



Edson Sabino da Silva

**Métodos de horizonte móvel não lineares
aplicados ao controle e estimação de
parâmetros de condicionadores de ar**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da PUC-Rio.

Orientador : Prof. José Alberto dos Reis Parise
Coorientador: Prof. Helon Vicente Hultmann Ayala

Rio de Janeiro
Maio de 2021



Edson Sabino da Silva

**Métodos de horizonte móvel não lineares
aplicados ao controle e estimação de
parâmetros de condicionadores de ar**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica do Departamento de Engenharia Mecânica do Centro Técnico Científico da PUC-Rio. Aprovado pela Comissão Examinadora.

Prof. José Alberto dos Reis Parise

Orientador

Departamento de Engenharia Mecânica – PUC-Rio

Prof. Helon Vicente Hultmann Ayala

Coorientador

Departamento de Engenharia Mecânica – PUC-Rio

Prof. Florian Alain Yannick Pradelle

Departamento de Engenharia Mecânica – PUC-Rio

Prof. Brunno Ferreira dos Santos

Departamento de Engenharia Química e de Materiais – PUC-Rio

Rio de Janeiro, 6 de Maio de 2021

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial deste trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

Edson Sabino da Silva

O autor é formado em Engenharia Mecânica pela Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, PUC-Rio, em 2017.

Ficha Catalográfica

Sabino, Edson

Métodos de horizonte móvel não lineares aplicados ao controle e estimação de parâmetros de condicionadores de ar / Edson Sabino da Silva; Orientador: José Alberto dos Reis Parise; Coorientador :Helon Vicente Hultmann Ayala – 2021.

79 f: il.(color); 30 cm

Dissertação (mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Mecânica, 2021.

Inclui bibliografia.

1. Engenharia Mecânica – Teses. Condicionador de ar; Controle preditivo não linear; Estimação e filtragem; I. Parise, JAR. II. Ayala, Helon. III. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Mecânica. IV. Título.

CDD: 621

Aos meus pais, por seu suporte e encorajamento.

Agradecimentos

Aos meus pais Maria José e José Edmilson por todo o encorajamento e suporte dados durante toda minha vida acadêmica. Gostaria também de agradecer meus tios e tias por terem compartilhado com meus pais a responsabilidade pela minha criação.

A Jéssica Teodósio por todo o seu carinho, companheirismo e compreensão desde o início do mestrado. Nos momentos mais difíceis, suas palavras me acalmavam e renovavam minhas energias para continuar perseguindo meus sonhos.

Aos meus orientadores os professores José Alberto Parise e Helon Vicente Hultmann por seu apoio e incentivo nessa jornada.

Aos amigos que fiz na PUC-Rio que foram fundamentais não só ao longo da minha jornada acadêmica mas também na minha formação como pessoa. André Pimentel, André Xavier, Felipe Lanes, Felipe Martin, Jefferson Rios, João Henrique Lima e José Eduardo Carvalho.

Gostaria de agradecer ao corpo técnico do departamento de engenharia mecânica da PUC-Rio pelos bons serviços prestados durante toda minha passagem pela universidade.

Antes de finalizar, quero relembrar o contexto do mundo durante o qual esta dissertação foi redigida. Em março de 2020, a pandemia da covid19 se alastrou pelo mundo com consequências que ainda serão mensuradas. Apenas no Brasil, mais de 600 mil pessoas perderam suas vidas para essa doença até outubro de 2021. Uma destas foi meu pai, que faleceu em junho de 2021. Não posso terminar este trabalho, que foi tão árduo, sem reafirmar a importância que ele teve na minha vida e dizer o quanto sinto sua falta.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Resumo

Sabino, Edson; Parise, JAR (Orientador); Ayala, Helon (Coorientador). **Métodos de horizonte móvel não lineares aplicados ao controle e estimação de parâmetros de condicionadores de ar**. Rio de Janeiro, 2021. 79p. Dissertação de Mestrado — Departamento de Engenharia Mecânica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

O setor de refrigeração tem um papel fundamental e crescente na vida moderna. Seus usos vão desde processos industriais até conservação de alimentos passando por aplicações de conforto térmico. Tamanho peso econômico também se reflete nas emissões de poluentes do segmento. Acordos internacionais têm sido implementados com o objetivo de substituir fluidos refrigerantes que são danosos à camada de ozônio ou com alto potencial de aquecimento global. Outras abordagens visam reduzir o nível de emissões por meio da diminuição do consumo energético da operação de sistemas de refrigeração. Nesse sentido, este trabalho investiga a implementação de uma estratégia baseada em controle preditivo para sistemas de expansão direta. O objetivo foi verificar se o controlador baseado nessa abordagem seria capaz de controlar a temperatura interna de um ambiente. Os resultados mostram que o controlador proposto foi eficaz nessa tarefa para o caso de temperaturas externas constantes, porém ineficaz em contexto dinâmico. Quando o desempenho dessa abordagem foi comparado àquele de um mesmo sistema operando com controlador de duas velocidades, os resultados foram inferiores. A estratégia de controle preditivo foi capaz de manter a temperatura do ambiente refrigerado dentro da faixa desejada em 53% do tempo contra 96% do esquema de duas velocidades. Em paralelo, estudou-se também a aplicação do método de estimação estados em horizonte móvel. O objetivo foi discutir se era possível inferir parâmetros do ciclo de refrigeração sem efetivamente mensurá-los. Os resultados mostram que o modelo de refrigeração proposto é observável em condições externas constantes. Além disso, uma comparação de desempenho entre o sistema operando com fluidos diferentes foi realizada. O intuito foi mostrar as possibilidades do método de estimação no que tange o cálculo de indicadores de desempenho.

Palavras-chave

Condicionador de ar; Controle preditivo não linear; Estimação e filtragem;

Abstract

Sabino, Edson; Parise, JAR (Advisor); Ayala, Helon (Co-Advisor). **Nonlinear receding-horizon methods applied to control and parameter estimation of air conditioners**. Rio de Janeiro, 2021. 79p. Dissertação de Mestrado — Departamento de Engenharia Mecânica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

The refrigeration sector has a fundamental and growing role in modern life. Its uses range from industrial processes and food preservation to applications of thermal comfort. Its economic weight size is reflected in the level of pollutant emissions of the segment. International agreements have been implemented with the objective of replacing refrigerant fluids that are harmful to the ozone layer or with a high global warming potential. These initiatives seek to mitigate the direct impact of the release of gases into the atmosphere. Other approaches aim to reduce the level of emissions by reducing the energy consumption of the operation of these systems. In this sense, this work investigates the implementation of a strategy based on predictive control for direct expansion systems. The objective was to verify if the control strategy based on this approach would be able to keep the internal temperature of a room within a defined range. The results show that the proposed control scheme was effective for the case of constant external temperatures, but ineffective in a dynamic context. Comparing the performance of this approach to the same system operating with a two velocities control scheme, the results were inferior. The predictive control strategy was able to keep the temperature within the desired range in 53% of the simulation time versus 96% of the two velocity approach. In parallel, the application of the estimation method states in moving horizon was also studied. The objective was to discuss whether it was possible to infer parameters of the refrigeration cycle without actually measuring them. The results show that the refrigeration model proposed is observable under constant external conditions. In addition, a performance comparison between the system operating with different fluids was performed. The goal was to show the possibilities of this estimation method with respect to the calculation of performance metrics.

Keywords

Air conditioner; Estimation and filtering; Modeling for control optimization;

Sumário

1	Introdução	17
1.1	Motivação	21
1.2	Objetivos	22
1.3	Organização	22
2	Revisão bibliográfica	24
2.1	Sistema de refrigeração	24
2.2	Métodos de controle usuais	26
2.3	Controle Preditivo baseado em modelo	28
2.3.1	Modelagem matemática do MPC de disparos múltiplos	32
2.3.2	Função custo	33
2.3.3	Trabalhos relevantes com MPC	33
2.4	Estimador de estados em horizonte móvel	34
2.4.1	Observabilidade	39
2.5	Contribuições	40
3	Detalhamento do modelo matemático do sistema de refrigeração	41
3.1	Evaporador	41
3.2	Condensador	42
3.3	Compressor	42
3.4	Dispositivos de expansão	42
3.5	Modelo matemático	44
3.5.1	Descrição do sistema	44
3.5.2	Equacionamento termodinâmico	45
3.5.3	Métricas de eficiência energética	49
3.5.4	Equações de propriedades termodinâmicas	50
3.5.5	Modelo de espaço de estados	52
4	Aplicação de método de estimação de estados a um sistema de refrigeração residencial	56
4.1	Descrição da simulação	56
4.2	Testes de aderência	57
4.3	Resultados e Análises	58
4.4	Conclusões	60
5	Aplicação de método de controle preditivo a um sistema de refrigeração residencial	63
5.1	Descrição da simulação	63
5.2	Resultados e análises	64
5.2.1	Simulação controlador MPC	64
5.2.2	Comparação controlador de duas velocidades	66
5.3	Conclusões	66
6	Conclusão e sugestão para trabalhos futuros	74

Lista de Figuras

1.1	Contribuição de cada setor no consumo mundial adaptado de Coloumb <i>et al.</i> (2015).	17
1.2	Emissões diretas e indiretas do setor de refrigeração em 2014. Adaptada de Coloumb <i>et al.</i> (2015).	19
1.3	Emissões diretas e indiretas do setor de refrigeração per capita. Adaptada de Coloumb <i>et al.</i> (2015).	20
2.1	(a) Esquema do sistema de refrigeração (b) Diagramado ciclo termodinâmico típico de um sistema de refrigeração. Adaptado de Xia <i>et al.</i> (2019)	25
2.2	Esquema de um controlador PID.	27
2.3	Representação do processo de otimização presente no MPC através de analogia com automóvel.	29
2.4	Fluxograma MPC. Adaptado de Camacho & Bordons (2007).	30
2.5	Estratégia MPC adaptado de Daoud <i>et al.</i> (2019).	31
2.6	Fluxograma do processo de estimação MHE. A estimativa é feita através de valores de entrada e de saída do modelo matemático	35
2.7	Ilustração do esquema de estimativa do horizonte móvel. Um filtro de informações completas seria inviável de implementar em tempo real e as abordagens baseadas em Kalman usam apenas a quantidade de informações mais recente. Rawlings <i>et al.</i> (2017).	37
2.8	Fluxograma do método de estimação de estados em horizonte móvel.	38
2.9	Processo de estimação com base em dados experimentais e com horizonte móvel adaptado de Daoud <i>et al.</i> (2019).	38
3.1	Vista do evaporador sem a coifa protetora.	41
3.2	Tabela com dado de aparelho split para estimação de massa de ar aprisionada no evaporador e condensador.	43
3.3	Imagem do condensador na unidade externa. Adaptado de Ding <i>et al.</i> (2012).	43
3.4	Volumes de controle do sistema de refrigeração.	44
4.1	Teste de aderência caso compressor desligado.	57
4.2	Teste de aderência caso compressor ligado.	58
4.3	Estimativas dos estados no tempo t , feitas no tempo t , para o fluido (a) R32 e (b) R410A.	61
4.4	Comparação das métricas de eficiência adotadas no presente trabalho, calculadas com base nas estimativas de estado do procedimento de horizonte móvel. (a) COP e (b) efetividade ϵ , para ambos os fluidos estudados.	62
5.1	Resultados da simulação para temperaturas 25 °C, 28 °C e 31 °C. Aumento da amplitude de oscilações da ação de controle para caso de 31 °C.	68

5.2	Comparação entre dois valores de penalização para λ_{MPC} .	69
5.3	Resultados da simulação ao longo do dia. Caso dia quente.	70
5.4	Resultados da simulação ao longo do dia. Caso dia temperatura próxima à desejada.	71
5.5	Comparação entre penalizações simulação de um dia completo.	72
5.6	Comparação controladores baseados em MPC e de duas velocidades.	73

Lista de Tabelas

3.1	Resumo de curvas e superfícies de ajuste para R32.	51
3.2	Resumo de curvas e superfícies de ajuste para R410A	52
3.3	Constantes numéricas usadas na simulação. Os valores foram obtidos por Vichy (2019).	55
4.1	Parâmetros relacionados à configuração da simulação.	56
4.2	Comparação RMSE pra diferentes janelas de horizonte móvel.	59

Lista de Símbolos

Nomenclatura de apoio

- a_i Coeficientes do modelo espaço de estados
- F Coeficientes das funções de ajuste do refrigerante R32
- G Coeficientes das funções de ajuste do refrigerante R410A

Abreviaturas

- FKE Filtro de Kalman Extendido
- HVAC Aquecimento, Ventilação e Condicionamento de Ar
- MHE Método de Estimação de Estados em Horizonte Móvel
- MPC Controle Preditivo Baseado em Modelo
- PI Controle Proporcional e Integrativo
- PID Controle Proporcional Integrativo e Derivativo
- RMSE Raiz do Erro Quadrático Médio
- VC Volume de Controle

Variáveis

- ΔT_{cd} Diferença de temperatura interna do refrigerante em relação ao ambiente externo, K
- ΔT_{ev} Diferença de temperatura interna do refrigerante em relação ao ambiente refrigerado, K
- ΔT_{sub} Grau de sub-resfriamento, K
- ΔT_{sup} Grau de superaquecimento, K
- $\dot{m}_{ar,2}$ Vazão mássica de ar que atravessa o evaporador, kg/s
- $\dot{m}_{ar,3}$ Vazão mássica de ar que atravessa o condensador, kg/s
- \dot{m}_{ref} Vazão mássica de refrigerante, kg/s

\dot{Q}_{amb}	Carga térmica do ambiente interno, W
\dot{Q}_{cd}	Taxa de transferência de calor no condensador, W
\dot{Q}_{ev}	Taxa de transferência de calor no evaporador, W
\dot{W}_{cp}	Potência de compressão, W
ϵ	Efetividade
λ_{MPC}	Fator de penalização da variação da ação de controle
μ_{MPC}	Fator de penalização do desvio em relação à referência
A_w	Área da parede exposta ao exterior, m^2
C_V	Coefficiente volumétrico
c_{par}	Calor específico a pressão constante, J/kgK
c_{var}	Calor específico a volume constante, J/kgK
COP	Coefficiente de performance
h	Entalpia, J/kg
J	Função custo
M_t	Vetor de informações, s
$m_{ar,1}$	Massa de ar confinada no ambiente interno, kg
$m_{ar,2}$	Massa de ar confinada no evaporador, kg
$m_{ar,3}$	Massa de ar confinada no condensador, kg
n	Expoente politrópico
N_{MPC}	Quantidade de pontos da janela do MPC,
P_{cd}	Pressão de evaporação, Pa
P_{ev}	Pressão de evaporação, Pa
r	Razão de volume morto
t	Tempo, s
T_1	Temperatura do ar do ambiente interno, K
T_2	Temperatura do ar que sai do evaporador, K

T_3	Temperatura do ar que sai do condensador, K
t_{MPC}	Tempo de amostragem MPC, s
T_{set}	Temperatura desejada para o ambiente interno, K
t_{simu}	Tempo de simulação sistema operando com MPC, min
u	Frequência de rotação do compressor, Hz
U_w	Coeficiente global de troca térmica, $W/(m^2K)$
V_c	Volume varrido, m^3

Subscritos

1	Relativo a ambiente refrigerado
2	Relativo ao volume de controle do evaporador
cd	Condensador
cp	Compressor
e	Entrada
ev	Evaporador
s	Saída
set	Relativo a valor desejado

*Essencialmente, todos os modelos estão errados,
mas alguns são úteis*

George E. P. Box.

1

Introdução

A refrigeração possui papel essencial e crescente nas vidas das pessoas e na economia global. O setor tem significativa contribuição para as áreas de conservação de alimentos, saúde, processos industriais e de conforto térmico (Carvalho, 2020). A Figura 1.1 evidencia essa relevância já que mostra que o setor é o terceiro maior consumidor de energia no mundo. Segundo Dupont *et al.* (2019), existem aproximadamente 5 bilhões de sistemas deste tipo operando ao redor do globo.

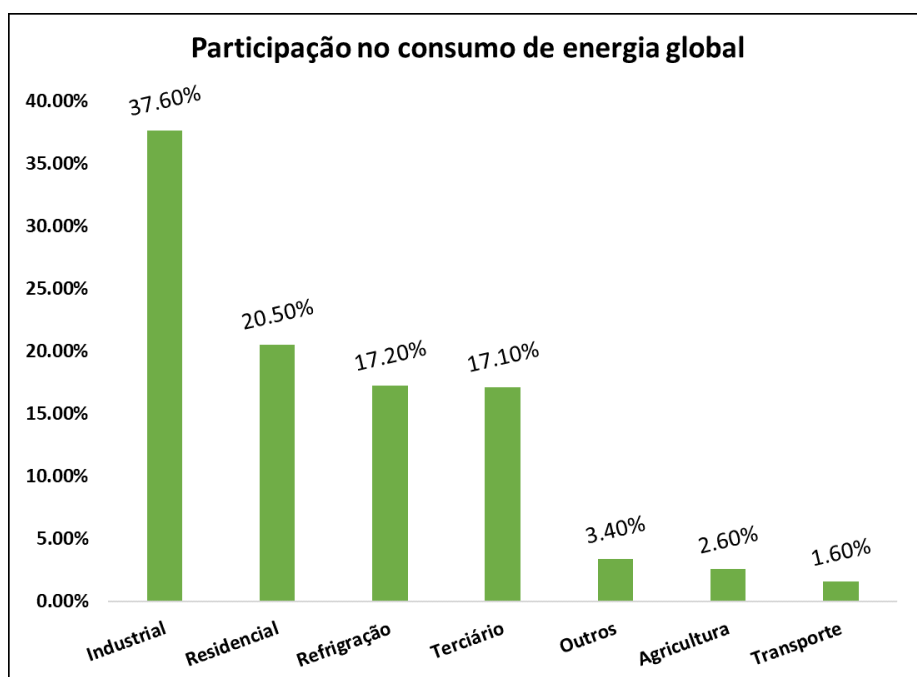


Figura 1.1: Contribuição de cada setor no consumo mundial adaptado de Coloumb *et al.* (2015).

Tamanha parcela do consumo de energia, é acompanhada por uma contribuição proporcional deste setor na emissão de gases de efeito estufa. Pode-se dividir a natureza desse impacto em dois tipos: a direta e a indireta. A primeira refere-se à liberação dos fluidos refrigerantes usados no sistemas diretamente na atmosfera. Isso ocorre em função de vazamentos nos equipamentos, descarte irregular dos refrigerantes ou como algum subproduto de processos industriais que ainda usam esses compostos. A contribuição indireta está relacionada a

toda a cadeia que envolve a operação dos diversos tipos refrigeradores e sistemas de refrigeração. Em outras palavras, trata-se das emissões que decorrem da produção e transmissão de energia que será consumida pelos aparelhos.

O setor da refrigeração que engloba condicionadores de ar, bombas de calor e sistemas industriais de refrigeração e criogenia, foi responsável por cerca de 7,8% das emissões de gases do efeito estufa em 2014, segundo estimativas do Instituto Internacional da Refrigeração (IIR) (Colomb *et al.*, 2017). Dentro destas emissões, 37% são emissões diretas de clorofluorcarbonetos (CFCs), hidrofluorcarbonetos (HFCs) e hidroclorofluorcarbonos (HCFCs). Os demais 63% representam as emissões indiretas relacionadas à produção e transmissão de energia consumida por sistemas de refrigeração principalmente dióxido de carbono.

Para mitigar o efeito das emissões diretas, diversos tratados e regulações vêm sendo postos em prática. Como exemplo, pode-se citar o protocolo de Montreal (1987) que teve como objetivo banir os gases CFCs traçando metas para a descontinuidade desses compostos. Por outro lado, em 2016, um projeto de atualização do protocolo foi proposto com intuito de reduzir o consumo dos substitutos dos CFCs, os HFCs e HCFCs. A emenda de Kigali, como ficou conhecida, prevê que países desenvolvidos se comprometam a reduzir seu consumo de HFCs em 85% até 2036 e os subdesenvolvidos até 2045 (Miranda, 2018).

A Figura 1.2 mostra estimativas da proporção das contribuições diretas e indiretas do ramo de refrigeração. Pode-se notar que a contribuição indireta da maioria dos países é superior à direta.

Esse dado pode ser explicado pela matriz energética de cada país. Quanto menos renovável for a fonte de energia primária utilizada pelo país, maior é o impacto da operação dos sistemas na emissão de gases do efeito estufa. Isso fica claro quando se busca dados que levam em consideração população de cada território, como ilustra a Figura 1.3.

Analisando-se as figuras 1.2 e 1.3 fica claro que o Catar (país rico e com população relativamente pequena) tem uma contribuição global baixa, no entanto tem elevada taxa de emissão por habitante. Esse baixo valor global pode ser explicado pelo tamanho reduzido de sua população enquanto a elevada contribuição per capita é consequência do seu clima quente e de que sua matriz energética é baseada em petróleo. No extremo oposto, está Islândia onde o clima relativamente fresco e as fontes renováveis de energia são fatores decisivos para que emissão por indivíduo seja menor e a participação das emissões diretas ser dominante.

No que se refere ações de longo prazo, a adoção de fontes renováveis de

energia pode reduzir significativamente o aquecimento global já que minimizam o uso de combustíveis fósseis, principalmente aqueles associados à geração de energia elétrica (Aleixandre-Tudó *et al.*, 2019). Além dessas mudanças em larga escala, a busca pelo melhor aproveitamento dos recursos é imprescindível para se conseguir essa redução do impacto ambiental.

Nesse sentido, governos e organizações estão tomando medidas com objetivo de reduzir o gasto energético no setor predial uma vez que dados apontam que edifícios são responsáveis por parte relevante do consumo de energia. Por exemplo, estimativas indicam que 40% da demanda total de energia nos EUA e na Europa vêm de edifícios (Amasyali & El-Gohary, 2018). Além desse incentivo estatal, há também a demanda econômico-social para que edifícios busquem por maior eficiência energética. Certas empresas constroem ou alugam prédios para abrigar suas operações somente se esta construção apresentar algum tipo de certificação. De acordo com a International Energy Agência (IEA), um potencial de economia de energia de 40% motiva novos regulamentos e pesquisas nas áreas de projeto e adequação dos prédios a padrões mais modernos. Parte relevante de todo esse processo são os sistemas de aquecimento, ventilação e condicionamento de ar, referenciados pela sigla anglófona HVAC. Eles são responsáveis por uma parte considerável do custo energético total dos edifícios, sendo o seu principal sistema de consumo (Deb *et al.*, 2018).

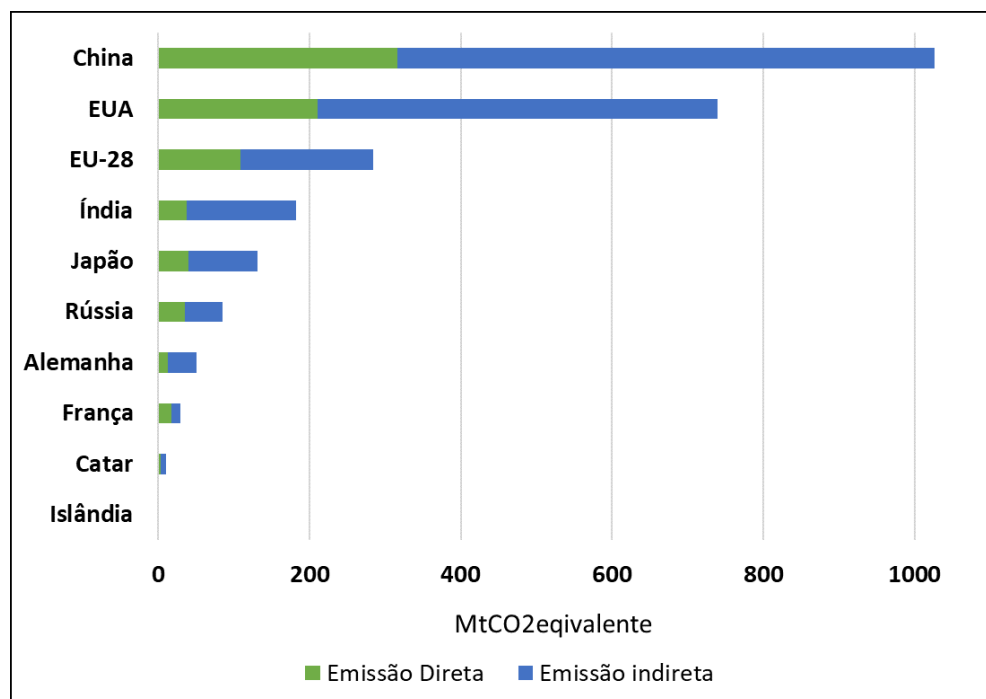


Figura 1.2: Emissões diretas e indiretas do setor de refrigeração em 2014. Adaptada de Coloumb *et al.* (2015).

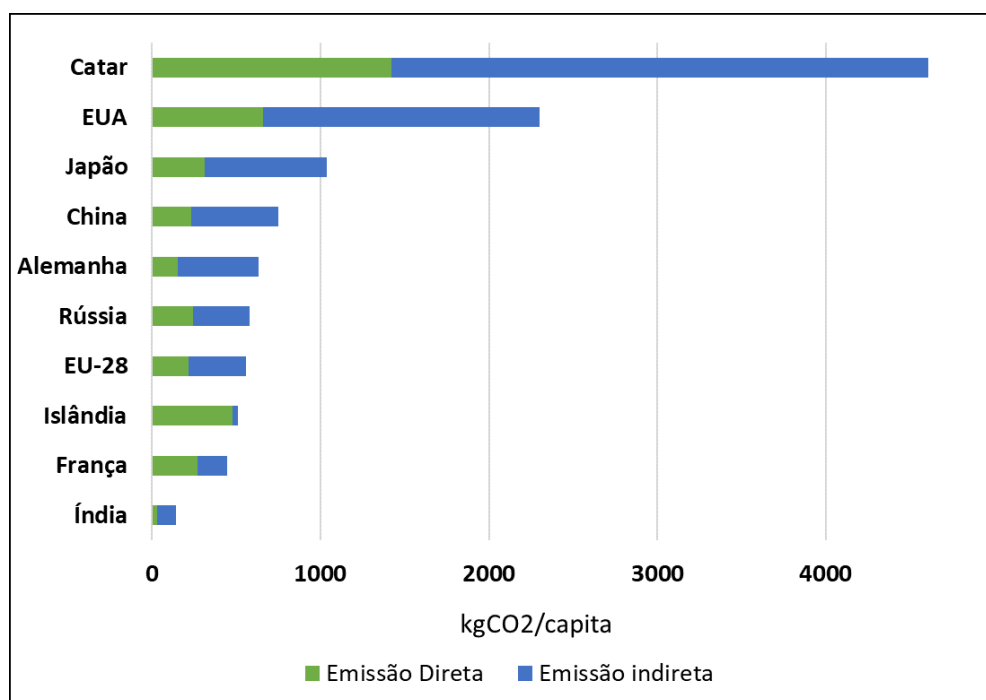


Figura 1.3: Emissões diretas e indiretas do setor de refrigeração per capita. Adaptada de Coloumb *et al.* (2015).

Por conta dessa grande demanda, a fase de projeto de sistemas de climatização deve buscar equipamentos mais eficientes a fim de reduzir ao máximo o consumo. Por essa razão diversas inovações tecnológicas na indústria da refrigeração buscam reduzir ineficiências dos sistemas. Uma delas é a adoção de equipamentos capazes de variar a vazão de refrigerante conforme a demanda térmica do ambiente. Caso a temperatura esteja acima do desejado, mais refrigerante flui para o evaporador induzindo uma queda na temperatura. Quando o oposto ocorre, uma vazão menor flui pelo evaporador. Essa melhora se deu graças à adição de inversores de frequência aos compressores dos sistemas de refrigeração. Esse tipo de controle é mais eficiente do que aquele de duas velocidades, o qual tende a ter variação maior em torno da temperatura desejada e um consumo maior de energia também.

No entanto, a eficácia dos dispositivos não é o único fator a ser levado em conta pelos projetistas, pois a saúde dos ocupantes dos ambientes refrigerados vem ganhando mais atenção nos projetos de refrigeração e climatização. De acordo com a revisão de Arif *et al.* (2016), existe uma relação entre as características do edifício e a sensação de conforto e bem-estar dos ocupantes. Portanto, novas formas de construção e implementação de sistemas de refrigeração podem afetar positivamente a saúde e a produtividade dos indivíduos que trabalham dentro de ambientes refrigerados.

É neste cenário que a análise integrada de energia de prédios torna-se

uma área de pesquisa relevante. Ela busca aumentar a eficiência dos edifícios segundo critérios energéticos e de conforto dos ocupantes. Isto não ocorre apenas em função dos esforços para reduzir os impactos da ação humana no meio ambiente, mas também do ganho de produtividade. Esse tipo de análise pode levar em conta tanto a parte técnica de equipamentos como capacidade e nível de ruído quanto fatores ambientais como insolação, nível de CO_2 no ambiente, umidade e iluminação ambiente dentre outros.

1.1

Motivação

A primeira parte deste trabalho é a aplicação do método de estimação de estados em horizonte móvel (MHE) não linear. O objetivo desse método é inferir o valor de grandezas relevantes ao processo em estudo sem medi-las diretamente. Como será detalhado no capítulo 2, essa estratégia se vale de um conjunto de valores experimentais do sistema juntamente com processos de predição e otimização para alcançar esse objetivo.

Esses parâmetros, antes desconhecidos, podem, então, ser empregados para determinar indicadores de eficiência operação de cada componente ou do ciclo completo. De posse destas métricas, é possível fazer prognósticos e monitoramento do sistema de forma a, por exemplo, saber se existe alguma anomalia no funcionamento que requeira reparo. Outra vantagem desse método de estimação é poder usá-los juntamente com controle preditivo para se ter modelos mais fidedignos.

Para estudar a possível melhora da eficiência da operação dos sistemas de refrigeração, a segunda parte deste trabalho foca em criar um sistema de controle preditivo, doravante chamado de MPC, para um condicionador de ar residencial do tipo split.

A opção pelo estudo dessa aplicação é motivada, em primeiro lugar, pela versatilidade desse tipo de controlador em lidar com diversas variáveis e tipos de restrições não lineares. Por meio desse método, que será detalhado na seção seguinte, é possível definir por meio de processo iterativo de otimização a melhor ação de controle tendo em conta restrições de operação, eficiência, dados experimentais, custo de operação dentre outros.

O segundo motivo está relacionado à quantidade de condicionadores de ar do tipo split no mercado. De acordo com Xia *et al.* (2019), 55 milhões de equipamentos desse tipo foram vendidos na China em 2017. Eles são largamente usados em residências, salas comerciais e prédios de pequeno a médio porte devido às vantagens de simplicidade na estrutura e flexibilidade na instalação. Dessa forma, aumentar, mesmo que seja minimamente, a eficiência

desses dispositivos pode ter um grande impacto no consumo bruto de energia no mundo.

1.2

Objetivos

O principal objetivo deste trabalho é investigar o possível ganho de eficiência de sistemas de refrigeração residencial com a utilização de controlador baseado em método preditivo em comparação àqueles que operam com duas velocidades ou com PID.

Uma meta secundária foi aplicar o método de horizonte móvel ao modelo termodinâmico proposto e verificar a se é possível estimar o valor de parâmetros relevantes, tendo como entrada valores experimentais.

Para fazer tal análise, é necessário, primeiro, definir um modelo termodinâmico que compreende o funcionamento do sistema de refrigeração e o comportamento do ambiente refrigerado. Uma adaptação do modelo de Vargas & Parise (1995) foi proposto e foram simuladas diversas condições de contorno e de funcionamento para verificar a aderência do modelo matemático ao caso em estudo com resultados satisfatórios.

Em seguida, o método de horizonte móvel foi implementado com modelo matemático proposto com o controlador de duas velocidades com o intuito de verificar sua observabilidade. Comprovada a observabilidade, uma comparação foi feita entre os refrigerantes R410 e R32 operando sob as mesmas condições. O intuito foi mostrar como o método de estimação pode ser usado na tarefa de monitoramento sistemas de refrigeração.

Na sequência, o método de controle preditivo foi aplicado ao sistema de refrigeração. Primeiramente, alguns testes de estabilidade foram feitos e comparações qualitativas foram feitas variando valores do controlador proposto e os dados coletados. Por fim, uma comparação foi feita entre o sistema operando com MPC e com duas velocidades com o objetivo de descobrir qual deles tem o melhor desempenho.

O intuito inicial foi integrar o estimador de estados ao modelo de controle preditivo. No entanto isso não foi possível por conta de dificuldades técnicas de implementação.

1.3

Organização

O restante deste trabalho está organizado da seguinte maneira. O capítulo 2 apresenta revisão bibliográfica cobrindo os tópicos de refrigeração, métodos de controle usuais, controle preditivo baseado em modelo e estimador de estados

com horizonte móvel. O capítulo 3 apresenta o modelo matemático do sistema de refrigeração. O capítulo 4 detalha os métodos de estimação e apresenta os resultados da aplicação do MHE a um sistema de refrigeração. O capítulo 5 apresenta os resultados da aplicação do MPC ao sistema de refrigeração em estudo. O capítulo 6 conclui a dissertação e elenca sugestões para trabalhos futuros.

2

Revisão bibliográfica

Neste capítulo, estão dispostas descrições e os conceitos dos termos e métodos pertinentes a este trabalho. Além de breve explanação sobre o o funcionamento do sistema de refrigeração, conceituam-se os métodos de estimação e horizonte móvel e de controle preditivo a serem usados. Junto às explicações, são apresentados trabalhos que contribuíram para a fundamentação desta dissertação e que auxiliam a entender o tema.

2.1

Sistema de refrigeração

Como visto na introdução, o princípio de funcionamento do sistema em análise é o de refrigeração por compressão de vapor. Este ciclo é o mais indicado para a climatização de espaços residenciais. É composto basicamente por evaporador, compressor, condensador e válvula de expansão. A figura 2.1 apresenta um esquema dos componentes desse sistema bem como o diagrama $P - h$ do ciclo termodinâmico. Em (B), o condensador recebe do compressor uma vazão mássica de gás refrigerante a temperatura e pressão relativamente altas. Nessa fase, a massa de refrigerante cede calor para o meio externo e termina por se condensar fluindo em direção ao dispositivo de expansão em (C). A função deste componente, junto com com o compressor, é de promover uma elevada queda de pressão no fluido de tal maneira que este saia como uma mistura bifásica em direção ao evaporador, em baixa pressão e, conseqüentemente, baixa temperatura (D). Este, por sua vez, é responsável por receber o calor oriundo do ambiente refrigerado e, assim, evaporar todo líquido proveniente do dispositivo de expansão. Em contra partida, o ar que passa pelo evaporador retorna com temperatura e teor de umidade mais baixos para o ambiente interno. O compressor recebe o gás superaquecido proveniente do evaporador (A) e o comprime, reiniciando o ciclo. A seguir, esses componentes são descritos com mais a fundo.

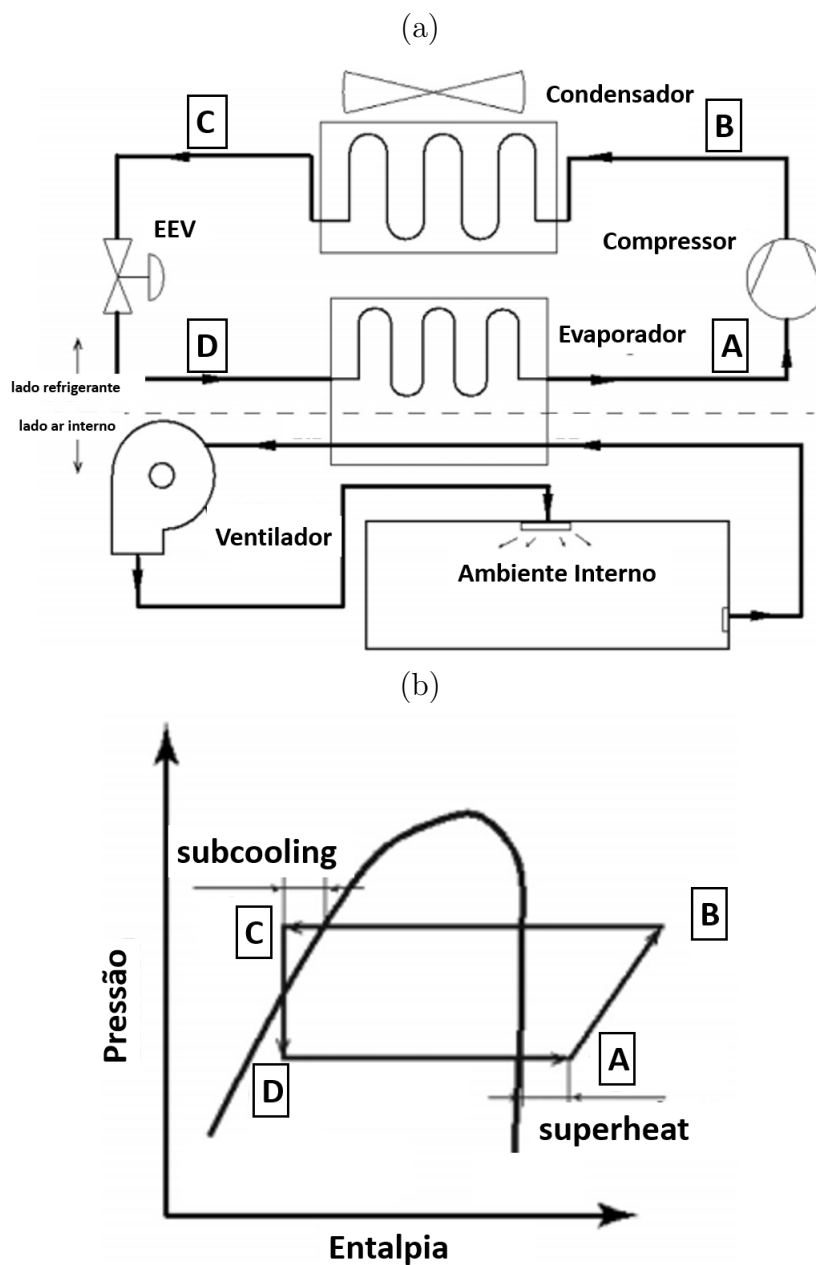


Figura 2.1: (a) Esquema do sistema de refrigeração (b) Diagramado ciclo termodinâmico típico de um sistema de refrigeração. Adaptado de Xia *et al.* (2019)

2.2

Métodos de controle usuais

Os métodos de controle mais usados na indústria da refrigeração são o de duas velocidades, o popular "on/off", o PID (controle proporcional, integrativo e derivativo) e o PI (proporcional integrativo). O primeiro vem sendo gradualmente substituído pelo segundo em equipamentos residenciais conforme inversores de frequência são incorporados aos novos aparelhos. O último é aquele mais utilizado em instalações cujas demandas térmicas são maiores, tipicamente, de prédios, hotéis, shoppings dentre outros.

O controle por duas velocidades é o mais simples de todos. Assim que a temperatura do ambiente refrigerado ultrapassa certo limiar superior desejado, o compressor é ligado em sua rotação máxima e ciclo de refrigeração é iniciado. Quando a temperatura reduz-se abaixo do limite inferior, o compressor é desligado para que a temperatura do ambiente não se reduza em excesso gerando desconforto. Este tipo de controle tem como vantagem a sua fácil aplicação e entendimento. No entanto é aquele que apresenta maior consumo de energia. Ele também é responsável pelo maior desgaste nas peças do compressor.

A maioria dos sistemas de controle do mundo são operados com controladores PID. Estatísticas apontam que 98% das indústrias de papel são controladas por controladores PI de entrada única e saída única. No controle de processo de aplicação, mais de 95% dos controladores são de tipo PID. Estatísticas semelhantes são encontradas no ramo de controle de movimento e na indústria aeroespacial (Nasution *et al.*, 2015).

O controlador PID, como mostra o esquema da figura 2.2, reage ao sinal de erro para definir a ação de controle que leve o erro a zero. Em suma, o objetivo do controlador é definir uma ação de controle com base no erro provocando o mínimo de extrapolações do valor da variável controla em relação ao valor de referência. Assim como no método de controle de duas velocidades, a variável de controle é a velocidade de rotação do compressor e o desvio permitido é ± 2 °C em relação à temperatura de ajuste. Diferentemente do caso de duas velocidades, esse parâmetro pode assumir qualquer valor entre zero e o patamar máximo com o controlador PID. Como explicado na introdução, essa é a principal vantagem deste tipo.

Matematicamente, o o sinal do controlador é composto de 2 contribuições: integrativo e proporcional. Cada um deles tem um coeficiente associado K_P , K_I e K_D , respectivamente e efeitos distintos sobre o sinal de saída. O proporcional amplifica o valor do erro e sem atraso, portanto é aquele que reage mais rápido ao desvio. Já o integrativo tem o propósito de reduzir erro em regime

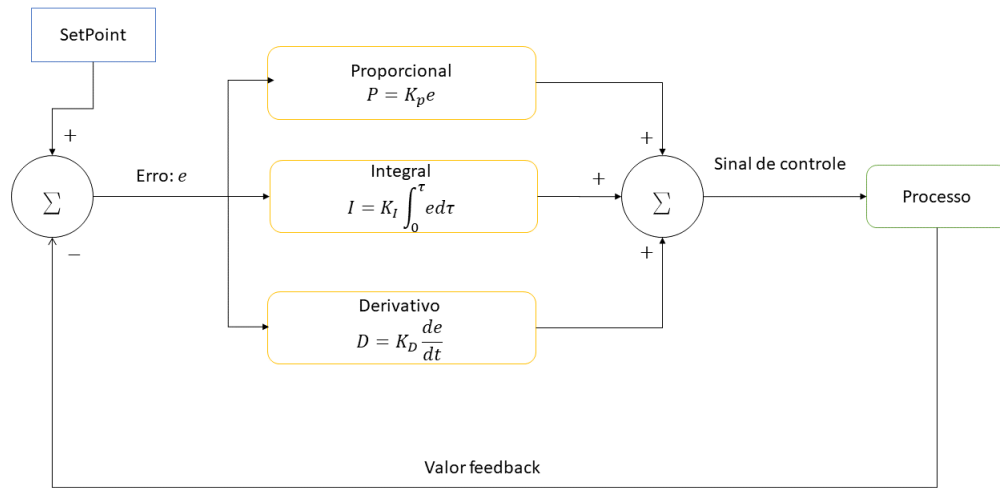


Figura 2.2: Esquema de um controlador PID.

permanente. Por fim, o derivativo identifica a variação no sinal de erro e tem a missão de reduzir os picos da ação de controle e suas oscilações.

A equação 2.1 a seguir mostra relação desses elementos básicos com ação de controle.

$$u = K_P e(t) + K_I \int e(t) + K_D \frac{de(t)}{dt} \quad (2.1)$$

O funcionamento do PID é mais complexo, porém consegue acompanhar melhor a demanda térmica do ambiente, o que tende a proporcionar maior conforto para os ocupantes quando comparado a opção de controle por duas velocidades. Outro fator positivo é a redução do gasto de energia que advém do fato de o compressor do equipamento poder operar com velocidades de rotação intermediárias. Este tem sido o motivo preponderante para que mais e mais instalações residenciais migrem para esse tipo de controle.

Apesar de fornecerem excelentes resultados de estabilidade em malha fechada e robustez para modelar incertezas, esses controladores de sinal variável apresentam alguns pontos fracos. Dentre eles, estão a dificuldade em implementar otimizações, restrições e trabalhar com muitas variáveis. Como afirmam Sahu *et al.* (2017), o escopo para otimização usando tais controladores é limitado, pois requer o reajuste constante dos coeficientes do controlador para manter o desempenho ideal.

Nesse cenário, o controle preditivo pode valer como uma excelente alternativa para contornar essas deficiências e, ainda assim, tirar proveito da

operação com À esquerda dessa figura, pode-se ver o processo de de otimização fornece uma sequência de ações (em vermelho) tal que teria como consequência o os estados (em verde). No quadro da direita, já se tem a aplicação da ação de controle e, conseqüentemente, um novo conjunto de ações de controle previsto. velocidade variável. O método é capaz de levar em conta diversas variáveis simultaneamente e lida bem com restrições não lineares.

2.3

Controle Preditivo baseado em modelo

O termo em inglês *Model Predictive Control* (MPC) não designa uma única estratégia de controle. Esse é o nome dado a um conjunto de métodos que foram desenvolvidos com base o conceito de previsão e na determinação do sinal de controle por meio da minimização de uma determinada função objetivo (Godina *et al.*, 2018). O início do seu desenvolvimento data do fim da década de 70 e, desde então, o MPC de sistemas lineares atingiu um nível avançado de maturidade em teoria e prática. Já nas últimas duas décadas, observou-se um interesse crescente em a teoria e implementação do MPC de sistemas não lineares (Ul Haq *et al.*, 2017).

Antes de entrar nos detalhes matemáticos da lógica de controle, cabe conceituá-la por meio de um exemplo. Para tal, Camacho & Bordons (2007) usam a analogia de um motorista dirigindo um carro em uma estrada. Neste cenário, o condutor seria o controlador e seus braços, os atuadores. Ele tem em mente o trajeto que deseja seguir, o que corresponderia à referência recebida pelo controlador.

Além do percurso desejado, ele tem modelo mental do carro, que seria equivalente a formulação matemática do sistema. Com ele, o motorista pode imaginar/simular qual trajeto o veículo tomaria caso uma ação de aceleração, frenagem ou esterço fosse tomada.

Visando reduzir a diferença entre a posição atual e a referência de trajetória, o condutor define uma sequência de comandos a serem executados. Esse conjunto de ações está baseado no campo de visão que ele tem diante de si e nas informações que ele possui até um dado instante. Este passo assemelha-se ao processo de otimização, pois busca o melhor compromisso entre a referência e a posição do veículo. O intervalo de tempo que abrange esse campo de visão é chamado de horizonte e indica quanto à frente do instante atual o controlador é capaz de prever.

Mesmo com uma sequência de ações planejadas, apenas a primeira delas é tomada, pois, no instante seguinte, novas informações serão obtidas. Logo, faz-se necessária uma nova sequência de comandos que melhor se adapte às

condições do momento.

No instante seguinte, repete-se o mesmo processo de simulação e otimização para definir a ação de controle. Neste caso a janela de previsão terá avançado um instante de tempo também. Por essa característica, a modelagem é conhecida por janela móvel ou horizonte móvel. Todo esse processo está exemplificado na figura 2.3 a seguir.

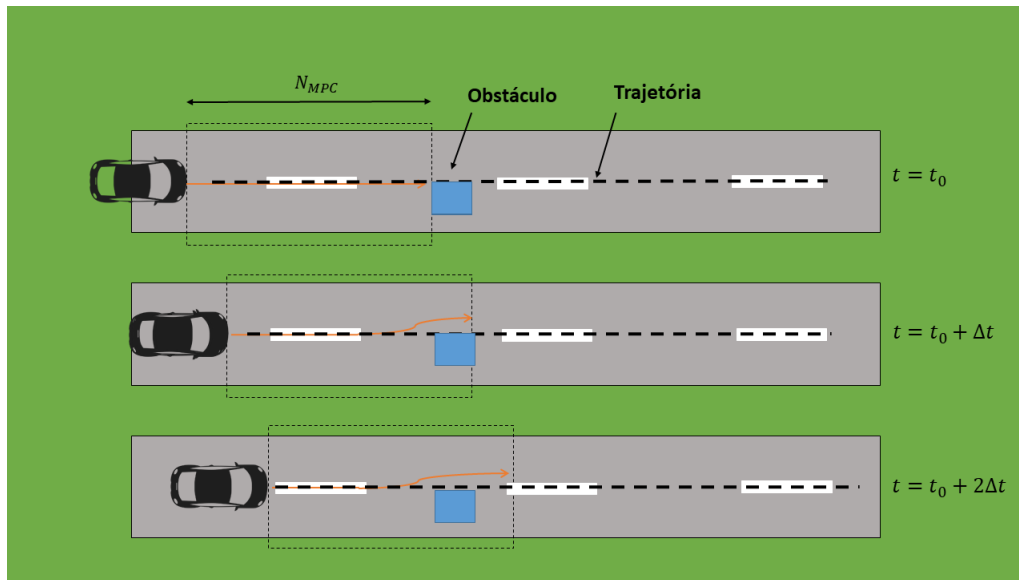


Figura 2.3: Representação do processo de otimização presente no MPC através de analogia com automóvel.

A figura 2.3 mostra um carro que segue pela estrada e o motorista tem à sua frente as ações de controle a serem seguidas para se manter em linha reta. Quando um obstáculo entra no campo de visão do condutor, este tem de projetar uma sequência de ações de controle a fim de evitar a colisão sem distanciar-se muito do sinal de referência.

Por conta da otimização que deve ser feita a cada instante de tempo, é necessário elevado poder computacional e tempo para operar. Por este motivo, as aplicações de controladores tipo MPC são mais comuns na indústria de processos químicos que apresentam longos transientes como, por exemplo, a de refino de petróleo. Suas aplicações mais recorrentes são de estabilização e de acompanhamento de referência (Grüne & Pannek, 2017).

Os vários algoritmos de MPC diferem apenas pela função a ser minimizada ou pelos modelos usados para representar o processo e os ruídos. A filosofia está calcada em três elementos básicos: preditor, função custo e otimizador. O fluxograma da figura 2.4 mostra a relação entre esses pilares e o sistema real a ser controlado.

Já o processo de otimização pode ser descrito pela figura 2.5. À esquerda dessa figura, pode-se ver que o processo de otimização fornece uma sequência

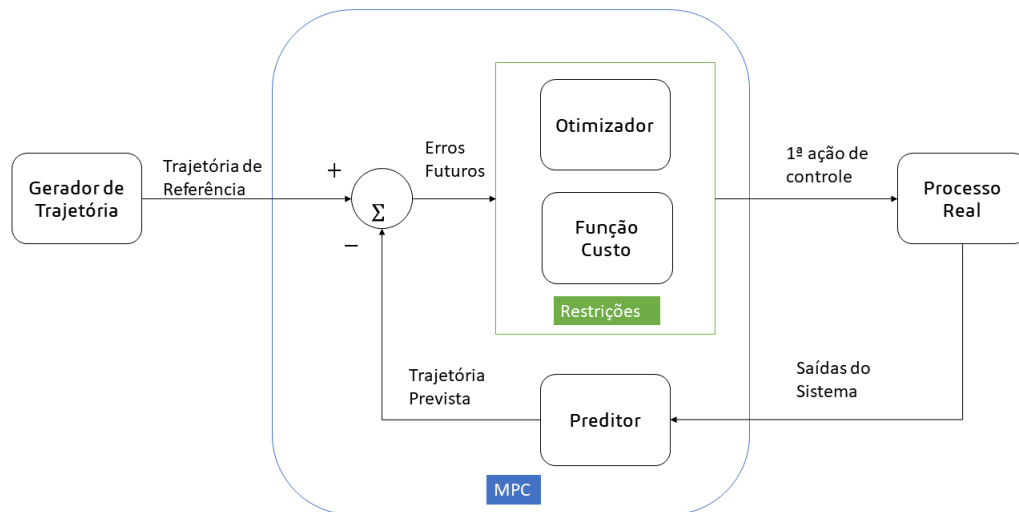


Figura 2.4: Fluxograma MPC. Adaptado de Camacho & Bordons (2007).

de ações (em vermelho) tal que teria como consequência os estados (em verde). No quadro da direita, já se tem a aplicação da ação de controle e, consequentemente, um novo conjunto de ações de controle previsto.

A forma de controle MPC é mais complexa e mais custosa computacionalmente do que o método PI, PID ou de duas velocidades tão difundidos na indústria HVAC. Por isso escolher bem os parâmetros é fundamental para se obter uma solução boa e exequível. Abaixo algumas considerações sobre a escolha de parâmetros chave da filosofia.

- **Tamanho da janela de previsão N_{MPC} :** um intervalo curto demais pode não cobrir uma dinâmica importante do sistema, levando a previsões equivocadas. Por outro lado, quanto mais longo, mais variáveis existirão e o tempo de computação aumentará.
- **Modelagem simples e fidedigna:** caso o modelo matemático do sistema seja falho, o processo de otimização será baseado em informações não confiáveis, gerando ações de controle imprecisas. Se o modelo for complexo, as estimativas serão precisas, no entanto o procedimento de otimização levará mais tempo para ser concluído podendo inviabilizar a adoção desse tipo de controlador no campo.
- **Tamanho do passo Δt :** caso o modelo tenha um passo de amostragem pequeno demais maior será o tempo de computação. Caso seja longo demais, o modelo pode perder nuances importantes e tornar-se impreciso.

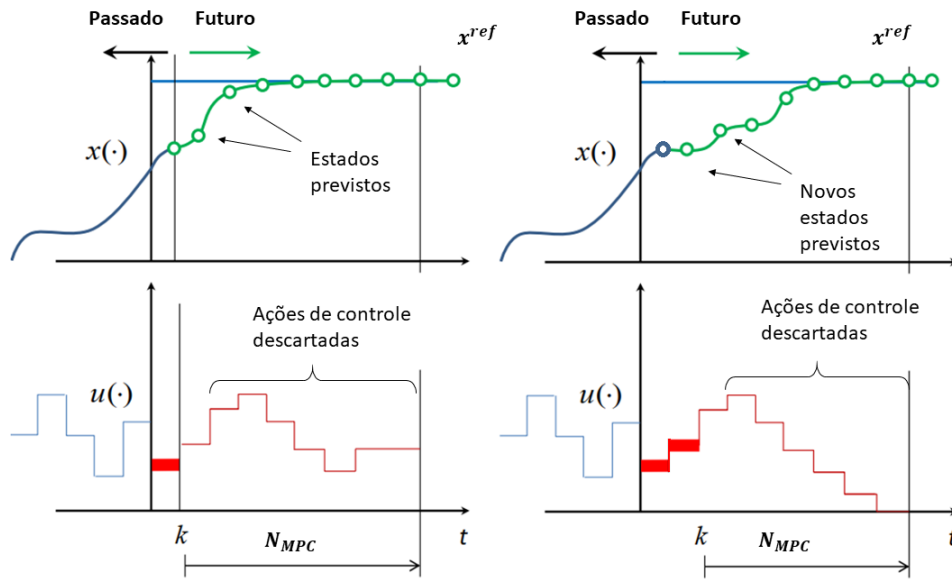


Figura 2.5: Estratégia MPC adaptado de Daoud *et al.* (2019).

Tratando das vantagens da filosofia, destacam-se a flexibilidade da estratégia, que, por meio da função custo, permite lidar com diversas variáveis e restrições simultaneamente. Ela pode ser adaptada para atender diferentes nuances de um projeto como custo energético das operação, limitações físicas de atuadores ou variação na ação de controle.

Um exemplo prático do ramo de refrigeração é estipular um tempo mínimo entre os acionamento de um compressor a fim de evitar desgastes desnecessários ao equipamento. Outra aplicação que vem ganhando muito destaque é o MPC econômico, o qual pode levar em conta o preço da tarifa de energia para definir a melhor ação de controle.

Para além dos pontos acima, Camacho & Bordons (2007) elencam as seguintes vantagens da estratégia MPC.

- **Facilidade para ajuste:** operadores, mesmo com pouco conhecimento, são capazes de operar o controlador, pois seus conceitos e seu ajuste são simples quando comparado ao PI.
- **Versatilidade:** pode ser usado para controlar diversos tipos de processos, desde aqueles bem simples (lineares) até os mais complexos (não lineares ou com diversas variáveis).
- **Trabalha bem com referências conhecidas:** útil para controlar robôs ou processos de batelada.

2.3.1

Modelagem matemática do MPC de disparos múltiplos

Como o tempo de computação é um desafio para a aplicação dessa metodologia, muitos autores buscam superá-lo através de diferentes estratégias. Por exemplo, o trabalho de Ayala *et al.* (2016) usa uma rede neural para obter a aproximação de um sistema não linear. O intuito foi simular o sistema integrado com MPC para diversas situações e treinar uma rede neural com os resultados e obter um modelo simplificado. Na implementação, em vez de usar o MPC implicitamente, usa-se essa rede que fornece soluções aproximadas com maior agilidade.

Além da estratégia descrita acima e outras de linearização dos modelos, escolher uma formulação adequada pode concorrer para o ganho de eficiência. Existem três maneiras de formatar problema com MPC.

A primeira delas é chamada de formulação densa ou de disparo único. Nela, o problema fica sujeito a uma restrição de igualdade apenas no primeiro elemento da janela deslizante, ou seja $x_{i+1} = f(x_k, u_k)$ quando $x(0) = x_0$. Os demais pontos do horizonte serão obtidos mediante modelo/função de estimação. Este é o motivo de a estratégia se chamar "disparo único", pois, apenas no instante inicial, o valor do estado tem de ser igual ao valor da modelo/função de estimação. Nessa metodologia, o vetor de ações de controle é única variável de decisão da otimização.

A segunda formulação é chamada de esparsa ou de disparos múltiplos. Nela, os valores dos estados são igualados aos valores previstos pelo modelo matemático a cada instante da janela de previsão. Desta forma, o problema ganha N equações a mais que a formulação densa. Agora, além do vetor de ações de controle, os N estados da janela são variáveis de decisão. Esse aumento de complexidade não é acompanhado por aumento do tempo de simulação, pois o processo de integração é otimizado.

A terceira é um método híbrido conhecido por *collocation* porque divide o intervalo de solução em intervalos menores, para cada um dos quais um valor inicial o problema está sendo resolvido com condições adicionais que correspondem à solução em todo o intervalo.

Neste trabalho, optou-se por uma forma de cálculo de disparos múltiplos, segundo formulação acima, que é mais eficiente do que aquela sugerida usualmente nos trabalhos de MPC. O objetivo é tornar todo o processo de otimização mais ágil.

As principais características dessa adaptação da forma clássica de cálculo são:

- Produz uma melhor convergência.
- É possível inicializar os estados com a trajetória pretendida.
- O processo de otimização é mais eficiente.

2.3.2

Função custo

Na equação (2.2) a seguir, está disposta a expressão da função custo a ser minimizada neste trabalho. O objetivo foi de seguir uma temperatura desejada com o mínimo de variações na ação de controle.

$$J(x, u) = \sum_{i=0}^{N-1} \left(\mu_{MPC} \|x - x^{ref}\|^2 + \lambda_{MPC} \|\Delta u\|^2 \right) \quad (2.2)$$

O termo x^{ref} é o valor de referência para os estados e Δu a diferença entre duas ações de controle consecutivas. No caso em estudo, esses termos representam, respectivamente, temperatura desejada e variação na velocidade de rotação. Os fatores que penalizam essas parcelas são, na ordem, μ_{MPC} e λ_{MPC} . Esses penalizadores são empregados para ponderar cada parcela na função custo. Seus valores devem ser modificados pelo projetista conforme a relevância que essas parcelas devem ter na decisão da ação de controle.

É importante ressaltar que a equação (2.2) é apenas uma das possibilidades de montagem de função custo. Outras funções custo são utilizadas com a intenção de englobar os diversos objetivos de otimização. A subseção seguinte destaca alguns trabalhos relevantes que utilizam a metodologia de controle preditivo para atingir diversas finalidades no campo da refrigeração.

2.3.3

Trabalhos relevantes com MPC

Considerando gasto energético de um edifício, Kelman & Borrelli (2011) propuseram um modelo de controle preditivo para minimizar o consumo de energia e, simultaneamente, satisfazer as restrições de conforto dos ocupantes com base em um algoritmo de programação quadrática. A estratégia proposta estima as cargas térmicas do edifício para antecipar a ação de controle a fim de reduzir o consumo de energia considerando o pré-resfriamento e o deslocamento de carga de forma coordenada.

Em Ul Haq *et al.* (2017), um sistema HVAC com VAV (volume de ar variável) não linear foi considerado para avaliar o desempenho de um método de

controle preditivo de modelo tipo dual-mode. A abordagem proposta estendeu o conceito de MPC de modo dual para o controle de rastreamento de trajetória de sistemas dinâmicos não lineares descritos por modelos de espaços de estados em tempo discreto. Considerando uma unidade central de tratamento de ar, a estratégia proposta garante a estabilidade em malha fechada superando a necessidade de encontrar a solução ótima global ou satisfazer uma restrição de igualdade terminal na implementação do MPC. Além disso, o método proposto apresentou melhor desempenho do que o tradicional esquema proporcional integrativo e derivativo (PID).

Sem considerar o conforto térmico em sua abordagem, o trabalho apresentado em Wang & Hu (2018) assumiu um esquema MPC com funções de Lyapunov não monotônicas para definir restrições que são usadas para conduzir o vetor de estados do sistema ao estado estacionário desejado. As restrições prescritas impõem uma diminuição de Lyapunov e direcionam o estado para a referência desejada (temperatura) definido pelos usuários de duas zonas de construção adjacentes.

Em relação aos trabalhos mencionados anteriormente, as estratégias de controle do MPC foram projetadas para reduzir o consumo de energia dos sistemas HVAC ou buscar a melhor forma de se manter a temperatura interna dentro de um intervalo definido. A filosofia MPC pode ampliar o escopo das otimizações. O trabalho de Kalaimani *et al.* (2020), por exemplo, considera os objetivos conflitantes de conforto térmico dos ocupantes e eficiência energética do sistema HVAC. Assumindo sistemas de conforto térmico individuais, como aquecedores ou ventiladores, os autores tentam, por meio de controlador baseado em MPC, preencher a lacuna de conforto que existe entre o que é fornecido por um sistema de HVAC central e as preferências pessoais dos ocupantes.

Os trabalhos citados acima mostram o quão flexível esse tipo de controle pode ser. Ele pode receber diversas variáveis e lidar com várias restrições. Isso tende a levar a um conjunto de ações de controle que minimizam o consumo energético, maximizam o conforto dos ocupantes ou mantêm um controle mais preciso sobre a variável desejada.

2.4

Estimador de estados em horizonte móvel

Por definição, um estimador de estados é um algoritmo que fornece uma estimativa dos parâmetros internos de um sistema real (estados) a partir das medidas de suas entradas (ações de controle, por exemplo) e saídas (Drgoña *et al.*, 2020). O fluxograma da figura 2.6, mostra como essas parcelas interagem para gerar

uma estimativa para um determinado estado do sistema. O termo "estado" está relacionado a valores típicos de um sistema e não deve ser confundido com estado termodinâmico. Como exemplo, neste trabalho, a temperatura interna da sala refrigerada é um estado a ser estimado, porém não configura um estado termodinâmico.

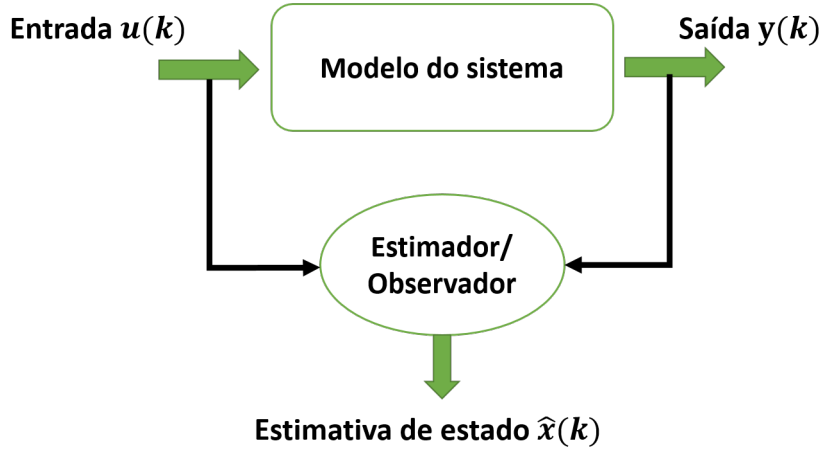


Figura 2.6: Fluxograma do processo de estimação MHE. A estimativa é feita através de valores de entrada e de saída do modelo matemático

Neste trabalho, trata-se com modelos termodinâmicos que podem ser representados como um sistema de equações não lineares de estado em tempo discreto como modelado na equação 2.3 a seguir

$$x_{t+1} = f(x_t, u_t) \quad (2.3a)$$

$$y_t = w(x_t) + \eta_t \quad (2.3b)$$

onde $x_t \in \mathbb{R}^n$, $u_t \in \mathbb{R}^q$ e $y_t \in \mathbb{R}^p$ são, respectivamente, o estado, a entrada exógena e a saída medida do sistema em tempo discreto $t \in \mathbb{N}$. O ruído da medição é simbolizado por η_t . O modelo termodinâmico é representado pela função $f : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^q \rightarrow \mathbb{R}^n$, que relaciona a transição dos estados entre duas amostras consecutivas. A função $w : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^p$ descreve a equação de medição, a qual relaciona o que é medido aos estados do sistema. As funções de transição (f) e medição (y) que representam o modelo em (2.3) são geralmente não-lineares.

Em geral, os sistemas descritos pela equação (2.3) não têm medidas diretas dos estados. Essa ausência de dados pode ser fruto tanto de dificuldades técnicas de mensurar tais grandezas quanto da inviabilidade financeira para adquirir os sensores necessários. Além disso, os estados do sistema, frequentemente, representam informações importantes para serem analisadas em tempo real para diversas aplicações, como regulação, monitoramento e diagnóstico de

falhas. Por conta das dificuldades na obtenção de certas medidas e da importância que estas podem ter para análise do sistema, é interessante prosseguir com algum tipo de estimação de estados para obter valores destes parâmetros.

Uma das opções disponíveis para estimação de estados é o método de estimação de horizonte móvel (MHE). É uma abordagem de otimização que usa uma série de medições observadas ao longo do tempo, contendo ruído (variações aleatórias) e outras imprecisões, e produz estimativas de variáveis ou parâmetros desconhecidos. Trata-se do contrário das abordagens determinísticas, já que o MHE requer uma abordagem iterativa que depende de programação linear ou solucionadores de programação não linear para encontrar uma solução (Hedengren *et al.*, 2014).

No entanto, existem outras técnicas mais usadas, como o Filtro de Kalman e Filtro de Kalman Extendido (FKE). O trabalho de Haseltine & Rawlings (2005) comparou o MHE com as abordagens baseadas em Kalman e elencou algumas vantagens. Segundo eles, o fato de a metodologia de horizonte móvel usar uma janela de medições mais recentes para fornecer uma estimativa de estado confere ao método vantagem sobre outros que usam apenas medições imediatamente anteriores como é mostrado na figura 2.7. Outra vantagem do MHE é não precisar linearizar os modelos em torno dos pontos de operação, como é comum nos estimadores baseados em Kalman (Daoud *et al.*, 2019). Essas duas características permitem uma modelagem mais apurada do fenômeno físico.

Naturalmente, o uso de mais informações leva a resultados mais precisos, mas também a uma maior complexidade computacional. A figura 2.7 ilustra como as informações sobre as medições são usadas. Pode-se ver que, por um lado, um filtro de informações completas alcançaria todos os dados medidos. No entanto, levaria a um problema de otimização intratável, já as abordagens baseadas em Kalman usam apenas os dados mais recentes. Deste modo, a proposta de horizonte móvel pode ser vista como um bom compromisso entre as duas soluções tendo o comprimento da janela adaptável para cada projeto de filtro.

Outro fator motivador para a aplicação o método está na dinâmica de sistemas de refrigeração. De acordo com Haseltine & Rawlings (2005), o MHE é adequado para sistemas computacionalmente caros com dinâmica de moderada a lenta, pois o método envolve a resolução de um problema de otimização a cada instante da amostragem. Essas são algumas características frequentemente identificadas em simulações energéticas globais de um edifício, especialmente quando um modelo de sistema HVAC lhe é integrado.

Como mais uma justificativa para estudo e implementação do método,

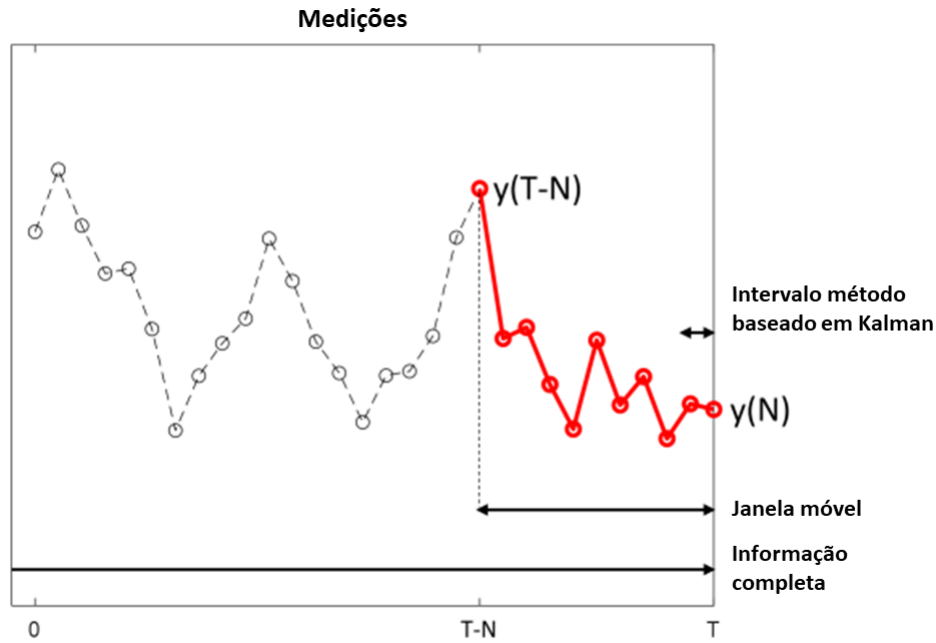


Figura 2.7: Ilustração do esquema de estimativa do horizonte móvel. Um filtro de informações completas seria inviável de implementar em tempo real e as abordagens baseadas em Kalman usam apenas a quantidade de informações mais recente. Rawlings *et al.* (2017).

Drgoňa *et al.* (2020) apontam que a aplicação bem-sucedida do MPC depende de informações precisas sobre as variáveis de estado. No entanto, na maioria das aplicações de controle térmico de edifícios, medir todas as variáveis de estado não é possível. Portanto, algoritmos de estimativa de estado como o MHE podem ser usados para cumprir essa tarefa.

Como dito anteriormente, neste trabalho optou-se por usar o método de estimação de estados em horizonte móvel, o MHE. Assim como o MPC, ele é baseado na estratégia de janela móvel na qual dados para um intervalo de tempo são usados no processo iterativo. Contudo, existe diferença no sentido dos dados. Enquanto o MPC usa um método iterativo para estimar valores em uma janela temporal a frente, o MHE usa de dados empíricos coletados numa janela anterior ao instante em questão para estimar o valor de uma determinada variável no instante de tempo seguinte. Antes de definir matematicamente o método, é salutar explicar seu funcionamento por meio de um fluxograma. A figura 2.8 apresenta os componentes principais do método: sensores, preditor, função custo e otimizador.

Inicialmente, as leituras dos sensores são coletadas e, em seguida, os dados passam pelo preditor. Este é elemento contém o modelo matemático que representa o fenômeno em estudo e é, por meio dele, que se simula o comportamento do sistema. Por fim, através de iterações da função custo, o

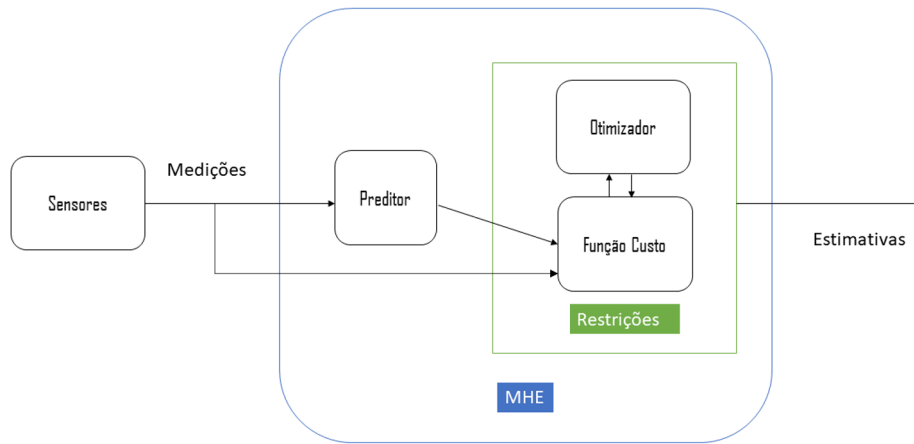


Figura 2.8: Fluxograma do método de estimação de estados em horizonte móvel.

otimizador gera estimativas para as variáveis desejadas. Tanto a função custo quanto o método de otimização podem ser escolhidos pelo projetista e devem levar em conta a natureza do modelo matemático do sistema a fim de se obter a melhor performance.

Com o objetivo mostrar graficamente o processo de ajuste e a o conceito de horizonte móvel, a figura 2.9 apresenta um exemplo para uma única variável.

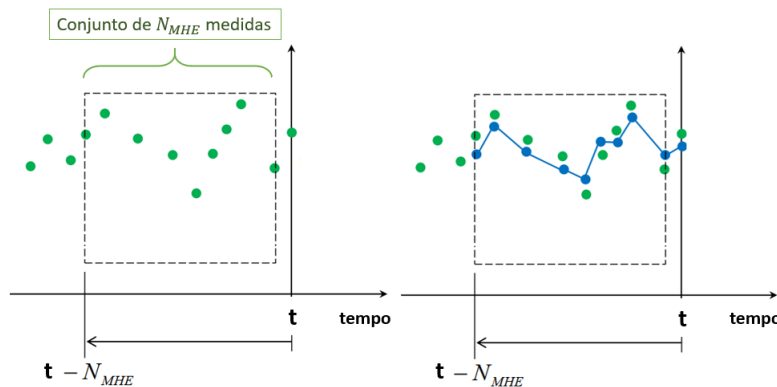


Figura 2.9: Processo de estimação com base em dados experimentais e com horizonte móvel adaptado de Daoud *et al.* (2019).

Pode-se observar que, no instante t , o método MHE busca uma curva que melhor se ajuste aos dados colhidos em uma janela de tempo anterior ao instante em questão, para fazer a estimativa do valor do parâmetro em $t + 1$. No instante $t + 1$, o intervalo de tempo avança e uma nova curva de ajuste é proposta. Através dessas novas estimativas, é possível prever o valor da variável em $t + 2$.

Em relação à robustez do método de estimação, os trabalhos de Alessandri *et al.* (2008) e Alessandri *et al.* (2011) compararam abordagens de MHE e o FKE para problemas não lineares em tempo discreto. Os resultados mos-

tram que o método de janela móvel é equiparável ao FKE e estável, mesmo em presença de ruído nas medições. Desta forma, é possível dizer que o MHE apresenta a qualidade do filtro de Kalman, mas com a potencialidade de lidar com diversas restrições e, assim, buscar melhores resultados de otimização.

Assim como no MPC, a otimização tem papel fundamental neste método estimação, pois é por meio dela que se obtém o melhor ajuste da saída do modelo e os dados experimentais para aquelas saídas. Para atingir esse objetivo, o processo busca minimizar a função de custo definida na equação 2.4, composta pela parcela de diferença entre as estimativas no começo e no fim da janela e pela saída medida (y) e a estimada (w) pelo modelo matemático. Essa função é maleável o suficiente para incorporar, ainda, parcelas relativas a ação de controle e diversas restrições. A seguir, está definida a equação da função custo usada neste trabalho.

$$J(M_t) = \mu \|\hat{x}_{t-N,t} - \bar{x}_{t-N}\|^2 + \sum_{i=k-N_{MHE}}^t \|y_i - w(\hat{x}_{i,t})\|^2 \quad (2.4)$$

onde $M_t = [\hat{x}_{(t-N_{MHE},t)} \quad \bar{x}_{t-N} \quad y_{t-N}^t \quad u_{t-N}^{t-1}]$ são os argumentos de entrada de J . O tamanho da janela é dado por $N + 1$ e está relacionado à quantidade de informação usada para realizar a estimativa do estado e μ é um fator de projeto relacionado à confiança com as medidas em relação às condições iniciais do filtro. Quanto menor a incerteza das medições, menor precisa ser este fator. Os valores de u_{tN}^{t-1}, y_{tN}^t são as sequências de medidas e entradas do sistema no intervalo $[tN, t]$. Já $\hat{x}_{tN,t}$ e \bar{x}_{tN} são, respectivamente, a estimativa e a previsão do estado no tempo tN qualquer feita a partir tempo t .

Resolvendo iterativamente o problema de otimização para cada $t = N + 1, N + 2, \dots$, com $\min J(M_t)$, s.t. $\hat{x}_{t-N,t} \in \Omega$ com $\hat{x}_{t-N,t}$ como variável de decisão, pode-se obter uma estimativa para os estados. Esse valores, $\hat{x}_{t-N+1,t}^{t,t}$ podem ser calculados iterando-se a equação de estado (2.3b) até se encontrar o melhor acordo entre valores simulados e dados experimentais.

2.4.1

Observabilidade

Para que o método seja confiável, é necessário que o estado do sistema seja observável em $N + 1$ passos para que o erro das estimativas de estado seja limitado. Um sistema é dito observável quando é possível obter o valor inicial do vetor de estados conhecendo as entradas e saídas de um sistema. Essa averiguação pode ser feita analiticamente como sugerem Alessandri *et al.*

(2008) e Hanba (2010) por meio de manipulação de matrizes.

O presente trabalho não focará em derivar formalmente a observabilidade do sistema, mas sim em fazer simulações verificar se a norma dos erros de estimação de estado se mantém estáveis à medida que se retiram medições. Como métrica de erro optou-se pela raiz do erro quadrático médio (RMSE). Conforme o processo de estimação progride, é registrada a discrepância entre as estimativas feitas pelo método MHE e os valores obtidos por meio do modelo matemático. Ao final da estimação, é possível obter um gráfico do erro quadrático ao longo do tempo e da média desse erro quadrático, o RMSE.

Estabelecida essa métrica, pode-se simular o estimador tendo como entrada todos os estados ou menos. Dessa forma, é possível averiguar como desempenho do método varia de acordo com a quantidade de medições disponíveis. Naturalmente, quanto maior o número de medições, melhores serão suas estimativas. O que se deseja saber é se a supressão de uma ou mais medidas afetaria substancialmente a qualidade do estimador. Caso não haja efeito relevante, fica comprovado que o sistema é observável, logo é possível estimar valores de variáveis para os quais não se têm dados empíricos.

O processo semi-empírico começa considerando que todos os estados sejam medidos, a simulação é feita e o RMSE é computado. Em seguida, alguns estados são desconsiderados e o processo se repete. Caso o RMSE se mantenha estável ao longo de todas essas mudanças, é possível concluir que o sistema é observável. Como dito anteriormente, essa qualidade é interessante para situações nas quais se deseja usar de variáveis internas a um processo para criar uma métrica, mas não há medições dela. O capítulo 4 mostra em detalhes o processo de verificação de observabilidade do modelo matemático em estudo.

2.5

Contribuições

Em suma, o presente trabalho apresenta duas contribuições. A primeira é simular a operação de um condicionador de ar residencial que utiliza controle preditivo. O objetivo é verificar, mediante um modelo simplificado, se tal abordagem traz benefícios para o controle da temperatura interna. A revisão bibliográfica mostrou que esse tipo de controle vem sendo bastante estudado para prédios de médio a grande porte, porém pouco em aparelhos residenciais. A segunda é aplicar a metodologia de horizonte móvel para o mesmo sistema de refrigeração e mostrar como esse método pode ser empregado para o monitoramento.

3

Detalhamento do modelo matemático do sistema de refrigeração

Neste capítulo, são apresentados os objetos de estudo e seus modelos matemáticos. Uma breve explicação de funcionamento dos seus componentes é feita. Em seguida, hipóteses simplificadoras são estipuladas e as equações relevantes são detalhadas. São dispostas, também, as expressões de curvas de ajuste para propriedades dos fluidos refrigerantes. Ao final, todo o equacionamento é posto no formato de equações e espaço de estados para serem usadas nos métodos de controle preditivo e estimação de estados.

3.1

Evaporador

É responsável pela troca térmica com o ar ambiente interno, retirando calor gerado por pessoas e equipamentos bem como aquele que resultante da diferença de temperaturas externa e interna através da parede. Existem diversos tipos, formatos e tamanhos de evaporadores. Neste trabalho, foi usado um evaporador do tipo tubo aletado com o formato mostrado na figura 3.1. Esse é formato típico de evaporadores de até 12000 Btus/h. Definir o formato



Figura 3.1: Vista do evaporador sem a coifa protetora.

é importante porque influi no cálculo de ar aprisionado dentro do trocador, informação importante para modelagem com será visto na seção 3.5.2. As medidas do modelo Daikin FTXM25QVMA foram usadas para esse processo de cálculo e a folha de dados desse aparelho está disposta na figura 3.2.

3.2

Condensador

O condensador tem a função de rejeitar calor para o meio externo. Assim como o evaporador, esses componentes são variados em tipos formatos. No entanto, os aparelhos do tipo split apresentam, tipicamente, ou a versão em tambor ou a de caixa. Neste trabalho, o condensador também é do tipo tubo aletado, porém numa conformação distinta como mostra a figura esquemática 3.3.

Optou-se por esse modelo porque o laboratório de refrigeração da PUC-Rio tem dados experimentais para um sistema que opera com condensador com esse mesmo formato. Portanto, trabalhos futuros, que podem expandir os resultados desta dissertação, poderão vir a usar este modelo com esses valores empíricos com o mínimo de adaptações. Assim como no caso do evaporador, as estimativas de ar aprisionado são feitas com base nas medidas do modelo FTXM25QVMA.

3.3

Compressor

O compressor é o equipamento responsável por elevar a pressão do fluido de trabalho e, conseqüentemente, aumentar sua temperatura a tal ponto que seja possível rejeitar calor ao ambiente externo. Como mencionado no capítulo 1, existe o padrão de duas velocidades e o de velocidade variável, popularmente chamado de "sistema inverter". Neste trabalho ambos os tipos serão simulados.

3.4

Dispositivos de expansão

São elementos responsáveis por induzir uma grande perda de pressão no refrigerante líquido proveniente do condensador. Essa redução ocorre pelo controle área pela qual o refrigerante flui em direção ao evaporador. Esse controle pode ser feito tanto mediante um sensor de temperatura acoplado à saída do evaporador ou por um motor de passo que responde aos comandos de um controlador. Os aparelhos mais modernos começam a vir de fábrica com essa opção eletrônica, que gera melhor controle de temperatura

INDOOR UNIT		FTXM20QVMA	FTXM25QVMA	FTXM35QVMA	FTXM46QVMA	FTXM50QVMA	FTXM60QVMA	FTXM71QVMA	FTXM85PVMA	FTXM95PVMA
OUTDOOR UNIT		RXM20QVMA	RXM25QVMA	RXM35QVMA	RXM46QVMA	RXM50QVMA	RXM60QVMA	RXM71QVMA	RXM85PVMA	RXM95PVMA
Rated Capacity	Cool (kW)	2.0	2.5	3.5	4.6	5.0	6.0	7.1	8.5	9.4
	Heat (kW)	2.7	3.2	3.7	4.7	6.0	7.2	8.0	9.0	10.3
Capacity Range	Cool (kW)	0.9-2.8	0.9-3.7	0.9-4.2	0.9-5.5	1.1-6.7	1.1-7.5	2.0-8.9	2.0-10.5	2.0-11.2
	Heat (kW)	0.9-4.3	0.9-5.3	0.9-5.3	1.0-6.7	1.0-8.0	1.0-8.6	2.0-10.6	1.9-11.6	1.9-12.0
Indoor Airflow Rate (H)	Cool (l/s)	152	167	175	203	267	310	310	358	372
	Heat (l/s)	157	168	183	202	287	333	328	422	413
Indoor Fan Speeds		5 steps, quiet and automatic								
Energy Label/Star Ratings	Cool	5	5	3.5	3	4	3	2.5	2	2
	Heat	5	5	5	3.5	4	3.5	3	2.5	2
Front Panel Colour		White								
Power Supply		1 phase, 220-240, 50Hz								
Power Input (Rated)	Cool (kW)	0.40	0.49	0.81	1.20	1.14	1.52	1.93	2.49	2.79
	Heat (kW)	0.55	0.65	0.77	1.13	1.33	1.74	2.02	2.42	3.07
E.E.R./C.O.P	Cool/Heat	5.00/4.91	5.10/4.92	4.32/4.81	3.83/4.16	4.39/4.51	3.95/4.14	3.68/3.96	3.41/3.72	3.37/3.36
A.E.E.R./A.C.O.P	Cool/Heat	4.82/4.78	4.95/4.92	4.20/4.59	3.79/4.03	4.33/4.43	3.91/4.10	3.53/3.81	3.31/3.62	3.27/3.28
Dimensions (HxWxD)	Indoor (mm)	285x770x223	285x770x223	285x770x223	285x770x223	295x990x263	295x990x263	295x990x263	340x1200x259	340x1200x259
	Outdoor (mm)	550x675x284	550x675x284	550x675x284	695x930x350	695x930x350	695x930x350	695x930x350	990x940x320	990x940x320
Weight	Indoor (kg)	9	9	9	9	13	13	13	17	18
	Outdoor (kg)	28	30	30	51	54	54	60	80	82
Compressor Type		Hermetically Sealed Swing Type								
Refrigerant Type		R32								
Max Pipe Length	(m)	20	20	20	30	30	30	30	30	30
Max Level Difference	(m)	15	15	15	20	20	20	20	20	20
Pipe Sizes	Liquid (mm)	6.4	6.4	6.4	6.4	6.4	6.4	6.4	6.4	6.4
	Gas (mm)	9.5	9.5	9.5	12.7	12.7	12.7	15.9	15.9	15.9
Outdoor Operating Range (Outdoor temp)	Cool (°CDB)	-10 to 46								
	Heat (°CWB)	-15 to 18								
Indoor Sound Level (HVL)	Cool (dBA)	38/19	40/19	42/19	44/26	45/28	48/29	49/30	51/37	53/38
	Heat (dBA)	39/20	40/20	42/20	43/26	45/28	48/29	49/30	51/35	52/35
Outdoor Sound Level (HVL)	Cool (dBA)	46/43	47/43	49/44	47/44	47/44	49/45	53/49	54/51	54/51
	Heat (dBA)	47/44	48/44	49/45	48/45	48/45	52/45	54/49	56/51	55/51
Outdoor EPA Sound Power Level (H)	Cool (dBA)	58	59	61	59	59	61	65	66	66
	Heat (dBA)	59	60	61	60	60	64	66	68	67

Figura 3.2: Tabela com dado de aparelho split para estimaco de massa de ar aprisionada no evaporador e condensador.

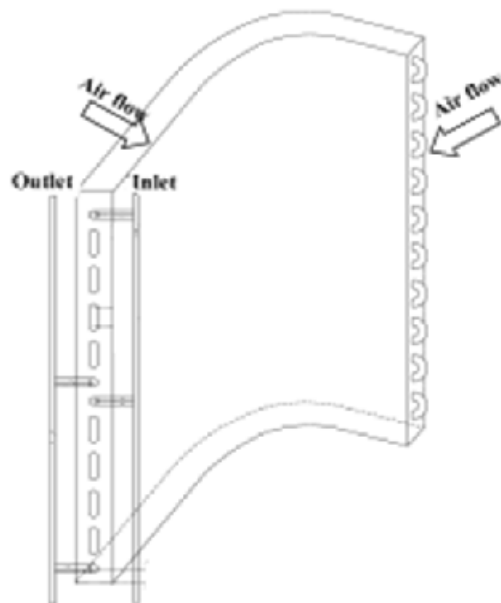


Figura 3.3: Imagem do condensador na unidade externa. Adaptado de Ding et al. (2012).

3.5 Modelo matemático

Um modelo termodinâmico foi desenvolvido com o objetivo de representar uma sala típica de escritório ou residencial e sua relação com o sistema de refrigeração. Ele é inspirado no trabalho de Vargas & Parise (1995) e tem como objetivo manter a formulação o mais simples possível, sem comprometer sua utilidade. Para isso, o sistema foi dividido em sete volumes de controle (VC) conforme mostrado na figura (3.4). Desta forma, foi possível evitar muitos parâmetros operacionais e geométricos comuns a abordagens mais complexas.

3.5.1 Descrição do sistema

Dos volumes de controle descritos, três são ocupados por ar, a saber: sala com temperatura controlada, VC1, e os lados do ar do evaporador e condensador, VC2 e VC3, respectivamente. Os outros quatro volumes de controle são ocupados por refrigerante, a saber: VC6, o dispositivo de expansão; VC5 o compressor; e os lados do refrigerante do evaporador (VC4) e do condensador (VC7).

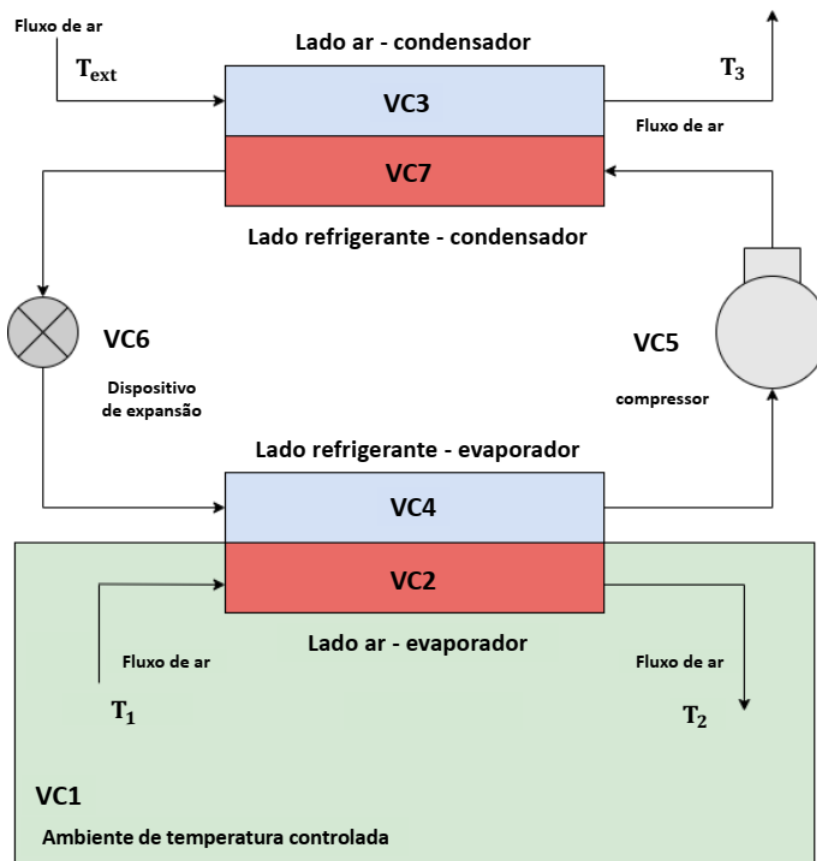


Figura 3.4: Volumes de controle do sistema de refrigeração.

3.5.2

Equacionamento termodinâmico

As equações do modelo matemático foram desenvolvidas com base nas leis fundamentais de continuidade e conservação de energia, aplicadas a cada VC. Elas são apresentadas a seguir. As unidades SI são usadas em todo o desenvolvimento. Para a derivação do modelo, as seguintes premissas foram adotadas para cada volume de controle do lado ar:

- Massa constante nos trocadores e no ambiente interno;
- Propriedades uniformemente distribuídas e constantes ao longo da seção transversal de escoamento do fluido;
- Calores específicos constantes
- Ar seco (sem umidade).

A primeira simplificação prescreve que não existe vazamento nem acúmulo dentro dos volumes. Portanto a vazão de massa que entra em cada VC é a mesma ao sair. A segunda suposição permite o uso de propriedades uniformes em vez de determinar perfis dependentes da temperatura para elas. A última suposição simplifica as equações do balanço de energia e de massa, uma vez que a umidade do ar é mantida fora da formulação. Para facilitar o entendimento, introduzem-se algumas notações. Os subscritos numéricos são referência para cada volume de controle; os subscritos e e s representam entrada e saída respectivamente; T representa a temperatura; e m_{ar} é a massa de ar no interior de um VC.

Ambiente com temperatura controlada: Como não há troca de ar entre o ambiente e o exterior, o ganho de calor é causado por fontes internas e pelo calor que é transferido pelas janelas e paredes. Aplicando balanço de energia VC1, encontra-se

$$m_{ar,1}c_{var}\frac{dT_1}{dt} = U_w A_w (T_{ext} - T_1) + \dot{Q}_{amb} + \dot{m}_{ev}c_{par}(T_2 - T_1) \quad (3.1)$$

\dot{m}_{ev} é a vazão mássica de ar através do evaporador; \dot{Q}_{amb} é a carga térmica do ambiente interno; U_w é o coeficiente global de troca térmica entre a parede e o ar dentro de VC1; A_w é a área da parede exposta ao exterior. Coeficientes específicos c_{var} e c_{par} são considerados constantes como a terceira hipótese prescreve e a mesma suposição é feita para \dot{m}_{ev} e \dot{Q}_{amb} . É interessante notar que lado esquerdo da equação contém a variação de energia interna, enquanto os fluxos de calor estão no lado direito. O valor de \dot{Q}_{amb} depende do uso do

espaço, da quantidade de pessoas e equipamentos. O cálculo para um sala típica de escritório foi feito por Vichy (2019) e seu resultado é aproveitado neste trabalho.

Lado do ar do Evaporador: A equação do balanço de energia também é aplicada a VC2 resultando em:

$$m_{ar,2}c_{v_{ar}}\frac{d}{dt}\left(\frac{T_1 + T_2}{2}\right) = \dot{m}_{ev}c_{p_{ar}}(T_1 - T_2) - \dot{Q}_{ev} \quad (3.2)$$

onde \dot{Q}_{ev} é a taxa de calor absorvida pelo refrigerante à medida que este evapora no interior dos tubos. É importante observar que a temperatura dentro de VC2 é suposta como o valor médio entre T_1 e T_2 , que são as temperaturas do ar que flui para dentro e para fora do evaporador, respectivamente. Essa opção busca evitar equações complexas de troca de calor e, assim, simplificar a modelagem. Dessa forma, o problema ganha derivada temporal da temperatura de saída do evaporador.

Lado do ar do condensador: De forma similar, o balanço de energia aplicado ao lado do ar do condensador, VC3, resulta em:

$$m_{ar,3}c_{v_{ar}}\frac{dT_3}{dt} = \dot{m}_{cd}c_{p_{ar}}(T_{ext} - T_3) + \dot{Q}_{cd} \quad (3.3)$$

onde T_3 a temperatura do ar na saída do condensador, \dot{Q}_{cd} é a taxa de troca de calor entre VC3 e VC7, e T_{ext} é a temperatura ambiente externa, considerada uma variável exógena conhecida para o sistema de controle. Neste caso não foi possível usar a média entre as temperaturas, pois não se tem qualquer ingerência sobre a temperatura externa, logo não é possível calcular a derivada como foi feito para T_1 e T_2 .

Compressor: A operação conjunta do dispositivo de expansão e do compressor dita a vazão mássica de refrigerante. Conforme mencionado na seção 3.3, o compressor é o componente mais complexo do sistema, tornando a busca de modelos para ele uma tarefa fundamental para se obter uma modelagem precisa e eficaz. Muitos estudos foram conduzidos sobre o método de modelagem do compressor de velocidade constante, dos quais o método baseado no mapa do compressor e o método de eficiência são os mais usados (Shao *et al.*, 2004). O primeiro precisa dos dados de desempenho fornecidos pelo fabricante do compressor. Por isso apresenta maior precisão. No entanto, essa característica faz com que esse modelo seja aplicável somente ao compressor especificado, dificultando a extensão para outros tipos de compressor. Comparado

ao método baseado em mapa, o método de eficiências é muito mais simples. O complexos processos de transferência de calor e massa são simplificados por equações empíricas com coeficientes experimentais (Shao *et al.*, 2004). Apesar do comportamento difícil de modelar, os compressores podem ser considerados operando em regime quase permanente. Essa hipótese é adotada por Chen & Deng (2006), pois a dinâmica do compressor é muito mais lenta que as dos demais elementos do sistema. Para estimar este valor, a compressão politrópica é assumida (Parise, 2010). Essa abordagem pode ser usada tanto para controle de duas velocidades quanto para velocidade variável. Portanto:

$$\dot{m}_{ref} = \frac{1}{v_{e,cp}} \left(1 - r \left[\left(\frac{P_{cd}}{P_{ev}} \right)^{\frac{1}{n}} - 1 \right] \right) C_V V_C u \quad (3.4)$$

Onde r é a razão de espaço nocivo do compressor, C_V é o coeficiente volumétrico, V_C é a cilindrada e a frequência de rotação, u , é presumida como arbitrária, frequentemente usada como uma variável de entrada para controle.

A potência de compressão também pode ser estimado pelo método da compressão politrópica (Parise, 2010):

$$\dot{W}_{cp} = \frac{n}{n-1} P_{ev} v_{e,cp} \left[\left(\frac{P_{cd}}{P_{ev}} \right)^{\frac{n-1}{n}} - 1 \right] \dot{m}_{ref} \quad (3.5)$$

O expoente politrópico, n , é uma função do tipo de fluido e do compressor. Em Lenz (2002), uma lista desses valores é apresentada para vários refrigerantes e condições de trabalho. Para R410A em condicionadores de ar, n é igual a 1,07. Como esse fluido refrigerante é composto por 50% de R32 e não foi encontrado na literatura outro valor experimental, optou-se por usar o mesmo valor para R32. As outras variáveis são propriedades do fluido, portanto dependentes do tipo de refrigerante e da temperatura.

Lado do refrigerante do evaporador: VC4 é o volume de controle do lado do refrigerante que recebe o calor do ar que circula na sala. O refrigerante entra no VC4 como uma mistura de bifásica, absorve o calor do fluxo de ar através do evaporador e o deixa como vapor superaquecido. O sistema de refrigeração seria mais eficiente se o fluido saísse de VC4 apenas como vapor saturado. No entanto, o alto risco de líquido entrar no compressor e causa danos consideráveis. Impõe-se que o estado termodinâmico na saída do evaporador seja de vapor superaquecido. Logo, temperatura de saída do VC4 será sempre um ΔT maior do que a temperatura de evaporação (substâncias puras) ou

ponto de orvalho (mistura não azeotrópica).

O controle da condição de saída do evaporador está relacionado com o dispositivo de expansão, a qual modula a vazão liberada para o evaporador de acordo com a condição de saída de. Se a temperatura estiver perigosamente baixa, menor quantidade mistura bifásica adentra o trocador proporcionando uma evaporação maior do fluido refrigerante. O oposto ocorre quando a temperatura está muito alta. Como válvulas eletrônicas são capazes de manter esse controle de forma bastante precisa, assume-se um ΔT de 3 °C entre a temperatura de saída e a de evaporação. Essa temperatura por sua vez é sempre 10 K mais baixa do que o ambiente controlado. Sob essas hipóteses, a equação para a taxa de troca de calor entre esses dois volumes de controle aplicada ao volume de controle do evaporador no lado do refrigerante é:

$$\dot{Q}_{ev} = \dot{m}_{ref}(h_{s,ev} - h_{e,ev}) \quad (3.6)$$

onde $h_{e,ev}$ é a entalpia específica do refrigerante na entrada do evaporador e $h_{s,ev}$, na saída. Ambas as grandezas são calculadas por meio de curvas de ajuste com auxílio do software Refprop que serão discutidas mais adiante.

Dispositivo de expansão: A função deste dispositivo é produzir uma queda de pressão tal que garanta que a temperatura da mistura bifásica seja baixa o suficiente para permitir a troca térmica no evaporador. Faz-se a hipótese de processo adiabático, portanto tem-se:

$$h_{s,cd} = h_{e,ev} \quad (3.7)$$

Lado Refrigerante do Condensador: Este volume de controle, VC7, lida com o calor rejeitado para o exterior. O fluido entra como vapor superaquecido e sai como líquido sub-resfriado. Guardadas as diferenças de funcionalidade, o modelo do condensador é muito semelhante ao do evaporador, incluindo a expressão para avaliar a taxa de troca de calor.

$$\dot{Q}_{cd} = \dot{m}_{ref}(h_{e,cd} - h_{s,cd}) \quad (3.8)$$

A entalpia específica da entrada do condensador, $h_{i,cd}$, também é calculada mediante curva de ajuste que tem como argumentos a pressão do con-

densador P_{cd} e o volume específico na saída do compressor, $v_{s,cp}$. A entalpia específica de saída é calculada assumindo um grau de sub-resfriamento de 1 K. Alguns trabalhos como Xia *et al.* (2019), simplesmente ignoram essa variação e consideram a saída como líquido saturado. Mesmo assim, optou-se por manter o grau de sub-resfriamento por conta da estabilidade numérica da solução.

Assim como no evaporador, as propriedades de mudança de fase estão relacionadas com a temperatura do ambiente a que é exposto por meio de um diferencial de temperatura. Para esse componente, a temperatura de condensação é 12 K mais alta do que T_{ext} .

Neste ponto, é necessário enfatizar que estão sendo usados diferenciais de temperatura fixos em ambos os trocadores de calor apenas por uma questão de simplicidade. Obviamente, essa aproximação ignora os diferentes perfis de temperatura dentro dos tubos e, conseqüentemente, as diferentes taxas de transferência de calor ao longo do comprimento dos trocadores. Mesmo assim, optou-se por esse método para evitar não linearidades, as quais tornam os processos de otimização do MPC e MHE mais custosos computacionalmente.

3.5.3

Métricas de eficiência energética

Indicadores de eficiência termodinâmica poder ser usados para acompanhar o desempenho de um determinado elemento ou de todo o sistema ao longo do tempo. Avaliá-los é importante, pois podem auxiliar na seleção do melhor refrigerante para um determinado conjunto de condições ou mostrar se um componente ou todo o sistema está funcionando de maneira adequada.

O primeiro indicador escolhido para esta análise foi a efetividade do evaporador, que é dada por:

$$\varepsilon = \frac{T_1 - T_2}{T_1 - T_{ev}}, \quad (3.9)$$

onde T_{ev} é a temperatura de evaporação.

A efetividade revela o quão bem a transferência de calor ocorre através dos tubos. Idealmente esse parâmetro deve ser o mais próximo de 1, porém fatores diversos ao longo de todo o sistema impedem que isso aconteça. Essa métrica serve para investigar o desempenho do evaporador. Valores de efetividade abaixo do esperado podem ser indícios de deposição nas aletas, obstrução, deficiência de fluido ou de algum dano mecânico ao componente.

A outra métrica usada neste trabalho é coeficiente de desempenho do ciclo

de refrigeração, COP. Esta medida indica a quantidade de calor que é extraída da sala por unidade de tempo em comparação com o trabalho de compressão. Essa é uma métrica pode ser usada para acompanhar o desempenho de todo o sistema ao longo da operação. Valores relativamente baixos podem indicar um consumo anormal de energia pelo compressor, por exemplo. Registrada essa anomalia, cabe ao mantenedor do sistema pode vir a fazer algum reparo.

O COP é definido por:

$$COP = \frac{\dot{Q}_{ev}}{\dot{W}_{cp}}. \quad (3.10)$$

Ambos os indicadores citados podem ser usados na comparação entre sistemas. Neste trabalho, os dois foram usados para comparar a operação de um sistema de refrigeração com o fluido R32 e com R410A. Como mencionado no capítulo 1, o intuito foi mostrar como o método de estimação pode ser usado para monitorar sistemas de refrigeração. Além disso, foi possível averiguar qual dos refrigerantes apresentou o melhor desempenho. Mostrando que a estimação de estados pode ser uma ferramenta importante para a seleção de refrigerantes.

3.5.4

Equações de propriedades termodinâmicas

Esta classe de equações estabelece relações entre várias propriedades de fluidos. Eles tornam possível calcular, por exemplo, a entropia específica para um determinado estado, definindo a pressão e a temperatura como argumentos da função. Neste trabalho, o software REFPROP 9.1 *NIST Reference Fluid Thermodynamic and Transport Properties Database* (Lemmon *et al.*, 2013) foi empregado para calcular propriedades dentro de um envelope operacional típico de um condicionador de ar residencial.

Com esses dados prontos, criaram-se superfícies e curvas de ajuste para cada propriedade de interesse. Esse passo foi feito mediante ferramenta de interpolação *cftool* do Matlab tendo como resultado uma série de funções polinomiais que estão descritos nas tabelas 3.1 e 3.2.

A opção pelo uso de curvas de ajuste para as propriedades termodinâmicas em vez obtê-las diretamente por meio do software REFPROP está relacionado à maneira com a qual a biblioteca simbólica usada no processo de otimização opera. Para usá-la, é necessário ter uma expressão simbólica para cada um dos N_{MPC} pontos da janela temporal. Essas expressões serão derivadas e iteradas pelos otimizadores tanto do MHE quanto do MPC a fim de obter a menor erro possível. Como não é possível traduzir a chamada de uma

função em Matlab em termos simbólicos, o ajuste de curvas se mostrou como uma boa alternativa.

Uma outra opção seria usar de equações de estado para definir as propriedades de interesse. No entanto, a não linearidade dessas equações poderia aumentar custo computacional da resolução dos problemas de otimização. Dessa forma, trabalhar com funções ajustadas se mostrou como melhor custo benefício.

No presente trabalho, usam-se aproximações para determinação das seguintes propriedades:

- volume específico na entrada do compressor $v_{e,cp}$, $[m^3/kg]$;
- pressão de evaporação P_{ev} , $[kPa]$;
- entalpia de saída do evaporador $h_{s,ev}$, $[kJ/kg]$;
- pressão de condensação P_{cd} , $[kPa]$;
- entalpia de saída do condensador $h_{s,cd}$, $[kJ/kg]$;
- entalpia na entrada do condensador $h_{e,cd}$, $[kJ/kg]$.

Essas propriedades são designadas pelas letras F e um conjunto dessas expressões para R32 está detalhado na tabela 3.1.

Símbolo	Formulação	Significado	R^2
F_1	$1,58 \cdot 10^{-5}(T_1)^2 - 9,98 \cdot 10^{-3}(T_1) + 1,59$	$v_{e,cp}$	0,9999
F_2	$0,390(T_1)^2 - 185,7(T_1) + 2,30 \cdot 10^4$	P_{ev}	1,000
F_3	$-5,19(T_1)^2 + 3,09 \cdot 10^3(T_1) + 6,53 \cdot 10^4$	$h_{s,ev}$	0,9998
F_4	$0,507 \cdot (T_{ext})^2 - 256,8(T_{ext}) + 3,318 \cdot 10^4$	P_{cd}	1,0000
F_5	$5,59(T_{ext})^2 - 1430(T_{ext}) - 1,71 \cdot 10^5$	$h_{s,cd}$	1,0000
F_6	$3,18 + 8,84 \cdot 10^{-3}P_{cd} + 4,91 \cdot v_{s,cp}P_{cd} - 5,22 \cdot 10^{-7}P_{cd}^2 + 327$	$h_{e,cd}$	0,9964

Tabela 3.1: Resumo de curvas e superfícies de ajuste para R32.

Deve ser frisado que esses ajustes já consideram os acréscimos e decréscimos que o modelo impõe para a determinação de T_{ev} e T_{cd} como explicado na seção 3.5.2. Atenção especial deve ser dada à função definida por F_6 , pois é a única que precisa de dois argumentos. Um deles é o volume específico na saída do compressor que pode ser calculado pela equação 3.11 a seguir.

$$v_{s,cp} = v_{e,cp} \left(\frac{P_{ev}}{P_{cd}} \right)^{1/n} \quad (3.11)$$

Para o caso referente ao R410A, uma nova série de curvas de ajuste foi definida. Como as simulações desse gás foram para uma temperatura externa constante, não foi necessário implementar curvas para $h_{s,cd}$ nem P_{cd} que têm valores constantes e seus valores foram avaliados pelo REFPROP. As formulações estão detalhadas na tabela 3.2. As unidades são as mesmas das propriedades do refrigerante R32.

Símbolo	Formulação	Significado	R^2
G_1	$1, 14 \cdot 10^{-5}(T_1)^2 - 7, 20 \cdot 10^{-3}(T_1) + 1, 15$	$v_{e,cp}$	1, 0000
G_2	$0, 377(T_1)^2 - 181, 6(T_1) + 2, 22 \cdot 10^4$	P_{ev}	1, 0000
G_3	$-4, 04(T_1)^2 + 2, 57 \cdot 10^3(T_1) + 2, 82 \cdot 10^4$	$h_{s,ev}$	1, 0000
G_4	$-5, 37(T_1)^2 + 3, 79 \cdot 10^3(T_1) - 2, 05 \cdot 10^5$	$h_{s,cp}$	1, 0000

Tabela 3.2: Resumo de curvas e superfícies de ajuste para R410A

3.5.5

Modelo de espaço de estados

Com o modelo termodinâmico definido, foi possível manipular as equações para obter uma formulação de espaço de estados. Isso significa explicitar a relação entre valores de entrada e saída de um modelo através de equações diferenciais de primeira ordem. Essa maneira de dispor as equações não tem nenhuma relação com o que se chama de "estado termodinâmico". O objetivo desta formulação é isolar as derivadas para poder explicitar a interdependência entre as variáveis do modelo e, também, facilitar a implementação computacional. O vetor de estado x é composto pelas temperaturas dos volume de controle que contém ar, ao passo que a entrada é a frequência de rotação do compressor. Portanto, tem-se $x = [T_1, T_2, T_3]^T$ e $u = u$.

Há ainda a influência da temperatura externa na formulação. Tal parâmetro será tratado como variável exógena, pois não se tem ingerência sobre seu valor e ela será referenciada por T_{ext} . As equações que definem o caso em estudo foram obtidas na seção 3.5. Elas foram reescritas de modo a explicitar as derivadas de primeira ordem do modelo e o resultado é mostrado na equação 3.12. Essa formulação matricial na qual estão evidenciadas entradas (u), saídas (y) e estados (x) é chamada de modelo em espaço de estados.

$$\dot{x} = \begin{bmatrix} a_1x_1 + a_2x_2 + a_3\dot{Q}_{amb} + a_4T_{ext} \\ a_5x_1 + a_6x_2 + a_7\dot{Q}_{amb} + a_8T_{ext} + a_9\dot{Q}_{ev} \\ a_{10}x_3 + a_{11}T_{ext} + a_{12}\dot{Q}_{cd} \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

A seguir são apresentadas as expressões para cálculo das taxas de troca de calor no evaporador e no condensador para o caso do R32. A mesma fórmula foi usada para simular o R410A com as devidas substituições das curvas de ajuste para o cálculo das entalpias. Esses valores são calculados a cada instante das simulação. Disposta dessa maneira, fica evidente o caráter não linear do modelo em estudo e a influência das funções de ajuste. As não linearidades implicam maior custo computacional, porém modelos não lineares tendem a representar melhor os fenômenos.

$$\dot{Q}_{ev} = \frac{C_V V_C}{F_1(x_1)} \left(1 - r \left[\left(\frac{F_4(T_{ext})}{F_2(x_1)} - 1 \right)^{\frac{1}{n}} - 1 \right] \right) u[F_3(x_1) - F_5(T_{ext})] \quad (3.13)$$

$$\dot{Q}_{cd} = \frac{C_V V_C}{F_1(x_1)} \left(1 - r \left[\left(\frac{F_4(T_{ext})}{F_2(x_1)} - 1 \right)^{\frac{1}{n}} - 1 \right] \right) u[F_6(T_{ext}, x_1) - F_5(T_{ext})] \quad (3.14)$$

A seguir são detalhadas as constantes a_k do modelo de espaço de estados. Todos os termos que não variam com o tempo foram isolados. Optou-se por os coeficientes dessa forma para deixar a formulação de espaço de estados menos poluída visualmente para o leitor. Todos os valores estão dispostos na tabela 3.3.

$$a_1 = -\frac{U_w A_w + \dot{m}_{ev} c p_{ar}}{C V_{ar} m_{ar,1}} \quad (3.15)$$

$$a_2 = \frac{\dot{m}_{ev} c p_{ar}}{C V_{ar} m_{ar,1}} \quad (3.16)$$

$$a_3 = \frac{1}{cv_{ar}m_{ar,1}} \quad (3.17)$$

$$a_4 = \frac{U_w A_w}{cv_{ar}m_{ar,1}} \quad (3.18)$$

$$a_5 = \left(\frac{2\dot{m}_{ev}cp_{ar}}{cv_{ar}m_{ar,2}} + \frac{U_w A_w + \dot{m}_{ev}cp_{ar}}{cv_{ar}m_{ar,1}} \right) \quad (3.19)$$

$$a_6 = - \left(2\frac{\dot{m}_{ev}cp_{ar}}{cv_{ar}m_{ar,2}} + \frac{\dot{m}_{ev}cp_{ar}}{cv_{ar}m_{ar,1}} \right) \quad (3.20)$$

$$a_7 = - \frac{U_w A_w}{cv_{ar}m_{ar,1}} \quad (3.21)$$

$$a_8 = - \frac{1}{cv_{ar}m_{ar,1}} \quad (3.22)$$

$$a_9 = - \frac{1}{cv_{ar}m_{ar,2}} \quad (3.23)$$

$$a_{10} = - \frac{\dot{m}_{cd}cp_{ar}}{cv_{ar}m_{ar,3}} \quad (3.24)$$

$$a_{11} = \frac{\dot{m}_{cd}cp_{ar}}{cv_{ar}m_{ar,3}} \quad (3.25)$$

$$a_{12} = \frac{1}{cv_{ar}m_{ar,3}} \quad (3.26)$$

Variável	Valor	Variável	Valor
A_w	63 m^2	\dot{Q}_{amb}	2056 W
U_w	$1.472 \text{ W}/(\text{m}^2 \text{ K})$	T_{ext}	303.15 K
$c_{v_{ar}}$	$717 \text{ J}/(\text{kg K})$	C_v	$0,85$
$c_{p_{ar}}$	$1004 \text{ J}/(\text{kg K})$	V_c	$12 \times 10^{-6} \text{ m}^3$
$m_{ar,1}$	85.22 kg	ΔT_{sub}	1 K
$m_{ar,2}$	0.03 kg	ΔT_{ev}	10 K
$m_{ar,3}$	0.04 kg	ΔT_{sup}	3 K
\dot{m}_{ev}	0.22 kg/s	ΔT_{cd}	12 K
\dot{m}_{cd}	0.8 kg/s		

Tabela 3.3: Constantes numéricas usadas na simulação. Os valores foram obtidos por Vichy (2019).

4

Aplicação de método de estimação de estados a um sistema de refrigeração residencial

Nesta seção, apresentam-se os resultados da aplicação do algoritmo de estimação do estado do horizonte móvel ao sistema térmico descrito e as estimativas de eficiência. As simulações foram feitas para dois fluidos refrigerantes, a saber, R32 e R410A. Ao final, um comparativo de desempenho entre os dois foi realizado com intuito de mostrar as possibilidades que advém da adoção do método de estimação.

4.1

Descrição da simulação

O método MHE foi implementado na plataforma Matlab usando o modelo de estimação detalhado na equação (3.12) e com as curvas de ajustes obtidas por meio do software Refprop. Um período de 20 minutos foi simulado, pois esse intervalo se mostrou suficiente para que o sistema atingisse o regime permanente. A temperatura interna (T_1) foi usada para controlar a frequência de rotação (u) do compressor como uma chave liga-desliga. Quando T_1 está acima do limite superior, u é definido como 60 Hz e, quando está abaixo do limite inferior, o compressor é desligado, ou seja, $u = 0$. Os parâmetros relevantes da simulação são mostrados na tabela 4.1, enquanto que a tabela 3.3 guarda as constantes do modelo termodinâmico considerado nas simulações deste capítulo.

Parâmetro	Valor
Tempo de simulação	1200 s
Tempo de amostragem	0,01 s
Desvio padrão	0,01
Fator de penalização, μ	0,01
Temperatura ambiente inicial	30 $^{\circ}C$
Ponto de ajuste de temperatura	24 $^{\circ}C$

Tabela 4.1: Parâmetros relacionados à configuração da simulação.

4.2

Testes de aderência

Para qualquer modelo matemático é necessário fazer algum tipo de simulação prévia para averiguar se ele é capaz de descrever fidedignamente o comportamento dos fenômenos que visa emular. No melhor dos cenários, uma validação experimental da modelagem seria feita. No entanto, isso não foi possível. Contudo, mesmo na falta de comparação experimental, é importante testar os modelos em situações conhecidas para inferir se o modelo é capaz de prever minimamente o comportamento esperado do sistema. Com esse objetivo, foram simulados dois casos para o modelo matemático: compressor desligado e ligado. Estes cenários foram escolhidos porque já se conhece previamente o perfis de temperaturas resultantes para essas condições. As figuras 4.1 e 4.2 mostram os testes de aderência do modelo matemático feitos com refrigerante R32 e temperatura externa fixa em 30 °C.

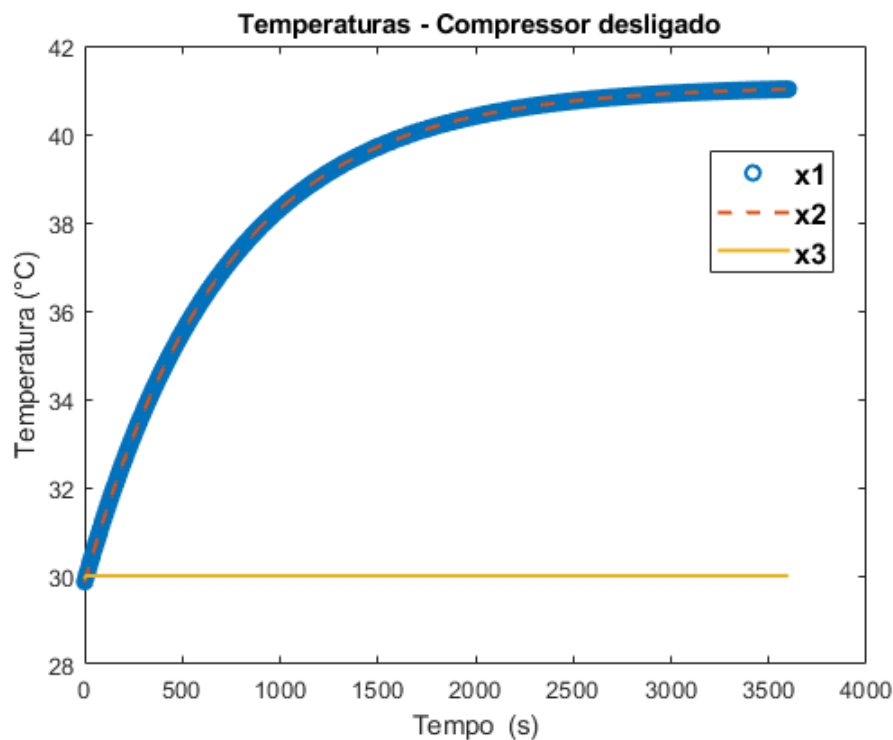


Figura 4.1: Teste de aderência caso compressor desligado.

Os gráficos dos testes mostram que o modelo está alinhado às expectativas. Quando o compressor permanece desligado, espera-se que a temperatura interna da sala se eleve em função da geração interna de calor no ambiente. Já para o caso em que se mantém ligado é esperado um declínio da temperatura até atingir a estabilidade.

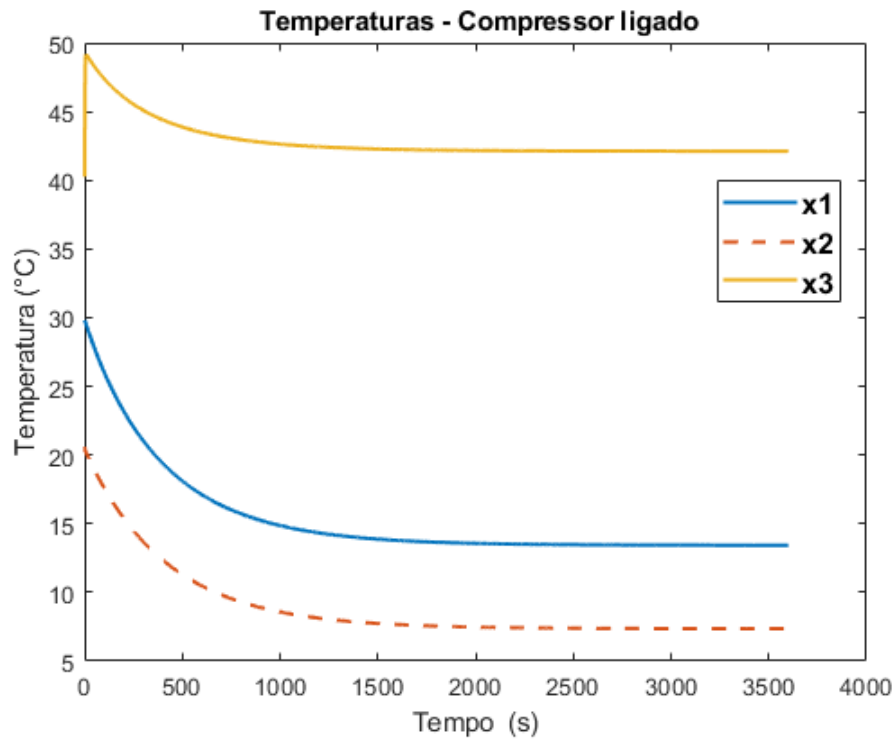


Figura 4.2: Teste de aderência caso compressor ligado.

Com esses resultados é possível estar seguro de que o modelo captura os comportamentos mais importantes do sistema de refrigeração, logo pode ser usado nas análises de MHE e MPC.

4.3 Resultados e Análises

Com o modelo termodinâmico totalmente desenvolvido, buscou-se avaliar a observabilidade do modelo. O objetivo neste caso foi verificar possibilidade de estimar as temperaturas de saída do ar de ambos os trocadores de calor, T_2 e T_3 , com base em medições feitas para T_1 por meio do método de estimação de horizonte móvel. A partir deste ponto, a notação de estado (x_1, x_2 e x_3) passará a ser adotada uma vez que o modelo de espaço de estados será muito usado.

Primeiramente, simulou-se o sistema operando com R32 presumindo que todas três variáveis de estados eram medidas. Em seguida, novas rodadas de testes foram feitas considerando que apenas o estado x_1 e x_2 fossem medidos. Ao final, a simulação foi feita considerando apenas x_1 Disponível. Os resultados de RMSE foram respectivamente 0,0101, 0,0123 e 0,0170. Comparando esses resultados, notou-se que o erro se comportou de forma assintoticamente estável, indicando que o sistema é observável. Naturalmente, uma investigação mais aprofundada seria ideal como, por exemplo, verificar se é possível provar a observabilidade analiticamente (Alessandri *et al.*, 2008; Hanba, 2010). Por esta

Tamanho da janela	R410A	R32
2	0.0301	0.0302
4	0.0242	0.0243
6	0.0206	0.0207
8	0.0182	0.0183
10	0.0165	0.0166

Tabela 4.2: Comparação RMSE pra diferentes janelas de horizonte móvel.

ser uma tarefa bastante extensa para sistemas não lineares, a comprovação teórica ficará a cargo de pesquisas futuras.

Tendo essa condição estabelecida, também se quis inferir se o tamanho da janela impactava ou não a observabilidade, portanto, diferentes tamanhos de janela foram testados. Foi adotado o erro médio quadrático (RMSE) com o propósito de avaliar como a precisão do modelo varia em função dos tamanhos das janelas. Para calcular o RMSE, em cada instante de amostragem, compara-se o vetor de estimativas no tempo t feito no tempo t com o estado verdadeiro através da raiz do erro quadrático médio. Em seguida, toma-se a média desta métrica para todas as amostras.

Foram escolhidas as estimativas no final da janela porque elas tendem a apresentar as maiores discrepâncias em relação aos dados de simulação coletados devido à natureza iterativa da estimativa de estado dentro da janela. A tabela 4.3 mostra valores relativamente pequenos para RMSE, que diminuem conforme o comprimento da janela aumenta. Esse comportamento já era esperado uma vez que, com mais medidas disponíveis, o estimador torna-se mais preciso. . As mesmas observações feitas para a tabela 4.3 são confirmadas na figura 4.3, onde os dados simulados e estimativa de estado são quase indistintos para ambos os fluidos refrigerantes testados.

Com relação às métricas de eficiência termodinâmica, os cálculos foram feitos com base nos estados estimados ao longo da simulação. A Figura 4.4(a) mostra como o COP evolui com o tempo e a figura 4.4(b) mostra a efetividade do evaporador, para ambos os fluidos refrigerantes testados. É possível ver que as informações relevantes podem ser inferidas com base nos valores da estimativa de estado com horizonte móvel.

Como na figura 4.4(a), mostra uma diferença significativa foi pode ser notada no gráfico COP, R410A apresenta valores maiores que R32 para todo o período de simulado. Dessa forma, pode-se supor que o equipamento operando com aquele primeiro gás tem um desempenho melhor. Outro resultado que concorre a favor dessa tese é o gráfico de efetividade disposto na figura 4.4(b).

Observa-se que o sistema operando com R410 apresenta valores maiores de efetividade e que leva menos tempo para o para atingir a temperatura desejada

Deve-se apontar que os valores de COP não consideram toda a potência necessária ao funcionamento de um condicionador de ar. Para uma análise mais próxima da realidade, deveriam ser consideradas perdas elétricas, mecânicas, perdas térmicas no compressor e a potência dissipada pelos ventiladores.

O objetivo aqui é de apenas mostrar como o método de estimação de estados pode ser usado para fornecer indicativos importantes sobre a o desempenho dos sistemas. Por esse motivo, maiores investigações devem ser feitas no que tange à modelagem para que comparações mais precisas sejam feitas.

Entretanto, dentro do intervalo de temperatura, a efetividade tende a se igualar. É importante apontar que as curvas de COP e de efetividade podem ser comparadas às grandezas de projeto, fornecendo informações sobre a saúde dos equipamentos internos, o que é importante no contexto do uso de energia e tolerância a falhas. As métricas de desempenho também podem ser usadas nas funções objetivo do controle preditivo como uma forma de garantir ações de controle que privilegiem a eficiência de operação.

4.4

Conclusões

Neste capítulo, foram listados os resultados da implementação da metodologia de estimação de estados ao modelo matemático discutido no capítulo 2 operando com um controlador tipo duas velocidades. Foi possível verificar a observabilidade dos sistema quando apenas o estado 1 é fornecido como medição. Tendo essa confirmação, o sistema foi simulado para se obter medidas de efetividade do evaporador (ε) e do coeficiente de performance (COP) para os dois fluidos de trabalho. Esses são indicadores interessantes para aferir a saúde e o desempenho do aparato em funcionamento e fazer comparações entre refrigerantes diferentes.

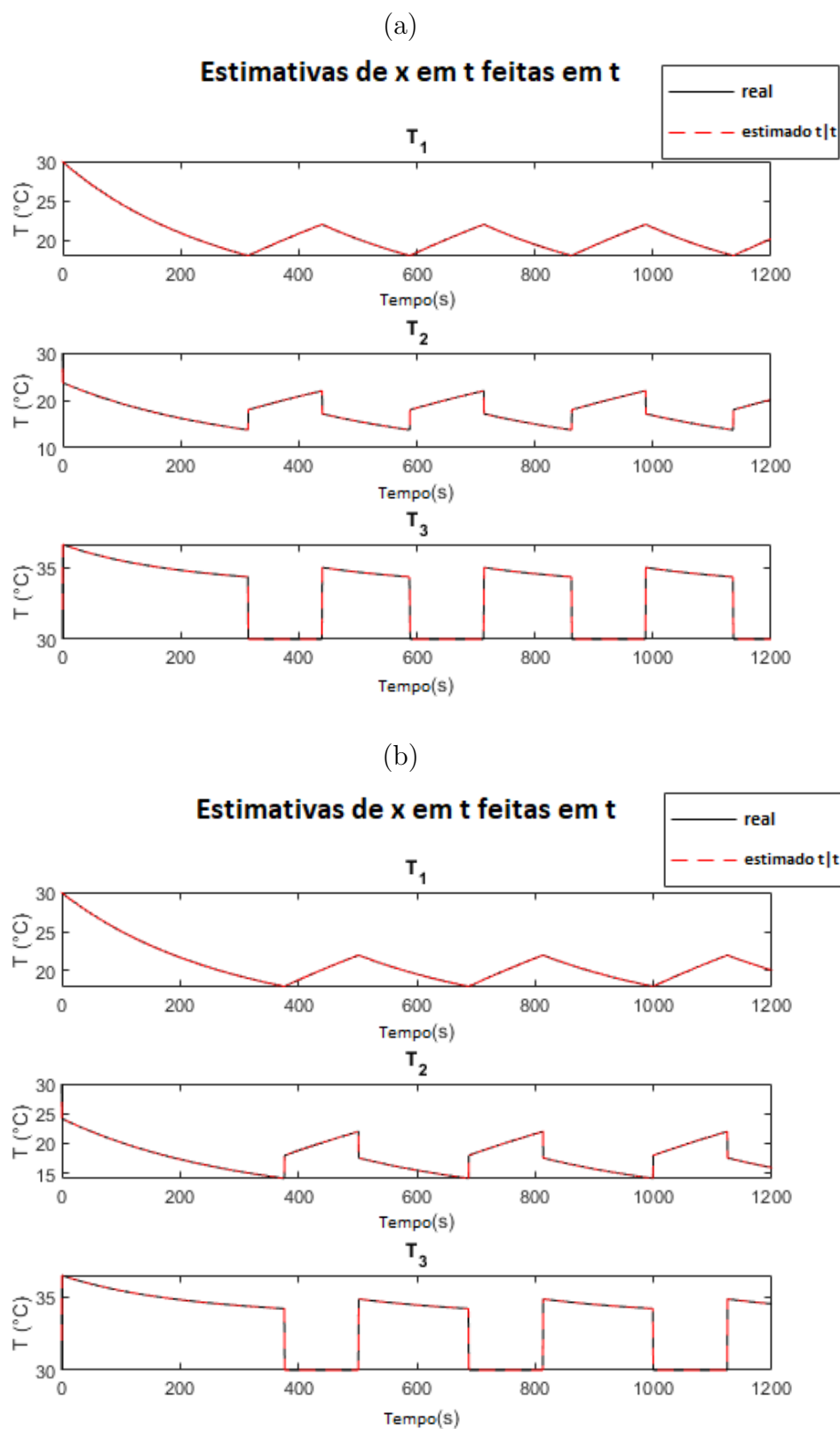


Figura 4.3: Estimativas dos estados no tempo t , feitas no tempo t , para o fluido (a) R32 e (b) R410A.

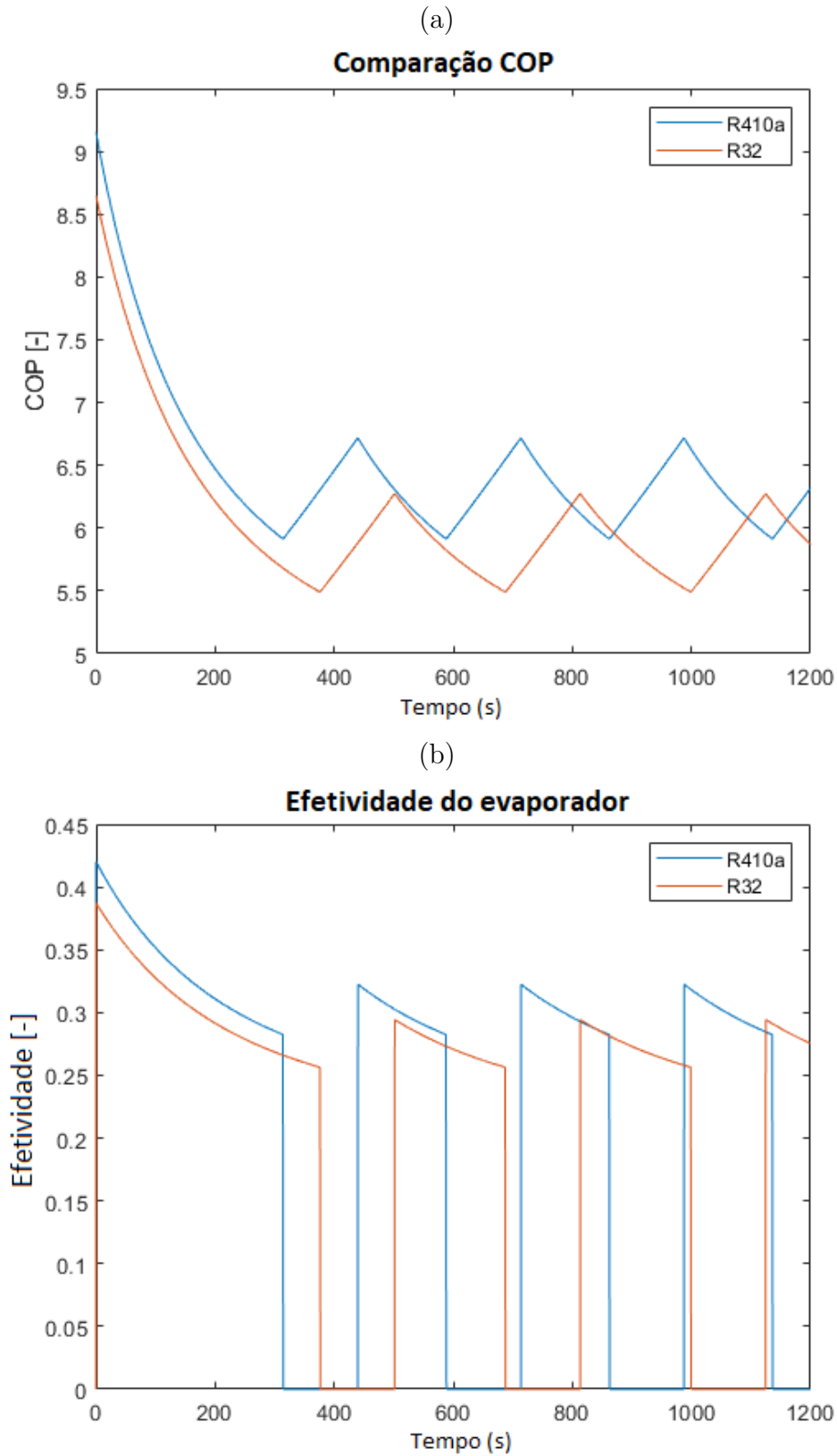


Figura 4.4: Comparação das métricas de eficiência adotadas no presente trabalho, calculadas com base nas estimativas de estado do procedimento de horizonte móvel. (a) COP e (b) efetividade ϵ , para ambos os fluidos estudados.

5

Aplicação de método de controle preditivo a um sistema de refrigeração residencial

Neste capítulo, estão dispostos os detalhes e os resultados da simulação de um sistema de refrigeração operando segundo a lógica de controle preditivo. O objetivo é verificar se o sistema é capaz de controlar a temperatura interna de forma satisfatória. Um segundo objetivo deste capítulo é comparar o desempenho de um mesmo sistema de refrigeração operando com controlador MPC e outro de duas velocidades para um mesmo conjunto de dados de temperatura externa.

5.1

Descrição da simulação

A simulação do sistema operando com MPC foi feita por meio da plataforma Matlab com auxílio das bibliotecas REFPROP e CASADI. A primeira foi utilizada para definição das curvas de ajuste como visto no capítulo 3. A última biblioteca é de derivação simbólica e foi desenvolvida por Andersson *et al.* (2019). Ela contém solvers próprios e vem sendo cada vez mais empregada em trabalhos de otimização por conta da sua agilidade e eficiência na resolução de problemas não lineares. Já a simulação do sistema operando com controlador de duas velocidades, foi feita através da plataforma Simulink como feito no capítulo 4.

Para avaliar o desempenho desse controlador, desejou-se usar dados operacionais reais colhidos pelo grupo de refrigeração da PUC-Rio. Esses dados consistem de valores de temperatura externa de um condicionador de ar do tipo split residencial operando na cidade do Rio de Janeiro - RJ entre abril e julho de 2018. Nos dias de coleta, foram tomadas medições minuto a minuto em período compreendido entre 9h00 e 20h00 totalizando 781 medições por dia. A análise desses dados mostrou que a temperatura externa variava entre 24 °C e 38 °C com média de 28 °C e desvio padrão de 3,1°C . Logo, os valores a serem simulados foram 25, 28 e 31 °C por se tratarem de valores representativos de um dia comum.

Além da implementação considerando temperatura constante, todos os

valores de temperatura externa capturados ao longo de dois desses dias foram usados para simular a operação típica. O objetivo foi verificar se o método de controle era eficaz o suficiente para controlar a temperatura da sala em condições dinâmicas de funcionamento.

Os parâmetros chave da simulação do sistema foram: o tamanho da janela de previsão N_{MPC} , o período de amostragem t_{MPC} , o tempo de simulação t_{simu} , e as penalizações da variação da ação de controle λ_{MPC} e da diferença entre temperatura interna e desejada μ_{MPC} . Elas foram ajustadas conforme as simulações eram realizadas de modo a obter o melhor compromisso entre tempo de simulação e qualidade dos resultados. A menor janela capaz de descrever o modelo foi de 25 pontos e o maior passo de amostragem foi 0,02 segundos. Valores tempo acima desse fizeram a simulação não convergir. Os valores iniciais das penalizações λ_{MPC} e μ_{MPC} foram, respectivamente, 0,005 e 0. Conforme as simulações eram feitas, chegou-se a $\lambda_{MPC} = 1$ e $\mu_{MPC} = 1$, porém com resultados insatisfatórios de desempenho do controlador. Os parâmetros de simulação do controlador de duas velocidades são os mesmos do capítulo 4.

No que se refere às variáveis de projeto, o tempo de simulação para o caso de temperatura constante, t_{simu} , foi de 1200s (20 minutos), porque esse foi o intervalo de tempo mínimo necessário para se verificar se o sistema de refrigeração atingia o regime permanente. A temperatura desejada, T_{set} , tem o valor de 24 °C com tolerância de 2 °C acima ou abaixo, um patamar agradável para os indivíduos. Os valores limite da ação de controle, 5Hz para o mínimo e 50Hz foram selecionados de acordo com dados típicos encontrados na literatura (Shao *et al.*, 2004).

5.2

Resultados e análises

5.2.1

Simulação controlador MPC

Para o caso de temperaturas externas constantes, a figura 5.1 revela que o controlador mantém a rotação no máximo no início da simulação até a temperatura atingir o regime permanente. Como já era esperado, quanto maior a temperatura externa, maior é o tempo para atingir o regime permanente e mais elevado é valor de rotação de equilíbrio. Deve-se notar que, embora o controlador tenha se mostrado eficaz em manter a temperatura no patamar desejado, o sinal de controle oscilou bastante. Essa característica fica clara observando o gráfico para temperatura de 31 °C, o qual apresenta uma linha mais espessa que as demais. Aumentando-se o zoom dos gráficos, é possível

verificar que a amplitude das oscilações cresce à medida que a temperatura externa aumenta.

Esse comportamento foi notado ao longo de todas as rodadas de simulação. Para tentar mitigá-lo, tentou-se elevar o valor λ_{MPC} para que processo de otimização penalizasse ainda mais a mudança no valor de ação de controle e, assim, reduzisse a oscilação. A figura 5.2 mostra que esse intento não teve o resultado desejado. Para uma temperatura externa de 38 °C, houve aumento da oscilação da ação de controle quando a penalização subiu de 0 para 1. Essa é uma deficiência do controlador que precisa ser estudada com mais detalhes. Talvez, alguma restrição de intervalo de tempo entre uma ação e outra possa ser introduzida em trabalhos futuros para mitigar esse comportamento.

Tendo apurado que controlador MPC é capaz de manter a temperatura da sala no nível desejado em uma situação de condições de contorno constantes, decidiu-se investigar qual seria o seu desempenho em um cenário dinâmico. Então, o sistema foi simulado por 10 horas (600 min) utilizando dados coletados experimentalmente de temperatura externa como detalhado na seção 5.1. Foram selecionados os dias 12 e 13 do conjunto de dados por conta do perfil de temperatura de cada um. O 12º dia apresenta uma amplitude térmica razoável e máxima de 36 °C, o que seria uma condição de trabalho desafiadora para qualquer sistema de refrigeração. Já a temperatura externa do dia 13 varia em torno de 24 °C, logo uma oportunidade interessante para avaliar a performance do controlador em uma condição mais próxima à temperatura desejada.

Os resultados para o dia 12 são mostrados na figura 5.3. Nela, pode-se ver que o sistema consegue manter a temperatura durante o período mais quente do dia (300 a 500 min). Entre os minutos 400 e 500, a temperatura interna ultrapassa o valor desejado, porém esse incremento está dentro da faixa aceitável. No entanto, nos intervalos de 0 a 300 minutos e de 500 a 600 minutos, provavelmente haveria algum desconforto. Durante esses períodos ação de controle não é rebaixada o suficiente para garantir menor desvio em relação à temperatura desejada.

Os resultados para o dia 13 descritos na figura 5.4 revelam um mesmo comportamento para ação de controle. Assim como no dia 12, o controlador não reduz de forma eficiente valor da frequência para aproximar a temperatura interna da desejada. Outra semelhança entre os resultados é a busca pelo equilíbrio em torno de 20 °C.

Esse comportamento chama a atenção uma vez que seria interessante do ponto de vista energético e de seguimento da temperatura que a rotação do compressor fosse a menor possível. Isso implicaria, além do maior conforto térmico dos ocupantes, em menos desgaste nas peças e, também, redução de

custos de operação. A fim de tentar alcançar esses objetivos, novas rodadas de simulação foram feitas variando o fator responsável por penalizar a ação de controle. O resultado gráfico está exposto na figura 5.5. É possível constatar que existe apenas ligeira diferença entre as temperatura internas dos casos. Isso indica que ambos os controladores projetados têm desempenhos parecidos, logo não haveria justificativa para penalizar ação de controle, mantendo somente a penalização da diferença em relação à temperatura desejada. Contudo, o sinal de controle da simulação com fator λ_{MPC} maior imprime velocidade menor ao compressor, fazendo deste a opção mais eficiente. Para valores de penalização acima de 1, nenhuma melhora foi observada como pode ser visto pela sobreposição das curvas $\lambda_{MPC} = 1$ e $\lambda_{MPC} = 10$.

É importante frisar que as oscilações observadas na figura 5.1 não são vistas em imagem de 5.3, porque apenas dados de simulação minuto a minuto são colhidos. Optou-se por essa abordagem porque os dados experimentais também eram tomados minuto a minuto. Dessa forma, variar os valores λ_{MPC} não provoca tamanho ruído nos gráficos como visto na figura 5.2 e comparações mais precisas podem ser realizadas.

5.2.2

Comparação controlador de duas velocidades

Os resultados da comparação estão expostos na figura 5.6. Nela, é possível verificar que o controlador baseado em duas velocidades tem um desempenho superior àquele operando com MPC. A opção de controle preditivo manteve a temperatura dentro da faixa desejada de temperatura ($22 - 26^{\circ}C$) em apenas 53% do tempo. A mesma métrica para o caso de controlador de duas velocidades chega a 96%. Essa discrepância indica que não seria vantajoso trocar um sistema operando com duas velocidades por um segundo baseado na filosofia de controle preditivo. No entanto, deve-se ressaltar que o modelo termodinâmico é simples e que não compreende derivada temporal para a temperatura externa. Isso pode justificar o fato de o controlador MPC conseguir manter a temperatura desejada no caso de condição externa constante, mas não no dinâmico.

5.3

Conclusões

Neste capítulo, foram detalhados os resultados da aplicação do método de controle preditivo não linear. O modelo matemático usado é aquele definido no capítulo 3. Primeiramente, simulações foram feitas considerando a temperatura externa constante para um período de 20 minutos e, em seguida, para operação

de 10h com temperatura variante. O método se mostrou capaz de manter a temperatura interna da sala próxima ao valor desejado no primeiro caso, porém com oscilação considerável na velocidade do compressor. Uma série de valores de penalização da mudança da ação de foram testados, porém aumentá-los não foi suficiente para reduzir esse problema. As instabilidades acabaram aumentando, não apenas na velocidade de rotação, mas nas temperaturas previstas.

No segundo caso, o controlador não foi capaz manter a temperatura no nível desejado. Por vezes a temperatura chegou a 20 °C, que não é condição de conforto, e em outras ficou ligeiramente acima do limiar pretendido. Também foram testados diferentes valores de λ_{MPC} . Os resultados são melhores à medida que o valor da penalização aumenta. No entanto, mesmo para valores acima de 1, não há mudança significativa no controle de temperatura que justifique o uso de um controlador que leve mais tempo para computar. Uma justificativa possível para esse comportamento é a falta de derivada da temperatura externa no cálculo da temperatura de saída do condensador (x_3). A omissão desse termo pode ter contribuído de forma relevante para a performance ruim do controlador em condição dinâmica, mas não ter causado danos no caso constante.

A comparação entre os desempenhos dos sistemas operando com MPC e controlador de duas velocidades mostrou que a opção baseada em controle preditivo apresentou o pior resultado. A opção de duas velocidades manteve a temperatura interna dentro da faixa desejada em 578 dos 600 minutos de simulação, 82% a mais que a opção com MPC. Mesmo com essa discrepância, mais estudos comparativos precisam ser feitos para definir qual forma de controle é mais adequada.

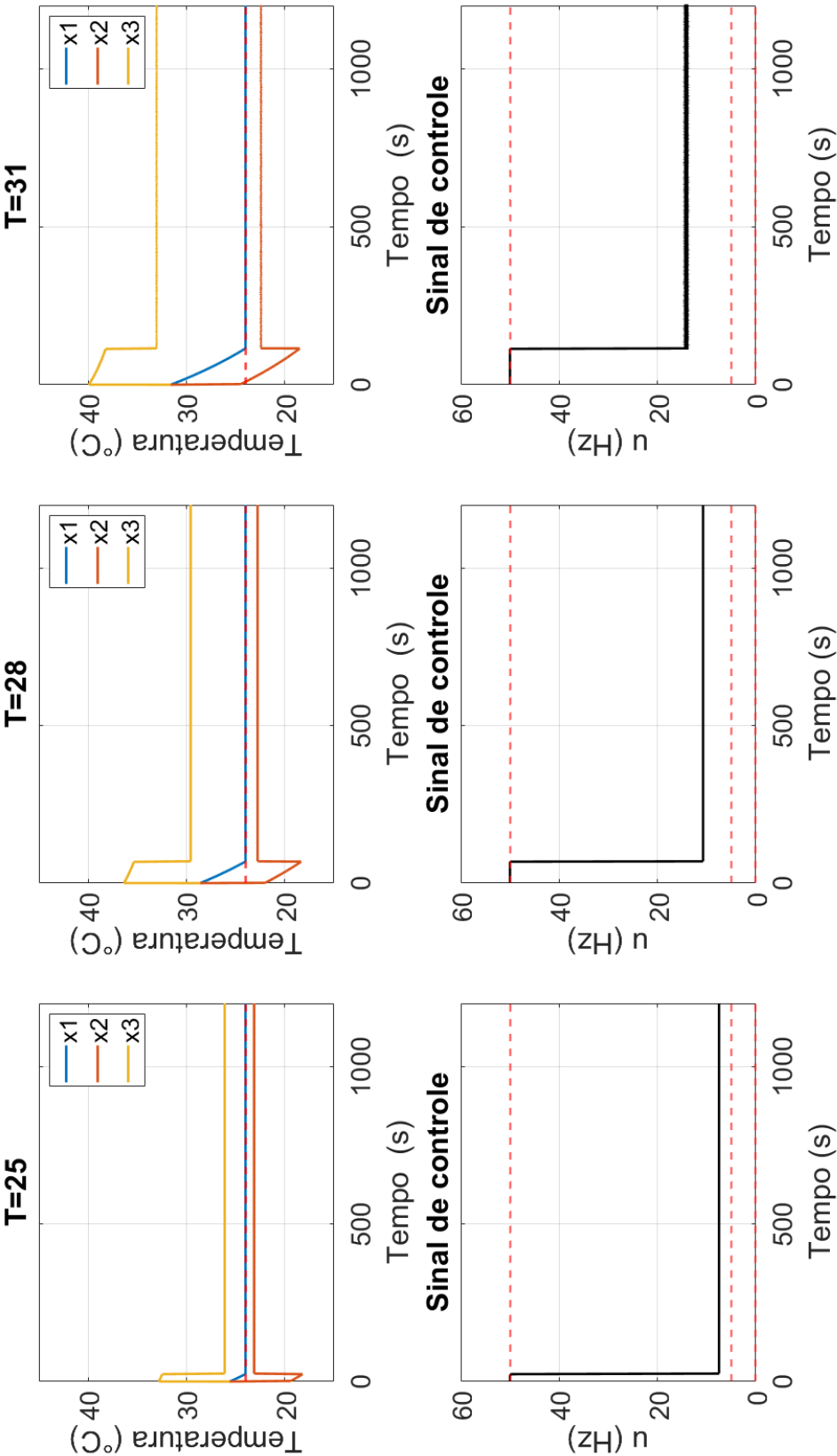


Figura 5.1: Resultados da simulação para temperaturas 25 °C, 28 °C e 31 °C. Aumento da amplitude de oscilações da ação de controle para caso de 31 °C.

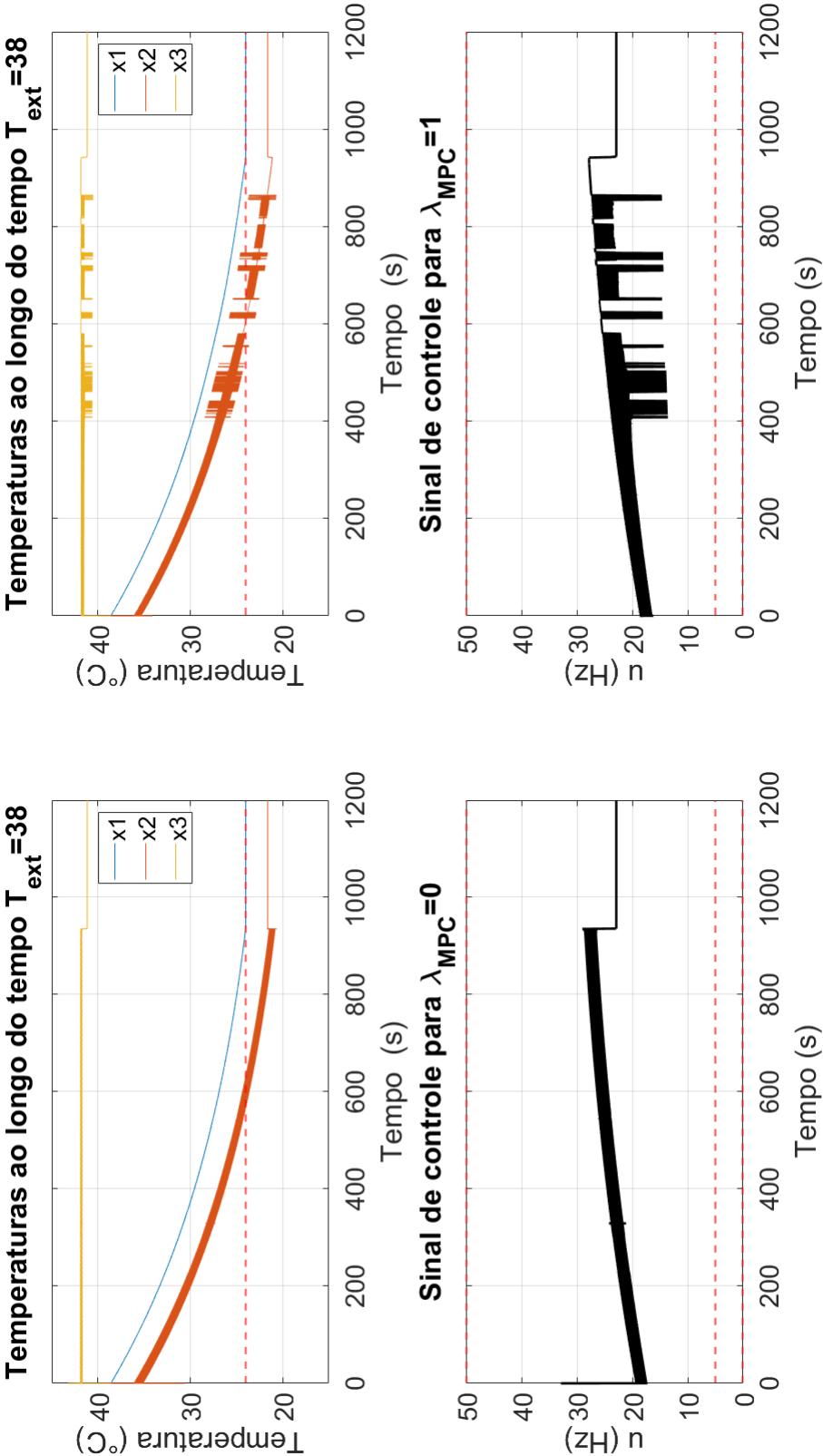


Figura 5.2: Comparação entre dois valores de penalização para λ_{MPC} .

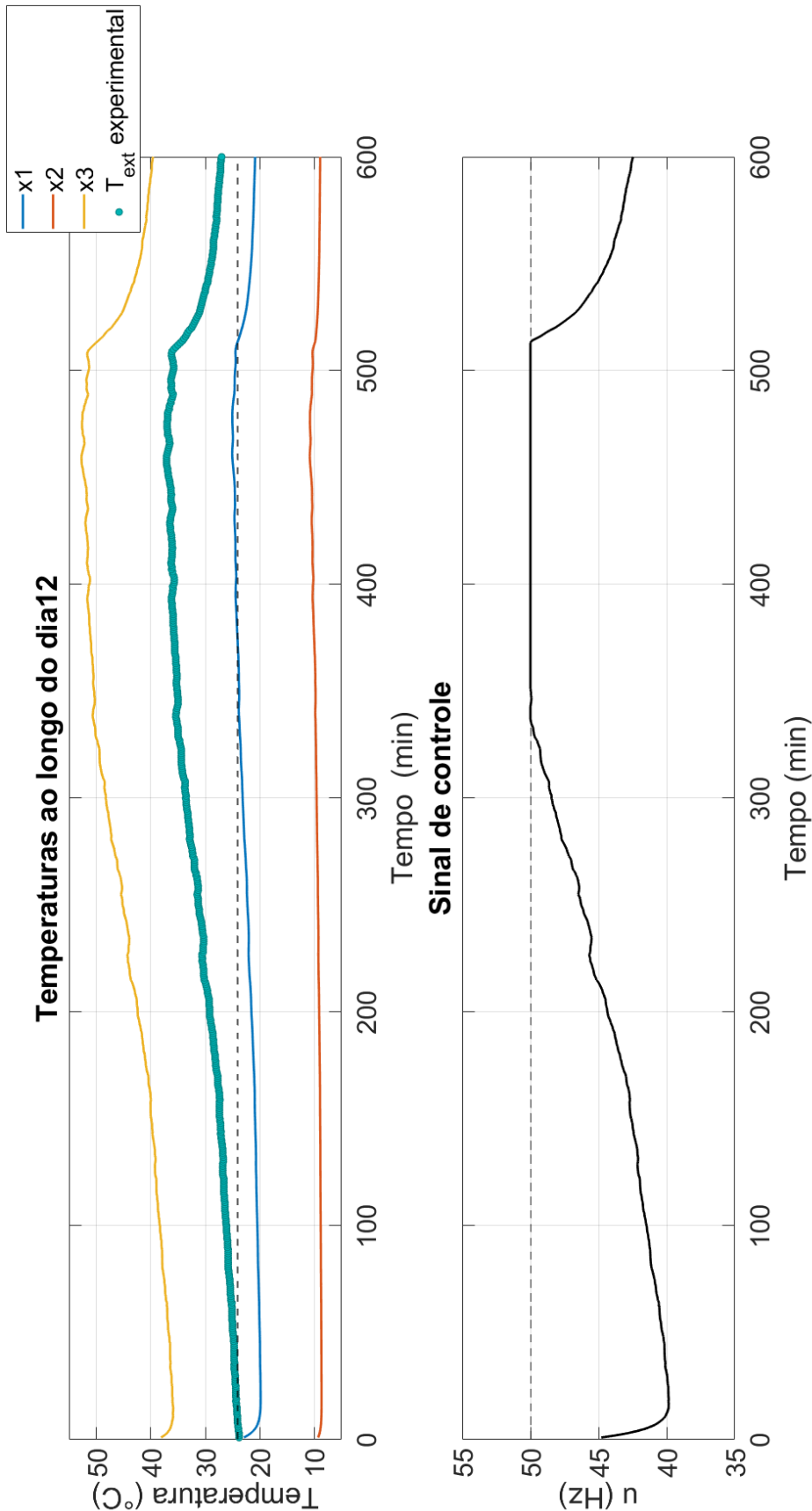


Figura 5.3: Resultados da simulação ao longo do dia. Caso dia quente.

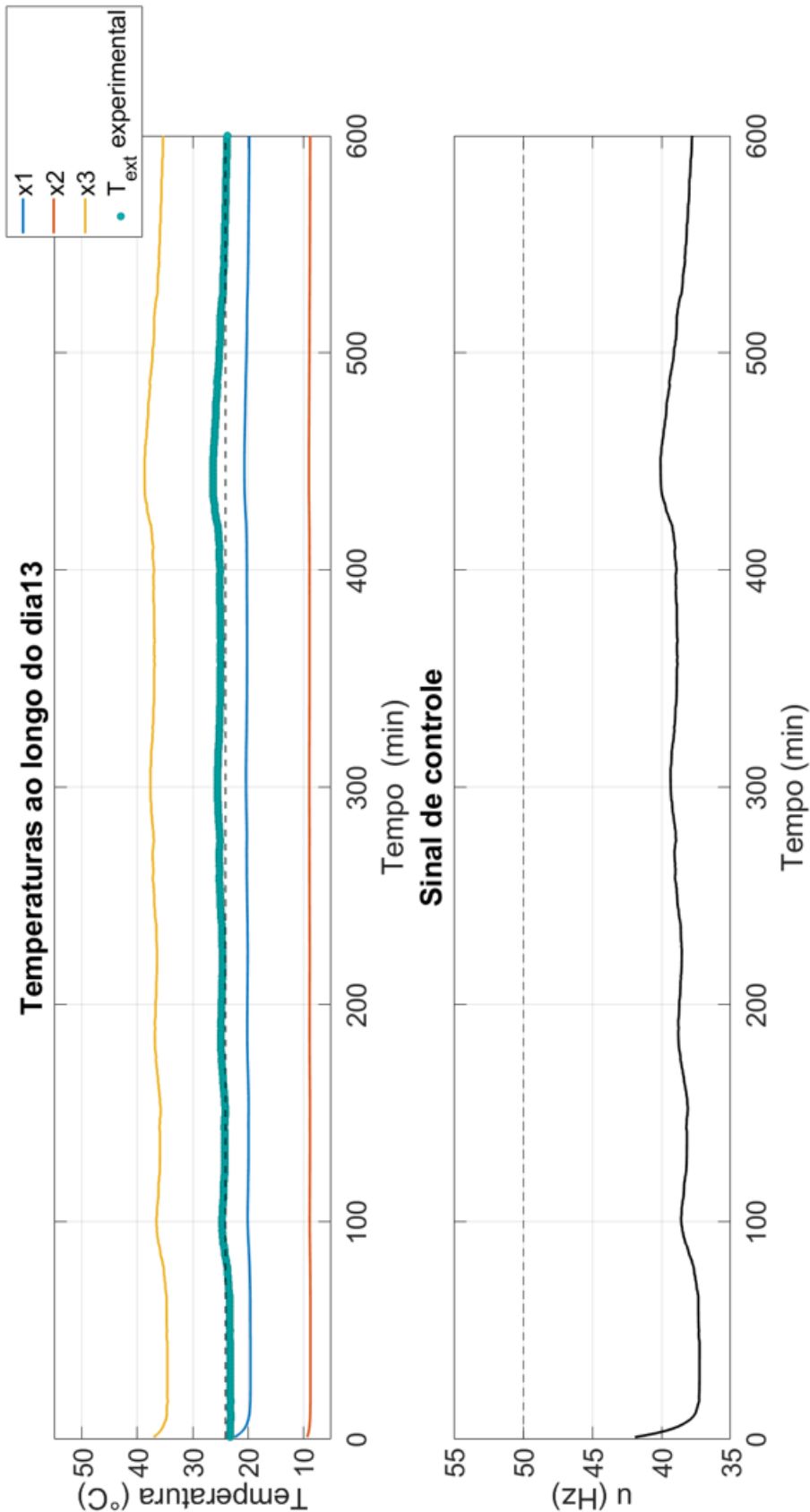


Figura 5.4: Resultados da simulação ao longo do dia. Caso dia temperatura próxima à desejada.

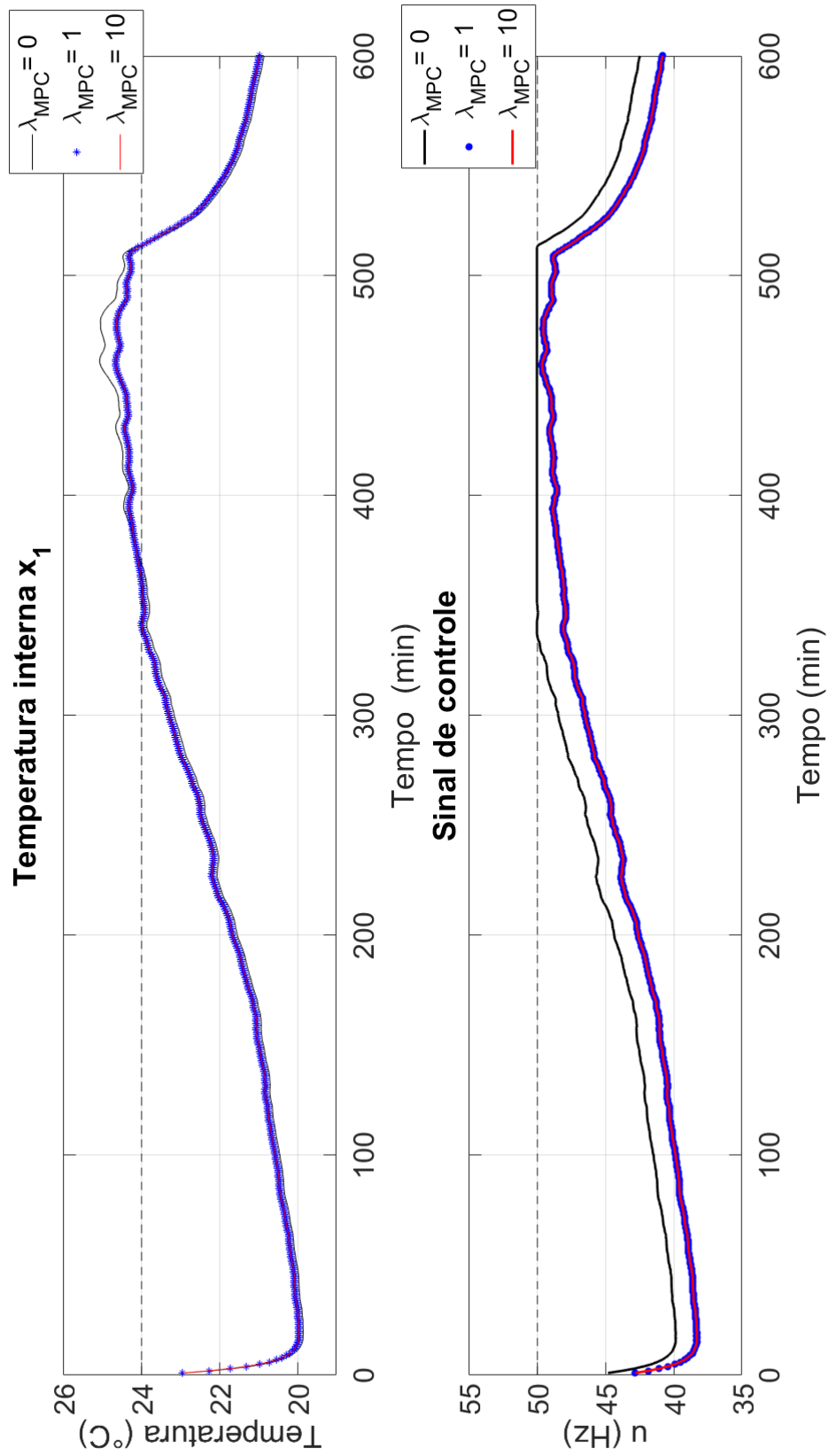


Figura 5.5: Comparação entre penalizações simulação de um dia completo.

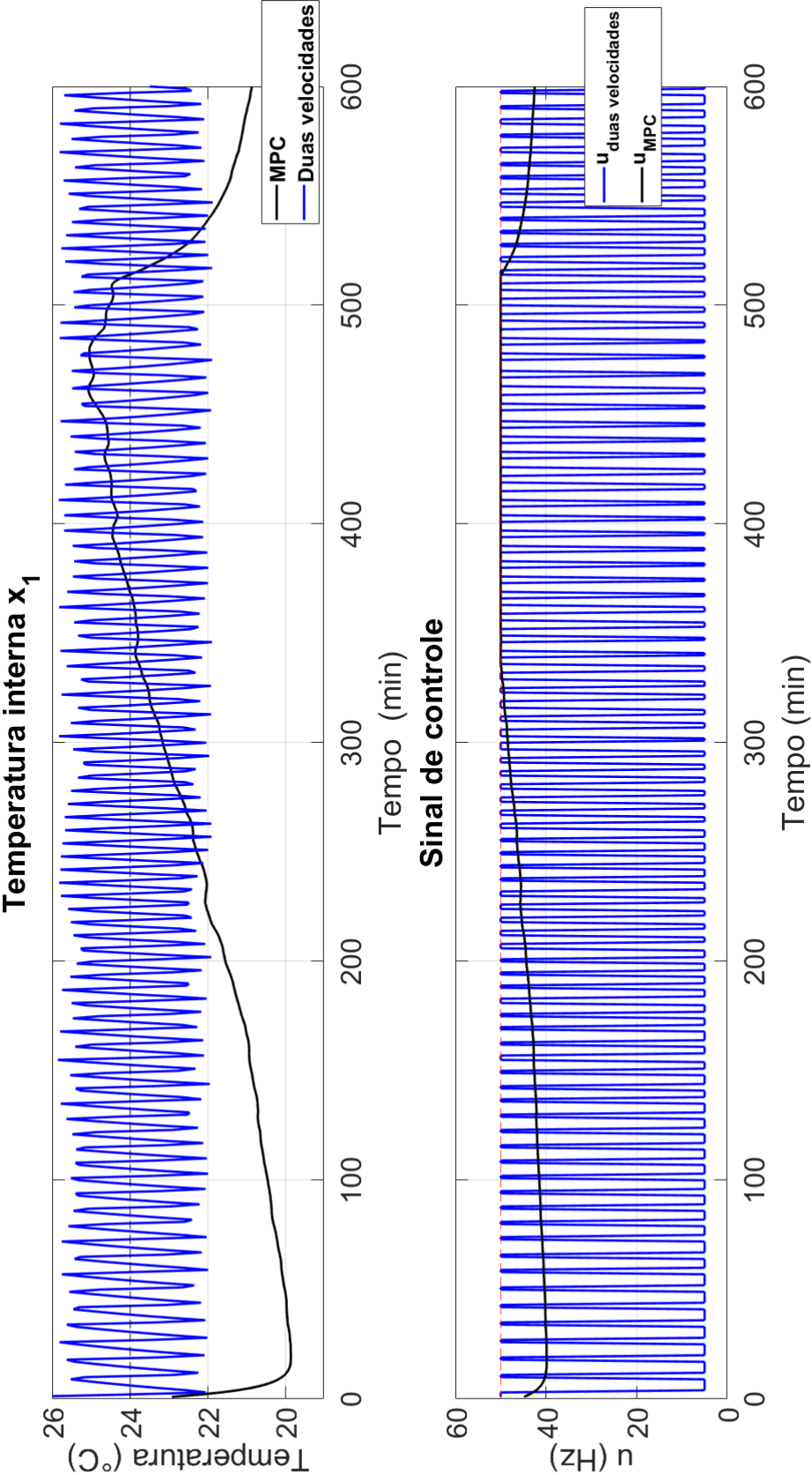


Figura 5.6: Comparação controladores baseados em MPC e de duas velocidades.

6

Conclusão e sugestão para trabalhos futuros

Neste trabalho, apresentaram-se os resultados da aplicação de um estimador de estados de horizonte móvel não linear para o caso de um sistema de refrigeração. Foi possível verificar que as informações de desempenho podem ser inferidas com base nos resultados do procedimento de estimação, o que tem implicações importantes para o monitoramento e controle avançado. Para tanto, foi desenvolvido um modelo termodinâmico de um condicionador de ar do tipo split que atende a um escritório acoplado a um esquema de estimativa. O primeiro objetivo do trabalho foi investigar se o modelo do condicionador de ar era ou não observável, analisando empiricamente o erro de estimativa. Em seguida, dois fluidos de trabalho diferentes, R32 e R410A, foram usados para a simulação a fim de comparar e analisar seus desempenhos. A efetividade do evaporador e o COP foram empregados nessa investigação. Os resultados mostraram que, ao operar com R32 e aplicar as premissas aqui estabelecidas, o sistema apresenta desempenho geral inferior. As simulações também apontam que a opção com R32 leva mais tempo para atingir o temperatura de referência desejada em comparação ao R410A.

Também foram apresentados resultados da implementação do método de controle preditivo de fronteira móvel desenvolvido para o mesmo sistema de refrigeração. Os dados revelam que um condicionador de ar residencial com MPC pode ser capaz de controlar a temperatura de um ambiente para condição externa constante. No entanto, perturbações foram detectadas na ação de controle quando o período de tempo estudado foi da ordem de segundos. Diversos fatores de penalização da variação de controle foram testados com o intuito de mitigar esse comportamento, porém nenhum proporcionou melhora significativa.

Ao se analisar o mesmo sistema para uma operação de 10 horas, com dados reais minuto a minuto, essas oscilações foram eliminadas e uma análise paramétrica do valor da penalização de controle foi feita. Foi possível concluir que o controlador projetado é capaz de manter a temperatura próxima ao patamar desejado (24 °C) por 318 minutos dos 600 na condição de temperatura externa elevada. Já para condições externas mais próximas à temperatura desejada,

o sistema tende manter a temperatura abaixo da faixa estipulada durante os 600 minutos de simulação. Assim como na simulação com temperatura externa constante, diversos valores de penalização da ação de controle foram testados. Os gráficos mostram que o aumento do fator que penaliza provoca uma ligeira melhora no seguimento da temperatura interna acompanhada de uma redução no valor médio da velocidade rotação. Apesar desta melhora de desempenho, o mesmo padrão de resfriamento excessivo do ambiente foi observado.

Com o intuito de comparar os desempenhos de condicionadores de ar operando com MPC a um controlador tradicional, uma simulação com controle de duas velocidades foi feita para condição dinâmica. Os resultados mostram que a opção baseado em modelo preditivo mantém a temperatura interna dentro da faixa desejada em 53 % do tempo contra 96% do método tradicional. Essa diferença de performance é inesperada uma vez que a filosofia de controle preditivo teria mais recursos para definir valores de ação de controle para manter a temperatura em níveis desejados. É importante ressaltar que o modelo matemático é simplificado e que desconsidera uma série de características de uma lógica de controle como inércia dos componentes, por exemplo. Portanto, esse resultado mostra que mais estudos precisam ser feitos na área de modelagem termodinâmica e em relação ao controlador baseado em MPC.

Em trabalhos futuros, seria interessante aprimorar o modelo termodinâmico para levar em consideração a umidade do ar. Deve-se buscar também uma modelagem que considere o regime transiente do refrigerante e a inércia térmica dos elementos do sistema de refrigeração. Como outra contribuição, pode-se investigar a observabilidade do sistema analiticamente. Outros fluidos refrigerantes podem ser testados em especial os HFOs que tendem a substituir aqueles simulados neste trabalho. No campo do controle, pode-se acoplar no procedimento de estimação para projetar controladores mais eficazes usando restrições de eficiência ou de custo tarifário. Sugere-se também considerar, além da temperatura interna como padrão de conforto, os efeitos da poluição e da umidade.

Referências Bibliográficas

- Aleixandre-Tudó, José Luis, Castelló-Cogollos, Lourdes, Aleixandre, José Luis, & Aleixandre-Benavent, Rafael. 2019. Renewable energies: Worldwide trends in research, funding and international collaboration. *Renewable energy*, **139**, 268–278.
- Alessandri, A., Baglietto, M., & Battistelli, G. 2008. Moving-horizon state estimation for nonlinear discrete-time systems: New stability results and approximation schemes. *Automatica*, **44**(7), 1753–1765.
- Alessandri, A., Baglietto, M., Battistelli, G., & Gaggero, M. 2011. Moving-Horizon State Estimation for Nonlinear Systems Using Neural Networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, **22**(5), 768–780.
- Amasyali, Kadir, & El-Gohary, Nora M. 2018. A review of data-driven building energy consumption prediction studies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, **81**, 1192–1205.
- Andersson, J. A. E., Gillis, J., Horn, G., Rawlings, J. B., & Diehl, M. 2019. CasADi – A software framework for nonlinear optimization and optimal control. *Mathematical Programming Computation*, **11**(1), 1–36.
- Arif, Mohammed, Katafygiotou, Martha, Mazroei, Ahmed, Kaushik, Amit, Elsarag, Esam, *et al.* . 2016. Impact of indoor environmental quality on occupant well-being and comfort: A review of the literature. *International Journal of Sustainable Built Environment*, **5**(1), 1–11.
- Ayala, H.V.H., Sampaio, R., Muñoz, D. M., Llanos, C., Coelho, L., & Jacobi, R. 2016. Nonlinear model predictive control hardware implementation with custom-precision floating point operations. *Pages 135–140 of: 2016 24th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED)*.
- Camacho, Eduardo, & Bordons, Carlos. 2007. *Model Predictive Control*. Vol. 13. Springer, London.
- Carvalho, J. E. S. P. 2020. *Desenvolvimento e validação de um modelo para um sistema de refrigeração com nanolubrificante POE-diamante e refrigerante*

- R410A. Dissertação de Mestrado, Departamento de Engenharia Mecânica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil.
- Chen, W., & Deng, S. 2006. Development of a dynamic model for a DX VAV air conditioning system. *Energy Conversion and Management*, **47**(18), 2900–2924.
- Coloumb, D., Dupont, J.L., & Picahard, A. 2015. *29th Informatory note on refrigeration technologies. The role of refrigeration in the economy*. Tech. rept. International Institute of Refrigeration.
- Coloumb, D., Dupont, J.L., & Morlet, V. 2017. *35th Informatory note on refrigeration technologies. The impact of the refrigeration sector on climate change*. Tech. rept. International Institute of Refrigeration.
- Daoud, M. A., Osman, M., Mehrez, M. W., & Melek, W. W. 2019. Path-following and Adjustable Driving Behavior of Autonomous Vehicles using Dual-Objective Nonlinear MPC. *Pages 1–6 of: 2019 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES)*.
- Deb, Chirag, Lee, Siew Eang, & Santamouris, Mattheos. 2018. Using artificial neural networks to assess HVAC related energy saving in retrofitted office buildings. *Solar Energy*, **163**, 32–44.
- Ding, G., T., Ren, Zheng, Y., Gao, Y., & Song, J. 2012. Simulation-based Design Method for Room Air Conditioner with Smaller Diameter Copper Tubes. *International Journal of Air-Conditioning and Refrigeration*, **20**(03), 1250012.
- Drgoňa, Ján, Arroyo, Javier, Cupeiro Figueroa, Iago, Blum, David, Arendt, Krzysztof, Kim, Donghun, Ollé, Enric Perarnau, Oravec, Juraj, Wetter, Michael, Vrabie, Draguna L., & Helsen, Lieve. 2020. All you need to know about model predictive control for buildings. *Annual Reviews in Control*, **50**, 190 – 232.
- Dupont, J.L., Domanski, P., Lebrun, P., & Ziegler, P. 2019. *38th Informatory note on refrigeration technologies. The impact of the refrigeration sector on climate change*. Tech. rept. International Institute of Refrigeration.
- Godina, R., Rodrigues, E.M.G., Pouresmaeil, E., Matias, J.C.O., & Catalão, J.P.S. 2018. Model predictive control home energy management and optimization strategy with demand response. *Applied Sciences*, **8**(3), 408–427.
- Grüne, L., & Pannek, J. 2017. *Nonlinear Model predictive control Theory and algorithms*. Vol. 2. Gewerbestrasse 11, 6330 Cham, Switzerland: Springer.
- Hanba, S. 2010. Further Results on the Uniform Observability of Discrete-Time Nonlinear Systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, **55**(4), 1034–1038.

- Haseltine, E. L., & Rawlings, J. B. 2005. Critical Evaluation of Extended Kalman Filtering and Moving-Horizon Estimation. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 44(8), 2451–2460.
- Hedengren, John D., Shishavan, Reza Asgharzadeh, Powell, Kody M., & Edgar, Thomas F. 2014. Nonlinear modeling, estimation and predictive control in APMonitor. *Computers Chemical Engineering*, 70, 133–148. Manfred Morari Special Issue.
- Kalaimani, R., Jain, M., Keshav, S., & Rosenberg, C. 2020. On the interaction between personal comfort systems and centralized hvac systems in office buildings. *Advances in Building Energy Research*, 14(1), 129–157.
- Kelman, A., & Borrelli, F. 2011. Bilinear model predictive control of a HVAC system using sequential quadratic programming. *IFAC Proceedings Volumes*, 44(1), 9869–9874.
- Lemmon, E. W., Bell, I. H., Huber, M. L., & McLinden, M. O. 2013. *NIST Standard Reference Database 23: Reference Fluid Thermodynamic and Transport Properties-REFPROP, Version 9.1*.
- Lenz, J.R. 2002. Polytrropic Exponents for Common Refrigerants. *2002 International Compressor Engineering Conference. Anais 2002*.
- Miranda, Tiago. 2018. *Relações Exteriores aprova acordo para reduzir emissão de gases de aquecimento global*.
- Nasution, H., Aziz, A. A., & Latiff, Z. A. 2015. PI control Application for building Air Conditioning System. *Jurnal Teknologi*, 75(11).
- Parise, J.A.R. 2010. A Seven-Control Volume Simulation Model for the Vapor-Compression Refrigeration Cycle. *MERCOFRIO 2010 Congresso de Climatização e Refrigeração. Anais 2010*.
- Rawlings, J. B., Mayne, D. Q., & Diehl, M. 2017. *Model predictive control: theory, computation, and design*. Vol. 2. Madison, WI: Nob Hill Publishing.
- Sahu, C., Kirubakaran, V, Radhakrishnan, TK, & Sivakumaran, N. 2017. Explicit model predictive control of split-type air conditioning system. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 39(5), 754–762.
- Shao, S., Shi, W., Li, X., & Chen, H. 2004. Performance representation of variable-speed compressor for inverter air conditioners based on experimental data. *International Journal of Refrigeration*, 27(8), 805–815.

- Ul-Haq, A. A., Cholette, M. E., & Djurdjanovic, D. 2017. A Dual-Mode Model Predictive Control Algorithm Trajectory Tracking in Discrete-Time Nonlinear Dynamic Systems. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 139(4).
- Vargas, J.V.C., & Parise, J.A.R. 1995. Simulation in transient regime of a heat pump with closed-loop and on-off control. *International Journal of Refrigeration*, 18(4), 235–243.
- Vichy, A. C. 2019. *Simulação de Um Condicionador de Ar do Tipo Split Operando em Regime Transiente do Lado Do Ar e com Resposta Instantânea no Lado do Fluido Refrigerante*. Trabalho de Conclusão de Curso, Departamento de Engenharia Mecânica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil.
- Wang, Z., & Hu, G. 2018. Economic MPC of nonlinear systems with nonmonotonic Lyapunov functions and its application to HVAC control. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 28(6), 2513–2527.
- Xia, Y., Ding, Q., Jiangzhou, S., Zhang, X., & Deng, S. 2019. A simulation study on the operational stability of an EEV-controlled direct expansion air conditioning system under variable speed operation. *International Journal of Refrigeration*, 103, 115–125.