

CENTRO FEDERAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA DE MINAS GERAIS
Campus DIVINÓPOLIS
GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECATRÔNICA

Laura Carize Fernandes Silva

ESTUDO E MODELAGEM DE UMA BOMBA DE CALOR A CO₂ PARA FINS DE CONTROLE
FUZZY



Divinópolis
2019

Laura Carize Fernandes Silva

ESTUDO E MODELAGEM DE UMA BOMBA DE CALOR A CO₂ PARA FINS DE CONTROLE
FUZZY

Monografia de Trabalho de Conclusão de Curso apresentada ao Colegiado de Graduação em Engenharia Mecatrônica como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Engenheira Mecatrônica.
Eixo de Formação: Modelagem e Controle de Processos.

Orientador: Dr. Valter Junior de Souza Leite
Coorientador: Dr. Ralney Nogueira de Faria



Divinópolis
2019

Agradecimentos

Agradeço,

aos meus pais e irmãs todo apoio, incentivo e amor doados a mim durante o percurso.

aos demais familiares pelo carinho e disponibilidade de ouvir e aconselhar sempre.

aos colegas e amigos com quem compartilhei tristezas, alegrias, angústias e experiências ao longo desta caminhada.

aos professores pelo conhecimento técnico transmitido e pelas experiências de vida partilhadas.

à todos aqueles que de alguma forma me ajudaram a chegar até aqui.

à Deus por tantas bênçãos concedidas e pela oportunidade diária de viver e ser.

Sentir tudo de todas as maneiras,
Viver tudo de todos os lados,
Ser a mesma coisa de todos os modos possíveis ao mesmo tempo,
Realizar em si toda a humanidade de todos os momentos
Num só momento difuso, profuso, completo e longínquo. [...]

– Passagem das Horas, Álvaro de Campos

Resumo

Neste trabalho é proposta uma modelagem, para fins de projeto de controlador, da dinâmica de uma bomba de calor a CO_2 por meio de modelos lineares de primeira ordem com tempo morto que são chaveados de forma abrupta a partir das condições de operação da bomba. Mais especificamente, é modelada a dinâmica do grau de superaquecimento (variável controlada) em relação à variação de abertura da válvula de expansão tipo agulha (variável manipulada) e à variação da radiação solar (variável de distúrbio). A ideia do controle do grau de superaquecimento a partir da abertura da válvula de expansão visa o aumento da eficiência do processo térmico em relação à operação deste com uma abertura fixa da válvula de expansão. Entretanto, a variável controlada tem uma dinâmica que varia com as condições operacionais do processo, dificultando a aproximação dessa por um único modelo linearizado. Assim, esta proposta de modelagem é desafiadora, pois ao mesmo tempo em que se pretende obter uma representação matemática para a dinâmica de um processo não-linear, o modelo obtido deve ser o mais simples possível para ser usado como base para o projeto de controladores. A não-linearidade da dinâmica do processo advém, dentre outros fatores: *i*) da ampla faixa de operação da bomba de calor, consequência da variação da radiação solar e da abertura da válvula de expansão; *ii*) da utilização do fluido CO_2 que torna a dinâmica do processo bem mais rápida que outros fluidos refrigerantes convencionais, tais como R-22 e R-134a; *iii*) da operação do processo em modo transcrito, condição em que pequenas alterações de temperatura e pressão do fluido alteram drasticamente a dinâmica do seu grau de superaquecimento. Além disso, o interesse no estudo de bombas a CO_2 justifica-se pela redução no impacto ambiental por utilizar um fluido natural em substituição a fluidos sintéticos halogenados. Para o desenvolvimento dos modelos aqui apresentados é utilizado um conjunto de dados experimentais de uma bomba de calor a CO_2 construída e estudada em [Faria, 2013]. São discutidas propostas de projeto de controladores do tipo PID-fuzzy e alguns exemplos de controle são investigados, apresentando-se simulações. Os resultados obtidos em simulação permitem sugerir a experimentação desses em sistemas reais como forma de aumento da eficiência de bombas de calor do modelo investigado.

Palavras-chave: Bomba de Calor a CO_2 . Modelagem de sistema não-linear. Lógicas fuzzy. Controle adaptativo.

Abstract

The present work propose the modeling of the dynamics of a CO₂ heat pump, aiming the controller design, through linear and low-order local models with time-delay, that are abruptly switched by the pump operating conditions. More specifically, the dynamic of the degree of superheat (controlled variable) is modeled regarding the needle-type expansion valve opening (manipulated variable) and the solar radiation varying (disturbance variable). The idea of controlling the degree of superheat by opening the expansion valve aim the increase of the thermal process efficiency related to its operation with a fixed opening value for the valve. However, the controlled variable has a dynamic that changes with the process operational conditions, hindering to approximate it by a single linearized model. Thus, the proposed modeling is a challenge, since it is intended to represent mathematically the dynamics of a non-linear process and the model obtained should be as simple as possible to be used as a basis for the controller design. The non-linearity of the process dynamics results, among other factors, from: *i*) the wide range of the heat pump, as a consequence of the solar radiation varying and the expansion valve opening; *ii*) the use of CO₂ as working fluid, who turns the process dynamics much faster than other conventional refrigerants, such as R-22 and R-134a; *iii*) the transcritical mode operation of the process, condition which small variations of fluid temperature and pressure may lead the dynamics of the degree of superheat to drastic changes. In addition, the interest to study CO₂ heat pumps is justified by the reduction of environmental impacts, due to the use of a natural fluid instead of halogenated synthetic fluids. The development of the models presented in this work uses an experimental data set from a CO₂ heat pump built and studied in [Faria, 2013]. Design proposals of PID-fuzzy type controllers are discussed and some control techniques examples are investigated, presenting simulations. The obtained results from simulations allows to suggest the experimentation of the adaptative control in real systems, as a way to increase the efficiency of heat pumps of the evaluated model.

Key-words: CO₂ Heat Pump. Non-linear system modeling. Fuzzy Logics. Adaptive control.

Sumário

Lista de Figuras	12
Lista de Acrônimos e Notação	13
1 Introdução	15
1.1 Definição do Problema	16
1.2 Motivação	19
1.3 Objetivos	19
1.3.1 Objetivo geral	19
1.3.2 Objetivos específicos	19
1.4 Revisão de Literatura	20
1.5 Metodologia	21
1.6 Estado da Arte	21
1.7 Organização do Documento	23
2 Fundamentação Teórica	25
2.1 Sistemas de Refrigeração: Bomba de Calor	25
2.1.1 CO ₂ como fluido de trabalho	28
2.1.2 Fonte de Energia Solar	31
2.2 Modelagem de sistemas	33
2.2.1 Identificação de modelos	33
2.2.2 Método da Resposta Complementar	34
2.3 Abordagem Fuzzy	38
2.3.1 Conjuntos Fuzzy	38
2.3.2 Modelo Fuzzy Convencional	40
2.4 Controle de Processos	42
2.4.1 Controladores PID-fuzzy	43
2.4.2 Verificação de melhorias	48
3 Modelagem da Bomba de Calor	51
3.1 Identificação de modelos locais	51
3.1.1 Modelos locais típicos para Radiação Solar (S)	53

3.1.2	Modelos locais típicos para a Válvula (U)	54
3.1.3	Representação do sistema modelado	58
3.1.4	Chaveamento dos modelos locais	59
3.2	Modelo Médio	62
4	Projeto de Controladores	65
4.1	Compensador Feedforward	65
4.2	Controlador PID a Parâmetros Fixos	68
4.3	Controlador PID-fuzzy	74
5	Considerações Finais	85
5.1	Conclusões	85
5.2	Perspectivas	86
	Bibliografia	87

Lista de Figuras

1.1	Bomba de calor: Representação do protótipo em perspectiva isométrica. Fonte: [Faria, 2013, p. 56]	17
1.2	Bomba de calor: Protótipo construído. Fonte: Divulgação UFMG	18
2.1	Ciclo termodinâmico de aquecimento. Fonte: Própria.	26
2.2	Diagrama T-s para o vapor d'água (exemplificação do CP). Fonte: [Wylen et al., 2013, p. 246]	27
2.3	Válvula tipo agulha, modelo SS-31RS4. Fonte: [Faria, 2013, p. 74]	28
2.4	Características de alguns fluidos refrigerantes. Adaptação de [Faria, 2013, p. 20]	29
2.5	Ciclo transcrito do CO ₂ . Fonte: [Faria, 2013, p. 22]	30
2.6	Ciclo transcrito de refrigeração do CO ₂ . Fonte: [Noni, 2016, p. 6]	31
2.7	Sistema em Malha Aberta. Fonte: Própria	34
2.8	Resposta de um sistema arbitrário de primeira ordem à uma entrada degrau. Adaptação de Doebelin [1990, p. 189]	35
2.9	Ajuste da Resposta Complementar: $Z \times t$. Adaptação de Doebelin [1990, p. 189]	36
2.10	Constantes de tempo (τ): Respostas de dois diferentes sistemas ao degrau. Adaptação de Doebelin [1990, p. 108]	37
2.11	Exemplo de funções de pertinência trapezoidais: faixas etárias. Fonte: Própria	39
2.12	Funções de Pertinência. Fonte: Própria	40
2.13	Exemplo de conjunto de regras fuzzy: variáveis e inferências. Fonte: Própria	41
2.14	Estrutura clássica PID convencional: parâmetros fixos. Fonte: própria.	42
2.15	Abordagem PID-fuzzy: primeira topologia. Fonte: própria.	44
2.16	Abordagem PID-fuzzy: segunda topologia. Fonte: própria.	45
2.17	Abordagem PID-fuzzy: terceira topologia. Fonte: própria.	46
2.18	Abordagem PID-fuzzy: quarta topologia. Fonte: própria.	48
3.1	Entradas medidas: Radiação Solar e Abertura da Válvula. Fonte: Própria.	52
3.2	Saída medida: grau de superaquecimento. Fonte: Própria.	53
3.3	Comparação: Radiação Solar e Abertura da Válvula. Fonte: Própria.	55
3.4	Saída sa modelada antes do ajuste de parâmetros. Fonte: Própria.	56
3.5	Saída sa modelada depois do ajuste de parâmetros. Fonte: Própria.	57
3.6	Diagrama de blocos do sistema modelado. Fonte: Própria.	58

3.7	Grau de superaquecimento: Modelo médio e dados reais. Fonte: Própria	63
4.1	Sinal de radiação medido como perturbação no sistema. Fonte: Própria	66
4.2	Saída do sistema com efeito do distúrbio compensado. Fonte: Própria	67
4.3	Comparação da saída controlada por PID's convencionais. Fonte: Própria.	72
4.4	Saída sa controlada por PID convencional com chaveamento de modelos U e S . Fonte: Própria.	73
4.5	Diagrama do compensador <i>anti-windup</i> . Fonte: Própria.	74
4.6	Funções de pertinência para a derivada do erro \dot{e} . Fonte: Própria.	75
4.7	Funções de pertinência para o erro e . Fonte: Própria.	76
4.8	Funções de pertinência para o sinal de controle u_{fzz} . Fonte: Própria.	77
4.9	Matriz de regras fuzzy para o sinal de controle referente às ações P e D. Fonte: Própria.	77
4.10	Saída controlada por PID-fuzzy com ação anti-windup. Fonte: Própria.	78
4.11	Sinais de controle parciais u_{fzz} e u_I . Fonte: Própria.	79
4.12	Saída sa da primeira validação do controle: degraus em S . Fonte: Própria.	80
4.13	Sinais de controle parciais da primeira validação do controle: degraus em S . Fonte: Própria.	81
4.14	Saída sa da segunda validação do controle: degrau de máxima amplitude em S . Fonte: Própria.	82
4.15	Sinais de controle parciais da segunda validação do controle: degrau de máxima amplitude em S . Fonte: Própria.	82
4.16	Saída sa da validação do controle: reduções do valor de referência. Fonte: Própria.	83
4.17	Sinais de controle parciais da terceira validação do controle: reduções do valor de referência	84

Lista de Acrônimos e Notação

CFC	Clorofluorcarbono
COP	Coefficient Of Performance (coeficiente de performance)
CO ₂	Dióxido de Carbono
CP	Critical Point (ponto crítico)
CTC	Tetracloroeto de Carbono
GA	Genetic Algorithm
GWP	Global Warming Potential (potencial de aquecimento global)
HCFC	Hidroclorofluorcarbono
IAE	Integral of the Absolute magnitude of the Error
IEA	International Energy Agency
ISE	Integral of the Square of the Error
ITAE	Integral of Time multiplied by Absolute of the Error
ITSE	Integral of Time multiplied by the Squared Error
FORTTRAN	Mathematical FORmula TRANslation System
MA	Malha Aberta
MF	Malha Fechada
GM	Gain Margin (margem de ganho)
MMA	Ministério do Meio Ambiente
MPC	Model Predictive Control (modelo de controle preditivo)
MS	Máxima Sensibilidade
MSS	Minimum Stable Superheat (superaquecimento estável mínimo)
ODP	Ozone Depletion Potential (potencial de destruição da camada de ozônio)
P	Pressão
PI	Proporcional Integral
PID	Proporcional Integral Derivativo
PIDF	PID-fuzzy
P-h	Diagrama Pressão-entalpia
PM	Phase Margin (margem de fase)
Q	Calor
SDO	Substâncias Destruidoras da Camada de Ozônio
T	Temperatura
T-s	Diagrama Temperatura-entropia
W	Trabalho

h	Entalpia
k_t	Índice de transparência
s	Entropia
Δ	Varição [-]
v	Volume específico
σ	Tensão superficial
t_s	Tempo de acomodação
t_r	Tempo de subida
t_p	Tempo de pico
ζ	Amortecimento
T_i	Tempo integrativo
T_d	Tempo derivativo
K_P	Ganho proporcional
K_I	Ganho integral
K_D	Ganho derivativo
G_u	Modelo local típico da válvula (U)
G_s	Modelo local típico da Radiação (S)
\bar{G}_u	Modelo médio da válvula (U)
\bar{G}_s	Modelo médio da válvula (S)
S	Radiação Solar
U	Abertura da Válvula

Introdução

O Dióxido de Carbono, conhecido por R-744, começou a ser utilizado como fluido refrigerante em sistemas térmicos em meados da década de 1870. Sistemas marítimos utilizavam-no amplamente entre os anos de 1920 e 1930. No entanto, o gás apresentava baixa eficiência, perda de capacidade e aumento de pressão em altas temperaturas. Unindo isso à dificuldade de aplicar um controle adequado nos equipamentos, seu uso entrou em declive. Dessa forma, o CO_2 foi substituído pelos fluidos sintéticos halogenados (CFCs, HCFCs, CTCs), que se mostravam mais seguros e eficientes para os sistemas da época.

A partir de então, os fluidos sintéticos passaram a ser utilizados em larga escala. Porém, estudos realizados ao longo dos anos mostraram que os mesmos eram prejudiciais ao meio ambiente. Esses fluidos contêm, em sua composição, substâncias destruidoras da camada de ozônio (conhecidas como SDOs). Portanto, em 1987 o Protocolo de Montreal propôs o controle do uso desses fluidos, visando sua eliminação gradual. Esse protocolo estabelece mecanismos de proteção ao meio ambiente e erradicação de SDOs. Desde então tem sido estudada a viabilidade do reuso de Dióxido de Carbono (fluido R-744) para fins de refrigeração de sistemas, em substituição aos fluidos sintéticos.

No aspecto ambiental, a escolha do CO_2 como alternativa se deve ao seu baixo GWP¹ e zero ODP². Em termos econômicos e sociais, sistemas de refrigeração que utilizam CO_2 são uma boa opção pois, atualmente, podem ser melhor monitorados e controlados, tendo sua eficiência ampliada. Para que o controle desse tipo de sistema possa ser feito, é necessário que as propriedades termodinâmicas do fluido de trabalho sejam analisadas. Isso porque variáveis como pressão de trabalho, temperatura e coeficiente convectivo do refrigerante têm grande influência sobre o processo. A análise do efeito dessas e de outras variáveis no desempenho do sistema pode ser feita através de modelos matemáticos do mesmo.

A representação de processos através de modelos matemáticos é etapa fundamental para fins

¹O GWP é uma medida relativa que compara o impacto ambiental causado pela emissão de um gás qualquer com o impacto referente à emissão da mesma quantidade de dióxido de carbono, cujo GWP é definido como 1 (base de comparação). Segundo [Lage et al., 2011, p. 20], outros refrigerantes comuns como R-22 e R-134a apresentam GWP de 1500 e 3260, respectivamente.

²O ODP, por sua vez, mede o potencial de destruição da camada de ozônio. O valor de referência para essa medida pertence ao gás R-11 e é igual a 1. Para fins de comparação, o refrigerante R-22 apresenta ODP de 0,05 [Lage et al., 2011, p. 20].

de controle, pois torna possível conhecer o comportamento do sistema em questão sob condições de interesse. Um bom modelo é aquele cuja resposta, referente a uma entrada qualquer, comporta-se de forma semelhante à resposta do processo real quando submetido ao mesmo sinal de entrada. Diz-se, nesse caso, que tal processo tem sua dinâmica (principais características de regime transitório) bem representada. A partir das respostas do modelo à diferentes entradas, são projetados controladores para o sistema real, que deverão funcionar dentro de uma faixa de operação (a mesma utilizada na etapa de modelagem). É importante compreender que um controlador projetado através de um modelo inadequado, irá alterar a dinâmica daquele sistema modelo, mas não necessariamente a do sistema original. Logo, o nível de eficácia do controle projetado para determinado processo está diretamente ligado ao quanto seu modelo matemático representa sua dinâmica, dentro de uma faixa operacional. Essa etapa de identificação de modelos é pautada pela aquisição de sinais confiáveis, que contenham informações relevantes a respeito da dinâmica do processo real e, portanto, possam basear a estimação de parâmetros do modelo que a representará.

Além da modelagem e aplicação de técnicas de controle convencionais, é possível melhorar o desempenho de sistemas através da compensação de sinais. Essa estratégia pode ser adotada uma vez que determinado processo é submetido à ações externas, observáveis mas não controláveis. Como exemplo, pode ser citado um circuito eletrônico, cujos componentes resistivos sofrem aquecimento por efeito Joule. Outro exemplo são os processos industriais de tratamento de minério, como a britagem, que apresentam diferença de desempenho a depender da umidade relativa do ar. Uma vez que tais ações externas (temperatura, umidade, etc) podem ser mensuradas, é possível amenizar seu efeito sobre dado sistema através da compensação desses sinais. Para tal, utiliza-se o chamado compensador feedforward. É feita uma modelagem do sinal indesejado medido e aplica-se tal modelo, invertido, em série com próprio sinal externo, objetivando anulá-lo. Como nenhum modelo matemático representa perfeitamente o comportamento do sinal modelado, não ocorre a anulação, mas sim uma amenização do mesmo.

Neste projeto, um compensador feedforward será aplicado para amenizar o efeito da radiação solar sobre o sistema. A radiação é responsável, de forma indireta, pela energia térmica consumida pela bomba de calor no processo de evaporação. Porém, esse sinal também atua de forma direta como entrada do sistema, já que está constantemente em contato com a estrutura mecânica do processo.

Em resumo, ao longo deste projeto deseja-se estudar maneiras de elevar a eficiência de uma Bomba de Calor a CO_2 , através da identificação de modelos e aplicação de técnicas de controle em diferentes pontos e condições de operação do sistema.

A verificação de melhorias no desempenho do sistema em questão poderá ser feita de forma comparativa, calculando índices de desempenho clássicos disponíveis na literatura, sendo eles: ISE, IAE, ITAE ou ITSE.

1.1 Definição do Problema

A Bomba de Calor aqui estudada é um sistema térmico utilizado no aquecimento de água residencial. O ciclo de aquecimento é composto por dois trocadores de calor (sendo eles eva-

porador e condensador), um dispositivo de alívio de pressão e um equipamento de compressão. Assistida por um painel solar, a bomba de calor faz a coleta de radiação, fornecendo energia térmica ao processo de evaporação. Para a refrigeração do sistema, o fluido de trabalho usado é o Dióxido de Carbono (CO_2), denominado R-744 na termodinâmica.

O fluido refrigerante usado nesse tipo de ciclo de aquecimento pode ser escolhido dentre uma variedade. Fluidos sintéticos halogenados são largamente utilizados hoje em sistemas de refrigeração. No entanto, seu uso e emissão causam impactos ambientais e sociais muito negativos. Isso porque são substâncias que reagem quimicamente com a camada de ozônio, causando mudanças climáticas indesejáveis. Sob esse aspecto, a substituição de tais fluidos sintéticos por fluidos naturais, como o CO_2 , é uma alternativa que vem sendo estudada. Dessa forma, em seu doutorado Faria [2013] propôs a utilização do R-744, objetivando a análise de aspectos como a eficiência da Bomba de Calor. Em decorrência disso, observou-se que a dinâmica do sistema é bastante influenciada pelas condições de funcionamento do mesmo (como superaquecimento dos painéis pela radiação e nível de abertura da válvula).

As figuras 1.1 e 1.2 mostram a representação da bomba de calor e o protótipo já construído, respectivamente.

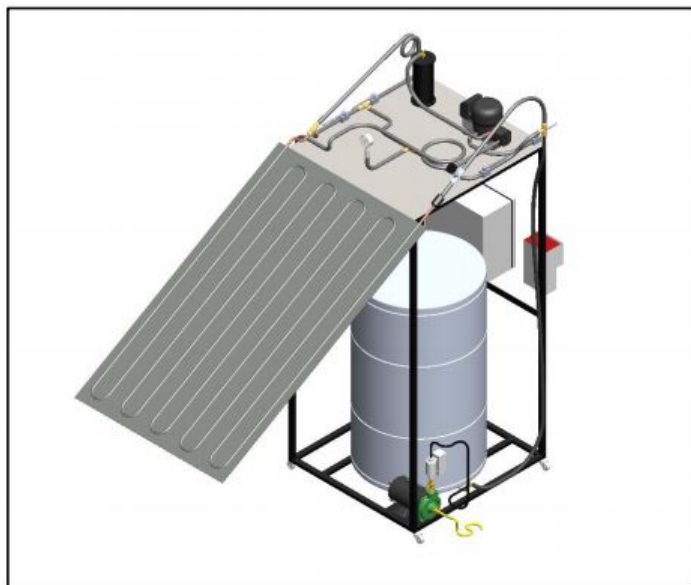


Figura 1.1: Bomba de calor: Representação do protótipo em perspectiva isométrica. Fonte: [Faria, 2013, p. 56]



Figura 1.2: Bomba de calor: Protótipo construído. Fonte: Divulgação UFMG

As condições de operação do sistema podem favorecer ou não alguns fenômenos indesejados no processo, como o efeito *hunting*. Esse efeito é caracterizado pela atuação oscilatória da válvula do sistema, que ocorre em decorrência do baixo grau de superaquecimento na saída do evaporador. A válvula tipo agulha perde a referência do valor de superaquecimento que deve fornecer e, por isso, ocorrem amplas aberturas, seguidas de seu total fechamento. Essa oscilação causa variações bruscas na vazão de fluido refrigerante (evento conhecido como flutuação), levando o sistema à um estado de instabilidade. Nesse aspecto devem ser tomados alguns cuidados, pois a válvula deve garantir o superaquecimento do refrigerante na saída do evaporador, para que não haja sucção de líquido por parte do compressor. Logo, é de extrema importância monitorar e controlar o grau de superaquecimento na saída do evaporador do sistema de estudo.

Conforme analisado em [Chen et al., 2002], o grau de superaquecimento mínimo do fluido deve estar entre 5°C e 9°C , de modo a evitar que a válvula do processo seja afetada pelo efeito *hunting*. Além disso, segundo Faria [2013], esse valor mínimo também pode ser estipulado através do cálculo do MSS (do inglês, *Minimum Stable Superheat*).

Assim, o objetivo de controle sistema em estudo é garantir que o grau de superaquecimento *sa* na saída do evaporador siga um valor de *setpoint* preestabelecido. Portanto, essa é a variável do sistema a ser controlada.

De forma a capturar as características mais significativas da dinâmica do processo, as variáveis de processo a seguir serão consideradas. Ambas serão tratadas como variáveis manipuladas do sistema.

- Variável de entrada: Abertura da válvula em número de voltas (U);
- Perturbação: Radiação solar em W/m^2 (S).

É importante evidenciar que a radiação solar é uma perturbação que não pode ser controlada, mas somente observada/medida.

Dados experimentais do processo foram amostrados com um período de 1s (um segundo), sob condições variadas de radiação solar e abertura da válvula. Tais dados estão disponíveis para uso e análise.

Ainda em [Faria, 2013], foi desenvolvido um código para modelagem e simulação do processo real sob diferentes condições de operação às quais o mesmo pode ser submetido. Baseando-se em equações físicas e termodinâmicas do processo, o algoritmo desenvolvido em linguagem de programação FORTRAN leva em consideração, ainda, as propriedades do CO₂, estimadas por equações disponíveis na literatura. Estabelecido um conjunto de condições iniciais, o programa estima a saída do sistema com um critério de convergência de 0,01. Isso permite que a dinâmica do sistema seja visualizada a partir de curvas bastante representativas da planta real. Esse modelo desenvolvido será utilizado para implementação e validação dos controladores aqui projetados, substituindo a implementação no sistema real. Daqui em diante, o mesmo será referido no presente trabalho como “Simulador da Bomba”.

1.2 Motivação

O presente trabalho aborda um assunto de interesse econômico, ambiental e social, à medida que trata da utilização de um fluido refrigerante ecologicamente correto e do uso de energia limpa e renovável. Ao elevar a eficiência de uma bomba de calor que utiliza um fluido natural, não inflamável e atóxico [Lage et al., 2011, p. 20], demonstra-se que o uso de tal sistema pode ser seguro e economicamente viável. Partindo dessa premissa, sistemas desse tipo podem vir a substituir bombas de calor convencionais, prejudiciais ao meio ambiente. Portanto, a motivação desse projeto é solucionar um problema de cunho social/ambiental, encontrando melhorias ao aplicar conhecimentos adquiridos ao longo do curso. A aquisição de conhecimento referente ao dado processo, visando obter melhorias no seu desempenho, envolve as áreas de mecânica térmica e controle, respectivamente. O trabalho a ser realizado na esfera da mecânica inclui o estudo do ciclo de aquecimento (em especial o processo de evaporação solar) e a análise das propriedades termodinâmicas do fluido refrigerante em uso. Já na área de controle de processos será realizada a modelagem matemática do sistema, estudos de estratégias de controle mais adequadas para esse tipo de processo no que diz respeito às abordagens PID e fuzzy.

1.3 Objetivos

O objetivo geral deste trabalho pode ser sintetizado como a seguir:

1.3.1 Objetivo geral

Modelar, para fins de controle, a dinâmica da variável de supraaquecimento sa do fluido refrigerante em relação às variáveis de abertura da válvula e da radiação solar a partir de um conjunto de dados experimentais.

1.3.2 Objetivos específicos

Os objetivos específicos podem ser listados da seguinte forma:

- Revisar a bibliografia referente à modelagem de bombas de calor;

- Representar matematicamente a bomba de calor a CO₂ a partir de modelos lineares locais típicos;
- Investigar possíveis técnicas de controle adequadas para o sistema em estudo, com foco na abordagem fuzzy;
- Selecionar uma estratégia de controle visando sua implementação;
- Realizar simulações com o modelo chaveado, utilizando uma proposta de controlador fuzzy;
- Avaliar a resposta do sistema controlado.

1.4 Revisão de Literatura

Segundo dados do Ministério do Meio Ambiente, em 2012 a energia consumida no aquecimento de água residencial representava cerca de 20% do consumo energético total desse setor no Brasil. Os impactos financeiros e ecológicos disso atingem não só os fornecedores de energia elétrica, como também os consumidores. Logo, alternativas mais econômicas e eficientes começaram a ser cada vez mais procuradas. Nesse sentido, o uso de sistemas térmicos assistidos por energia limpa e renovável é uma medida a ser considerada. Em 1978 foi fundado o programa de bomba de calor da IEA (do inglês, *International Energy Agency*), tendo como membros atuais Áustria, Canadá, Dinamarca, Finlândia, França, Itália, Alemanha, Japão, Holanda, Noruega, Coreia do Sul, Suécia, Suíça, Reino Unido e Estados Unidos. Segundo [Garrido, 2014], o principal objetivo do programa é fomentar estudos e projetos no ramo da refrigeração e incentivar o uso desse sistema térmico, de modo a reduzir o consumo de energia elétrica. Esse é um dos motivos pelos quais, atualmente, a Bomba de Calor com fonte de energia limpa é bastante empregada em países da América do Norte, Europa e Ásia.

Entretanto, o emprego desse tipo de sistema de aquecimento provoca outra grande preocupação de cunho ambiental, dessa vez relacionada aos impactos negativos decorrentes do uso de determinados fluidos de trabalho. Logo, surge a necessidade de substituir completamente os prejudiciais fluidos sintéticos em sistemas de refrigeração. Em virtude disso, desde meados da década de 1990 vem sendo estudada a viabilidade do uso de refrigerantes naturais, em termos de eficiência e segurança. Dentre os fluidos orgânicos considerados estão a amônia (R-717), o gás propano (R-290) e dióxido de carbono (R-744), conforme abordado em [Lorentzen, 1995].

Em [Korfitsen and Kristensen, 1998] é estudado o uso da amônia como refrigerante natural em Bombas de Calor a alta pressão (cerca de 40bar). Já em [Cavallini et al., 2006], é feito um estudo comparativo a respeito do coeficiente de transferência de calor em tubos horizontais, utilizando-se fluidos de trabalho sintéticos (HCFCs, HFCs, HCs) e fluidos naturais (CO₂ e amônia). Trabalhos mais recentes como o de Grassi [2018] trazem comparações entre as propriedades termodinâmicas desses dois fluidos orgânicos, tendo em vista seu uso em sistemas de refrigeração. Além disso, pesquisas e simulações realizadas em [Zhang et al., 2017], [Ju et al., 2018] e [Park and Jung, 2009] mostram a alta performance de Bombas de Calor, proporcionada pelo uso de misturas como CO₂/propano e propano/etano³.

³denominado R-170, na termodinâmica.

No entanto, a performance da Bomba de Calor não está relacionada somente às propriedades termodinâmicas dos fluidos de trabalho. Sendo assim, para otimizar sua eficiência é necessário aplicar técnicas de controle eficazes sobre tais sistemas. A escolha dos melhores métodos a serem utilizados, por sua vez, parte da análise a respeito das principais variáveis de processo que demandam monitoramento e/ou controle. Sahin et al. [2011], por exemplo, se propôs a encontrar pontos ótimos de operação para a Bomba de Calor por meio de um Algoritmo Genético (GA), para realizar o controle de algumas propriedades termodinâmicas do processo, através de lógicas fuzzy. Por outro lado, em [Noni et al., 2018] é feito o monitoramento de parâmetros operacionais do sistema, como temperatura de evaporação, grau de superaquecimento e de parâmetros de controle como rotação do compressor, abertura da válvula, carga de fluido e pressão de alta.

Do ponto de vista de técnicas de controle empregadas, poucos trabalhos abordam o uso de controladores PID-fuzzy. Na literatura, essa técnica é bastante utilizada nas áreas de Eletrônica, Sistemas de Potência ([Nouri et al., 2017] e Benbouhenni [2018]) e Energia ([Sabzevari et al., 2017] e [Ma et al., 2018]), mas não especificamente em sistemas térmicos. Em Bombas de Calor, destaca-se o emprego do Controle Preditivo baseado em Modelo (MPC), conforme abordado em [Ma et al., 2012], [Beghi et al., 2013], [Wenzel et al., 2014], [Wu et al., 2015] e [Tesfay et al., 2018].

1.5 Metodologia

Em resumo, o desenvolvimento deste trabalho foi feito realizando-se: *i)* o estudo do sistema; *ii)* revisão de literatura; *iii)* o cálculo de um modelo médio do sistema; *iv)* o projeto e implementação de um controlador feedforward para o sistema em malha aberta; *v)* o estudo de estratégias de controle adequadas para a Bomba de Calor; *vi)* a implementação de uma abordagem de controle do tipo PID-fuzzy (controle adaptativo); *vii)* a avaliação de desempenho do controle aplicado.

A revisão de literatura foi realizada em torno dos seguintes temas:

- Bombas de calor em geral: fluidos refrigerantes, fonte energética e técnicas de controle mais empregados;
- Bombas de calor a CO₂ assistidas por radiação solar;
- Técnicas de controle PID-fuzzy.

As atividades práticas mencionadas anteriormente, como modelagem matemática, implementação do controlador, simulações e demais cálculos, serão feitas utilizando-se o software PyCharm, em linguagem de programação Python.

1.6 Estado da Arte

Bombas de Calor são muito utilizadas em sistemas de aquecimento de água residencial. Em virtude de seu uso crescente, ao longo dos anos vem sendo estudadas formas para otimizar

seu desempenho, aumentar a eficiência e minimizar seus custos. A análise do tipo de fluido refrigerante a ser usado, da fonte de calor mais eficiente e das estratégias de controle mais adequadas são exemplos de pesquisas recorrentes em torno desse assunto.

Com relação aos fluidos, atualmente são bastante aplicados os refrigerantes convencionais como o R134a e R410a, conforme visto em [Kong et al., 2018] (R134a) e em [Chen et al., 2018] (R134a no ciclo de alta temperatura, R410a em baixa temperatura). Novas misturas também são desenvolvidas, como o fluido de trabalho MF-1 (apresentado em [Yu et al., 2018]). No entanto, muitos trabalhos atuais avaliados não citam a espécie (natural/sintético) ou a família do refrigerante utilizado nos sistemas térmicos em estudo.

O desempenho desse tipo de processo também é investigado no que se refere às suas fontes de energia. Dentre elas, a usual extração de calor do ar ambiente (visto em [Schumm et al., 2017], [Chen et al., 2018], [Cho et al., 2011] e [Sahin et al., 2011]) e a obtenção de calor através de radiação solar ([Kong et al., 2018] e [Olson and Yu, 2017]) são as mais empregadas. Além disso, o solo vem sendo usado como fonte de extração de calor alternativa, originando as chamadas bombas geotérmicas ([Wang et al., 2017]).

No que diz respeito às estratégias de controle utilizadas, é recorrente o monitoramento e controle do grau de superaquecimento. O mesmo é comumente realizado através de válvula de expansão, componente essencial desse tipo de planta. Dentre as técnicas de controle utilizadas nos dias atuais, destacam-se os controladores PID e suas variações, P e PI (como visto em [Chen et al., 2018] e [Kong et al., 2018]). São desenvolvidos, ainda, controladores PID-fuzzy auto adaptativos, como mostrado em [Yang et al., 2016] e [Wang et al., 2013].

Como resultado, os sistemas de refrigeração atualmente investigados usam de variadas combinações desses principais pontos de destaque: fluido refrigerante, fonte de energia e controle empregado. Porém, partindo dos levantamentos realizados pela autora, poucos estudos abordam o controle do grau de superaquecimento do fluido de trabalho em bombas de calor a CO₂ com fonte energética solar. Nesse contexto, os trabalhos mais recentes encontrados se restringem a [Faria, 2013] e [Noni et al., 2018]. Isso traz grande valor para o projeto aqui apresentado, pois trata-se de novas técnicas de controle empregadas em um sistema termodinâmico não convencional, ecologicamente viável e pouco explorado.

Em Noni et al. [2018] é feita uma análise a respeito das variações do grau de superaquecimento da água e da temperatura de evaporação, bem como seus efeitos sobre o regime transitório e permanente do sistema térmico. Resultados mostram o quanto tais variáveis influenciam o coeficiente de performance do processo (COP). Foi concluído que a elevação do superaquecimento, causada pelo aumento da irradiância solar, leva à queda considerável do COP do sistema. Isso porque ocorre um aumento da pressão de alta do ciclo, o que requer maior trabalho de compressão (fato percebido devido à crescente rotação do compressor). Entretanto, sob o ponto de vista do fluido de trabalho, o desempenho do CO₂ nos testes realizados foi inferior ao desempenho do refrigerante convencional R-134a, segundo análises teóricas. Por fim, foi observado pela autora que esse problema pode ser contornado ao adaptar devidamente o ciclo às particularidades do R-744.

Já em [Faria, 2013] o sistema é projetado apropriadamente, de acordo com as condições de operação do CO₂. Foram consideradas suas propriedades termodinâmicas, tais como capacidade

de refrigeração, pressão e temperatura críticas e tensão superficial. Além disso, o coeficiente de transferência de calor e da perda de pressão para esse fluido foram calculados e avaliados no decorrer da modelagem do sistema. Válvula tipo agulha, evaporador e compressor foram modelados através de equações termodinâmicas características, como balanço de massa e energia. Avaliou-se, ainda, como a ação desses componentes impactam no comportamento das variáveis de processo mais relevantes, como o grau de superaquecimento. Faria [2013] também investigou os parâmetros que afetam o desempenho e eficiência do sistema térmico no que diz respeito ao fluido de trabalho e às condições externas, como irradiância solar, ação dos ventos e temperatura ambiente. Uma das inferências realizadas foi a de que, sob condições variáveis de radiação, o ajuste da válvula (abertura ou fechamento) é essencial. Essa ação permite que o título do fluido na entrada do evaporador seja baixo o suficiente para que grau de superaquecimento se mantenha em uma faixa recomendável (acima de 5°C , segundo a literatura).

1.7 Organização do Documento

Este trabalho está dividido em quatro capítulos, seguidos das considerações finais e referências. O presente capítulo apresenta a definição do problema estudado, bem como a motivação para realização do mesmo, os objetivos do trabalho, as mais recentes pesquisas relacionadas à área e, ainda, a organização deste documento.

O segundo capítulo apresenta a fundamentação teórica a respeito dos principais conceitos expostos neste trabalho.

O terceiro capítulo, Modelagem da Bomba de Calor, mostra como foram obtidos os modelos locais típicos do processo, bem como os modelos médios da válvula (U) e da radiação solar (S).

O quarto capítulo, Projeto de Controladores, aborda o desenvolvimento e implementação do compensador feedforward para radiação medida, bem como o projeto e simulação do controlador PID-fuzzy aplicado ao sistema.

O quinto capítulo traz as considerações finais e as sugestões de continuidade do presente trabalho.

Fundamentação Teórica

Neste capítulo são apresentados conceitos e definições a respeito de assuntos abordados ao longo deste trabalho. Dessa forma, pretende-se tornar compreensível a leitura do projeto realizado.

O conteúdo teórico mostrado a seguir foi dividido em 4 principais tópicos, separados por área: Sistemas de Refrigeração: Bomba de Calor, Conjuntos Fuzzy, Modelagem, Controle. Cada item citado parte de uma visão geral em torno da área abordada e ramifica-se em itens específicos tratados neste trabalho.

2.1 Sistemas de Refrigeração: Bomba de Calor

A Bomba de Calor é um sistema comumente usado em residências no aquecimento de água, através da produção de calor. Sua principal característica é a economia de energia, já que seu funcionamento consiste apenas na transferência de calor de uma fonte quente para uma fonte fria, por meio de um fluido de trabalho. Nesse tipo de sistema não há conversão de energia, somente o consumo de uma pequena parcela na movimentação do refrigerante ao longo do ciclo térmico (processo de compressão).

O calor utilizado nesse tipo de sistema é, geralmente, extraído do ar ambiente ou através de painéis solares (captação da radiação solar) por meio do evaporador. Com ele, o fluido refrigerante (em estado líquido) é vaporizado, até vir a acontecer sua completa troca de estado, na linha de baixa pressão/temperatura. Dessa forma, o fluido obtido em estado de vapor superaquecido, é comprimido (levado à linha de alta pressão), fazendo com que sua temperatura suba. Ao chegar no resfriador, o gás comprimido transmite calor para a água fria que entra no sistema, aquecendo-a. A Figura 2.1 mostra o ciclo termodinâmico transcrito de aquecimento citado, cujas etapas são representadas pela seguinte sequência de números:

1. Saída do evaporador: fluido na fase de vapor superaquecido, estado subcrítico, linha de baixa pressão/temperatura;
2. Saída do compressor: fluido comprimido (vapor), estado transcrito, linha de alta pressão/temperatura;

3. Saída do resfriador: fluido em fase líquida, estado transcrito, alta temperatura e pressão;
4. Saída da válvula: fluido expandido (líquido), estado subcrítico, linha de baixa pressão e temperatura;

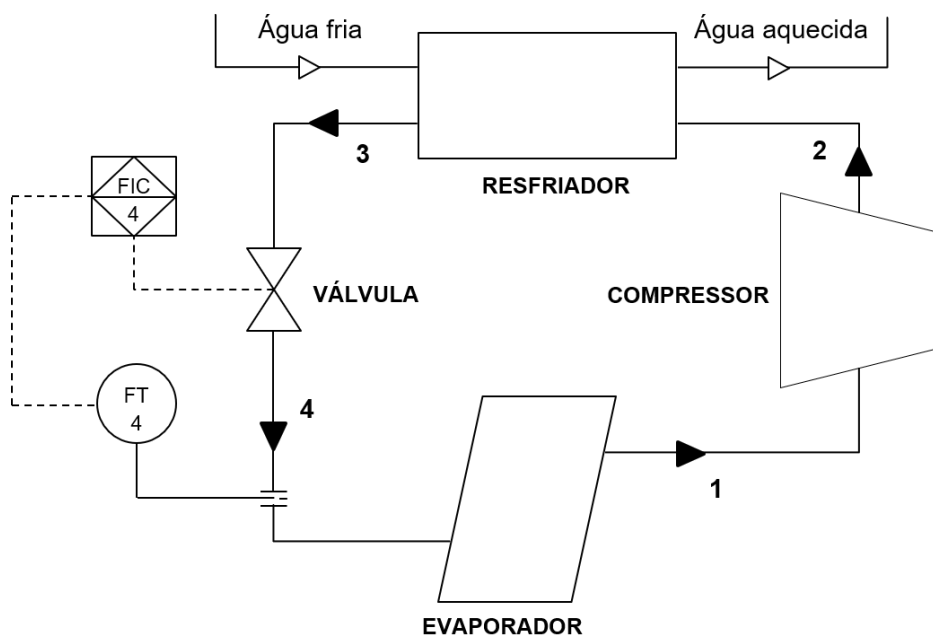


Figura 2.1: Ciclo termodinâmico de aquecimento. Fonte: Própria.

Na etapa 2-3 do ciclo de aquecimento, o fluido refrigerante encontra-se no resfriador. Nesse ponto acontece sua mudança de fase de vapor para líquido (passando pelo estado líquido+vapor) em modo transcrito. Tal mudança ocorre na linha de alta pressão e em temperatura constante (também elevada). Nesse ponto acontece a transferência de calor entre o refrigerante e a água fria que entra no sistema. Após aquecimento e liberação da água, o fluido passa pelo dispositivo, voltando para a linha de baixa pressão. De volta ao evaporador, o ciclo recomeça.

A partir do comportamento do fluido de trabalho ao longo dos processos do ciclo, é possível citar dois modos de operação da bomba de calor: subcrítico e transcrito. Essa denominação está relacionada ao ponto crítico (CP) do fluido refrigerante em uso no sistema termodinâmico.

O ponto crítico termodinâmico representa o limiar de pressão e temperatura, onde ainda é possível notar as fases líquida e vapor de um refrigerante, isoladamente. A título de exemplo, a Figura 2.2 apresenta o ponto crítico do vapor d'água, em seu diagrama de temperatura-entropia (conhecido como diagrama de Mollier). A linha de líquido saturado (à esquerda) corresponde ao limite entre os estados líquido e líquido+vapor (com título próximo a zero). Já a linha de vapor saturado (à direita) divide os estados líquido+vapor (com título próximo a um) e vapor superaquecido, dentro do ciclo de refrigeração.

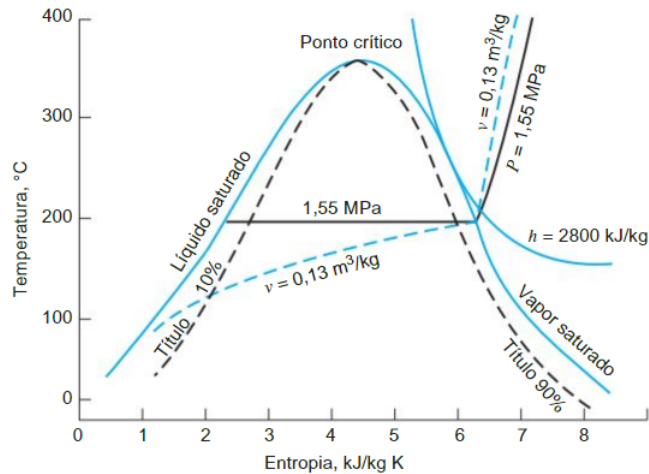


Figura 2.2: Diagrama T-s para o vapor d'água (exemplificação do CP). Fonte: [Wylen et al., 2013, p. 246]

No geral, os refrigerantes possuem pontos críticos característicos. Porém, ao se utilizar fluidos convencionais, esse ponto nunca é atingido durante o ciclo de aquecimento. Nessas circunstâncias, um ciclo cujos processos ocorrem totalmente abaixo do ponto crítico, é denominado ciclo de refrigeração subcrítico. Já no modo transcrito de operação, os processos de compressão e resfriamento do ciclo ocorrem em pressões/temperaturas superiores ao ponto crítico, ao passo que expansão e evaporação acontecem em pressões inferiores.

Nos últimos anos vem sendo realizadas muitas pesquisas a respeito do uso de gases naturais como fluidos de trabalho, em especial o CO_2 (refrigerante não convencional). O interesse nesse gás está na sua alta capacidade térmica, o que proporciona maior velocidade ao processo de evaporação e favorece as trocas de calor ao longo do ciclo. Devido a algumas propriedades termodinâmicas desse refrigerante, como ponto crítico elevado, vários estudos abordam maneiras de garantir estabilidade e bom funcionamento do ciclo térmico em modo transcrito. Segundo Faria [2013], parâmetros como a temperatura da água, temperatura de evaporação, vazão mássica de fluido refrigerante influenciam diretamente a eficiência de todo o sistema (COP). Dessa forma, tais variáveis devem ser monitoradas e, se possível, controladas.

No monitoramento da temperatura de evaporação, por exemplo, utiliza-se a variável grau de superaquecimento (sa), que representa a diferença entre as temperaturas na entrada e na saída do evaporador. Para realizar o controle dessa variável, é possível manipular a abertura da válvula responsável pelo alívio de pressão do fluido e, dessa forma, aumentar ou diminuir a vazão do mesmo. Ao liberar mais refrigerante para o processo de evaporação, a tendência é que o grau de superaquecimento diminua e, analogamente, ao diminuir sua vazão, o superaquecimento na saída do evaporador cresce.

Segundo Faria [2013], tal controle da vazão de fluido que entra no evaporador é normalmente realizado por meio de válvulas de expansão termostáticas/eletrônicas, tubos capilares, ou válvulas do tipo agulha. No entanto, para manter o grau de superaquecimento em valores baixos em sistemas com carga térmica variável, é necessário utilizar dispositivos de expansão com resposta rápida. De acordo com Faria [2004], equipamentos como tubos capilares e válvulas de expansão

termostáticas não são capazes de garantir vazões corretas nessas condições, devido aos regimes transientes e às não linearidades. Diante disso, a válvula de expansão eletrônica se mostra ideal, uma vez que o sistema é sujeito a mudanças de condições de operação devido a ampla variação da radiação solar. No entanto, para a construção da Bomba de Calor estudada neste trabalho, não foi possível obter uma válvula de expansão eletrônica, devido a restrições de importação para o Brasil [Faria, 2013]. Por esse motivo, optou-se pelo uso de uma válvula do tipo agulha, já que a aplicação desse dispositivo havia sendo avaliada em trabalhos como o de Martin and Rieberer [2007].

Ainda segundo com Faria [2013], a válvula tipo agulha mostra-se vantajosa por sua simplicidade e controle preciso quando a carga térmica é constante. Por outro lado, se a carga térmica é variante, esse dispositivo passa a requerer ajustes constantes, o que torna-se uma desvantagem. A válvula agulha escolhida foi a de modelo SS-31RS4, fabricante SWAGELOK com um diâmetro de orifício de $1,6\text{mm}^2$, conforme mostra a Figura 2.3.



Figura 2.3: Válvula tipo agulha, modelo SS-31RS4. Fonte: [Faria, 2013, p. 74]

2.1.1 CO₂ como fluido de trabalho

As propriedades termodinâmicas do fluido de trabalho utilizado são fatores importantes na análise do ciclo de aquecimento. Conforme visto no tópico anterior, tais características influenciam no comportamento (e, conseqüentemente, na análise) dos diagramas de pressão e temperatura do sistema.

O CO₂ (R-744) possui temperatura crítica aproximadamente igual a 31,1°C e pressão crítica em torno de 7,38MPa (cerca de 73 bar). Se comparado a outros refrigerantes mais convencionais, a pressão crítica do CO₂ apresenta um valor especialmente alto. Além disso, é possível notar que o fluido possui o baixo valor de temperatura crítica, como mostra a tabela da Figura 2.4.

	R-12	R-22	R-134a	R-407C	R-410A ^a	R-717	R-290	R-744
ODP/GWP	1/8500	0,05/1700	0/1300	0/1600	0/1900	0/0	0/3	0/1
Inflamabilidade/toxidade	Não/Não	Não/Não	Não/Não	Não/Não	Não/Não	Sim/Sim	Sim/Não	Não/Não
Massa molecular (kg/kgmol)	120,9	86,5	102	86,2	72,6	17	44,1	44
Ponto de Ebulição (°C)	-29,8	-40,8	-26,2	-43,8	-52,6	-33,3	-42,1	-78,4
Pressão Crítica (MPa)	4,11	4,97	4,07	4,64	4,79	11,42	4,25	7,38
Temperatura Crítica (°C)	112	96	101,1	86,1	70,2	133	96,7	31,1
Capacidade de Refrigeração^b (kg/m³)	2734	4356	2868	4029	6763	4382	3907	22545
Pressão Reduzida^c	0,07	0,1	0,07	0,11	0,16	0,04	0,11	0,47
Temperatura Reduzida^d	0,71	0,74	0,73	0,76	0,79	0,67	0,74	0,9
Primeiro uso comercial como refrigerante	1931	1936	1990	1998	1998	1859	?	1869

^a Mistura binária de R-32/125 (50/50, em %).

^b Capacidade de refrigeração volumétrica a 0°C.

^c Razão da pressão de saturação a 0°C para a pressão crítica.

^d Razão entre a temperatura de 273,15 K (0°C) para a temperatura crítica em Kelvin.

Figura 2.4: Características de alguns fluidos refrigerantes. Adaptação de [Faria, 2013, p. 20]

Ao atingir temperaturas elevadas de trabalho ocorre uma elevação significativa da pressão. Isso inviabiliza o uso do R-744 como fluido de trabalho em sistemas restritivamente subcríticos, uma vez que parte do ciclo ocorre abaixo de seus valores críticos e outra parte, acima. As pressões de trabalho do CO₂ são, portanto, naturalmente maiores do que as pressões de trabalho dos refrigerantes convencionais. A faixa de temperatura de evaporação do CO₂ no sistema em estudo neste trabalho é de -10°C a 25°C . Já a faixa de pressão do evaporador é de 4500kPa a 4800kPa .

Visto isso, o ciclo de simples estágio da bomba de calor a CO₂ opera em modo subcrítico no lado de baixa pressão e em modo transcrito no lado de alta pressão. A Figura 2.5 apresenta o ciclo mencionado.

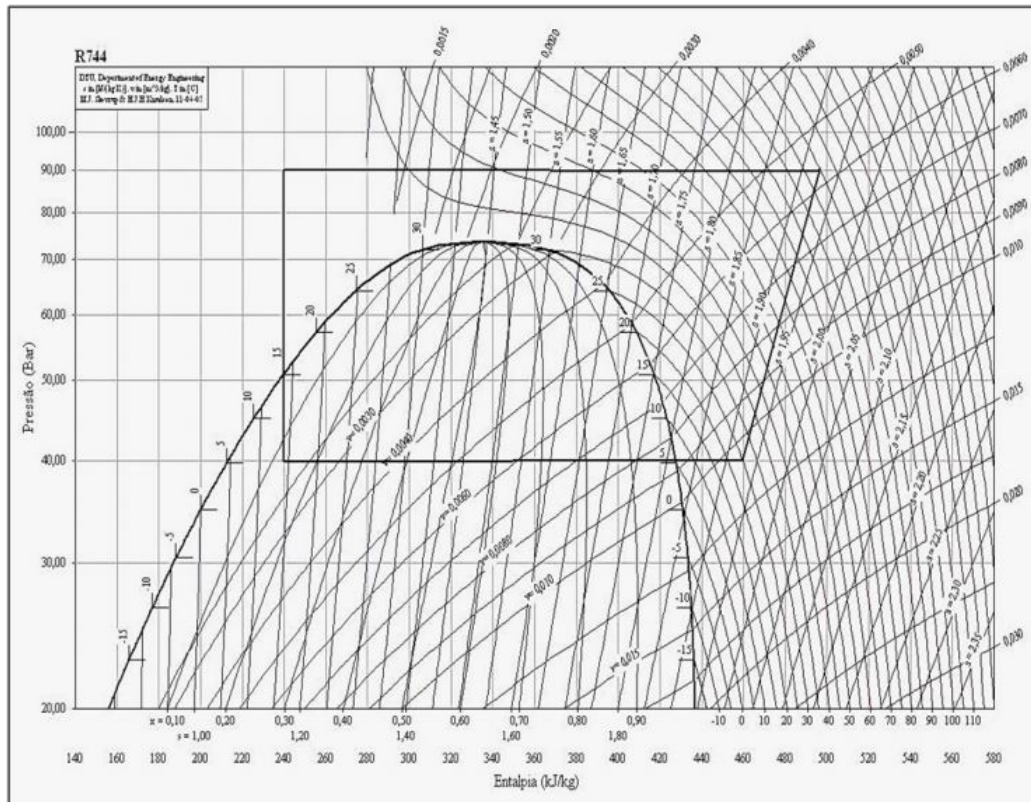


Figura 2.5: Ciclo transcrito do CO₂. Fonte: [Faria, 2013, p. 22]

A alta pressão de trabalho do processo implica em um baixo volume específico (ν). Isso significa que a capacidade térmica por volume de fluido é maior. Tal característica possibilita a utilização de equipamentos de compressão compactos, mas que suportem altas pressões. Em virtude do baixo ν , a capacidade de refrigeração volumétrica do CO₂ (carga térmica) é bastante elevada. Tal propriedade encontra-se, aproximadamente, em torno de $22,545 \text{ kJ/m}^3$ a 0°C , chegando a ser 3 a 10 vezes maior do que a de refrigerantes usuais, como CFCs, HCFCs, HFCs e HCs. Essa é uma característica muito importante nos processos de rejeição e absorção do calor.

As figuras 2.6(a) e 2.6(b) mostram, respectivamente, os diagramas de pressão-entalpia (P-h) e de temperatura-entropia (T-s) do CO₂ operando em modo transcrito. Os processos 1-2, 2-3, 3-4 e 4-1 correspondem a: compressão, resfriamento, expansão e evaporação/superaquecimento, nesta ordem.

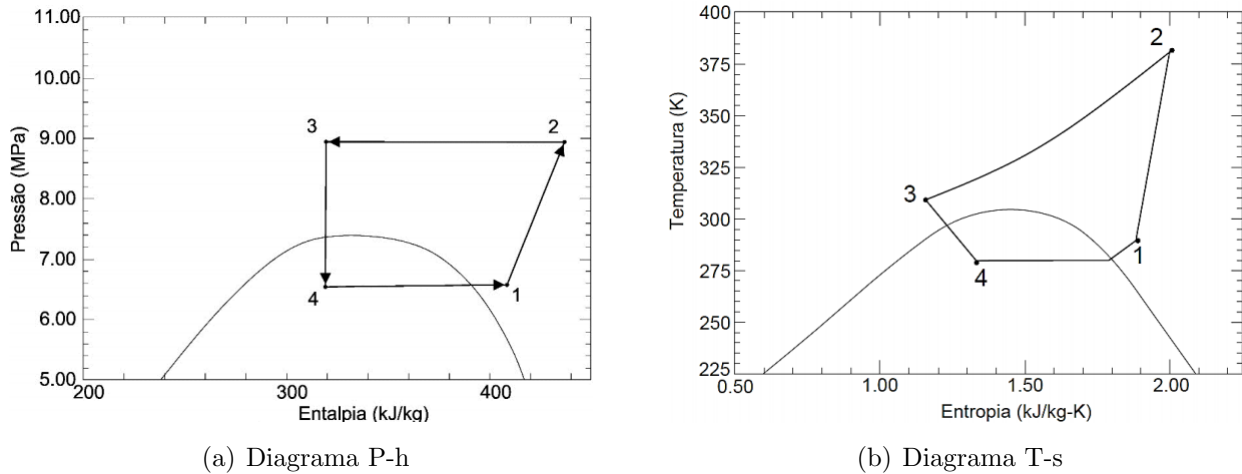


Figura 2.6: Ciclo transcritical de refrigeração do CO₂. Fonte: [Noni, 2016, p. 6]

De acordo com Neksa [2002], a análise dos diagramas apresentados permite observar que a principal característica do ciclo é a rejeição de calor em pressões superiores à crítica (processo 2-3). Isso prova o efeito positivo da alta carga térmica sobre o processo de transferência de calor, como mencionado anteriormente.

Tais propriedades do CO₂ proporcionam dinâmicas rápidas de resposta ao sistema de aquecimento. Isso acontece devido à baixa tensão superficial do refrigerante, que provoca variações no processo de evaporação, influenciando o comportamento dinâmico do evaporador.

A tensão superficial (σ) de um fluido é caracterizada pela intensidade da atração entre suas moléculas e o arranjo das mesmas em sua superfície. Portanto, os baixos valores de σ para o CO₂, devem-se ao fato de esse refrigerante não apresentar clara distinção entre os estados líquido e vapor próximo ao seu ponto crítico, justamente a região de operação da bomba de calor. Como não há superfícies bem definidas, as moléculas tendem a se agrupar de forma multidirecional e menos coesa. Isso faz com que a tensão superficial seja enfraquecida.

O fácil rompimento da tensão superficial do CO₂ favorece a interação entre as moléculas de gás e líquido. Essa troca gasosa, que ocorre no estado líquido+vapor, é o fenômeno que possibilita a mudança de fase no processo de evaporação. Uma vez favorecida, a evaporação ocorre de forma mais rápida do que em outros refrigerantes convencionais. Logo, a dinâmica de resposta do processo em si (e, conseqüentemente, do sistema como um todo) é acelerada.

2.1.2 Fonte de Energia Solar

Na esfera ambiental, um dos fatores que impulsiona o emprego de bombas de calor no aquecimento de água é a possibilidade de uso da radiação solar como fonte de energia limpa. No âmbito econômico, esse mesmo fator também é um diferencial, uma vez que a conversão de energia primária em térmica se dá de forma muito mais eficiente do que em bombas de calor convencionais.

O evaporador solar é composto por um tubo em forma de serpentina agregado a uma placa plana de metal. Tal placa, por sua vez, é disposta de forma horizontal ou inclinada em relação ao céu, visando a coleta de calor proveniente da radiação solar. À medida que o fluido refrigerante

líquido passa pela unidade coletor-evaporador, o mesmo é evaporado devido à absorção da radiação solar. Com essa construção, o sistema é chamado de bomba de calor por radiação solar com expansão direta. Nesse contexto, diversos estudos na área comprovaram que o coeficiente de performance (COP) apresenta valores superiores, tornando o sistema mais eficiente.

Para Bombas de Calor, o COP representa a relação entre o calor transferido do condensador e o trabalho consumido pelo compressor. Esse índice adimensional é utilizado para comparar bombas de calor em termos de eficiência, sob as mesmas condições de funcionamento.

$$COP = \frac{Q_{2-3}}{W_{comp}} = \frac{\dot{m}(h_2 - h_3)}{W_{comp}} \quad (2.1)$$

em que Q_{2-3} é o calor produzido pelo condensador no processo 2-3 da Figura 2.1 e W_{comp} representa o trabalho do compressor dado por

$$W_{comp} = \dot{m}(h_2 - h_1) \quad (2.2)$$

Visto isso, é desejável que o COP tenha um valor maior que 1, para que a bomba de calor apresente maior fornecimento do que consumo de energia.

Dessa forma, é possível dizer que, além de relacionar-se diretamente com a fonte energética, o COP de um sistema térmico está ligado às propriedades termodinâmicas do fluido de trabalho utilizado. Segundo Faria [2013], trabalhos realizados na área mostram que, dos refrigerantes convencionais usados, os que apresentam COP mais elevado são R-12, R-22 e R-134a. No entanto, o CO_2 também confere eficiência elevada ao sistema, visto que, nos estudos analisados, alguns sistemas chegaram a apresentar COPs de 3, 4 e até 6. Parâmetros como a temperatura ambiente e área do coletor solar também influenciam na eficiência do sistema.

Apesar da alta eficiência apresentada pela bomba de calor a CO_2 assistida por radiação solar, existem determinados fatores que dificultam a captação dessa energia. Ao atravessar a atmosfera, a radiação solar é parcialmente absorvida e transformada em calor. Outra parcela da mesma é dispersada pelo ar através dos gases atmosféricos e de demais moléculas em suspensão. Além disso, pode ser absorvida ou refletida pelas nuvens e sua intensidade é relativa à altitude local. Dessa forma, existem índices de transmitância atmosférica da radiação solar capazes de estimar sua potencial captação através de painéis solares. Tudo isso dependendo da localidade e condição ambiental sob as quais é feita a análise.

Um desses parâmetros mensurados é o índice de transparência (k_t). Segundo Faria [2013], o índice de transparência representa a razão entre a radiação total absorvida por uma superfície horizontal (I) e a radiação extraterrestre (I_0), ambas medidas em um mesmo intervalo de tempo. A equação a seguir mostra esse cálculo.

$$k_t = \frac{I}{I_0} \quad (2.3)$$

A radiação solar total incidente sobre uma superfície horizontal qualquer é dada pela soma das radiações difusa e direta. A radiação difusa pode ser caracterizada como resultante da difração causada por nuvens, nevoeiros, poeiras e/ou outras partículas em suspensão no ar. Já a radiação direta representa a parcela que não sofre nenhum desvio causado pela atmosfera, vinda diretamente do sol através dos raios solares incidentes.

Nesse aspecto, k_t está vinculado às condições meteorológicas locais e a fatores como: presença/ausência de nuvens, declinação solar, temperatura ambiente, umidade relativa do ar e turbidez atmosférica [Faria, 2013]. Por isso, é extremamente importante considerar a influência desse parâmetro ao estimar as melhores condições para captura da radiação solar. No entanto, o cálculo desse índice é complexo e está ligado a diversos estudos climatológicos. Sendo assim, é comum utilizar dados obtidos de estações meteorológicas para estimar k_t e, portanto, projetar sistemas térmicos assistidos por radiação solar.

2.2 Modelagem de sistemas

Para fins de controle, a etapa de modelagem é de grande importância. Com ela é possível identificar as dinâmicas mais predominantes na resposta de um sistema a uma dada excitação. Segundo Aguirre [2007], o modelo desenvolvido para um sistema real, nada mais é do que uma representação aproximada. Portanto, é errado concluir que um determinado sistema tem apenas um modelo que o representa: existem, na verdade, uma família de modelos para o mesmo. Isso porque os parâmetros mudam a depender do ponto de operação do processo, das condições sob as quais ele está inserido, entre outras especificidades.

É possível escolher entre três tipos de modelagem: caixa branca, caixa preta ou caixa cinza. Modelos em caixa branca são obtidos analiticamente, a partir das equações físicas, químicas ou fenomenológicas que descrevem o sistema. A identificação em caixa preta, utiliza a análise de vários sinais do sistema para estimar alguns parâmetros que possam descrever sua dinâmica. Por fim, a modelagem em caixa cinza é uma junção das duas últimas: utiliza tanto equações analíticas, quanto sinais do sistema para obter uma representação matemática do mesmo.

2.2.1 Identificação de modelos

Conhecida também como modelagem empírica (ou caixa preta), a identificação de modelos é uma “área da modelagem matemática que estuda técnicas alternativas à modelagem caixa branca” [Aguirre, 2007, p. 38]. É utilizada, portando, quando o processo de equacionamento analítico é complexo ou quando tudo que se sabe sobre o sistema são as relações entre suas variáveis de entrada e saída. Nesse caso, os sinais amostrados devem dizer muito a respeito do sistema, para que o modelo estimado represente bem sua dinâmica de saída.

Assim sendo, o ponto de partida para identificar modelos é adquirir sinais de interesse do processo, a partir da aplicação de excitações e/ou perturbações ao sistema. Após adquiridos, esses dados devem ser tratados para que estejam dentro de determinada faixa de interesse. Amostras de sinais que divergem muito do restante podem corresponder à erros de medição ou mal condicionamento e, portanto, devem ser cuidadosamente analisadas e tratadas.

A identificação de modelos tem, ainda, duas abordagens distintas. Pode ser realizada considerando-se o sistema em malha aberta (MA) ou em malha fechada (MF). A abordagem em malha aberta, utilizada neste trabalho, é melhor descrita a seguir.

Malha Aberta (MA) Nessa abordagem, a identificação de modelos é realizada a partir da aquisição e manipulação dos sinais de entrada e saída do sistema não realimentado. Isto é, não

há interdependência entre esses dois sinais. A Figura 2.7 apresenta um diagrama de blocos onde o sistema G recebe uma entrada $r(t)$ e fornece uma saída $y(t)$.



Figura 2.7: Sistema em Malha Aberta. Fonte: Própria

A vantagem desse tipo de abordagem é que o modelo do processo se resume à razão entre os sinais $r(t)$ e $y(t)$. A grosso modo, a saída $Y(s)$ é uma convolução entre o sinal de entrada $R(s)$ e os parâmetros do modelo de $G(s)$, no domínio da frequência: $\frac{Y(s)}{R(s)} = G(s)$.

2.2.2 Método da Resposta Complementar

A modelagem de sistemas de controle pode ser feita através de diferentes técnicas de identificação. Para sistemas estáveis de baixa ordem (geralmente primeira ordem), a estimação de parâmetros de um modelo matemático é comumente feita através de métodos gráficos experimentais. Isso reduz a complexidade da modelagem e fornece boas representações da dinâmica do processo.

Uma das técnicas mais comuns parte da aplicação de um sinal de entrada degrau no sistema em malha aberta. Em seguida, é medido o tempo gasto para que a resposta do sistema atinja 63,2% de seu valor final. Esse tempo medido é chamado de τ e representa a constante de tempo do modelo estimado. Apesar de viável pela sua simplicidade, esse método não garante que o sistema se comporta, de fato, como primeira ordem. Isso porque em nenhum momento o comportamento dinâmico da resposta é analisado. Em outras palavras, um sistema cuja resposta é estável em regime permanente, mas apresenta uma dinâmica oscilatória, poderia ainda ser entendido como primeira ordem, já que o único parâmetro avaliado é τ . Além disso, a determinação do instante $t = 0$ (importante condição inicial) nem sempre é precisa. Esses fatores fazem com que o modelo seja suscetível a erros consideráveis.

Outra técnica de identificação de modelos bastante comum é o método da resposta complementar. Essa estratégia também baseia-se na resposta do sistema à uma entrada degrau, em malha aberta. Porém, nesse caso, o sinal de saída é representado por uma função logarítmica de teste. Isso significa que o intervalo de dados de resposta a ser utilizado na modelagem é escolhido através de testes experimentais. Assim, é possível conseguir uma melhor estimação da constante de tempo do modelo do sistema.

De acordo com Doebelin [1990, p. 109], a resposta temporal de um sistema de primeira ordem pode ser expressa por:

$$\frac{q_o - Kq_{is}}{Kq_{is}} = -e^{-t/\tau} \quad (2.4)$$

Isto é

$$1 - \frac{q_o}{Kq_{is}} = e^{-t/\tau} \quad (2.5)$$

Em que q_o representa a saída atual (instantânea) e Kq_{is} , a amplitude do sinal de resposta já em regime permanente. Contextualizando, se sa é o sinal de saída atual do grau de superaquecimento, é possível expressar a equação (2.5) por

$$1 - \frac{sa - sa_o}{sa_f - sa_o} = e^{-t/\tau} \quad (2.6)$$

O termo fracionário da equação (2.6) representa a normalização da saída, importante para que seu complemento $(1 - sa)$ faça sentido. A partir disso, é possível definir

$$Z := \ln \left(1 - \frac{q_o}{Kq_{is}} \right) = \ln \left(1 - \frac{sa - sa_o}{sa_f - sa_o} \right) \quad (2.7)$$

Em que

$$Z = \frac{-t}{\tau} \quad \therefore \quad \frac{dZ}{dt} = \frac{-1}{\tau} \quad (2.8)$$

As figuras 2.8 e 2.9 mostram, de forma ilustrativa, as variáveis apresentadas nas equações anteriores. Para tal, foi utilizada a resposta ao degrau de um sistema fictício qualquer.

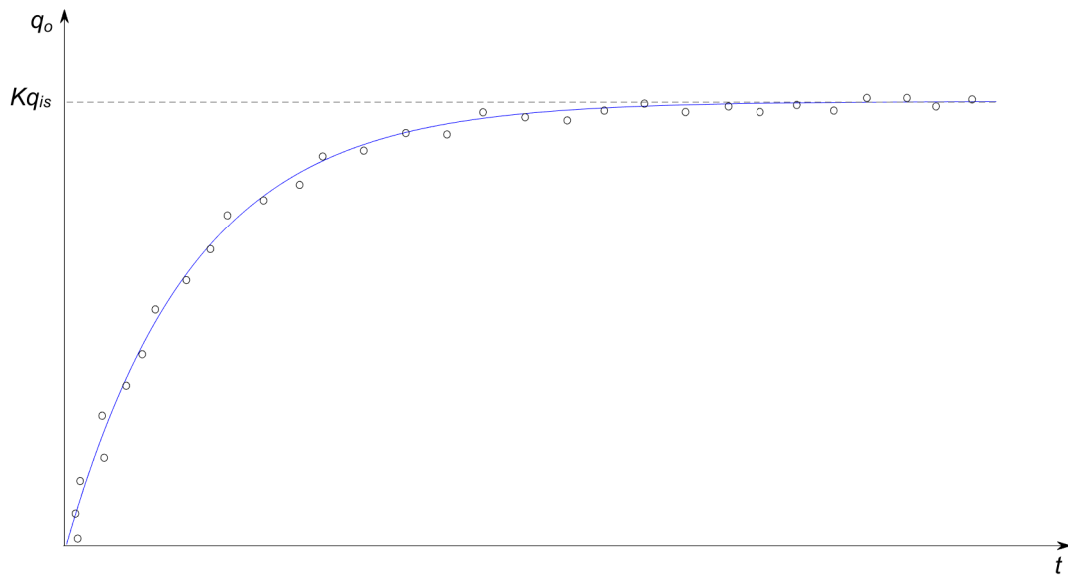


Figura 2.8: Resposta de um sistema arbitrário de primeira ordem à uma entrada degrau.
Adaptação de Doebelin [1990, p. 189]

Ao plotar Z x t , o que se espera obter é uma linha reta com inclinação negativa como mostra a Figura 2.9. Ainda segundo Doebelin [1990, p. 189], uma vez que os dados de saída do sistema real apresentam esse comportamento, sob tais circunstâncias, tem-se a garantia de que se trata de um sistema do tipo primeira ordem.

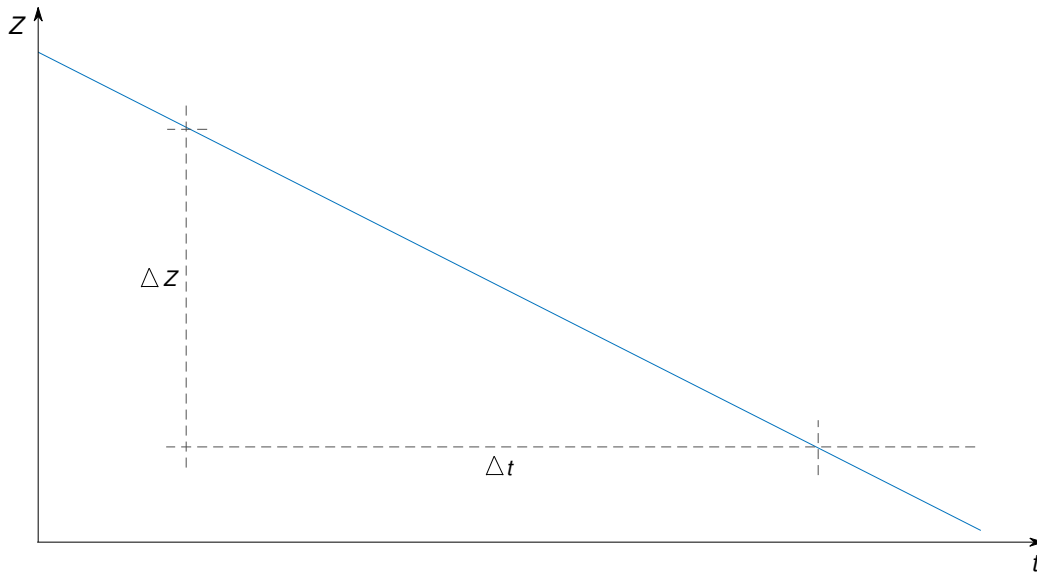


Figura 2.9: Ajuste da Resposta Complementar: $Z \times t$. Adaptação de Doebelin [1990, p. 189]

Assim sendo, a constante de tempo do modelo estimado é equivalente à inclinação da reta $Z \times t$.

$$\tau = -\frac{\Delta t}{\Delta Z} \quad (2.9)$$

Essa medida também diz respeito à velocidade com que a saída do sistema atinge o regime permanente. Isto é, quanto menor for o coeficiente angular de $Z \times t$, menor é o valor de τ e mais rápida é a resposta do sistema. Analogamente, quanto menos acentuada for a inclinação da reta, maior é o valor de τ e mais lenta é a resposta. A Figura 2.10 mostra exemplos de saída de dois sistemas fictícios, como resposta à mesma entrada degrau.

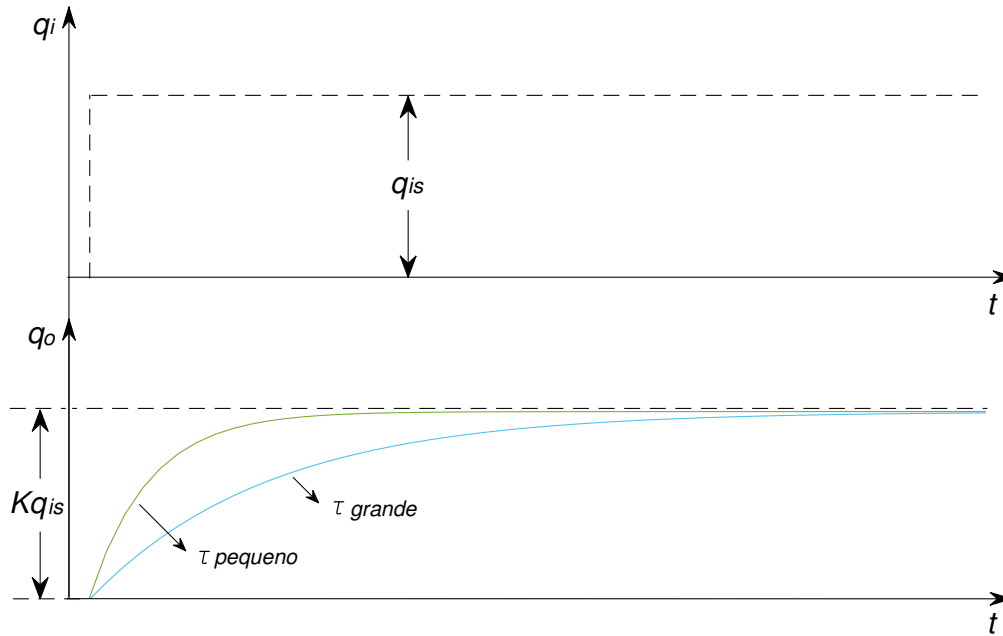


Figura 2.10: Constantes de tempo (τ): Respostas de dois diferentes sistemas ao degrau. Adaptação de Doebelin [1990, p. 108]

Os outros parâmetros do modelo de primeira ordem também são estimados de forma experimental, através do gráfico de resposta do sistema real. O atraso puro de tempo θ equivale ao “tempo morto” aparente da resposta. Já o ganho K é definido pelo valor absoluto da amplitude máxima da resposta (regime permanente).

É possível quantificar o grau de aproximação entre o modelo identificado e a saída real, utilizando mínimos quadrados para relacionar a variação dos dados reais e a variação dos valores estimados. Esse cálculo resulta em um índice chamado de coeficiente de determinação (conhecido como R^2). Tal medida pode variar entre 0 e 1, uma vez que 0 representa uma aproximação muito ruim e 1 uma aproximação muito boa.

O coeficiente R^2 considera a soma total dos quadrados das diferenças entre cada amostra real y de uma curva e a média dessas amostras \bar{y} . Além disso, também é levado em conta. A equação matemática (2.10) mostra a relação entre esses dois fatores.

$$R^2 = \frac{SS_{aprox}}{SS_{tot}} \quad (2.10)$$

em que SS_{tot} é a soma total dos quadrados das diferenças entre cada amostra real y de uma curva e a média dessas amostras \bar{y} , conforme apresentado na equação (2.11).

$$SS_{tot} = \sum_{i=0}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad (2.11)$$

e SS_{aprox} é o quadrado da diferença entre valores estimados \hat{y}_i (amostras de uma curva aproximada) e a média dos dados da curva real \bar{y} , como mostra a equação (3.9).

2.3 Abordagem Fuzzy

As teorias clássicas de análise, modelagem e controle de sistemas muitas vezes baseiam-se em princípios quantitativos da matemática analítica. Esse tipo de abordagem não abre espaço para análise qualitativa de problemas de controle. Isso significa que, apesar de não existir solução única para determinado problema, n soluções diferentes não podem ter um grau de verdade associado. É possível citar, como exemplo, um tanque cujo nível deve ser mantido em determinado valor. Segundo as técnicas de análise clássicas, a medição do nível do tanque sempre será feita de forma quantitativa e, portanto, resultará em um valor específico. Na abordagem qualitativa é possível apontar o nível do tanque de forma aproximada em categorias, sem medição precisa, como *muito vazio*, *vazio*, *cheio*, ou *muito cheio*, o que abre possibilidades para n valores dentro de cada categoria. Tais categorias são chamadas de *Conjuntos Fuzzy*, devendo ser eles quantificados através de intervalos matemáticos, em geral definidos como $[0, 1]$. Assim, cada possível solução tem um grau de pertinência associado a diferentes conjuntos. Considerando o universo de todos os conjuntos possíveis, a soma desses graus de pertinência deve totalizar 1. Desta maneira, quanto mais próximo de 1 é o grau de pertinência, melhor é a associação da solução a determinado conjunto.

Essa análise inexata é a proposta fundamental da abordagem fuzzy (ou nebulosa). Ela permite interpretações mais amplas a respeito do estado atual de um sistema, fazendo com que seu controle seja adaptativo e não esteja restrito à uma única regra previamente determinada. Logo, é viável utilizar técnicas fuzzy para tratar inclusive problemas complexos nas teorias clássicas, como aqueles com alto número de variáveis, grande faixa operacional ou não-lineares.

2.3.1 Conjuntos Fuzzy

Introduzida em 1965, pelo matemático Lotfi Asker Zadeh a Teoria dos Conjuntos Fuzzy (*Fuzzy Sets Theory*) é empregada na modelagem de incertezas, em diversas áreas. Em alguns sistemas de controle não é possível definir limites de atuação precisos. Nesses casos é necessário que a formulação de modelos matemáticos locais seja feita de forma aproximada (difusa).

Como exemplo, considere um universo não vazio U , três conjuntos $A \subset U$, $B \subset U$, $C \subset U$ e um elemento particular $x \in U$. Uma vez que x pode assumir diferentes posições dentro do universo U (x_1, x_2, \dots, x_n), o mesmo poderá pertencer exclusivamente a um conjunto ou parcialmente a dois ou aos três.

Suponha que o elemento x representa a idade de uma pessoa. Os conjuntos A , B e C são as faixas etárias às quais essa pessoa pode pertencer ao longo da vida, como por exemplo: infância, idade adulta e velhice, respectivamente. Definindo intervalos para cada conjunto, individualmente, é possível obter

$$A = [0, 15] \quad B = [30, 60] \quad C = [75, 90+]$$

Porém dessa forma não há interseção entre as faixas, então uma idade igual a 20, por exemplo, não pode ser representada nessa abordagem. Assim, é preciso interpretar as transições etárias como sendo os pontos de interseção dos conjuntos, em que x pode assumir graus de pertencimento relativos a A , B e C .

É possível, portanto, definir funções como $\mu_A(x)$, $\mu_B(x)$ e $\mu_C(x)$ que indicam o grau de pertencimento de x com relação à cada conjunto descrito. Representações desse tipo são chamadas de funções de pertinência.

A Figura 2.11 mostra uma possível representação desses conjuntos através de funções de pertinência trapezoidais, escolhidas arbitrariamente.

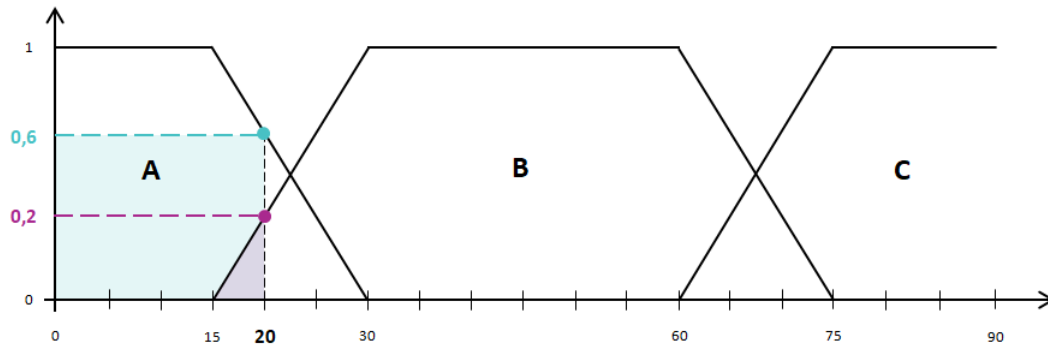


Figura 2.11: Exemplo de funções de pertinência trapezoidais: faixas etárias. Fonte: Própria

Nesse caso de exemplo, uma pessoa de 20 anos pertenceria 60% ao conjunto A (infância) e 30% ao conjunto B (idade adulta).

Em uma abordagem precisa, a função de pertinência de x com relação ao conjunto A , por exemplo, é chamada de “função característica” e seria dada por

$$\mu_A = \begin{cases} 1, & \text{se } x \in A, \\ 0, & \text{se } x \notin A. \end{cases}$$

Isto é, quaisquer elementos x seriam considerados 100% pertencentes ao conjunto A , independentemente do erro percentual relativo. Nessa situação, o grau de pertencimento de x em relação a A seria nulo somente se $x \notin A$. Esse tipo de modelagem assemelha-se à lógica binária, onde a saída só assume dois possíveis valores: verdadeiro (1) ou falso (0). Porém, nem sempre essa abordagem descreve bem a operação de um sistema em várias regiões de atuação.

Na abordagem Fuzzy, entretanto, o espaço de valores possíveis é ampliado. A função de pertinência torna-se

$$\mu_A = \begin{cases} f(x), & \text{se } x \in A, \\ 0, & \text{se } x \notin A, \end{cases}$$

em que $f(x)$ é uma função arbitrária que pode assumir n valores no intervalo $[0, 1]$, representando o espaço definido pelo conjunto A .

Nesse contexto, $f(x)$ pode ser uma função triangular, trapezoidal, gaussiana ou sino generalizada, conforme mostram os itens da Figura 2.12.

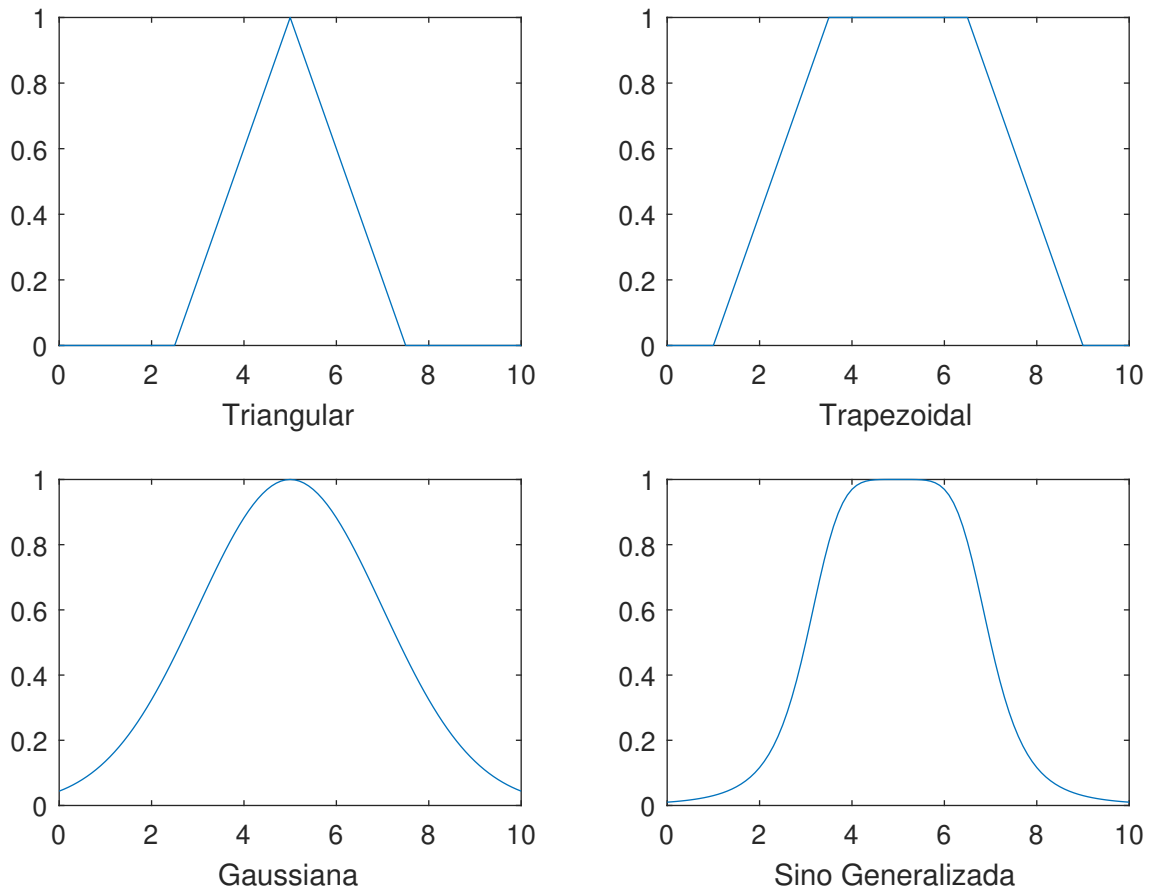


Figura 2.12: Funções de Pertinência. Fonte: Própria

2.3.2 Modelo Fuzzy Convencional

Definir um modelo fuzzy de um sistema é, basicamente, seguir três etapas principais. De acordo com [Kandel and Langholz, 1993, p. 5], essas etapas podem ser descritas como a seguir.

1) Fuzzificação

Essa primeira etapa corresponde à transformação de variáveis do nível numérico para o nível linguístico. Esse procedimento é importante para que os valores físicos de entrada do sistema sejam abstraídos, de modo a facilitar a etapa de inferências. Na fuzzificação, valores reais quantitativos e com sentido físico são classificados e passam a ser interpretados qualitativamente.

2) Processo de Inferência: Regras de Controle

Em um segundo passo, é calculado o grau de pertinência de um elemento à cada conjunto contido no universo de interesse (predeterminado). Isso se dá através de regras de inferência, baseadas na clássica estrutura *se/então* (if/else).

Também chamadas de regras de controle, ou regras fuzzy, essas condições são escritas tendo como base a experiência de pesquisadores e projetistas de sistemas de controle ou de operadores de processos industriais. Conforme mencionado em [Kandel and Langholz, 1993, p. 115], o ajuste dessas regras é feito continuamente, comparando-se o desempenho avaliado do sistema com o desempenho desejado.

Os parâmetros condicionais das regras de controle são variáveis linguísticas que correspondem aos conjuntos fuzzy avaliados. Esses termos linguísticos são atributos imprecisos (“alto” ou “baixo”, “devagar” ou “rápido”, “claro” ou “escuro”) precedidos, ou não, de advérbios de intensidade (muito, pouco, nunca, sempre, entre outros).

As variáveis de entrada que constituem as regras fuzzy são chamadas de *antecedentes*. A combinação entre duas ou mais variáveis antecedentes resulta em uma variável *consequente*, também interpretada como uma saída fuzzy. Os resultados provenientes das possíveis combinações entre dois ou mais conjuntos de variáveis de entrada são chamados de inferências da saída.

A Figura 2.13 ilustra um conjunto de regras fuzzy que determinam possíveis avaliações de um restaurante fictício, tendo como entradas a qualidade dos pratos servidos e a média qualitativa de preço dos mesmos.

Avaliação do Restaurante		Variável Consequente		
Antecedente 2	Qualidade dos pratos...	Péssima	Razoável	Ótima
Antecedente 1	Preço (em média)			
	Baixo	Razoável	Bom	Muito Bom
	Médio	Ruim	Razoável	Bom
	Alto	Muito Ruim	Ruim	Razoável

Inferências

Figura 2.13: Exemplo de conjunto de regras fuzzy: variáveis e inferências. Fonte: Própria

Ainda nessa etapa define-se uma função de pertinência de saída para cada variável fuzzy abstraída. A mesma é resultado da combinação das regras de controle inferências

3) Defuzzificação

Na terceira e última etapa as variáveis fuzzy retornam para o nível numérico, sendo transformadas em ações de controle para o sistema, por exemplo. Dessa forma, o valor da variável controlada é constantemente modificado até que as especificações do controle sejam alcançadas. Esse valor quantitativo pode ser obtido através de diferentes métodos de defuzzificação, como os apresentados a seguir.

- Método do Centro de Massa (ou Centróide): O valor numérico da variável fuzzy corresponde ao centro de gravidade da função de saída do sistema.

- Método da Média dos Máximos: Produz um valor numérico que equivale à média dos valores centrais (ou de pico) dos conjuntos “ativados” na função de saída.
- Método da Média Ponderada dos Máximos: O valor numérico desejado corresponde à média ponderada dos valores centrais (ou de pico) dos conjuntos “ativados” na função de saída. Nesse caso, os pesos são os graus de pertencimento da variável fuzzy a cada conjunto ativo.

2.4 Controle de Processos

O controle de sistemas permite obter melhorias no desempenho do processo, reduzindo custos de operação e impactos ambientais. Para isso, é necessário descrever a relação entre saídas e entradas do sistema, bem como suas condições de operação. É possível fazê-lo matematicamente, modelando-se o sistema através de equações físicas, químicas e fenomenológicas. Por outro lado, podem ser feitas estimações da dinâmica de resposta de determinado processo através de dados e sinais adquiridos. Essa última estratégia é mais aplicada, visto que existem diversas ferramentas e métodos computacionais que auxiliam na obtenção de modelos estimados.

Uma vez que o processo é modelado, o projeto de controladores é feito a partir da análise da dinâmica de resposta desse modelo. A modelagem de sistemas que operam em diferentes condições deve considerar a resposta dos mesmos em cada uma dessas regiões de operação. Assim, se existe um conjunto de modelos que representam um só sistema em vários pontos de operação, a ação do controle deve ser ajustável o suficiente para atuar nas respectivas regiões modeladas. Para tal, tem se tornado cada vez mais comum a utilização de técnicas de controle adaptativo, que muitas vezes envolvem a abordagem fuzzy.

O convencional controlador PID de parâmetros fixos apresenta bom desempenho se projetado para determinado ponto de atuação do sistema. Sua estrutura básica pode ser mostrada como no diagrama de blocos da Figura 2.14, a seguir.

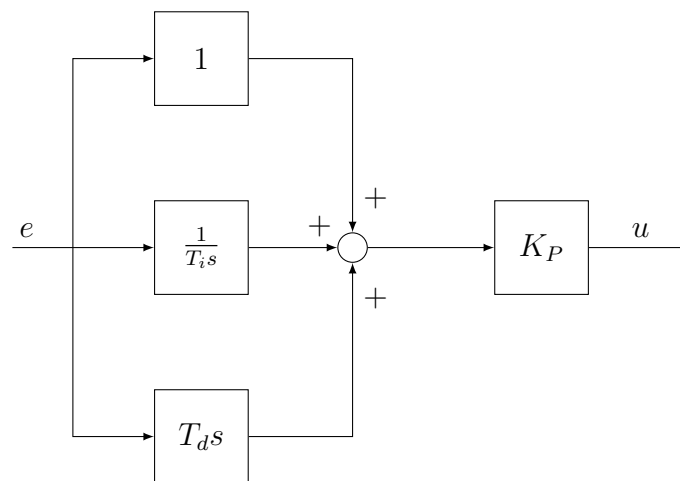


Figura 2.14: Estrutura clássica PID convencional: parâmetros fixos. Fonte: própria.

Segundo Åström and Hägglund [1934], os ganhos integral e derivativo do controlador, K_I e K_D , podem ser calculados através do ganho proporcional K_P , como mostram as equações (2.12)

e (2.13).

$$K_I = \frac{K_P}{T_i}, \quad (2.12)$$

$$K_D = K_P T_d \quad (2.13)$$

em que T_i é o tempo desejado para que a saída do integrador atinja o valor K_P para uma entrada unitária e T_d é o intervalo adiante no qual o sinal de erro será estimado, através de extrapolação linear.

Nessa estrutura clássica, os ganhos do controlador PID só podem ser ajustados por meio de sintonias manuais. Isso se torna um problema quando a faixa operacional do processo cresce e os pontos de operação variam ao longo do tempo. Nesse caso, o funcionamento do controle passa a requerer monitoração constante e potenciais ajustes dos ganhos, o que é inviável. Dessa forma, surge a necessidade de adaptar a ação do controlador às condições instantâneas de atuação do sistema de forma automática.

O uso de lógicas fuzzy na sintonia automática de controladores PID é uma alternativa cada vez mais utilizada. Além de permitir o ajuste dos parâmetros PID de forma adaptativa, uma outra estratégia é ponderar o sinal de erro que entra no controlador de forma a manipular o sinal de controle conforme desejado. Além dessas duas abordagens, também é possível utilizar vários controladores PID projetados por região de operação e ponderar os sinais de controle locais, aplicando uma ação de controle resultante no sistema.

Em geral, controladores PID-fuzzy são um bom exemplo de estratégia de controle adaptivo voltado para processos. Para a bomba de calor, foco deste trabalho, tal estratégia de controle mostra-se interessante. Isso porque através da abordagem PID-fuzzy é possível considerar as várias regiões de operação do sistema térmico. Portanto, nos tópicos que seguem será feita uma apresentação desse tipo de estratégia de controle. Além disso, serão analisadas algumas topologias factíveis para este projeto.

2.4.1 Controladores PID-fuzzy

Várias topologias de controladores PID-fuzzy (PIDF) são encontradas na literatura, como por exemplo em [Qiao and Mizumoto, 1996], [Precup et al., 2009], [Yi et al., 2009], [Mishra et al., 2015] e [Fattah and Abdel-Qader, 2015]. É interessante observar que, a partir de topologias já existentes é possível derivar diversas outras.

A implementação das diferentes estruturas do tipo PID-fuzzy deve levar em conta as especificidades do processo estudado, através da criação das regras de controle. É necessário considerar os possíveis comportamentos da resposta do sistema a partir de determinadas condições de entrada e, dessa forma, condicionar adequadamente a(s) saída(s) fuzzy.

Estruturas do tipo PIDF são ideais para processos como o da Bomba de Calor assistida por fonte de energia solar, porque os sinais de entrada (abertura da válvula e radiação) podem variar dentro de uma extensa faixa de valores. A seguir são apresentadas quatro abordagens de controladores PIDF. Além disso, são feitas análises sobre vantagens e desvantagens das estruturas apresentadas. Para tal, considerou-se algumas particularidades da Bomba de Calor,

processo térmico foco deste projeto. As variáveis U_{real} e S_{real} foram utilizadas para representar, respectivamente, a abertura da válvula como entrada do sistema e a radiação solar como distúrbio.

Topologia 1

A primeira abordagem apresentada utiliza como entrada de um bloco de regras fuzzy o sinal de erro do sistema, $e(t)$, calculado como sendo a diferença entre valor medido e valor de referência da variável controlada do processo. Além disso, a derivada do sinal de erro no tempo, $\dot{e}(t)$, também é considerada como entrada das regras de controle.

Nesta topologia, os parâmetros PID do controlador são fixos. O sinal de controle u_1 é resultado de ajustes sofridos pelo erro fuzzificado e_f ao longo do tempo.

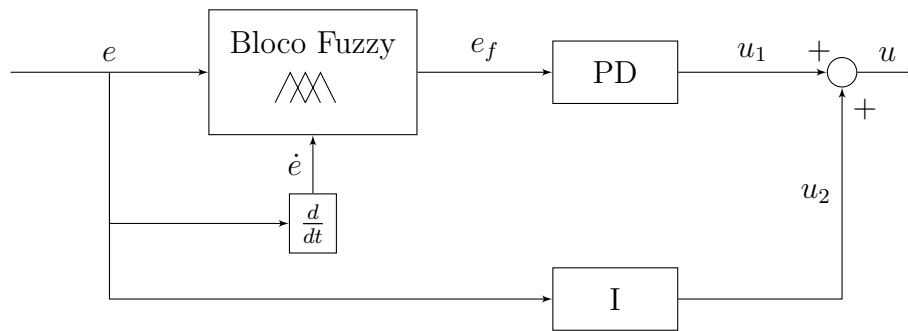


Figura 2.15: Abordagem PID-fuzzy: primeira topologia. Fonte: própria.

Como é possível ver na Figura 2.15, o parâmetro integral (I) do controlador age diretamente sobre o erro real do sistema e . Por outro lado, os parâmetros proporcional (P) e derivativo (D) agem sobre o sinal de erro fuzzificado e_f , que é uma abstração do erro real. Isso significa que e_f não tem sentido físico.

A grande vantagem dessa topologia é que o erro real é zerado para referências constantes em regime permanente, uma vez que a ação integral age diretamente sobre ele. Analisando o regime transitório, se o tempo integral escolhido for relativamente grande, essa ação de controle faz com que a dinâmica de resposta se torne lenta, o que é preocupante em processos térmicos que já têm como característica constantes de tempo elevadas. Por outro lado, se o tempo integral escolhido for pequeno, a ação do integrador irá acelerar a resposta do sistema, podendo causar *overshoot* na saída. Nesse sentido, torna-se vantajoso também o fato de os ganhos proporcional e derivativo do controlador receberem como entrada o sinal de erro fuzzificado. Isso porque, através de regras fuzzy, torna-se possível manipular e_f de forma a aumentar ou diminuir o sinal de controle referente às ações P e D e, assim, adaptar a velocidade de resposta do sistema conforme desejado em cada região. Além disso, as regras de controle podem ser implementadas de modo que as especificações de desempenho sejam atendidas da melhor forma possível, como por exemplo, manter pequeno o *overshoot* na variável controlada ao acelerar a dinâmica de resposta.

É possível exemplificar a regra fuzzy para o caso em que há *overshoot* da variável controlada. Nessa situação, o sinal de controle u_1 em um instante de tempo kT , representado por

$$u_1(kT) = e_f(kT)K_P + \frac{(e_f(kT) - e_f(kT - 1))}{\Delta kT} K_D, \quad (2.14)$$

deve ser reduzido e, portanto, uma regra fuzzy típica seria

Se e é “positivo” & $|e|$ é “grande” & \dot{e} é “positivo”

Então u_1 é “pequeno”

em que os termos “positivo”, “grande”, “subindo” e “pequeno” são variáveis linguísticas para o sinal do erro real e , seu valor absoluto $|e|$, sua derivada \dot{e} e para o sinal de controle u_1 , respectivamente.

Topologia 2

Na segunda abordagem apresentada há um controlador PID, cujos ganhos K_P , K_I e K_D são constantemente adaptados entre valores máximos e mínimos. O ajuste é feito a partir de um único fator fuzzy aplicado ao controlador, o que significa que os três ganhos sempre irão variar em função de f_f . As regras fuzzy recebem como entrada tanto o sinal de erro e do sistema quanto as constantes de tempo instantâneas dos modelos da válvula e da radiação (τ_U e τ_S). A Figura 2.16 mostra o diagrama de blocos que representa a topologia descrita.

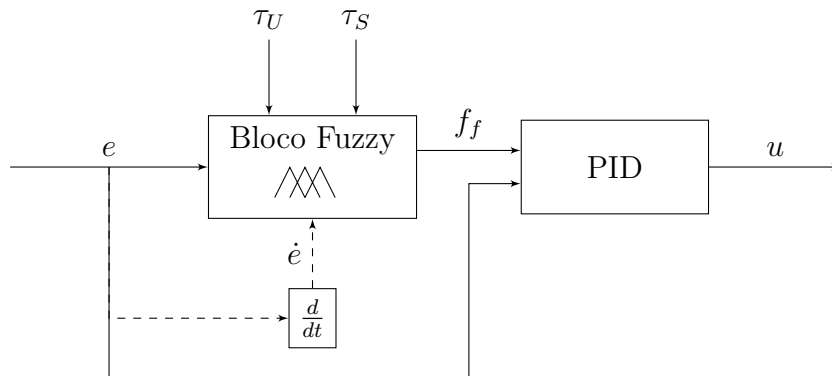


Figura 2.16: Abordagem PID-fuzzy: segunda topologia. Fonte: própria.

O aumento do ganho K_P , isoladamente, proporciona maior velocidade de resposta e menor sensibilidade ao sistema, reduzindo efeitos causados por distúrbios. Por outro lado, essa ação pode deixar o sistema mais sensível a ruídos e mais propenso à instabilidade. Dito isso, é preciso ter cautela ao variar o ganho proporcional. Nesse aspecto, é vantajoso que as regras fuzzy cuidem do ajuste desse parâmetro, tornando-o mais responsivo às mudanças de modelos locais do sistema. Assim, o fato de essa topologia abordar as constantes de tempo instantâneas dos modelos permite que, para dinâmicas de resposta rápidas, o ganho seja maior e para dinâmicas lentas, o ganho seja reduzido, conforme é desejável. Um exemplo de regra fuzzy que pode ser implementada é:

Se e é “positivo” & $|e|$ é “grande” & τ_U é “pequeno” & τ_S é “pequeno”

Então K_P é “grande”

em que “positivo”, “grande”, “pequeno” e “grande” são variáveis linguísticas para o erro real e , seu valor absoluto $|e|$, para as constantes de tempo dos modelos da válvula e da radiação (τ_U e τ_S) e para o K_P , respectivamente.

Ainda nessa abordagem, a derivada do sinal de erro do sistema também pode ser considerada como entrada do bloco fuzzy, a depender da lógica das regras de controle a serem implementadas.

Ao utilizar as relações clássicas entre os ganhos do controlador PID, mostrada nas equações (2.12) e (2.13), um fator fuzzy único irá modificar K_P , K_I e K_D sempre de forma diretamente proporcional entre si. Isso não é desejável, visto que, ao mudar o ponto de operação do sistema, os três ganhos não necessariamente devem aumentar juntos ou diminuir juntos. Dessa forma, em algumas regiões de atuação pode ser que o controlador não apresente uma boa sintonia para os modelos locais do sistema. Para contornar tal situação, é possível implementar equações que relacionem os ganhos de forma não linear. Assim, a dependência entre os ganhos deixa de ser direta e proporcional, apesar de se manter fixa.

Topologia 3

Na terceira topologia a ser descrita, vários controladores PID convencionais são projetados para as diversas regiões de operação modeladas do sistema. A saída referente à cada controlador é levada em consideração no cálculo do sinal de controle final. Dessa forma, tem-se inúmeros fatores fuzzy que, somados, atuarão sobre o processo. A Figura 2.17 apresenta um diagrama que ilustra essa abordagem.

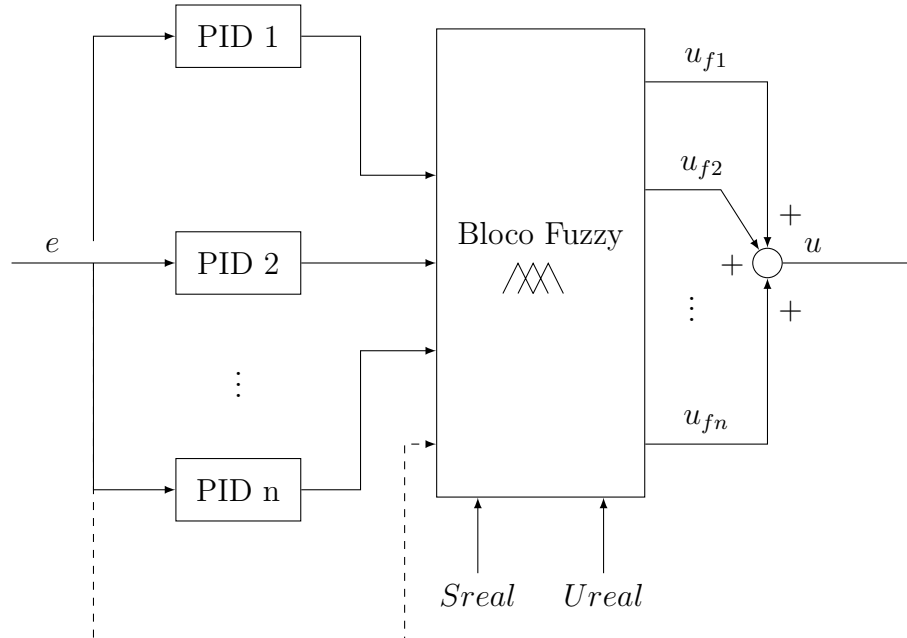


Figura 2.17: Abordagem PID-fuzzy: terceira topologia. Fonte: própria.

Uma vez calculados, os sinais de controle referentes às regiões de operação modeladas tornam-se inputs do bloco de regras fuzzy. Os sinais de entrada medidos do sistema, abertura da válvula (U_{real}) e radiação solar (S_{real}), também são inputs no bloco fuzzy. As regras de controle condicionam esses sinais de entrada do processo, identificando a região de operação instantânea

e definindo pesos para os sinais de controle parciais fuzzificados, de forma que a soma total desses pesos seja 1. Ainda nessa abordagem, o erro do sistema também pode (ou não) ser considerado como entrada do bloco fuzzy, a depender da lógica das regras de controle a serem implementadas.

Como exemplo, suponha que existam três regiões de operação mapeadas e modeladas, com seus respectivos controladores PID convencionais já projetados. Dado um certo instante kT , dentro do bloco fuzzy é indentificado que o processo opera na região 1. Sendo assim, o sinal de controle relativo ao PID 1 deverá, naturalmente, ter maior peso do que os PID's 2 e 3 naquele instante. Esse exemplo pode ser melhor compreendido ao analisar uma possível regra de controle fuzzy a ser implementada nessa situação:

Se U_{real} é “pequeno” & S_{real} é “medio”
Então u_{f1} é “alto” & u_{f2} é “baixo” & u_{f3} é “muito baixo”

em que “pequeno” e “medio” são variáveis linguísticas para as entradas medidas do sistema (U_{real} e S_{real}). E, ainda, “alto”, “baixo” e “muito baixo” são variáveis linguísticas para o peso dos sinais de controle fuzzificados u_{f1} , u_{f2} e u_{f3} .

Assim, o sinal de controle final u poderia ser calculado da seguinte forma:

$$u = 0.89u_{f1} + 0.1u_{f2} + 0.01u_{f3} \quad (2.15)$$

Em que os pesos, determinados de forma arbitrária, necessariamente variam no intervalo $[0, 1]$ e somam 100%.

Uma grande vantagem dessa topologia é que, uma vez que n controladores são projetados para as n regiões de operação do sistema, é possível obter um melhor desempenho para cada um desses intervalos de interesse. O ajuste a ser feito pela abordagem fuzzy diz respeito somente ao “chaveamento” desses controladores, dado o ponto de operação atual do processo.

Por outro lado, algumas desvantagens podem ser identificadas. A primeira delas é que a troca constante dos valores dos parâmetros PID pode deixar o sistema mais suscetível à instabilidade. Ainda como consequência da troca frequente de parâmetros, tem-se um sinal de controle muito pouco suavizado: mudanças instantâneas de região de operação podem levar à alterações bruscas da saída de controle. Outro ponto negativo é que, nessa topologia, as regras fuzzy requerem diversas entradas e saídas, o que significa maior custo com processamento para computá-las.

Topologia 4

Por fim, a quarta topologia apresentada abrange o ajuste dinâmico dos parâmetros PID assim como a Topologia 2. No entanto, o que difere as duas abordagens é que, diferentemente da segunda, nessa quarta topologia três fatores são saída do bloco fuzzy. Esses fatores modificam os ganhos K_P , K_I e K_D individualmente. Além disso, as entradas do bloco fuzzy são os sinais de entrada do sistema, U_{real} e S_{real} e o sinal de erro, e . Tais entradas são utilizados para identificar a regiões de operação do processo a cada instante de tempo e, ainda, definir a amplitude dos ganhos do controlador. A Figura 2.18 mostra o diagrama de blocos da topologia em questão.

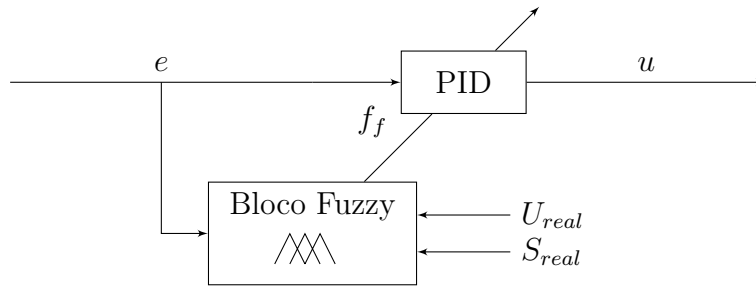


Figura 2.18: Abordagem PID-fuzzy: quarta topologia. Fonte: própria.

Uma grande vantagem dessa estrutura é que é possível obter valores de K_P , K_I e K_D para valores típicos de U_{real} e S_{real} . Isso significa que os ganhos do controlador podem ser ajustados individualmente, por região de operação, confiando melhores sintonias locais para o controlador.

Por outro lado, essa abordagem também apresenta pontos negativos. Um deles é, assim como na Topologia 3, o alto custo computacional para processar os cálculos dos parâmetros PID, já que o ajuste dos mesmos é individual e constante. Outra desvantagem é que o ajuste frequente dos ganhos K_P , K_I e K_D pode resultar em alterações bruscas do sinal de controle, o que não é desejável.

Para contornar a segunda desvantagem apresentada é possível definir regras fuzzy de modo que as variações dos ganhos sejam pequenas e resultem em um sinal de controle suavizado. No entanto, essa estratégia faria com que o desempenho local do controlador fosse reduzido, pois a grande adaptabilidade dos ganhos às regiões de operação ficaria limitada. Uma forma nítida de perceber isso é imaginar uma situação em que o ganho K_P calculado pelas regras fuzzy fosse grande o suficiente para causar uma elevação brusca no sinal de controle e, portanto, tivesse que ser amenizado. Nesse caso, a abordagem fuzzy não estaria proporcionando a melhor sintonia possível para o controlador devido a limitações do processo.

Uma situação de exemplo, com condições fictícias, dessa topologia pode ser expressada através da regra de controle a seguir:

Se e é “positivo” & $|e|$ é “grande” & U_{real} é “pequeno” & S_{real} é “medio”

Então K_P é “alto” & K_I é “medio” & K_D é “pequeno”

em que “positivo”, “grande”, “pequeno” e “medio” são variáveis linguísticas para o erro do sistema e , seu valor absoluto $|e|$, e para as entradas medidas (U_{real} e S_{real}). Além disso, “alto”, “medio” e “pequeno” são variáveis linguísticas para os ganhos proporcional, integral e derivativo do controlador, nesta ordem.

2.4.2 Verificação de melhorias

A quantificação das melhorias obtidas através do controle pode ser feita a partir da análise da robustez e desempenho do sistema. Os tópicos seguintes apresentam detalhadamente tais abordagens, bem como o cálculo de seus respectivos critérios.

Critérios de robustez

De acordo com [Dorf and Bishop, 2001, p. 534], um sistema é considerado robusto quando é estável e apresenta baixa sensibilidade a efeitos externos não considerados na fase de projeto (perturbações, ruídos de medição ou dinâmicas não modeladas). Além disso, o mesmo deve ser estável sobre determinada faixa de variação de parâmetros, enquanto seu desempenho deve continuar atendendo aos requisitos especificados.

Os critérios de robustez são mensurados através da margem de ganho (GM), margem de fase (PM) e máxima sensibilidade (MS).

Critérios de desempenho clássicos

Um sistema de controle é dito ótimo uma vez que os critérios de desempenho são minimizados. Portanto, no que se refere à avaliação do desempenho do sistema, é usual calcular índices clássicos como IAE, ITAE, ISE ou ITSE.

- **Índice IAE** Tem como finalidade mostrar o valor absoluto do erro, sem ponderação. Isso significa que altos valores de erro têm grande relevância, ao passo que erros pequenos têm peso reduzido. A minimização do IAE confere ao sistema de controle características razoáveis de resposta transitória, como amortecimento moderado. Seu cálculo pode ser visualizado na equação (2.16).

$$IAE = \int_0^T |e(t)| dt \quad (2.16)$$

- **Índice ITAE** Esse critério confere baixo peso aos erros iniciais e alto peso a erros pequenos da resposta em regime, devido ao fator multiplicativo t . Um sistema de controle que minimiza o índice ITAE caracteriza-se por possuir baixo ou nenhum *overshoot*, isto é, alto amortecimento. A obtenção do mesmo é apresentada na equação (2.17).

$$ITAE = \int_0^T t|e(t)| dt \quad (2.17)$$

- **Índice ISE** Sua principal característica é evidenciar erros grandes, dando a eles um maior peso, enquanto torna irrelevantes os pequenos erros. Isso é conseguido devido ao uso do valor quadrático de $e(t)$, que amplifica seu valor real. Um baixo valor do índice ISE significa que o sistema tende a corrigir erros iniciais grandes de forma acelerada. Logo, a resposta transiente é rápida e tem característica oscilatória. A equação (2.18) mostra como é feito o cálculo desse parâmetro.

$$ISE = \int_0^T e^2(t) dt \quad (2.18)$$

- **Índice ITSE** Nesse caso, a amplificação do erro através do seu valor quadrático é feita assim como no índice ISE. No entanto, além disso, é feita uma ponderação desse valor:

erros iniciais grandes recebem menor peso do que erros pequenos de regime. Logo, a minimização desse critério permite que a resposta transitória do sistema seja mais rápida e tenha alto amortecimento, simultaneamente. A equação (2.19) mostra seu cálculo.

$$ITSE = \int_0^T te^2(t)dt \quad (2.19)$$

Modelagem da Bomba de Calor

Neste capítulo são apresentados os modelos locais típicos da bomba de calor, bem como sua obtenção. É mostrado, ainda, o cálculo do modelo médio a partir de determinados modelos típicos escolhidos (além de como e por que foi realizada cada escolha).

Devido ao conjunto de dados utilizados possuir um número relativamente pequeno de condições de funcionamento, foi feita a hipótese simplificadora de desacoplamento entre os efeitos da abertura da válvula e da radiação solar. Desta maneira, embora na prática exista acoplamento entre as dinâmicas dos sinais de abertura da válvula e da radiação, esta hipótese simplificadora permite o uso de técnicas básicas de identificação e construção dos modelos. Embora tal simplificação possa ser questionada para fins de um estudo do comportamento termodinâmico da bomba de calor, os modelos obtidos ainda serão adequados à montagem de estratégias de controle deste processo. Desta forma, os acoplamentos dinâmicos existentes serão vistos como perturbações a serem rejeitadas pelo sistema de controle.

3.1 Identificação de modelos locais

Através da técnica de identificação de modelos conhecida como Resposta Complementar foi possível estimar parâmetros de n modelos locais para a bomba de calor. Utilizando-se dados do processo em malha aberta, com amostragem de 1s, foram obtidos modelos de primeira ordem com atraso de tempo, tanto para os degraus na válvula (modelos $G_u(s)$), quanto para a variação da radiação solar (modelos $G_s(s)$). Para realizar a identificação dos modelos para a entrada U , foi desconsiderado o efeito do sinal de radiação sobre a resposta da variável modelada. Já na identificação de modelos em S , desconsiderou-se os efeitos da abertura da válvula sobre sa . Essa abordagem foi adotada pois os dados disponíveis para modelagem eram restritos, tornando-se inviável identificar os modelos locais para cada entrada sem isolar os efeitos individuais de cada uma delas. A mesma massa de dados foi utilizada, inclusive, para validação dos modelos obtidos, o que não é usual quando há maior variedade de dados disponível.

$$G_u(s) = \frac{K_u}{\tau_u s + 1} e^{-\theta_u s} \quad (3.1)$$

$$G_s(s) = \frac{K_s}{\tau_s s + 1} e^{-\theta_s s} \quad (3.2)$$

As equações (3.1) e (3.2) mostram as estruturas dos modelos citados anteriormente.

Para realizar a identificação dos modelos típicos de cada degrau, foram desenvolvidos códigos em MatLab. Essa ferramenta também foi utilizada, inicialmente, para realizar o chaveamento dos mesmos modelos. No entanto, por questões de baixa performance, o software foi substituído posteriormente por um código em linguagem de programação Python.

Os dados utilizados para a modelagem em caixa preta foram obtidos através de medição dos sinais de entrada e saída em um período de aproximadamente três horas. Tal medição foi realizada por Alvarez [2015], em seu trabalho de mestrado. Conforme descrito em sua dissertação, a planta foi exposta ao sol durante todo o intervalo de amostragem, em um dia no qual a radiação foi praticamente constante. O evaporador solar posicionado com um ângulo de inclinação de 30° em relação à horizontal e em uma direção em que o sol pudesse cobrir toda a sua superfície.

Como entrada do sistema considerou-se a abertura da válvula, representada pela letra U , cujo limite de variação foi de zero voltas (completamente fechada) a onze voltas (completamente aberta). Além disso, a radiação solar incidente sobre o painel inclinado, representada pela letra S , também foi considerada, mas como uma perturbação do processo.

A Figura 3.1 mostra as variações das entradas U e S ao longo do intervalo amostrado.

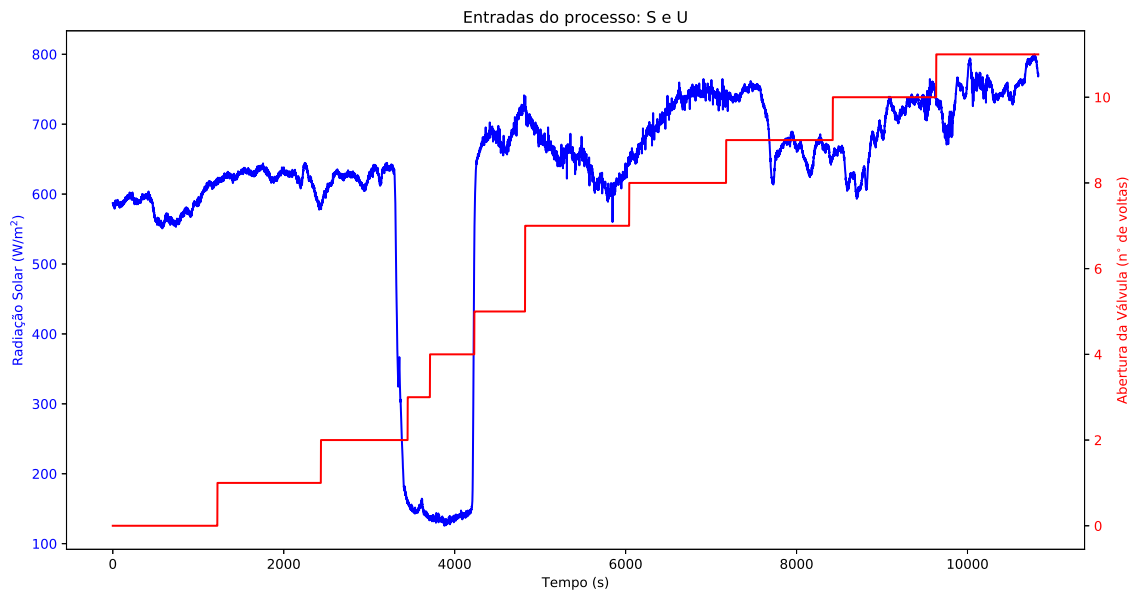


Figura 3.1: Entradas medidas: Radiação Solar e Abertura da Válvula. Fonte: Própria.

A saída considerada na aquisição de dados foi o grau de superaquecimento do fluido refrigerante na saída do evaporador solar, medido em graus celsius ($^\circ C$) e representado por sa . O comportamento dessa variável de processo ao longo do período de amostragem foi modelado utilizando-se o método da resposta complementar, conforme citado anteriormente. A Figura 3.2 apresenta o sinal sa medido.

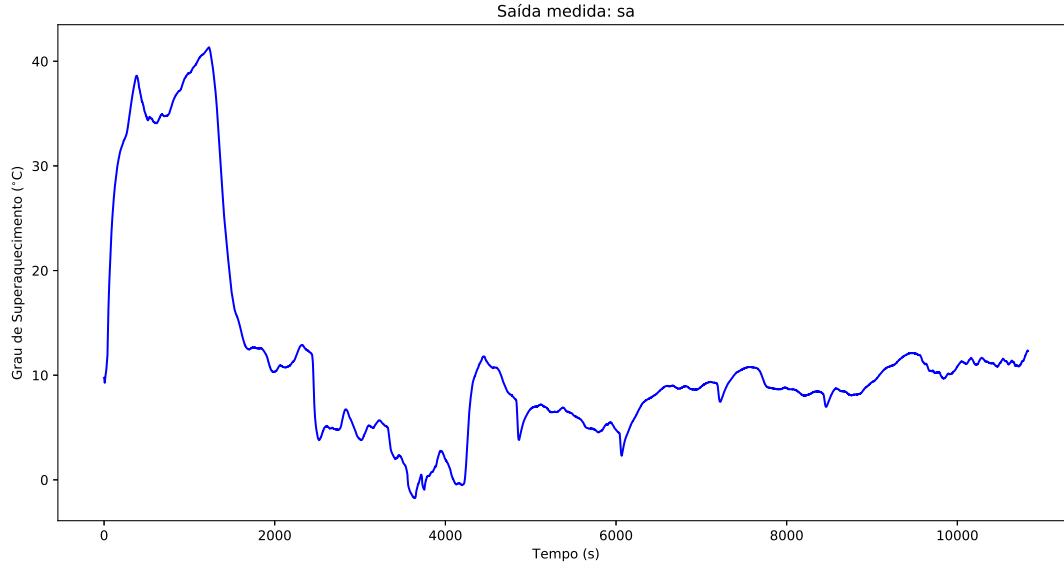


Figura 3.2: Saída medida: grau de superaquecimento. Fonte: Própria.

3.1.1 Modelos locais típicos para Radiação Solar (S)

Uma vez que a radiação solar pôde ser medida foi possível modelar seus efeitos sobre o grau de superaquecimento na saída do evaporador. Foram utilizadas 5 condições principais para a modelagem. Cada uma dessas condições resultou em um modelo típico $G_s(s)$, que será mostrado a seguir.

Em um momento inicial, de partida do sistema, considerou-se a operação da bomba em regime transitório. A partir disso, foi obtido um modelo típico $G_{1s}(s)$ pra as condições iniciais nulas (válvula totalmente fechada) e outro, $G_{2s}(s)$, para condições iniciais não nulas (válvula já com alguma abertura).

$$G_{1s}(s) = \frac{0,0571}{80s + 1} e^{-8s} \quad (3.3)$$

$$G_{2s}(s) = \frac{0,002}{80s + 1} e^{-8s} \quad (3.4)$$

As equações (3.3) e (3.4) mostram dois modelos da radiação citados acima.

Uma observação relevante a ser feita é que a diferença entre os modelos mostrados está apenas no ganho K . Isso faz sentido, uma vez que a única divergência entre eles é a condição inicial do atuador (válvula).

Em um segundo momento, considerou-se que a bomba de calor já estivesse em regime permanente de operação. Nesse contexto, a radiação solar (vista como perturbação) pode variar em uma faixa muito grande de valores, devido a condições naturais imprevisíveis, como o surgimento de nuvens no céu ou a ausência das mesmas. Em virtude disso, esses valores possíveis de radiação solar (S) foram parametrizados e, dessa forma, os modelos seguintes foram identificados.

Para $S \geq 750W/m^2$, obteve-se o modelo $G_{3s}(s)$.

$$G_{3s}(s) = \frac{0,0571}{80s + 1} e^{-8s} \quad (3.5)$$

Para $500W/m^2 \leq S \leq 750W/m^2$, foi identificado o modelo $G_{4s}(s)$.

$$G_{4s}(s) = \frac{0,0131}{80s + 1} e^{-8s} \quad (3.6)$$

O intervalo de $250W/m^2 \leq S \leq 500W/m^2$ foi representado por $G_{5s}(s)$.

$$G_{5s}(s) = \frac{0,0195}{90,7s + 1} e^{-8s} \quad (3.7)$$

Por fim, para $S \leq 250W/m^2$, o modelo da radiação foi $G_{6s}(s)$.

$$G_{6s}(s) = \frac{0,0001}{70,7s + 1} e^{-8s} \quad (3.8)$$

O atraso de tempo para que o superaquecimento, sa , responda à variação da radiação solar foi considerado o mesmo em todos os modelos. Isso faz sentido pois, na massa de dados utilizada para modelagem, a radiação permanece em torno de um valor médio de $615.22W/m^2$ na maior parte do tempo (ver Figura 3.1). Isto é, em um período onde não há variações bruscas da perturbação (S), o atraso da resposta da variável sa , relativo à S , é aproximadamente o mesmo.

Foram desenvolvidos códigos em linguagem Python, onde acontece o condicionamento dos modelos típicos da radiação e a parametrização dos intervalos da entrada S . Nesse código, uma das mais importantes variáveis recebe o valor da condição atual do sistema, considerando a parametrização feita. Tal valor pode mudar a cada instante e é ele que definirá a escolha do modelo típico a cada intervalo. Uma outra variável representa a radiação de equilíbrio, isto é, o valor médio de radiação considerado na identificação do modelo típico em cada um dos intervalos parametrizados. Os parâmetros do modelos da radiação (ganho, constante de tempo e atraso de transporte) também são armazenados em variáveis. Por fim, um vetor é responsável por armazenar o número (identificador) dos modelos típicos utilizados ao longo de todo período simulado.

3.1.2 Modelos locais típicos para a Válvula (U)

Na obtenção dos modelos típicos referentes à atuação da válvula foi utilizada a mesma massa de dados já citada no tópico anterior. Nesses dados, a abertura da válvula variou de zero a onze voltas, em forma de degraus. A variação mínima foi determinada como sendo uma volta, isto é, degrau unitário.

No entanto, não foi possível identificar modelos típicos em todos os degraus ocorridos. Isso porque em um determinado intervalo dos dados amostrados há uma queda brusca da radiação solar. Considerou-se tal queda como sendo um degrau de S , sendo que o mesmo coincide com o terceiro degrau unitário da válvula. Uma vez que dois sinais de entrada mudam de forma significativa, não é possível dizer como cada uma dessas excitações irá afetar, de forma individual, a resposta do sistema. Nesse instante a radiação solar atingiu um valor extremamente baixo, permanecendo nessa condição por determinado período de tempo. No momento em que

a radiação voltou a subir, considerou-se um segundo degrau do sinal S , cuja ocorrência tornou a coincidir com o quinto degrau na válvula. Sob tais circunstâncias, todo o intervalo mencionado se tornou desinteressante, em termos de análise da variável sa . Portanto, o quarto degrau de U , ocorrido dentro do intervalo indesejável, não foi modelado. A Figura 3.3 mostra as duas variações simultâneas de S e U ocorridas em momentos distintos.

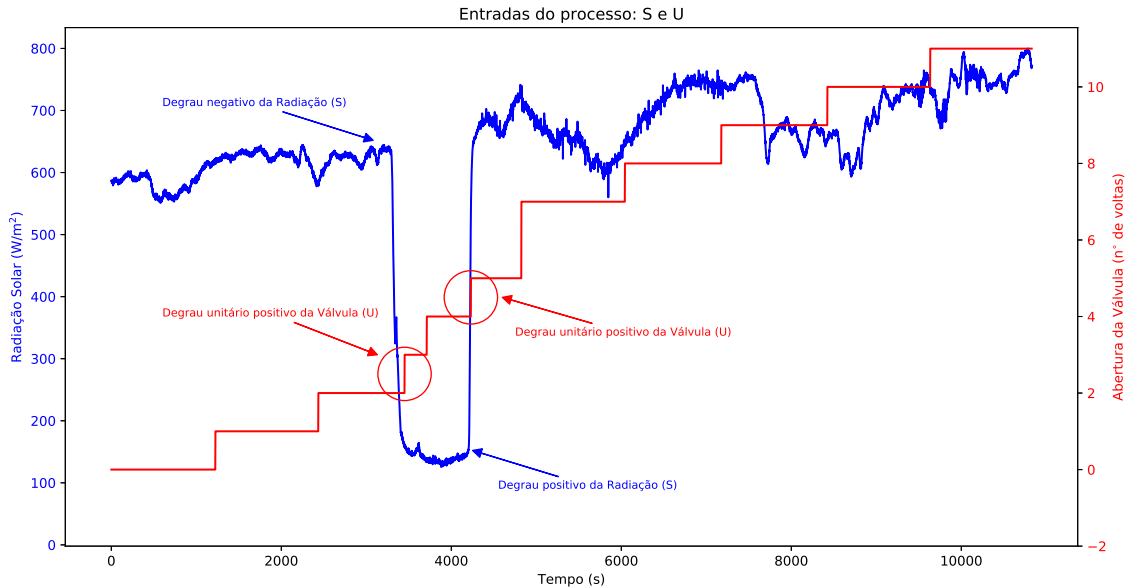


Figura 3.3: Comparação: Radiação Solar e Abertura da Válvula. Fonte: Própria.

Além disso, a sexta volta na válvula foi dupla, fazendo com que a entrada U variasse de 5 para 7 voltas, não havendo, portanto, um degrau de número 6.

Foram identificados modelos para todos os outros degraus através do método da resposta complementar. No entanto, alguns parâmetros obtidos inicialmente precisaram sofrer ajustes, de modo que a saída sa modelada apresentasse um erro médio pequeno em relação à saída real. O ajuste dos parâmetros foi realizado através de análise visual da resposta, aumentando ou diminuindo os valores dos termos K , τ e θ locais conforme julgou-se necessário.

Utilizando-se os parâmetros dos modelos originais (antes dos ajustes), o erro médio entre as saídas sa modelada e real foi de 7,063. Além disso, calculou-se o coeficiente de determinação R^2 para essas duas saídas, obtendo-se um valor igual a 0,315. Já com os parâmetros ajustados, o erro médio da saída foi de 2,445 e o coeficiente r^2 foi igual a 0,815.

A Tabela 3.1 apresenta de forma comparativa outros índices de qualidade dos modelos, antes e depois do ajuste de parâmetros.

$$SS_{aprox} = \sum_{i=0}^n (\hat{y}_i - \bar{y}) \quad (3.9)$$

Tabela 3.1: Índices de qualidade dos modelos: grau de aproximação entre as curvas identificadas e a saída real

Índice	Antes do ajuste de parâmetros	Depois do ajuste de parâmetros
Erro médio absoluto	7,06	2,4455
Erro máximo	20,2245	20,2245
Desvio padrão	6,4113	3,9265
Coefficiente r^2	0,3150	0,8147

A Figura 3.4 mostra a saída modelada antes do ajuste de parâmetros e a Figura 3.5 mostra a saída modelada após o ajuste.

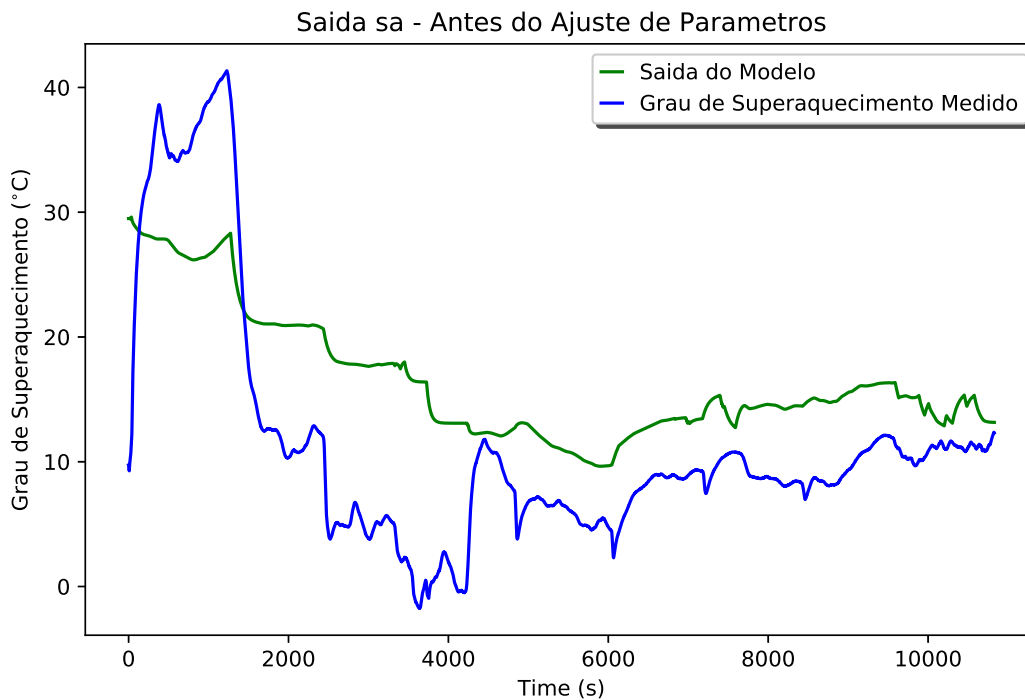


Figura 3.4: Saída *sa* modelada antes do ajuste de parâmetros. Fonte: Própria.

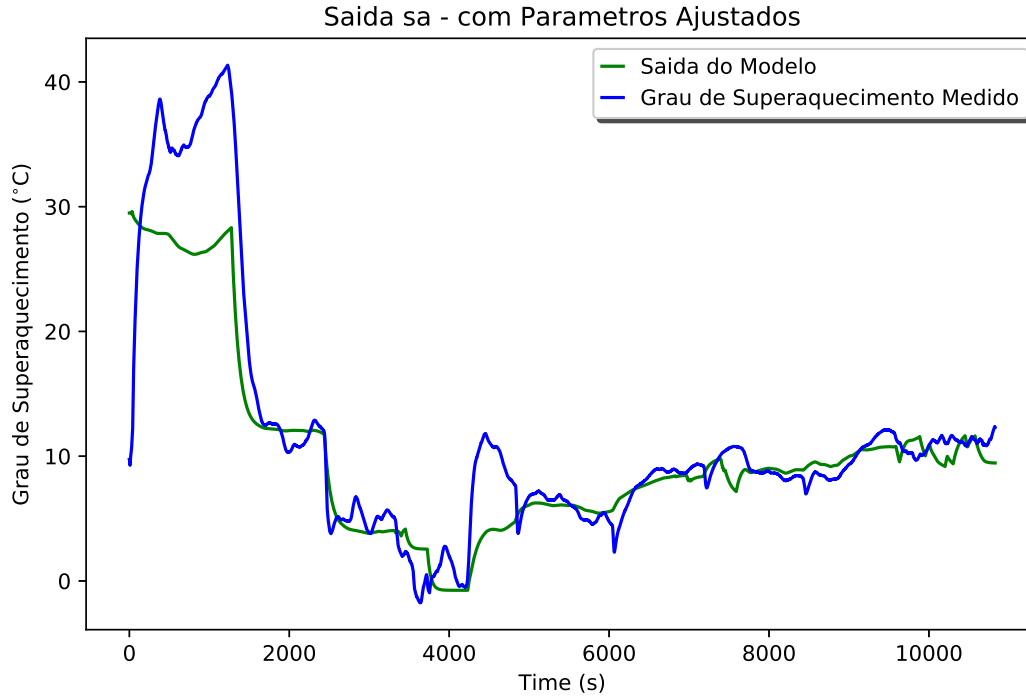


Figura 3.5: Saída sa modelada depois do ajuste de parâmetros. Fonte: Própria.

Portanto, foi possível concluir que, após os ajustes realizados, a saída modelada mostrou-se mais fiel à saída real. Essa análise baseou a escolha dos modelos com parâmetros ajustados, mostrados a seguir.

$$G_{1u}(s) = \frac{-33,5}{90s + 1} e^{-52s} \quad (3.10)$$

$$G_{2u}(s) = \frac{-15,88}{90,27s + 1} e^{-15s} \quad (3.11)$$

$$G_{3u}(s) = \frac{-3,3}{40,27s + 1} e^{-15s} \quad (3.12)$$

$$G_{5u}(s) = \frac{7,98}{79,2s + 1} e^{0s} \quad (3.13)$$

$$G_{7u}(s) = \frac{0,883}{71,5s + 1} e^{-165s} \quad (3.14)$$

$$G_{8u}(s) = \frac{2,58}{261,3s + 1} e^{-89s} \quad (3.15)$$

$$G_{9u}(s) = \frac{0,058}{48,13s + 1} e^{-132s} \quad (3.16)$$

$$G_{10u}(s) = \frac{1,037}{180,66s + 1} e^{-11s} \quad (3.17)$$

$$G_{11u}(s) = \frac{1,9}{70,87s + 1} \quad (3.18)$$

Nas voltas de número 0 e 1, o sistema é representado por $G_{1u}(s)$, representado pela equação (3.10). Para o segundo degrau, tem-se $G_{2u}(s)$, conforme mostra a equação (3.11). As equações (3.12) – (3.18) mostram os modelos típicos identificados nos degraus de número 3 a 11, nesta ordem.

Utilizando a linguagem Python, foram desenvolvidos trechos de código onde são definidos os intervalos da entrada U a serem considerados na identificação dos modelos típicos da válvula. Além disso são definidos os parâmetros K , τ e θ para cada modelo local. Uma das variáveis mais relevantes do código guarda o valor de equilíbrio da válvula, ou seja, o valor médio da abertura considerado na identificação de cada modelo típico. Por fim, um vetor é responsável por armazenar o número (identificador) dos modelos típicos utilizados ao longo de todo o período simulado.

3.1.3 Representação do sistema modelado

O sistema modelado pode ser representado pelo diagrama de blocos mostrado a seguir.

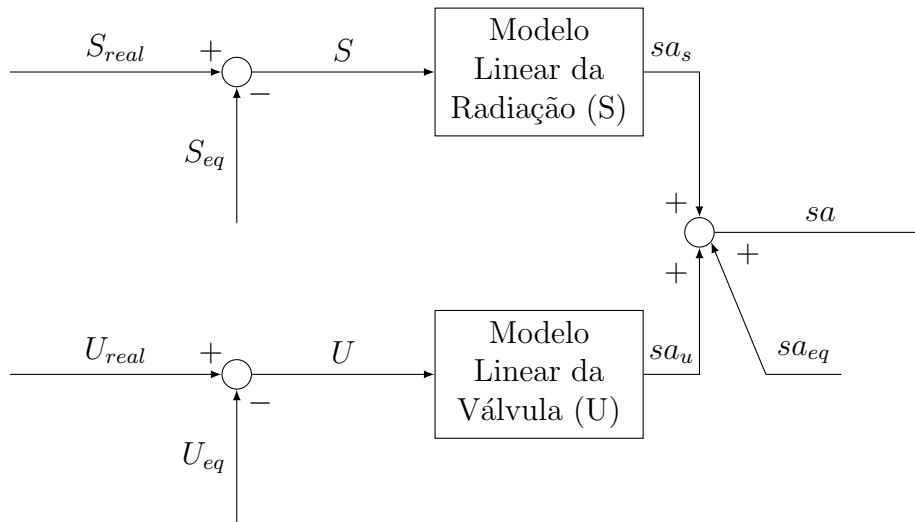


Figura 3.6: Diagrama de blocos do sistema modelado. Fonte: Própria.

Na Figura 3.6 são mostradas as entradas reais U (abertura da válvula) e S (radiação solar), bem como seus respectivos valores de equilíbrio. Tais valores são levadas em conta pois, na identificação dos modelos, considerou-se um valor médio por intervalo tanto para a entrada U , quanto para a entrada S . Isto é, os modelos locais típicos representam o sistema não só pontualmente, mas regionalmente dentro de cada intervalo identificado. Nesse sentido, para que a saída modelada sa seja o mais fiel possível à saída real, o delta das entradas devem ser considerados. Além disso, é necessário que um grau de superaquecimento de equilíbrio seja somado às saídas individuais sa_u e sa_s . Esse valor, atualizado a cada degrau de U , é obtido através de uma equação polinomial que relaciona as entradas de equilíbrio U_{eq} e S_{eq} .

As variações das duas entradas a serem consideradas nessa equação foram arbitrariamente escolhidas, até que o melhor polinômio fosse encontrado. Foram testados termos comuns (U e S), termos quadráticos (U^2 e S^2) e, ainda, termos cruzados (como US , U^2S , US^2 e U^2S^2). Após as análises, o melhor resultado foi obtido através da combinação de termos mostrada no polinômio a seguir.

$$sa_{eq}(U,S) = a_0U + a_1 + b_0S + b_1 + c_0US \quad (3.19)$$

Somando os termos independentes, tem-se $d_0 = a_1 + b_1$.

$$sa_{eq}(U,S) = a_0U + b_0S + c_0US + d_0 \quad (3.20)$$

A equação (3.20) foi montada com o propósito de obter-se os coeficientes a_0 , b_0 , c_0 e d_0 . Dessa forma, seria possível atualizar a variável sa_{eq} a cada degrau de U , isto é, em todos os intervalos identificados essa variável assumiria um novo valor. Isso faz sentido uma vez que ocorrem mudanças nas entradas que são consideradas no cálculo de sa_{eq} . Portanto, para obter tais coeficientes, foram considerados os sinais U e S reais, provenientes da massa de dados utilizada na modelagem. Devido a grande quantidade de dados da amostra utilizada (aproximadamente 10830s) o polinômio foi transformado em uma equação matricial, mostrada a seguir.

$$AX = b \quad (3.21)$$

$$\begin{bmatrix} U_1 & 1 & S_1 & U_1S_1 \\ U_2 & 1 & S_2 & U_2S_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ U_n & 1 & S_n & U_nS_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ d_0 \\ b_0 \\ c_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} sa_1(U,S) \\ sa_2(U,S) \\ \vdots \\ sa_n(U,S) \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

A matriz X de coeficientes obtida foi

$$X = \begin{bmatrix} a_0 \\ d_0 \\ b_0 \\ c_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -8,5880 \\ 29,4945 \\ -0,0131 \\ 0,0103 \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

Assim, o polinômio final utilizado em cada uma das regiões modeladas pode ser visto na seguinte equação:

$$sa_{eq} = -8,5880U_{eq} - 0,0131S_{eq} + 0,0103U_{eq}S_{eq} + 29,4945 \quad (3.24)$$

Faz sentido que os valores de equilíbrio das entradas U e S sejam utilizados ao longo do período simulado para calcular a saída sa de equilíbrio.

3.1.4 Chaveamento dos modelos locais

Para permitir a troca de modelos locais foi necessário desenvolver um código que identificasse a região atual de operação do sistema e, a partir disso, escolhesse os modelos G_u e G_s que melhor

representassem a dinâmica do sistema naquele ponto. O trecho de código utilizado é mostrado a seguir.

```

1  # Chaveamento de modelos para a entrada S (radiacao solar)
3  if jS == 'nan': # inicio da simulacao, quando o vetor de dados nao eh grande o
    suficiente para contemplar o atraso em S
5     satraso = satraso
    sradf.append(0.0) #Sinal filtrado da radiacao recebe zero
7     Satr = sradf[-1]
9  else:
    sradf.append(alpha*sradf[kf - 1] + beta*srad[kf]) #Sinal filtrado da radiacao
    medida
11     Satr = sradf[jS]
13     if (0.85 * srad[ThSinitial]) <= Satr <= (1.15 * srad[ThSinitial]): # Condicao
        inicial da simulacao
        modelSRAD = 0 #numero do modelo em S
        Seq = srad[ThSinitial] # radiacao equivalente
15     if Satr > 750:
        modelSRAD = 1
        Seq = 875
17     elif 750 >= Satr > 500:
        modelSRAD = 2
        Seq = 625
19     elif 500 >= Satr > 250:
        modelSRAD = 3
        Seq = 375
21     elif 250 >= Satr > 0:
        modelSRAD = 4
        Seq = 125
23
25     satraso = Satr - Seq
27
29 # Chaveamento de modelos para a entrada U (abertura da valvula)
31
33 if jU == 'nan':
    uatraso = uatraso
35     ulf.append(0.0)
    Uatr = ulf[-1]
37 else:
    ulf.append(beta*ulf[i - 1] + alpha*ul[i])
39
41     r1 = ulf[i] % 12
    r2 = ulf[i - 1] % 12
    currentStep = round(r1)
43     currentStepM1 = round(r2)
45     # ----- Deteccao de degraus em U ----- #
47     #Checa se U atual eh igual ao anterior, ignorando degraus de numeros 4 e 6
    # changeDetected eh a variavel utilizada para trocar (true) ou nao (false) os
    parametros do modelo tipico de U
49
    if currentStep == currentStepM1 or currentStep == 4.0 or currentStep == 6.0

```

```
51     changeDetected = False
52 else:
53     changeDetected = True
54
55 Uatr = round(u1f[jU] % 12)
56
57 if Uatr == 0:
58     Ueq = 0 #abertura equivalente
59 elif Uatr == 1:
60     Ueq = 0.5
61 elif Uatr == 2:
62     Ueq = 1.5
63 elif Uatr == 3:
64     Ueq = 2.5
65 elif Uatr == 5:
66     Ueq = 4.5
67 elif Uatr == 7:
68     Ueq = 6
69 elif Uatr == 8:
70     Ueq = 7.5
71 elif Uatr == 9:
72     Ueq = 8.5
73 elif Uatr == 10:
74     Ueq = 9.5
75 elif Uatr == 11:
76     Ueq = 10.5
77
78 uatraso = Uatr - Ueq
79
80 #Funcao que retorna o estado atual do sistema, atraves das entradas (com atraso)
81 def model_ode_function(x, t):
82     global uatraso, satraso
83
84     inputs = np.array([satraso, uatraso])
85     inputs.shape = (2, 1)
86     x = np.array([x])
87
88     dxdt = np.array(A.dot(x.T)) + np.array(B.dot(inputs))
89
90     return dxdt.T[0]
91
92 #Funcao para calculo da saida atual (sa) a partir do estado do sistema
93 def odeint_response():
94     global x_hat, yT
95
96     response = odeint(model_ode_function, x_hat[:, -1], [t, t+Dt])
97     yT = np.array([response[-1]])
98     yT.shape = (2, 1)
99
100     x_hat = yT
101     output = float(C.dot(yT)) + sa_eq3
102
103     return output
```

3.2 Modelo Médio

Para obter o modelo médio foi necessário analisar quais modelos locais típicos melhor representavam o processo em suas respectivas regiões de operação. Dessa forma, seria possível incluí-los nos cálculos de média dos parâmetros, de modo a obter \bar{K} , $\bar{\theta}$ e $\bar{\tau}$ tanto para a válvula quando para a radiação solar.

O primeiro passo foi calcular o valor de radiação (S) média e utilizar um modelo $G_s(s)$ que representasse a dinâmica do processo nessa região. A partir disso, seria possível calcular a média dos modelos $G_u(s)$, obtidos a partir da variação na válvula sob tal condição de radiação solar. Dessa forma, foi usada a mesma massa de dados da identificação dos modelos locais típicos, cuja radiação média é de aproximadamente $615,2W/m^2$. Partindo desse valor e considerando apenas o regime permanente da Bomba de Calor, o intervalo parametrizado da radiação solar foi

$$500W/m^2 \leq S \leq 750W/m^2$$

Sendo o modelo local típico correspondente dessa região mostrado na equação (3.6). Além disso, a massa de dados utilizada inclui também o funcionamento do sistema em estado transitório. Isso significa que o modelo local que representa a partida da Bomba de Calor deve ser incluído no cálculo do modelo médio da radiação. O mesmo é apresentado na equação (3.3).

Com relação aos modelos locais típicos da válvula, considerou-se somente aqueles identificados enquanto a radiação solar estava próxima do valor médio ($615,2W/m^2$). Ou seja, foram utilizados os modelos apresentados em (3.10), (3.11), (3.14) e (3.16), referentes aos degraus 0 e 1, 2, 7 e 9, nesta ordem.

Logo, os modelos médios para as entradas S e U são dados, respectivamente, pelas equações (3.25) e (3.26).

$$\bar{G}_s(s) = \frac{0,0351}{130s + 1} e^{-8s} \quad (3.25)$$

$$\bar{G}_u(s) = \frac{-6,132}{116,10s + 1} e^{-66s} \quad (3.26)$$

O cálculo dos modelos médios de S e U foi implementado em linguagem de programação Python.

A Figura 3.7 mostra a saída do sistema: variável sa (grau de superaquecimento).

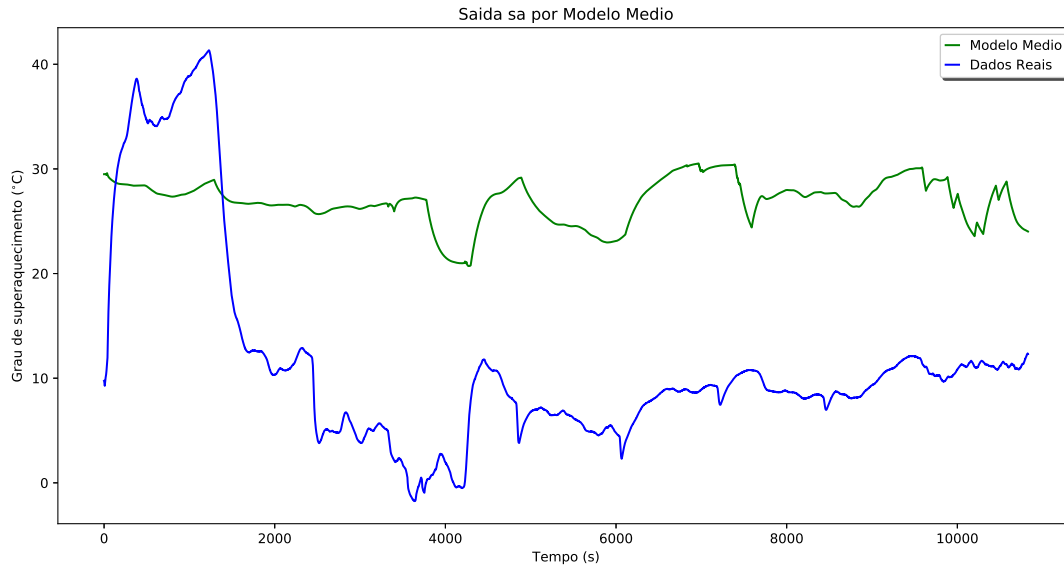


Figura 3.7: Grau de superaquecimento: Modelo médio e dados reais. Fonte: Própria

É visível que a amplitude da saída modelada não condiz com a amplitude da saída real em nenhum dos intervalos simulados. Por outro lado, em algumas regiões modeladas a dinâmica de resposta do sistema mostra-se semelhante à da saída real. Isso acontece nas voltas da válvula de número 8 e 10. As demais dinâmicas de resposta modeladas não representam bem a resposta da saída real. Isso se deve, principalmente, ao fato de haver divergências entre a constante de tempo do modelo médio de U e as constantes de tempo dos modelos locais da válvula.

No início do período simulado (válvula completamente fechada), o modelo médio não representa de forma satisfatória a grandeza de sa . Isso acontece porque, nesse intervalo, o ganho do modelo médio da radiação é pequeno se comparado ao ganho do seu modelo local ($\bar{K}_S = 0,0351$). Se o modelo local típico de S fosse utilizado, o ganho K_S seria de 0,0571, isto é, quase 50% maior. Além disso, nessa região o sinal de entrada U tem valor zero, o que torna o efeito da radiação sobre a saída sa muito mais evidente.

Em torno do segundo degrau da válvula, o ganho médio do modelo de U é metade do valor do ganho local: $\bar{K}_U = -6,132$ e $K_U = -15,883$. Além disso, o ganho médio referente à S é aproximadamente 17 vezes maior que o ganho típico da radiação nesse intervalo. Tais fatores contribuem para que o superaquecimento modelado seja muito acima do esperado nesse intervalo.

Devido ao fato de os degraus 3, 4 e 5 não terem sido incluídos no cálculo da média, não é realmente esperado que o modelo médio represente bem a saída real nessas regiões.

No intervalo modelado para a volta de número 7, o ganho médio apresenta sinal oposto ao ganho local da válvula. Isso faz com que a saída modelada tenha um comportamento “invertido” em relação ao da saída real.

No degraus seguintes, o maior problema continua sendo o ganho dos modelos da válvula. Em geral, os ganhos locais típicos K_U são positivos a partir da oitava volta, contrapondo-se ao valor do ganho médio. Já a radiação solar não influencia tanto a saída depois do oitavo degrau

da válvula. Isso porque o ganho \bar{K}_S é bastante semelhante ao ganho local K_S a partir desse ponto.

Projeto de Controladores

No presente capítulo é apresentada a fase de projeto dos controladores do sistema. É mostrado o procedimento de obtenção do controlador feedforward como compensador da radiação solar medida. Além disso, é detalhado o desenvolvimento dos controladores PID convencional (parâmetros fixos) e PID-fuzzy, atuantes nas condições de operação mapeadas do processo térmico.

4.1 Compensador Feedforward

A evaporação do fluido refrigerante na bomba de calor ocorre, fundamentalmente, devido à radiação solar incidente no painel. As trocas de calor que ocorrem ao longo desse processo conferem ao mesmo um comportamento dinâmico, que pode ser entendido como o regime transitório do sistema térmico. Nesse sentido, a radiação tem muita influência sobre essa dinâmica de resposta, podendo ser considerada como uma perturbação (entrada não controlada) do sistema.

Partindo da premissa de que tal perturbação pode ser medida, é interessante tratá-la, de modo que seus efeitos sobre a dinâmica do processo sejam amenizados. Nesse sentido, o controlador feedforward permite realizar a compensação do sinal de radiação medido, através de uma ação de controle u_c . A ideia principal desse tipo de controle é inserir no sistema valores de mesma amplitude e sinal oposto aos da entrada indesejada, de forma a cancelar seus efeitos sobre o sistema. Para tal é preciso modelar o comportamento da variável de saída do processo referente ao sinal de perturbação que entra.

Neste trabalho, o compensador feedforward foi projetado utilizando-se os modelos locais típicos das entradas da Bomba de Calor: U (abertura da válvula) e S (radiação solar).

O sistema térmico em estudo pode ser representado por

$$G(s) = [G_s \quad G_u]$$

E saída controlada sa pode ser descrita por

$$sa = G_u(s)U(s) + G_s(s)S \tag{4.1}$$

em que $U(s)$ representa a abertura da válvula, até então a única entrada considerada influente sobre o modelo G_u . Ao considerar que a radiação também tem efeitos sobre a saída sa , o sistema térmico pode ser representado através do diagrama mostrado na Figura 4.1.

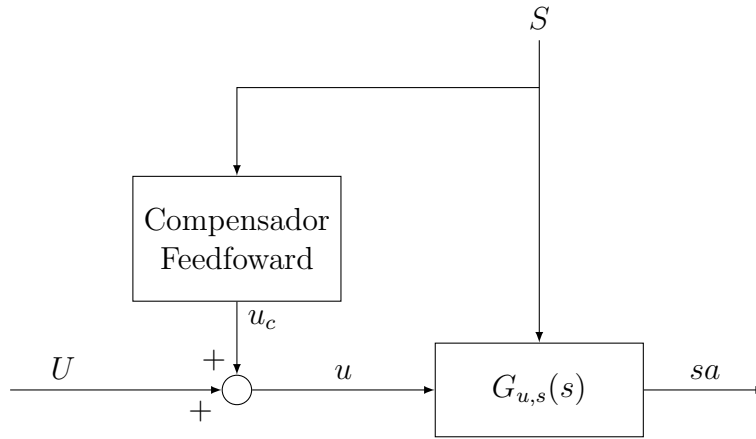


Figura 4.1: Sinal de radiação medido como perturbação no sistema. Fonte: Própria

Então o grau de superaquecimento sa pode ser representado, de forma simplificada, por

$$sa = G_u(s)(U + u_c) + G_s(s)S$$

Se somente os termos relacionados à radiação forem considerados, a expressão final representará apenas os efeitos da perturbação sobre os modelos G_u e G_s . É desejável que tais efeitos sejam amenizados, portanto a expressão é idealmente aproximada por um valor nulo, conforme mostra a equação (4.2).

$$G_u u_c + G_s(s)S \approx 0 \quad (4.2)$$

Sendo assim, a ação de compensação u_c é obtida através de manipulações matemáticas.

$$\begin{aligned} u_c &= -\frac{G_s}{G_u} S = -\frac{\frac{K_s e^{-\theta_s s}}{\tau_s s + 1}}{\frac{K_u e^{-\theta_u s}}{\tau_u s + 1}} S \\ &= -\frac{K_s e^{-\theta_s s}}{\tau_s + 1} \frac{\tau_u + 1}{K_u e^{-\theta_u s}} S \\ u_c &= -\frac{K_s e^{-(\theta_s - \theta_u)s}}{K_u} \frac{\tau_u s + 1}{\tau_s s + 1} S \end{aligned} \quad (4.3)$$

Em 7 dos 9 modelos identificados para a válvula, o atraso θ_u é maior do que o atraso θ_s . Logo, o componente da equação (4.3) referente ao atraso resultante é quase sempre positivo, isto é, um avanço. Não havendo sentido físico no avanço, optou-se por retirar tal componente da equação, considerando somente os parâmetros K e τ no modelo do compensador.

Diante disso, ao longo do chaveamento de modelos da válvula e da radiação solar, os parâmetros são constantemente substituídos pelos do modelo local típico atual. A equação (4.5)

traz, como exemplo, a substituição dos parâmetros do compensador pelos parâmetros dos modelos locais $G_{u01}(s)$ e $G_{s1}s$. Esses modelos representam a partida do sistema, quando a válvula está totalmente fechada (zero volts) e a radiação medida encontra-se na faixa de $500W/m^2$ a $750W/m^2$.

$$u_c = -\frac{0,0571}{-33,5} \frac{90s + 1}{180s + 1} S \quad (4.4)$$

$$u_c = \frac{0,1535s + 0,0017}{180s + 1} S \quad (4.5)$$

Após a implementação do compensador no código em Python, foi realizada a simulação do sistema em MA. Os mesmos perfis de radiação e abertura da válvula empregados na etapa de modelagem foram utilizados como entradas na simulação. A resposta de saída obtida é mostrada na Figura 4.2.

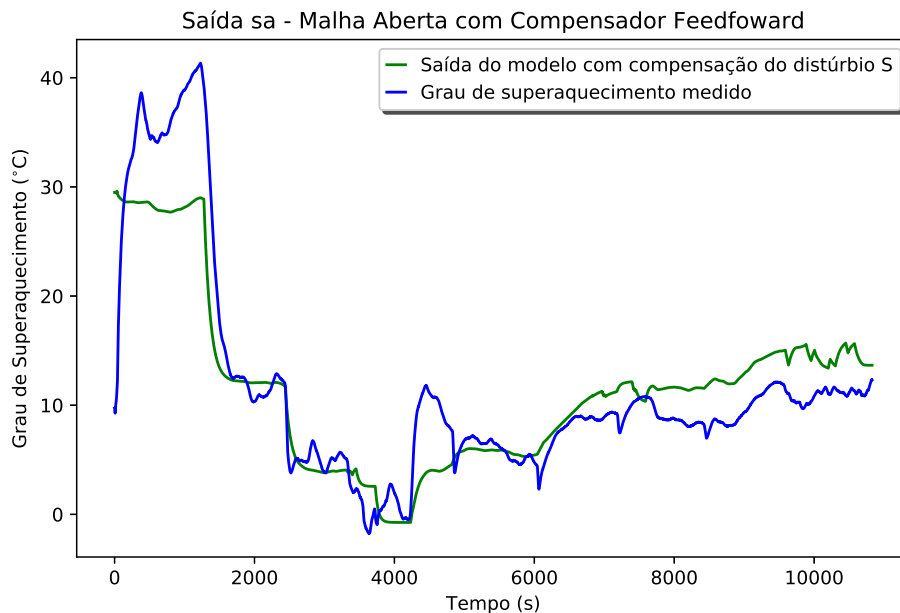


Figura 4.2: Saída do sistema com efeito do distúrbio compensado. Fonte: Própria

Através de uma comparação visual entre as figuras 3.5 e 4.2, é possível perceber que a resposta do sistema com compensação do distúrbio S não difere muito da resposta sem compensação. Isso se deve ao fato de que o sinal de compensação u_c é, em geral, muito pequeno em relação ao o sinal de entrada U . A justificativa matemática para a baixa amplitude de u_c é que o sinal de radiação S que entra no sistema equivale à $S_{real} - S_{eq}$ e, portanto, apresenta baixa amplitude por si só. Além disso, os ganhos locais dos modelos da radiação também são muito pequenos (da ordem de 10^{-2}), o que resulta em um componente resultante u_c quase sempre desprezível.

Por meio de uma análise quantitativa, percebe-se a mesma semelhança entre os sinais de saída compensado e não compensado. A Tabela 4.1 apresenta de forma comparativa o grau de aproximação entre as curvas com e sem compensação do distúrbio.

Tabela 4.1: Grau de aproximação entre as curvas e a saída real

Índice	<i>sa</i> sem compensação do distúrbio S	<i>sa</i> com compensação do distúrbio S
Erro médio absoluto	2,4455	3,1445
Erro máximo	20,2245	20,2245
Desvio padrão	3,9265	4,3440
Coefficiente r^2	0,8147	0,8017

O que pode ser concluído desta análise é que a perturbação S_{real} já tem seus efeitos amenizados à medida que um valor de equilíbrio S_{eq} é continuamente subtraído. Nessa situação, o compensador feedforward mostra-se dispensável.

4.2 Controlador PID a Parâmetros Fixos

Em um primeiro momento foi projetado um controlador PID a parâmetros fixos para uma única região de operação do sistema. Os critérios de desempenho adotados para esse controlador foram: garantia de estabilidade, erro de regime permanente nulo e 0% de *overshoot*. O objetivo desta etapa do projeto de controle foi escolher um método de sintonia que satisfizesse tais especificações. Além disso, era desejado utilizar tais parâmetros posteriormente como base para o projeto de um PID adaptativo, manipulando o sinal de controle por meio de lógicas fuzzy.

Foi necessário escolher um modelo local típico de U que servisse como base para o projeto do controlador PID convencional. Para realizar tal escolha o seguinte passo a passo foi adotado: *i*) fixou-se o sinal de radiação de entrada em um valor médio equivalente a $615,22W/m^2$; *ii*) variou-se o sinal de abertura da válvula de zero a onze voltas no intervalo simulado; e *iii*) analisou-se em qual das voltas da válvula modeladas o sinal de saída *sa* mais se aproximava de $9^\circ C$ (valor desejável para que o sistema apresente alta eficiência). No entanto, o valor de radiação média de entrada ($615W/m^2$), subtraído pela radiação equivalente do intervalo mapeado ($625W/m^2$), se mostrou pequeno demais para elevar o grau de superaquecimento. Isso fez com que a saída permanecesse em valores baixos (e até negativos) na maior parte da simulação. Assim, uma alternativa para escolha do modelo U típico foi eliminar os dois primeiros e os dois últimos degraus da válvula (para que o modelo escolhido não fosse representativo de nenhum dos limites de operação do atuador). Além disso, preferiu-se uma região em que o sistema estivesse garantidamente mais estável, após um longo período já em funcionamento. Dessa forma, o modelo mostrado na equação (3.15), referente ao degrau de número 8, foi selecionado.

Visto isso, para obter os ganhos do controlador PID foram testados cinco diferentes regras de sintonia apresentadas em O'Dwyer [2009]. Tais métodos retornam os termos K_c , T_i e T_d , que podem ser manipulados para obtenção de K_P , K_I e K_D da seguinte forma:

$$K_P = K_c$$

$$K_I = \frac{K_c}{T_i}$$

$$K_D = K_c T_d$$

Todos os métodos escolhidos são específicos para modelos lineares de primeira ordem com atraso, do tipo

$$G_m(s) = \frac{K_m e^{-s\theta_m}}{1 + s\tau_m}$$

em que K_m , τ_m e θ_m são os parâmetros referentes ao ganho, constante de tempo e atraso do modelo local U escolhido.

A primeira regra de sintonia, retirada de [O'Dwyer, 2009, p. 31], foi apresentada em Chien et al. [1952]. Nesse método, o termo derivativo é nulo e, portanto, o controlador torna-se PI. As equações para cálculo dos termos do controlador são mostradas a seguir.

$$\begin{aligned} K_c &= \frac{0,6\tau_m}{K_m\theta_m} \\ T_i &= 4\theta_m \\ T_d &= 0 \end{aligned} \tag{4.6}$$

dessa forma,

$$\begin{aligned} K_P &= 0.6828 \\ K_I &= 0.0019 \\ K_D &= 0 \end{aligned} \tag{4.7}$$

Para essa sintonia, os índices de desempenho do controlador foram:

Tabela 4.2: Índices de desempenho do controlador 1

Índice	Valor
sobressinal percentual	1%
tempo de estado estacionário t_s	971s
IAE	$1,852 \times 10^3$
ITAE	$3,874 \times 10^5$
ISE	$1,175 \times 10^4$
ITSE	$9,499 \times 10^5$

A segunda regra de sintonia testada também foi retirada de Chien et al. [1952] e é apresentada em [O'Dwyer, 2009, p. 78]. As equações a seguir mostram o cálculo dos termos do controlador PID.

$$\begin{aligned} K_c &= \frac{0,95\tau_m}{K_m\theta_m} \\ T_i &= 2,38\theta_m \\ T_d &= 0,42\theta_m \end{aligned} \tag{4.8}$$

e então,

$$\begin{aligned} K_P &= 1.0811 \\ K_I &= 0.0051 \\ K_D &= 40.4115 \end{aligned} \tag{4.9}$$

Com a sintonia apresentada, os índices de desempenho do controlador foram:

Tabela 4.3: Índices de desempenho do controlador 2

Índice	Valor
sobressinal percentual	25%
tempo de estado estacionário t_s	698s
IAE	$1,761 \times 10^3$
ITAE	$2,884 \times 10^5$
ISE	$1,056 \times 10^4$
ITSE	$8,359 \times 10^5$

O terceiro método, também de Chien et al. [1952], é mostrado em [O'Dwyer, 2009, p. 78]. O cálculo dos termos do controlador PID são apresentados a seguir.

$$\begin{aligned} K_c &= \frac{0,6\tau_m}{K_m\theta_m} \\ T_i &= \tau_m \\ T_d &= 0,5\theta_m \end{aligned} \tag{4.10}$$

assim,

$$\begin{aligned} K_P &= 0,6828 \\ K_I &= 0,0026 \\ K_D &= 30,3846 \end{aligned} \tag{4.11}$$

O controlador apresentou os seguintes índices de desempenho:

Tabela 4.4: Índices de desempenho do controlador 3

Índice	Valor
sobressinal percentual	6%
tempo de estado estacionário t_s	968s
IAE	$1,898 \times 10^3$
ITAE	$3,569 \times 10^5$
ISE	$1,178 \times 10^4$
ITSE	$9,713 \times 10^5$

Por fim, a quarta sintonia resultou de um ajuste dos parâmetros do terceiro método. Os termos do controlador PID são calculados conforme mostrado a seguir.

$$\begin{aligned}
 K_c &= \frac{0,6\tau_m}{K_m\theta_m} \\
 T_i &= 1,2\tau_m \\
 T_d &= 0,25\theta_m
 \end{aligned}
 \tag{4.12}$$

dessa maneira,

$$\begin{aligned}
 K_P &= 0,6828 \\
 K_I &= 0,0022 \\
 K_D &= 15,1923
 \end{aligned}
 \tag{4.13}$$

Os índices de desempenho do controlador foram:

Tabela 4.5: Índices de desempenho do controlador 4

Índice	Valor
sobressinal percentual	0%
tempo de estado estacionário t_s	358s
IAE	$1,625 \times 10^3$
ITAE	$1,679 \times 10^5$
ISE	$1,169 \times 10^4$
ITSE	$9,001 \times 10^5$

Os critérios de desempenho quantitativos mostram que, dentre os controladores sintonizados, o quarto PID é o mais adequado para o sistema na condição de abertura de válvula igual a oito voltas. Isso porque, se comparado aos outros três controladores, o último proporciona melhorias significativas de desempenho para o processo na região de operação mencionada.

A Figura 4.3 mostra a saída sa para cada um dos controladores PID sintonizados para o modelo do oitavo degrau na válvula.

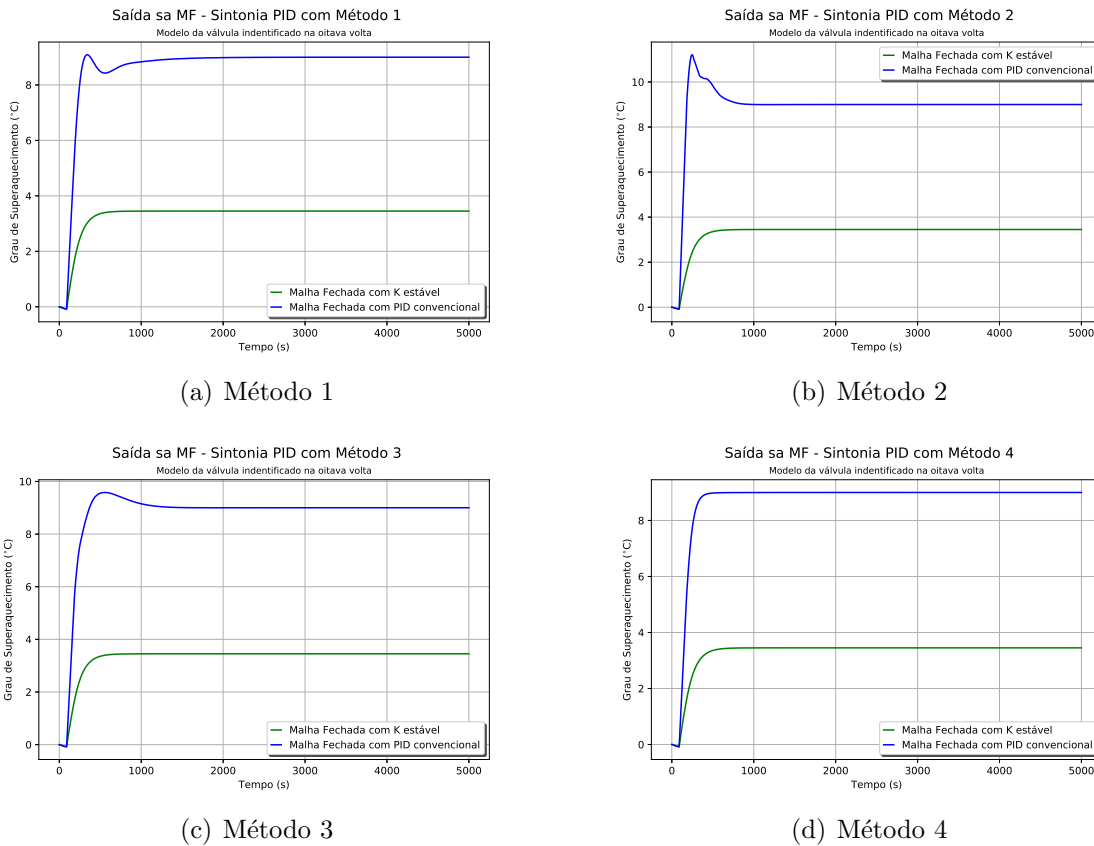


Figura 4.3: Comparação da saída controlada por PID's convencionais. Fonte: Própria.

A análise visual complementa a análise quantitativa dos índices de desempenho, permitindo concluir que o melhor controlador obtido dentre os testados foi o proveniente do método 4, em função de seu menor sobressinal e menor tempo de acomodação em relação aos demais.

A fim de avaliar seu desempenho em outras regiões de operação do processo, o controlador PID de número 4 foi implementado no código do sistema em malha fechada com chaveamento de modelos U e S . Com as trocas de modelo da válvula observou-se que o sinal de controle u proveniente do PID atingia valores muito elevados, da ordem de 10^2 . Isso não pode acontecer na prática, pois o atuador do sistema tem limites mínimo e máximo de operação. A abertura da válvula de expansão pode variar de zero a onze voltas, apenas. Dessa forma, foi necessário saturar o sinal de controle, limitando-o em um valor mínimo de zero e máximo de onze. A Figura 4.4 apresenta o comportamento da saída em malha fechada com PID para um sinal de referência de 9°C . É mostrado, ainda o sinal de controle com saturação u e o distúrbio S .

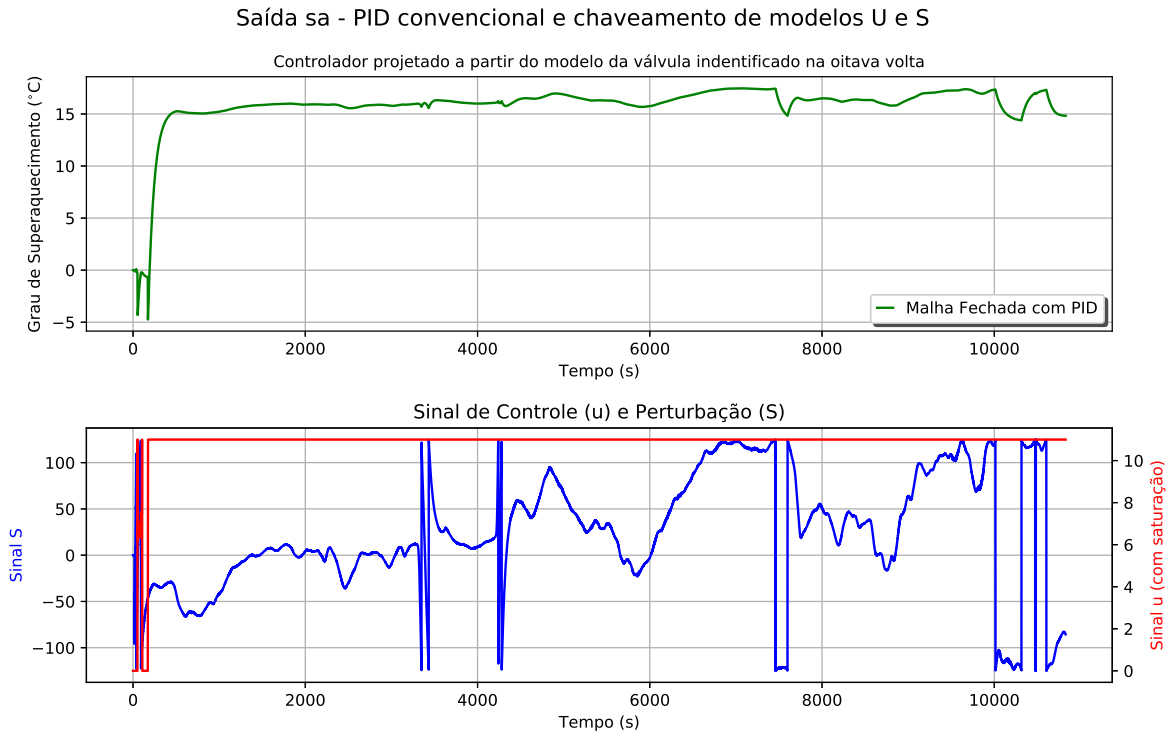


Figura 4.4: Saída sa controlada por PID convencional com chaveamento de modelos U e S .
Fonte: Própria.

É possível observar que o sinal de controle entra em estado de saturação (limite superior) logo no início do período simulado. Isso faz com que, a partir desse ponto, a resposta do sistema se comporte como se estivesse em malha aberta, uma vez que o sinal de controle passa a ser constante e de amplitude 11 (abertura máxima da válvula). Assim, o modelo típico U assume os parâmetros identificados para essa região e não há mais chaveamento. Nessa condição o sinal de controle não consegue mais agir sobre o sistema e a resposta de sa irá atingir uma amplitude proporcional ao ganho do modelo típico atual, apresentando erro de estado estacionário. Visto isso, foi necessário implementar uma técnica de *anti-windup*, que consiste em fazer com que o controlador volte a trabalhar na região linear do sistema, isto é, fora da saturação. O diagrama do compensador *anti-windup* utilizado é mostrado na Figura 4.5.

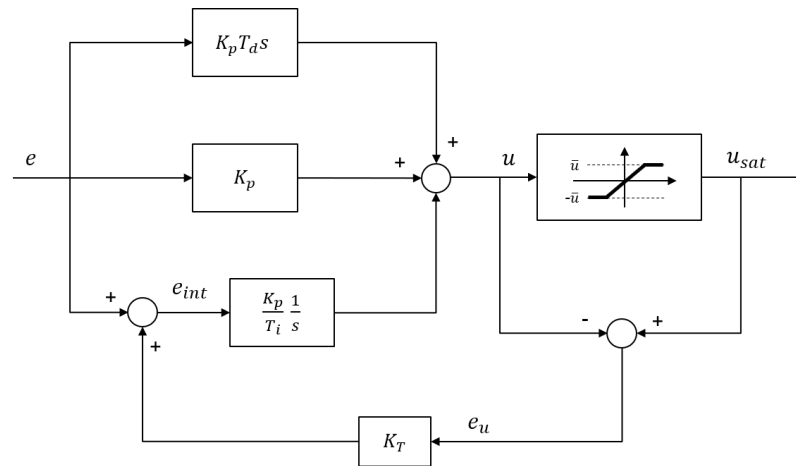


Figura 4.5: Diagrama do compensador *anti-windup*. Fonte: Própria.

O fator K_T foi arbitrariamente definido como um valor proporcional ao ganho K_I do controlador PID

$$K_T = \sqrt{K_I}$$

No sistema em malha fechada, o sinal de controle u proveniente do PID é utilizado para chavear os modelos da válvula. A partir dele é possível verificar em qual região (de zero a onze voltas) o atuador do sistema está operando a cada instante. Como o degrau unitário é o valor mínimo de abertura que pode ser solicitado à válvula, o sinal de controle só pode atuar no sistema sem sair da região de operação em que se encontra, dentro de intervalos também unitários. Esse valor é muito pequeno e, portanto, a variação do sinal de controle faz com que a região de operação do sistema mude com uma frequência elevada. Consequentemente, os modelos da válvula também são chaveados com uma alta frequência. Esse efeito pode ser chamado de *chattering* e é um motivo pelo qual o sinal de saída não consegue seguir o valor de referência, fazendo com que o erro aumente a cada ciclo de controle. Apesar da compensação por ação *anti-windup*, a tendência do erro pode se tornar crescente, levando o sistema à instabilidade. Um desempenho ruim do controlador nessas condições é esperado, já que o mesmo foi projetado para atuar sobre um único modelo típico U .

A partir dessa análise, percebe-se ainda mais a importância de aplicar uma técnica de controle adaptativo ao sistema. Para tal, foi desenvolvido um controlador PID-fuzzy a partir de uma das topologias estudadas e apresentadas neste trabalho (Capítulo 2).

4.3 Controlador PID-fuzzy

Conforme discutido anteriormente, não é adequado utilizar um controlador PID a parâmetros fixos para atuar sobre um sistema com grande faixa operacional, principalmente por causa da rápida saturação do sinal de controle. Para transformar o convencional PID em um controlador adaptável às mudanças de ponto de operação do sistema, é preciso utilizar outras técnicas de controle mais dinâmicas, como é o caso das lógicas fuzzy. Nesse sentido, um método de controle bastante estudado e aplicado é a abordagem PID-fuzzy.

Algumas topologias de controladores PID-fuzzy foram discutidas na seção 2.4.1 deste trabalho. Conforme analisado, uma das estruturas mais vantajosas dentre as apresentadas é a Topologia 1, mostrada na Figura 2.15. Nessa estrutura, tanto a ação proporcional quanto a ação derivativa são fuzzificadas, ao passo que o sinal de controle proveniente do fator integral age diretamente sobre o erro real do sistema.

A cada ciclo de controle, calcula-se o erro real do sistema (diferença entre referência e saída sa), cujo valor é entrada das regras fuzzy. O primeiro passo para inferir a saída fuzzy a partir dessa entrada, é categorizar esse valor de erro instantâneo, de forma qualitativa. Ao criar tais categorias e agrupá-las em conjuntos, é possível mapear as condições das entradas (erro do sistema e derivada do erro) e definir um valor adequado para o sinal de controle, como consequência dessas condições. A categorização é feita por meio da definição de funções de pertinência. Além disso, as condições das entradas fuzzy são calculadas por meio do grau de pertencimento do erro real instantâneo a cada categoria definida.

Sendo assim, o conjunto fuzzy da primeira variável antecedente e foi definido, de forma arbitrária, com três funções de pertinência do tipo triangular. As categorias escolhidas para cada função do conjunto foram: “positivo”, “nulo” e “negativo” ($[+, 0, -]$). O valor absoluto máximo utilizado para normalizar essa variável foi de 0,05. A partir disso, os limites para plotagem das funções de pertinência e, conseqüentemente, para a fuzzificação da derivada do erro a cada ciclo de controle foram escolhidos como $[-1; 1]$. A Figura 4.6 mostra as funções para a entrada fuzzy e .

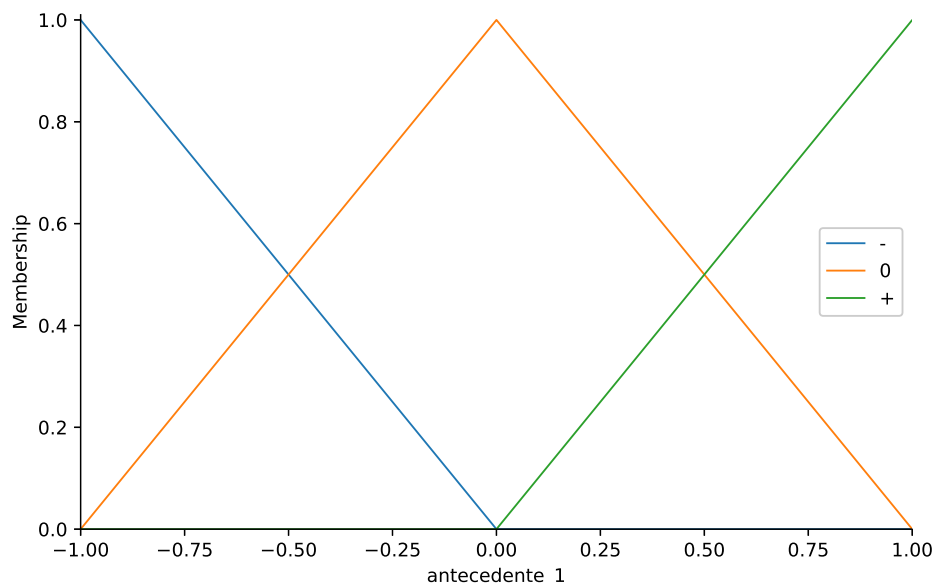


Figura 4.6: Funções de pertinência para a derivada do erro e . Fonte: Própria.

Já o conjunto fuzzy da segunda variável antecedente e foi definido com sete funções de pertinência, também do tipo triangular. Nesse caso, a categorização qualitativa adotada foi “grande e positivo”, “médio e positivo”, “pequeno e positivo”, “nulo”, “pequeno e negativo”, “médio e negativo” e “grande e negativo” ($[G+, M+, P+, 0, P-, M-, G-]$). Os limites para essa

variável foram escolhidos, arbitrariamente, como $[-5; 5]$. A Figura 4.7 mostra tais funções para a entrada fuzzy e .

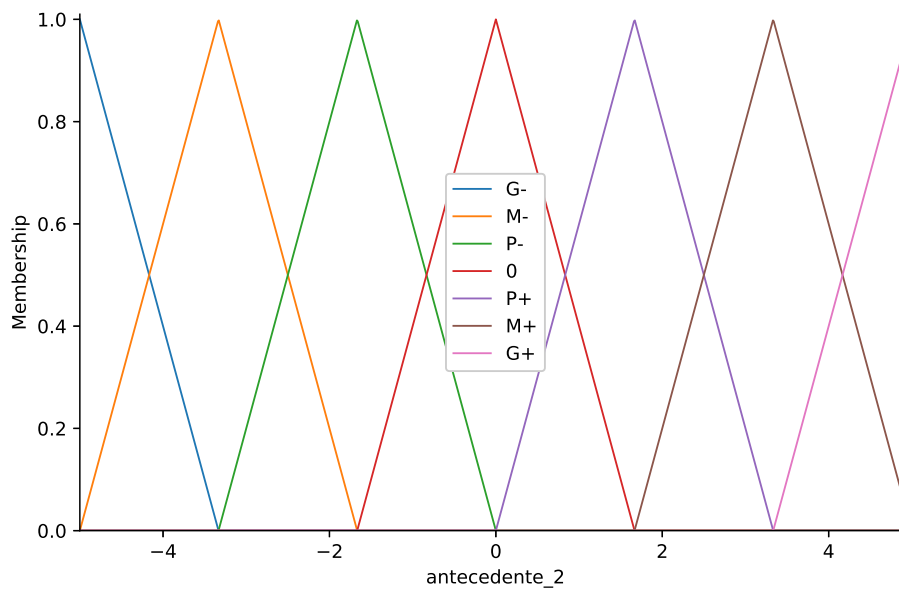


Figura 4.7: Funções de pertinência para o erro e . Fonte: Própria.

Por fim, o conjunto fuzzy da variável consequente u_{fzz} também foi definido com sete funções de pertinência do tipo triangular. A categorização adotada para essas funções foi a mesma da segunda variável antecedente, porém com notação diferente: “grande e positivo”, “médio e positivo”, “pequeno e positivo”, “nulo”, “pequeno e negativo”, “médio e negativo” e “grande e negativo” ([+++ , ++ , + , 0 , - , - - , - - -]). Para essa variável, os limites foram definidos inicialmente como $[-5; 5]$. A Figura 4.8 mostra tais funções para a saída fuzzy u_{fzz} .

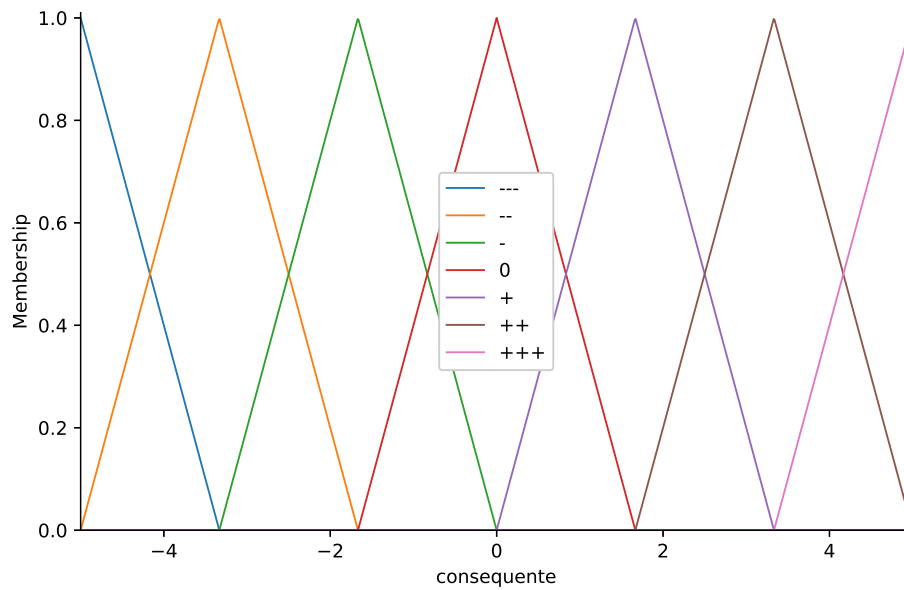


Figura 4.8: Funções de pertinência para o sinal de controle u_{fzz} . Fonte: Própria.

Dessa forma, foi criada uma matriz de possíveis condições para as entradas fuzzy: erro (e) e derivada do erro (\dot{e}). Para cada combinação de condições mapeadas das variáveis antecedentes, definiu-se um valor de saída fuzzy para o sinal de controle fuzzificado u_{fzz} (variável consequente), sendo ele relativo às ações P e D do controlador. Essas inferências definidas podem ser visualizadas na Figura 4.9.

Sinal de controle u_{fzz}								
e \ \dot{e}	e	G+	M+	P+	0	P-	M-	G-
+		++	+	0	0	0	-	--
0		+	0	0	0	0	0	-
-		+++	++	+	0	-	--	---

Figura 4.9: Matriz de regras fuzzy para o sinal de controle referente às ações P e D. Fonte: Própria.

O cálculo das saídas fuzzy a partir das inferências, bem como a defuzzificação de valores foi feita através da biblioteca *scikit-fuzzy* (escrita em linguagem Python de programação). A defuzzificação de variáveis foi feita através do método do centro de massa, ou centróide.

Por outro lado, a ação integral, que age diretamente sobre o erro real do sistema, é obtida através do cálculo convencional do fator I, ou seja

$$u_I = K_I e(kT) + u_I(KT - 1)$$

em que kT é o instante de tempo atual do sistema controlado e K_I é o ganho integral do controlador PID convencional. Nesse projeto, adotou-se K_I como sendo o valor do ganho sintonizado para o PID 4 da seção anterior.

Portanto, o sinal de controle total é dado pela soma de u_{fzz} e u_I .

$$u = u_{fzz} + u_I$$

Para aplicar o sinal u à planta, é preciso garantir que a Bomba de Calor esteja em regime permanente de funcionamento. Isso porque na partida da Bomba (regime transitório), todas as variáveis utilizadas no controle estão com condições iniciais nulas, o que exige maior esforço do controlador para levar a saída até o valor de referência. Esse esforço elevado do controlador significa variações bruscas do sinal de controle, o que torna o sistema propenso à instabilidade.

Sendo assim, em todas as simulações realizadas após implementação do controlador PID-fuzzy, o sistema foi deixado inicialmente em malha aberta. Nesse intervalo inicial, aplicou-se na válvula um sinal de abertura previamente gerado, até que o regime permanente de funcionamento da Bomba fosse alcançado e a saída sa estivesse suficientemente próxima do valor de referência desejado: 9°C . Nesse instante, $t = 6700\text{s}$, fechou-se a malha do sistema com controle automático e observou-se a ação do controlador sobre o mesmo. Durante todo o intervalo o sinal de radiação solar foi mantido em um valor constante de $715,22\text{W}/\text{m}^2$ e, portanto, não houve chaveamento de modelos em S . A Figura 4.10 mostra a saída sa controlada e o sinal de controle total aplicado ao atuador. O valor de referência utilizado nessa simulação é equivalente a 9°C e a malha é fechada em torno do instante $t = 6700\text{s}$.

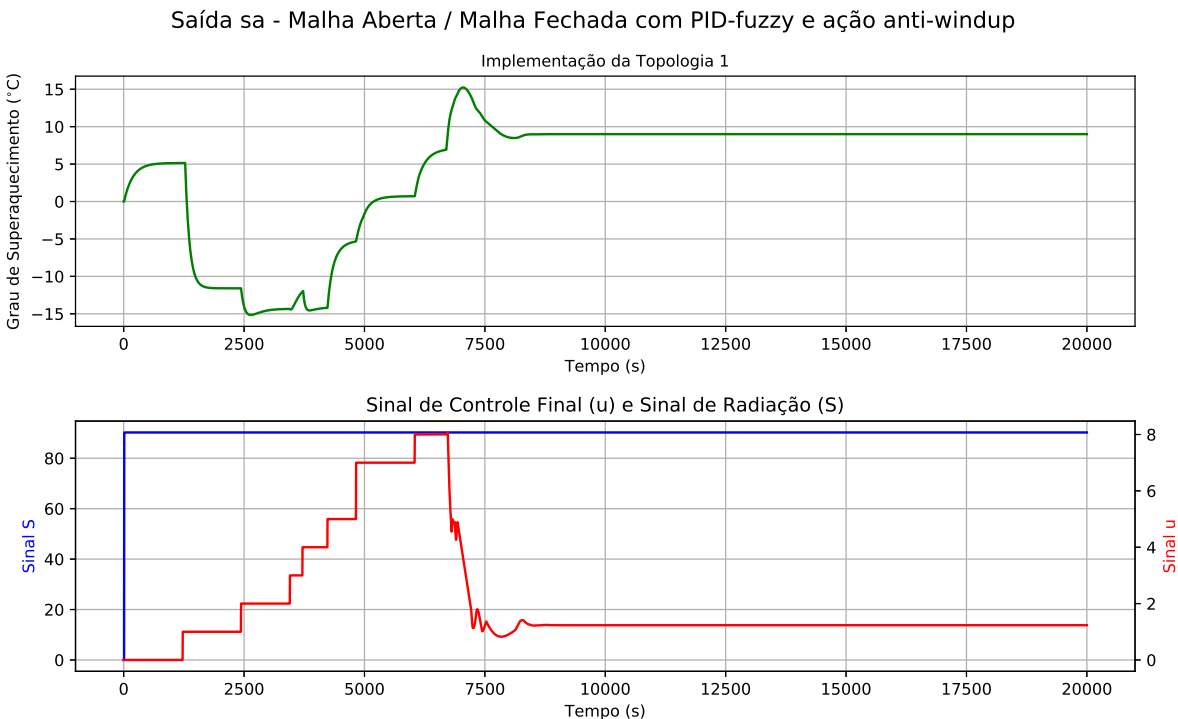


Figura 4.10: Saída controlada por PID-fuzzy com ação anti-windup. Fonte: Própria.

No regime transitório da malha fechada é possível notar que o sinal de controle provoca um

grande *overshoot* na saída sa . Além disso, o tempo de acomodação da resposta é de aproximadamente 30 minutos, o que deve ser melhorado. Por outro lado, o erro de regime estacionário é zerado pelo controle. Dessa forma, apesar da característica oscilatória e da estabilização lenta da resposta, o grau de superaquecimento se mantém dentro do intervalo sugerido pela literatura (5°C a 9°C). Isso significa que o controle PID-fuzzy implementado garante que o sistema permaneça estável e com eficiência elevada quando submetido às condições descritas acima. A Figura 4.11 mostra os sinais de controle parciais fuzzy (u_{fzz}) e integral (u_I), cuja soma resulta no sinal de controle total u , que é aplicado de fato ao sistema.

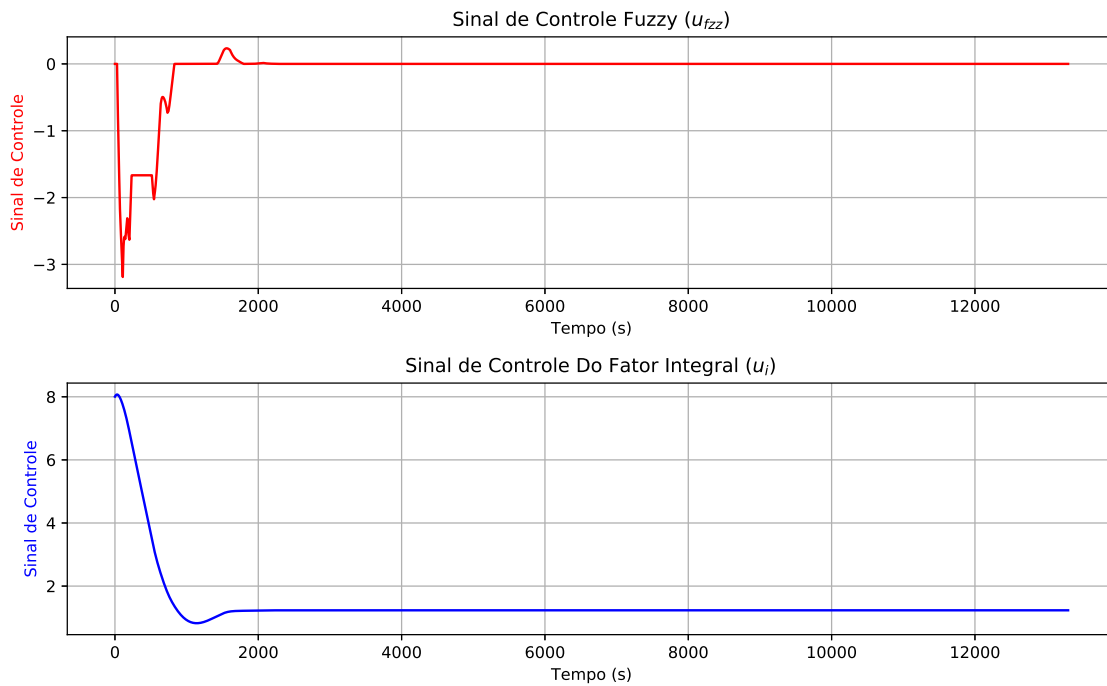


Figura 4.11: Sinais de controle parciais u_{fzz} e u_I . Fonte: Própria.

No início da resposta em malha fechada, o erro é de aproximadamente 2°C , pois no último instante de malha aberta a saída sa apresenta valor próximo de 7 e o sinal de referência tem amplitude 9. Visto que os limites da variável antecedente e são $[-5; 5]$, o valor de erro nesse instante poderia estar na categoria “médio e positivo” ($M+$). Já a derivada do erro nesse momento ainda não é calculada, pois o controle acaba de ser ligado e, portanto, adota-se valor zero para a mesma. Nesse caso, a categoria da variável antecedente seria “nulo” ($-$). Sendo assim, a variável consequente u_{fzz} deveria ser classificada como “nulo” (0) e, de fato, o sinal de controle fuzzy é inicializado em zero, como é possível ver na Figura 4.11. A medida que a saída cresce, o sinal de controle fuzzy passa a ser negativo. Porém, antes de ultrapassar a referência, u_{fzz} deveria ser positivo. Esse problema pode estar relacionado aos intervalos escolhidos para as variáveis antecedentes e , portanto, o ajuste dos mesmos pode melhorar a resposta transiente em termos de máxima ultrapassagem do sinal.

Por outro lado, o sinal de controle referente à ação integral mostra-se dentro do esperado durante a simulação. Logo no momento em que a malha é fechada, o mesmo apresenta amplitude

igual ao valor de abertura de válvula do último instante da malha aberta. Isso faz sentido já que é necessário evitar descontinuidades no sinal. Após o instante inicial sua tendência é decrescente e um pouco lenta, o que explica o tempo de acomodação grande da resposta de *sa*. Portanto, esse tempo pode ser reduzido por meio da sintonia do ganho K_I .

Tais análises permitem concluir que o desempenho do controlador pode ser melhorado através de ajustes dos limites das funções de pertinência fuzzy e da sintonia fina do ganho integral. É válido, ainda, revisar as inferências das regras propostas e talvez até mesmo propor novas regras de controle que venham a representar melhor as possíveis condições do sistema. Além disso, seria possível testar outros tipos de funções de pertinência, como a trapezoidal ou a gaussiana e, assim, verificar se o cálculo dos valores de entradas e saída fuzzy se adequaria melhor ao controle.

Alguns testes foram feitos para validar o controle em termos de regime permanente. Na primeira validação realizada, o sinal de referência foi mantido em 9°C e o sinal de controle PID-fuzzy ficou responsável por chavear os modelos em U. Além disso, variou-se o sinal de radiação solar com degraus de amplitude 60, tanto positivos quanto negativos. O esperado era que o controle viesse a zerar o erro de regime estacionário. As figuras 4.12 e 4.13 mostram, respectivamente, a resposta da variável *sa* para as condições citadas e os sinais de controle parciais para $t > 6700s$.

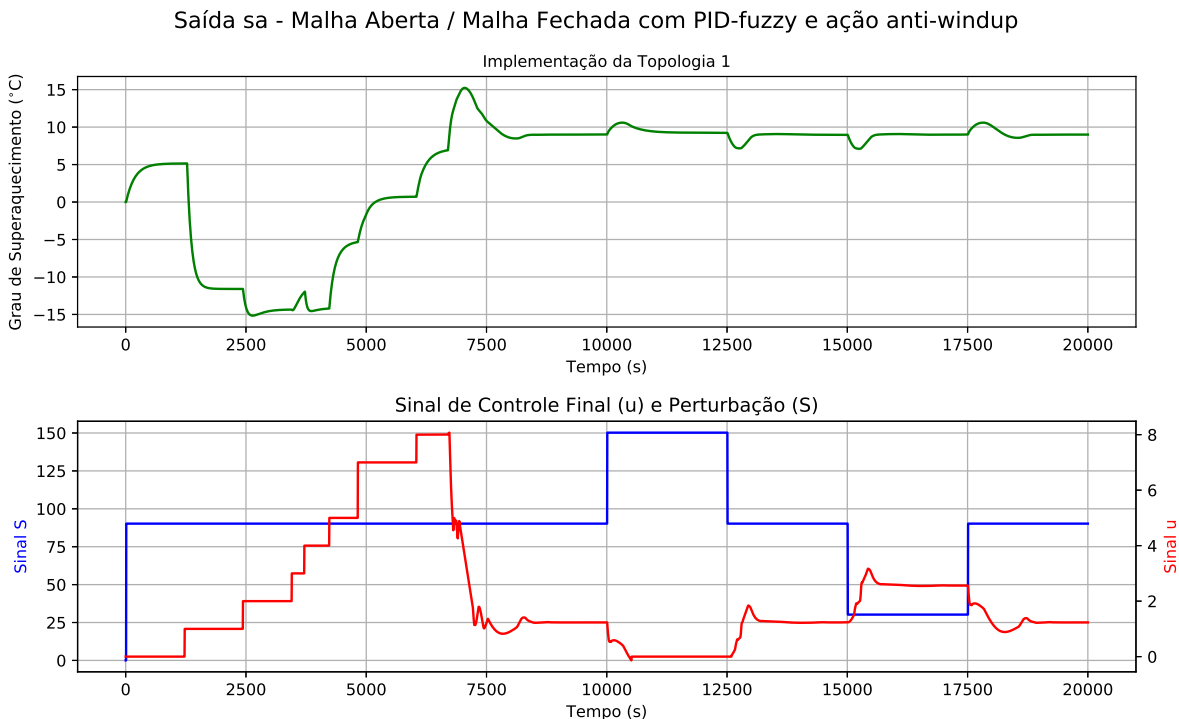


Figura 4.12: Saída *sa* da primeira validação do controle: degraus em *S*. Fonte: Própria.

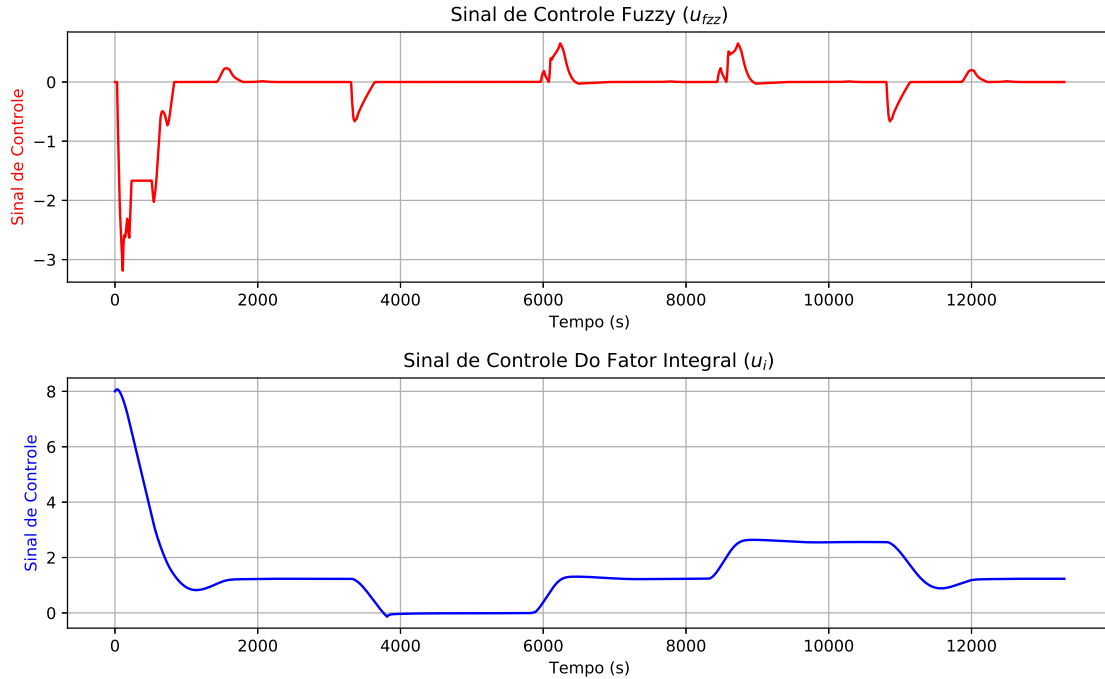


Figura 4.13: Sinais de controle parciais da primeira validação do controle: degraus em S .
Fonte: Própria.

Outro teste realizado, ainda variando os valores de radiação solar incidente, foi submeter o sistema à degraus de perturbação com maior amplitude. A intenção desse teste foi avaliar a região máxima de S em que o controle continua zerando o erro de regime permanente. O maior valor encontrado foi de $1000W/m^2$ para S_{real} . Nessa região ($S_{real} > 750$), o intervalo modelado para a radiação solar prevê um valor de S_{eq} igual a $875W/m^2$. Dessa forma, a amplitude máxima da perturbação aplicada de fato ao sistema deve ser equivalente a $125W/m^2$. Acima desse valor o sinal de controle atinge o limite inferior de saturação do atuador, isto é, zero volts. Logo, a partir desse ponto não há mais margem para fechamento da válvula de expansão e, assim, o erro de regime estacionário não é zerado. As figuras 4.14 e 4.15 mostram a resposta da variável sa para a condição de radiação máxima e os sinais de controle parciais para $t > 6700s$, nesta ordem.

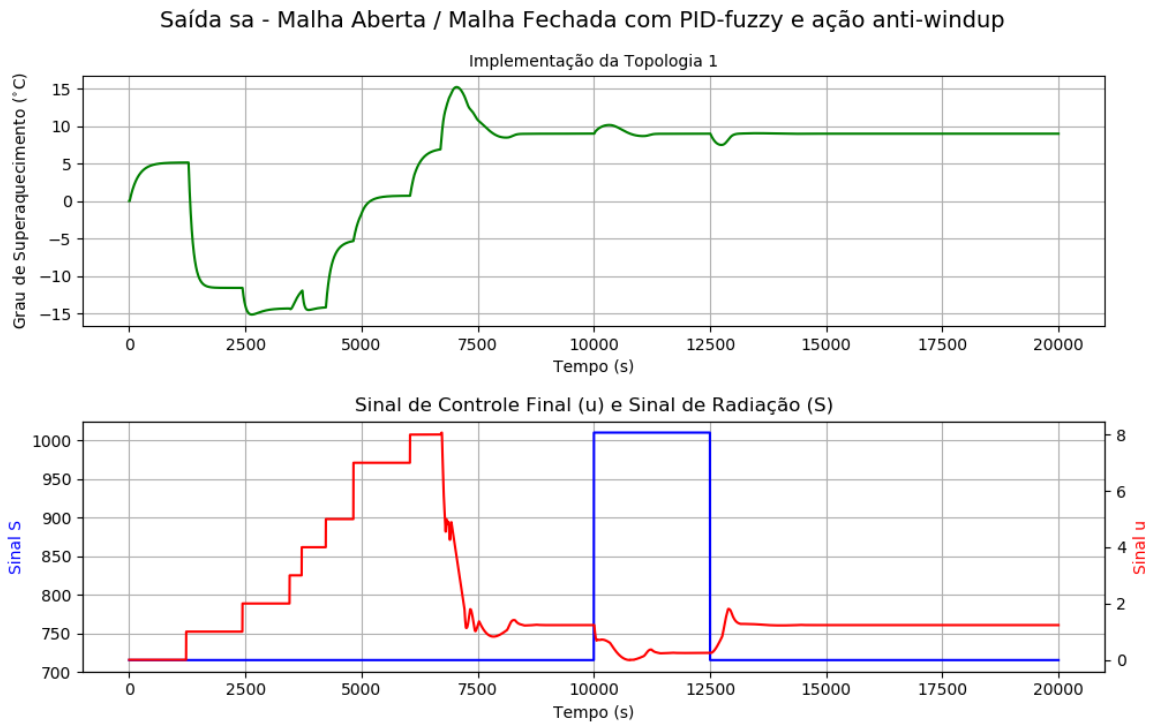


Figura 4.14: Saída sa da segunda validação do controle: degrau de máxima amplitude em S .
Fonte: Própria.

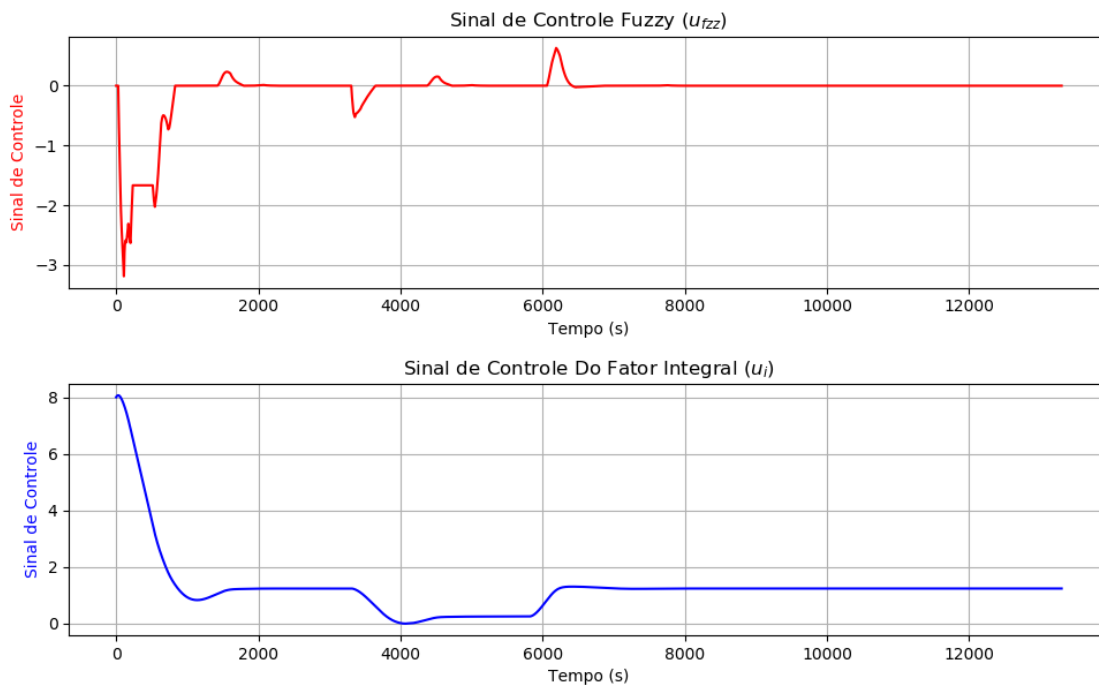


Figura 4.15: Sinais de controle parciais da segunda validação do controle: degrau de máxima amplitude em S . Fonte: Própria.

Por fim, foi realizada a validação do controle para reduções graduais do sinal de referência.

Inicialmente, fixou-se o *setpoint* em 9°C e aguardou-se alguns instantes para que a saída se estabilizasse. Nesse momento, foi aplicado um decremento na referência, levando-a para o valor de 7°C. Após estabilização da resposta, o *setpoint* foi reduzido novamente, dessa vez para o valor de 6°C. Por fim, o valor de 5°C foi solicitado. A Figura 4.16 mostra que, para um *setpoint* de até 6°C o erro de regime permanente é zerado. Abaixo desse valor o sinal de controle satura em zero, o que significa que a válvula já está completamente fechada e, assim, a saída já não segue a referência. A Figura 4.17 apresenta os sinais de controle parciais para a condição descrita em que $t > 6700s$.

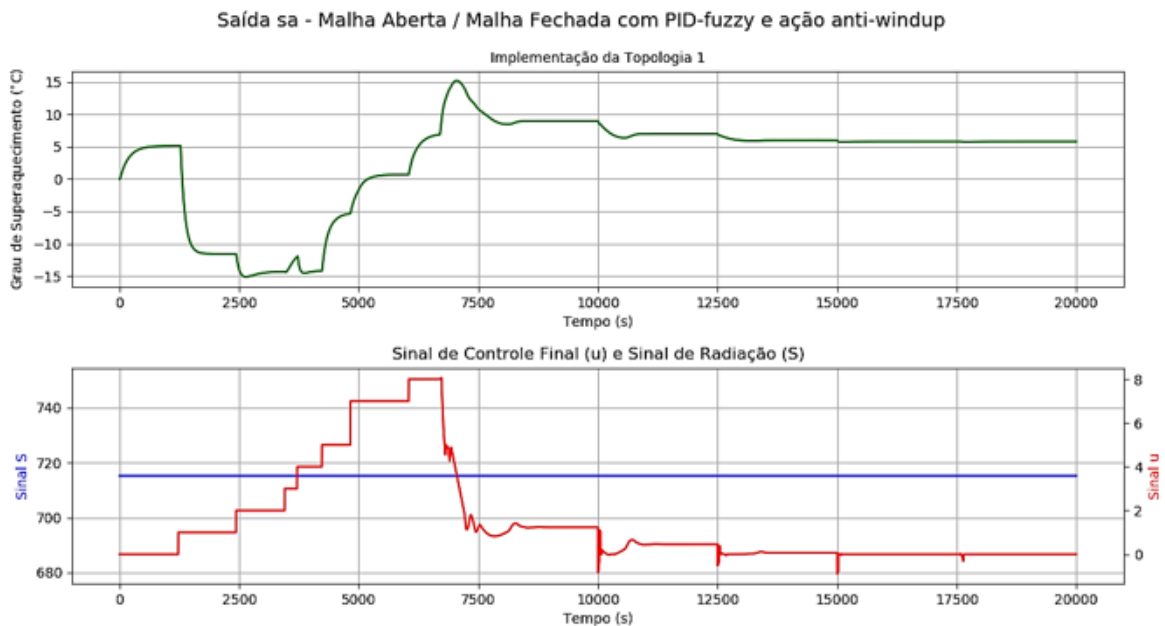


Figura 4.16: Saída *sa* da validação do controle: reduções do valor de referência. Fonte: Própria.

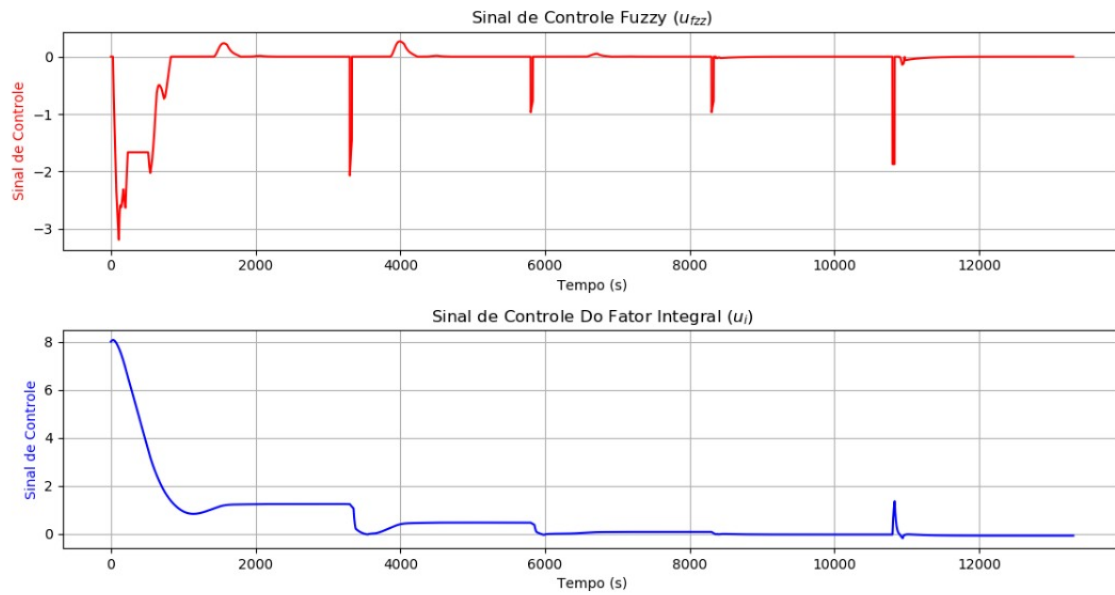


Figura 4.17: Sinais de controle parciais da terceira validação do controle: reduções do valor de referência

Considerações Finais

Este capítulo apresenta as conclusões sobre o trabalho e algumas sugestões para sua continuidade.

5.1 Conclusões

Ao longo do desenvolvimento deste trabalho notou-se que algumas características físicas do sistema acrescentam certas dificuldades em etapas normalmente simples como a de modelagem. As tentativas de contornar o problema da ampla faixa operacional do processo, por exemplo, mostraram-se mais complexas do que previsto. Fez-se necessário realizar diversos ajustes dos modelos identificados ao longo do projeto, devido a condições não consideradas de início, como os valores de equilíbrio das entradas e da saída. Além disso, a radiação solar como distúrbio (observável, mas não controlável) trouxe uma complicação a mais ao sistema à medida que tornou-se necessário avaliar uma nova estratégia de controle para compensação feedforward do sinal.

Foi percebido que, sem modelos bem representativos da dinâmica de resposta do grau de superaquecimento (variável extremamente sensível), seria difícil propor estratégias de controle que proporcionassem o aumento de eficiência da Bomba de Calor. Visto isso, investiu-se muito tempo na etapa de modelagem do processo e no tratamento do sinal de perturbação, a fim de propor uma representação satisfatória do comportamento do sistema.

Além disso, assuntos não considerados anteriormente passaram a ser investigados, como as diferentes estruturas de controladores PID-fuzzy possíveis de serem aplicadas em sistemas como este. Assim, a fase de implementação e avaliação de um controlador adaptativo foi comprometida. Apesar de o controle implementado trazer melhorias para a resposta do sistema em regime estacionário (erro nulo), não houve tempo hábil para realizar testes de sintonia a fim de melhorar a resposta transitória (diminuição do *overshoot* e do tempo de acomodação). Como consequência, não foi possível avaliar diferentes respostas provenientes do controle PIDF, de forma comparativa. Portanto, uma proposta de continuidade para este trabalho é realizar ajustes finos no controlador adaptativo e até mesmo implementar outras topologias investigadas. Dessa forma, será possível avaliar o desempenho das diferentes abordagens de controle e definir a mais vantajosa de ser aplicada ao sistema real.

5.2 Perspectivas

No decorrer deste projeto, foram identificadas algumas possibilidades de trabalhos futuros envolvendo as técnicas de modelagem e controle estudadas e possíveis melhorias do que foi desenvolvido.

As próximas etapas vislumbradas para este trabalho são mostradas a seguir:

- Concluir a etapa de implementação e avaliação de desempenho do controlador PID-fuzzy projetado.
- Utilizar lógicas fuzzy para chaveamento suave de modelos locais.
- Aplicar o controlador projetado ao Simulador da Bomba, apresentado em [Faria, 2013].
- Investigar formas de tratamento do fenômeno de *chattering* no sinal de controle fuzzificado.
- Projetar e simular outras topologias de controladores PID-fuzzy.
- Avaliar, comparativamente, o desempenho dos controladores aplicados ao sistema em estudo.

Bibliografia

- L. A. Aguirre. *Introdução à identificação de sistemas - Técnicas lineares e não lineares aplicadas a sistemas: Teoria e Aplicação*. UFMG, Campus Pampulha - 31270-901, Belo Horizonte, MG, Brasil, 4th edition, 2007.
- C. E. C. Alvarez. Projeto de um controlador para o ajuste da temperatura de saída da água de uma bomba de calor a CO₂ com evaporador solar, 2015. Tese de Mestrado (Engenharia Mecânica), UFMG (Universidade Federal de Minas Gerais - Escola de Engenharia), Minas Gerais, Brasil.
- A. Beghi, L. Cecchinato, M. Rampazzo, and F. Simmini. Modeling and control of HVAC systems with ice cold thermal energy storage. In *52nd IEEE Conference on Decision and Control*, pages 4808–4813, Dec 2013.
- H. Benbouhenni. Seven-level direct torque control of induction motor based on artificial neural networks with regulation speed using fuzzy PI controller. *Iranian Journal of Electrical and Electronic Engineering*, 14:85–94, 2018.
- A. Cavallini, D. Del Col, L. Doretti, M. Matkovic, L. Rossetto, C. Zilio, and G. Censi. Condensation in horizontal smooth tubes: A new heat transfer model for heat exchanger design. *Heat Transfer Engineering*, 27:31–38, 2006.
- J. Chen, M. Qu, Y. Fan, T. Li, Z. Li, and H. Li. Experimental study of a control strategy for a cascade air source heat pump water heater. *Applied Thermal Engineering*, 110:835–843, 2018.
- W. Chen, C. Zhijiu, Z. Ruiqi, and W. Yezheng. Experimental investigation of a minimum stable superheat control system of an evaporator. *International Journal of Refrigeration*, 25(8):1137–1142, 2002.
- K. L. Chien, J. A. Hrones, and J. B. Reswick. On the automatic control of generalised passive systems. *Transactions of the ASME*, page 175–185, 1952.
- E. Cho, M. Ha, S. Chang, and Y. Hwang. Variable fuzzy control for heat pump operation. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 25:201–208, 2011.
- E. O. Doebelin. *Measurement Systems - Application and Design*. McGraw-Hill, Inc, 4th edition, 1990.

- C. R. Dorf and R. H. Bishop. *Sistemas de Controle Modernos*. LTC, Rio de Janeiro, RJ, 2001.
- R. N. Faria. Avaliação do comportamento de uma máquina frigorífica com controle do grau de superaquecimento por válvulas termostática e eletrônica, 2004. Dissertação de Mestrado (Engenharia Mecânica), UFMG (Universidade Federal de Minas Gerais - Escola de Engenharia), Minas Gerais, Brasil.
- R. N. Faria. Projeto e construção de uma bomba de calor a CO₂ operando em ciclo transcrito e modelagem dinâmica do conjunto evaporador solar-válvula de expansão, 2013. Tese de Doutorado (Engenharia Mecânica), UFMG (Universidade Federal de Minas Gerais - Escola de Engenharia), Minas Gerais, Brasil.
- A. J. Fattah and I. Abdel-Qader. Performance and comparison analysis of speed control of induction motors using improved hybrid PID-fuzzy controller. *IEEE International Conference on Electro/Information Technology*, page 575–580, 2015.
- C. V. Garrido. Análise térmica de um sistema de bomba de calor para geração de vapor, 2014.
- W. Grassi. The refrigerants. *Green Energy and Technology*, pages 113–144, 2018.
- F. Ju, X. Fan, Y. Chen, H. Ouyang, A. Kuang, S. Ma, and F. Wang. Experiment and simulation study on performances of heat pump water heater using blend of R744/R290. *Energy and Buildings*, 169:148–156, 2018.
- A. Kandel and G. Langholz. *Fuzzy Control Systems*. CRC Press, Flórida, EUA, 1993.
- X. Kong, K. Jiang, S. Dong, Y. Li, and J. Li. Control strategy and experimental analysis of a direct-expansion solar-assisted heat pump water heater with r134a. *Journal of Energy*, 145:17–24, 2018.
- E. Korfitsen and A. P. R. Kristensen. Ammonia high pressure heat pumps in food refrigeration applications. *International Journal of Refrigeration*, 21:212–218, 1998.
- E. M. Lage, F. Amorim, and T. Zanette. Uso de fluidos alternativos em sistemas de refrigeração e ar condicionado, 2011. Ministério do Meio Ambiente – MMA, Brasília, DF, Brasil.
- G. Lorentzen. The use of natural refrigerants: a complete solution to the CFC/HCFC predicament. *International Journal of Refrigeration*, 18:190–197, 1995.
- G. Ma, G. Xu, Y. Chen, and R. Ju. Voltage stability control method of electric springs based on adaptive PI controller. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 95:202–212, 2018.
- M. M. Ma, S. Li, and X. J. Liu. Tracking control and stabilization of wheeled mobile robots by nonlinear model predictive control. In *Control Conference (CCC), 2012 31st Chinese*, volume 6390637, pages 4056–4061. IEEE, 2012.

- K. Martin and R. Rieberer. Expansion devices for CO₂ – results of measurements and simulation model. *International congress of refrigeration*, 2007.
- P. Mishra, V. Kumar, and K. P. S. Rana. Stiction combating intelligent controller tuning: A comparative study. *International Conference on Advances in Computer Engineering and Applications (ICACEA)*, pages 534–541, 2015.
- P. Neksa. CO₂ heat pump systems. *International Journal of Refrigeration*, 25:421–427, 2002.
- B. Noni. Modelagem e avaliação do ciclo transcrito de bomba de calor utilizando dióxido de carbono como fluido de trabalho, 2016. Monografia (Engenharia de Energia), UFSC (Universidade Federal de Santa Catarina - Campus Araranguá), Santa Catarina, Brasil.
- B. Noni, S. L. Abreu, and J. M. Gonçalves. Simulação de uma bomba de calor a CO₂ com evaporador tipo coletor solar de placa plana. *Congresso Brasileiro de Energia Solar*, VII:9, 2018.
- A. Nouri, I. Salhi, E. Elwarraki, S.E. Beid, and N. Essounbouli. DSP-based implementation of a self-tuning fuzzy controller for three-level boost converter. *Electric Power Systems Research*, 146:286–297, 2017.
- A. O’Dwyer. *Handbook of PI and PID controller tuning rules*. Imperial College Press, 3th edition, 2009.
- G. Olson and Y. Yu. Optimized design of solar/air collection and storage systems for HVAC. In *Annual National Solar Conference*, volume 46, pages 40–47. ASES SOLAR, 2017.
- K. J. Park and D. Jung. Performance of heat pumps charged with R170/R290 mixture. *Applied Energy*, 86:2598–2603, 2009.
- R-E. Precup, S. Preitl, E. M. Petriu, Tar J. K., Tomescu M. L., and Pozna C. Generic two-degree-of-freedom linear and fuzzy controllers for integral processes. *Journal of the Franklin Institute*, 346:980–1003, 2009.
- W. Z. Qiao and M. Mizumoto. PID type fuzzy controller and parameters adaptive method. *Fuzzy Sets and Systems*, 78:23–35, 1996.
- K. J. Åström and T. Häggglund. *PID Controllers: Theory, Design and Tuning*. Instrument Society of America, 2th edition, 1934.
- S. Sabzevari, A. Karimpour, M. Monfared, and M. B. Naghibi Sistani. MPPT control of wind turbines by direct adaptive fuzzy-PI controller and using ANN-PSO wind speed estimator. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 9:013302, 2017.
- A. S. Sahin, B. Kiliç, and U. Kiliç. Optimization of heat pump using fuzzy logic and genetic algorithm. *Heat Mass Transfer*, 47:1553, 2011.

- G. Schumm, M. Philipp, F. Schlosser, J. Hesselbach, T.G. Walmsley, and M.J. Atkins. Hybrid heating system for increased energy efficiency and flexible control of low temperature heat. *Energy Efficiency*, pages 1–17, 2017.
- M. Tesfay, F. Alsaleem, P. Arunasalam, and A. Rao. Adaptative-model predictive control of electronic expansion valves with adjustable setpoint for evaporator superheat minimization. *Building and Environment*, 133:151–160, 2018.
- M. Wang, Z. Yang, and B. Zhang. Superheat control of gas engine-driven heat pump for variable capacity. *Journal of Tianjin University Science and Technology*, 46:841–845, 2013.
- Y. Wang, F. Xin, X. Li, and P. Wang. Design and performance test of air-soil dual-source heat pump system for solar greenhouse. *Energy*, 145:17–24, 2017.
- M. J. Wenzel, R. D. Turney, and K. H. Drees. Model predictive control for central plant optimization with thermal energy storage. *International High Performance Buildings Conference*, 122:3379, 2014.
- X. Wu, J. Shen, Y. Li, and K.Y. Lee. Fuzzy modeling and predictive control of superheater steam temperature for power plant. *Chinese Control Conference*, 56:241–251, 2015.
- G. V. Wylen, R. E. Sonntag, and Borgnakke C. *Fundamentos da Termodinâmica*. Blucher, 8th edition, 2013.
- Z. Yang, Z. Zhu, and F. Zhao. Simultaneous control of drying temperature and superheat for a closed-loop heat pump dryer. *Applied Thermal Engineering*, 93:571–579, 2016.
- Y. Yi, H. Shen, and L. Guo. Statistic PID tracking control for non-gaussian stochastic systems based on T-S fuzzy model. *International Journal of Automation and Computing*, 6:81–87, 2009.
- X. Yu, Y. Zhang, L. Kong, and Y. Zhang. Thermodynamic analysis and parameter estimation of a high-temperature industrial heat pump using a new binary mixture. *Applied Thermal Engineering*, 131:715–723, 2018.
- X. Zhang, F. Wang, X. Fan, H. Duan, and F. Zhu. An investigation of a heat pump system using CO₂/propane mixture as a working fluid. *International Journal of Green Energy*, 14: 105–111, 2017.