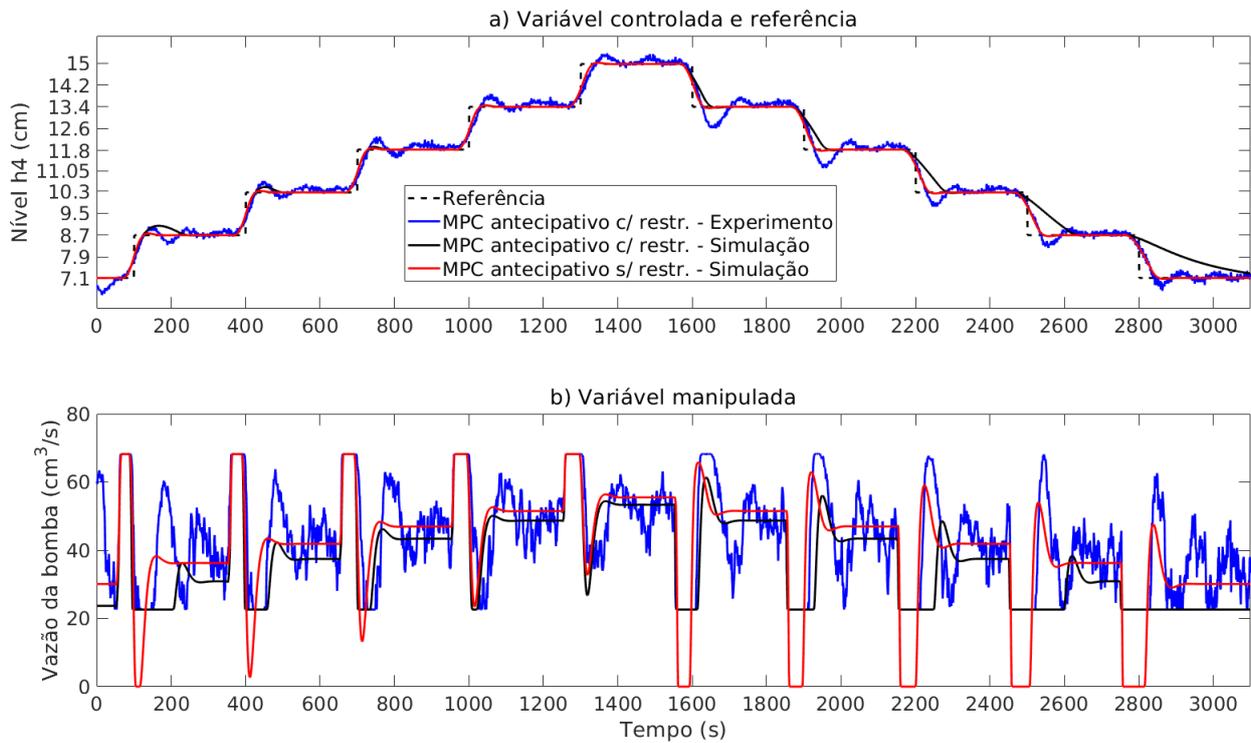


Figura 4.12: Resposta experimental do sistema com o MPC antecipativo com restrição de atuação mínima em comparação com a resposta simulada do MPC antecipativo com e sem esta restrição.

Observa-se da Figura 4.12a que, de fato, a incorporação da restrição de atuação mínima faz o sistema ter uma resposta mais próxima em relação ao modelo simulado sem esta restrição, uma vez que o sistema não passa mais a atuar de maneira muito distante do seu ponto de operação de seu modelo linearizado. Além disso, posto que o processo simulado não carece de uma limitação de atuação mínima, em razão de que não se assume a não linearidade do modelo em simulação de processos lineares, observa-se que a incorporação desta restrição apenas piora a resposta simulada, deixando-o mais lento e mais distante do comportamento real experimentado.

Por fim, com o intuito de realização de *benchmarking* com outros algoritmos de controle, comparou-se os resultados obtidos com o MPC antecipativo com restrição de atuação mínima com o mesmo controlador PI sintonizado na seção 4.1. A escolha exclusiva do PI e o PID foi motivada pelo desafio técnico e temporal de sintonizar cada controlador para a configuração atual da planta, que possui ajustes das válvulas diferentes e linearização em outro ponto de operação quando comparado com os outros trabalhos implementados. A Figura 4.13 mostra os gráficos comparativos dos sinais controlados e manipulados, enquanto a Tabela 4.6 mostra quantitativamente os seus valores de IAE.

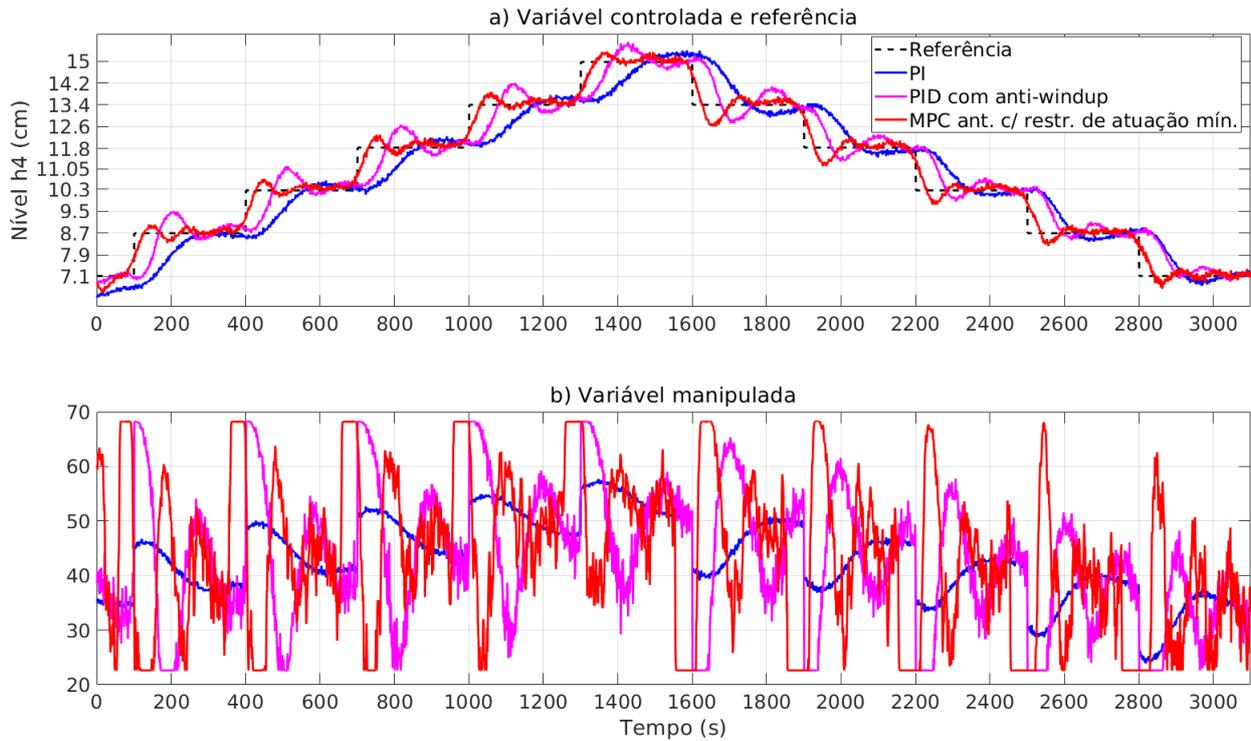


Figura 4.13: Comparação do MPC antecipativo com restrição de atuação mínima com os controladores PI e PID.

Tabela 4.6: Comparação da Integral do Erro Absoluto (IAE) das respostas experimentais entre os controladores PI, PID e MPC antecipativo com restrição de atuação mínima.

Controlador	IAE
PI	1647.0
PID com <i>anti-windup</i>	1245.1
MPC antecipativo c/ restr. de atuação mín. de $23\text{cm}^3/\text{s}$	593.9

Observa-se, da Figura 4.13a, que o MPC antecipativo com restrição de atuação mínima é consideravelmente mais rápido que o controlador PI, com valor de IAE 63.9% menor. Este último, por sua vez, sequer alcança o regime permanente para os diferentes *setpoints* no período proposto de onda de referência (experimentos adicionais mostraram que o PI assentava somente após 450 s). Além disso, observa-se uma minoração de desempenho do PI na dinâmica descendente da referência (a partir de $t = 1500\text{s}$), evidenciando a sua pouca capacidade em contornar a não linearidade referente à histerese da planta (o comportamento de subida não é idêntico à dinâmica de descida do nível do líquido). O MPC, por sua vez, apresenta uma tolerância muito maior à estas distorções de modelo, posto que sua resposta é semelhante em todos os *setpoints* experimentados.

Quando comparado com o controlador PID com *anti-windup*, observa-se que, apesar deste ser mais rápido que o PI, ele também possui desempenho inferior ao MPC antecipativo.

Pela métrica IAE, tem-se que o controlador antecipativo é 52.3% melhor que o PID, além de ser mais rápido: próximo ao ponto de operação (degrau de 13.4 cm para 15 cm), o MPC antecipativo tem tempo de assentamento (2%) para o degrau experimentado (de amplitude de 1.6 cm) de 66 s, enquanto que para o PID este tempo é de 160 s. O PI, por sua vez, teve tempo de assentamento superior a 300 s, uma vez que o seu erro ainda era inferior a 2% ao final do degrau.

Quanto aos custos computacionais envolvidos nos cálculos da ação de controle, destaca-se que a escolha sensata de horizonte de controle, com base nos critérios de boa prática de *tuning* descritos na Seção 4.1, e tempo de amostragem $T_s = 1s$, que respeita a dinâmica lenta do sistema sem comprometer a performance da resposta, proporcionaram uma execução em tempo real do controlador durante todo experimento. Entretanto, uma análise de tempo de computação, ou ainda uma análise assintótica da função de otimização para estimar o custo computacional não foram realizadas neste trabalho.

Tabela 4.7: Comparação consolidada da Integral do Erro Absoluto (IAE) das respostas experimentais entre os controladores implementados.

Controlador	IAE
MPC não antecip. s/ restr. de atuação mín.	1534.3
MPC antecipativo s/ restr. de atuação mín.	1066.8
MPC não antecip. c/ restr. de atuação mín. de $23cm^3/s$	1184.9
MPC antecipativo c/ restr. de atuação mín. de $12cm^3/s$	725.6
MPC antecipativo c/ restr. de atuação mín. de $23cm^3/s$	593.9
MPC antecipativo c/ restr. de atuação mín. de $32cm^3/s$	780.3
PI	1647.0
PID com <i>anti-windup</i>	1245.1

A Tabela 4.7 consolida os valores de IAE das respostas experimentais de todos os controladores apresentados. Ratifica-se que o MPC antecipativo com restrição de atuação mínima de $23cm^3/s$ é o que proporciona uma melhor resposta e corrobora com a eficácia e eficiência dos controladores MPC em processos de nível de líquido como o experimentado neste trabalho.

Capítulo 5

Conclusões

A estrutura clássica de controle, a qual é majoritariamente representada na indústria pelo controlador PID, não é capaz de lidar sistematicamente com restrições de processo e, por esta razão, muitas vezes opera em pontos de operações menos lucrativos e com menor desempenho. O MPC, por sua vez, é capaz de lidar rotineiramente com restrições do processo além de ter elevado desempenho apto a operar sem intervenção durante longos períodos de tempo.

Além disso, em diferentes contextos de controle, a informação de referência futura é conhecida, e os controladores tradicionais não fazem uso desta informação. Carros autônomos, por exemplo, utilizam a informação dos obstáculos à frente no planejamento de sua trajetória, enquanto que na indústria química pode-se conhecer, de antemão, toda a "receita" do processamento de uma mistura. Em ambos os casos, esse conhecimento prévio da referência pode ser utilizado pelo MPC de forma a otimizar a ação de controle tentando performar uma melhor resposta do sistema.

Nesse diapasão, em processos em que estão presentes restrições operacionais e/ou conhecimento futuro de sua referência, o MPC é um ótimo indicado para atuar em seu controle. Neste trabalho, propôs-se a utilização do MPC em um processo de nível de líquido de quarta ordem presente no Laboratório de Automação e Robótica (LARA) da UnB, que apresenta restrições de limitação da excursão do sinal de controle e de condições para atuação em sua faixa próxima à de sua linearização, e propôs-se referências previamente conhecidas de níveis do tanque para serem alcançadas durante o experimento.

Foram conduzidos experimentos de identificação linear com uso de técnicas amplamente conhecidas na literatura, e um modelo da planta em torno de um ponto de operação foi conhecido. Outrossim, com o conhecimento das restrições do processo, sintonizou-se o MPC incorporando as restrições identificadas, através de heurísticas conhecidas para definição de um horizonte de predição e de controle, e simulou-se o processo com e sem a ação antecipativa, com o uso do conhecimento prévio das demandas futuras.

Uma vez sintonizado o controlador, implementou-se o MPC na planta e mensurou-se as respostas obtidas em termos do erro absoluto. Foi identificado que, para pontos muitos destoantes do ponto de operação do modelo identificado, houveram respostas insatisfatórias e discorde da esperada em simulação, uma vez que o modelo da planta não retratava satisfatoriamente o comportamento real naquela faixa operada, causando grandes incertezas na predição.

Como forma de contornar o problema, uma restrição para a variável de entrada tentando uma atuação não longínqua àquela utilizada na identificação foi proposta, e uma melhoria significativa de 44.3% foi obtida. Com o intuito de demonstrar o ganho de performance da utilização das demandas futuras no modelo preditor do controlador, comparou-se o resultado com o MPC não antecipativo e foi vislumbrado que a ação antecipatória melhorou a resposta em 49.9% no experimento realizado.

Por fim, para efeitos de comparação, controladores PI e PID foram sintonizado para conseguir a sua melhor resposta, e comparou-se estes com o melhor MPC obtido, i.é, com todas as restrições e antecipação incorporadas. Os resultados experimentais mostraram que o MPC performou 63.9% melhor que o controlador PI, e 52.3% melhor que o PID.

Conclui-se que as características do MPC, quando bem implementadas, pode aperfeiçoar o seu desempenho de forma significativa, e que uma metodologia de análise dos resultados, identificação das causas de falha e incorporação das melhorias se faz necessária para obtenção de melhores resultados.

Como sugestão de continuidade deste trabalho, propõe-se uma identificação mais acurada do modelo da planta e estudo da influência da qualidade do modelo na performance do MPC, através de análises quantitativas do erro ou outra figuras de mérito tradicional de controle. Neste sentido, recomenda-se uma melhoria na instrumentação utilizada, principalmente na alimentação do sensor de nível, de forma a minimizar a influência deste parâmetro na identificação. Poder-se-ia, também, incorporar sensores de nível nos demais tanques e validar a capacidade do MPC em trabalhar com sistemas multivariáveis. Acredita-se que, com o conhecimento dos demais estados da planta, um controle com melhor performance pode ser obtido. Além disso, sugere-se um estudo quanto à capacidade de rejeição a perturbações do sistema de forma sistemática medindo-a e relacionando com os seus efeitos na resposta.

Ante o exposto, os objetivos deste trabalho foram atingidos, e sua realização proporcionou ao autor um relevante conhecimento acerca de técnicas mais avançadas de controle. Ressalta-se, mais uma vez, a importância destes controladores na indústria e o seu potencial em aplicações avançadas e futuras, como a direção autônoma, e compartilha-se o anseio do autor que os fundamentos abordados neste trabalho, e amplamente estudada pela comunidade acadêmica externa, sejam sistematicamente discutidas nesta instituição.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGUIRRE, L. A. *Introdução à Identificação de Sistemas – Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicadas a Sistemas Reais*. 4. ed. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2015.

ALPI, L. B.; FLORES, J. V. *Desenvolvimento de uma planta didática para o controle de nível de tanques acoplados*. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2016.

ÅSTRÖM, K.; RICHALET, J.; O'DONOVAN, D. *Predictive Functional Control: Principles and Industrial Applications*. Londres: Springer London, 2009. (Advances in Industrial Control).

BAO-CANG, D. *Modern Predictive Control*. Boca Raton, FL: CRC Press, 2010.

BEMPORAD, A.; MORARI, M. Robust model predictive control: A survey. In: *Robustness in Identification and Control*. Zurich, Switzerland: Springer London, 1998.

BEMPORAD, A.; MORARI, M.; RICKER, N. L. *Model Predictive Control Toolbox: [user's Guide]*. Natick, MA: MathWorks, 2005.

BERNARDES, M. C. et al. Instrumentação e estimação de parâmetros de um sistema de nível de líquido com quatro tanques interligados. *XII Congresso Brasileiro de Automatica*, Salvador, p. 3427–3432, 2006.

CAMACHO, E.; BORDONS, C.; ALBA, C. *Model Predictive Control*. Sevilla: Springer London, 2004. (Advanced Textbooks in Control and Signal Processing).

CAMPOS, M. de; TEIXEIRA, H. *Controles típicos de equipamentos e processos industriais*. [S.l.]: Edgard Blücher, 2006.

GARCIA, C. *Modelagem e Simulação de Processos Industriais e de Sistemas Eletromecânicos Vol. 1*. [S.l.]: EDUSP, 2005.

GARCÍA, C. E.; PRETT, D. M.; MORARI, M. Model predictive control: Theory and practice - a survey. *Automatica*, Elsevier BV, v. 25, n. 3, p. 335–348, Maio 1989.

GONÇALVES, D. *Implementação Prática de um Controlador Preditivo a um Processo Não-Linear*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2012.

MACIEJOWSKI, J. *Predictive Control With Constraints*. London: Prentice Hall, 2002.

MATHWORKS. *Choose Sample Time and Horizons*. 2019. <<https://www.mathworks.com/help/mpc/ug/choosing-sample-time-and-horizons.html>>. Acessado em 14 de setembro de 2019.

MATOS, L. G. d. *Control and Identification of Fourth Order Fluid Level System Using Neural Networks and Reinforcement Learning*. Dissertação (Mestrado) — Universidade de Brasília, Brasília, Março 2018.

MELO, G. A. M. d.; BERNARDES, M. C. *Instrumentação e Controle de uma Maquete de Nível de Líquido com Quatro Tanques Interligados*. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso) — Universidade de Brasília, Brasília, 2006.

MISIK, S.; CELA, A.; BRADAC, Z. Optimal predictive control - a brief review of theory and practice. *IFAC-PapersOnLine*, Elsevier BV, v. 49, n. 25, p. 324–329, 2016.

OGATA, K. *Discrete-time Control Systems*. Michigan: Prentice-Hall International, 1995.

OGATA, K. *Engenharia de controle moderno*. Michigan: Prentice Hall Brasil, 2011.

OLIVEIRA, J. C. P. d. *Avaliação de Controle Neural a um Processo de Quatro Tanques Acoplados*. Dissertação (Mestrado) — Universidade de Brasília, Brasília, Agosto 2009.

PRETT, D.; GILLETTE, R. Optimization and constrained multivariable control of a catalytic cracking unit. In: *Proceedings of Joint Automatic Control Conference*. San Francisco: IEEE, 1979.

QIN, S. J.; BADGWELL, T. A. A survey of industrial model predictive control technology. *Control Engineering Practice*, Elsevier BV, v. 11, n. 7, p. 733–764, 2003.

RAMLI, M. et al. Improved coupled tank liquid levels system based on swarm adaptive tuning of hybrid proportional-integral neural network controller. *American Journal of Engineering and Applied Sciences*, Science Publications, v. 2, n. 4, p. 669–675, abr. 2009.

RAMOS, A. P.; WENSE, G. L. B. *Sistema Didático de Nível de Líquidos*. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso) — Universidade de Brasília, Brasília, 2008.

RAWLINGS, J. B. Tutorial overview of model predictive control. *IEEE Control Systems*, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), v. 20, n. 3, p. 38–52, 2000.

ROSSITER, J. *Model-Based Predictive Control: A Practical Approach*. Austin, Texas: CRC Press, 2017. (Control Series).