UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
BIBLIOTECA UNIVERSITÁRIA

Edwin Calla Durandal

AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO E SINTONIA DE CONTROLADORES LIVRE DE MODELO: PROJETOS E SIMULAÇÕES

Florianópolis

2016

Edwin Calla Durandal

AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO E SINTONIA DE CONTROLADORES LIVRE DE MODELO: PROJETOS E SIMULAÇÕES

Este Dissertação foi julgado aprovado para a obtenção do Título de "Mestre em Engenharia de Automação e Sistemas", e aprovado em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Automação e Sistemas.

Florianópolis, 09 de novembro 2016.

Prof. Dr. Daniel Ferreira Coutinho
Universidade Federal de Santa Catarina
Coordenador

Banca Examinadora:

Antonio Augusto R. Coelho

Prof. Dr. Antonio Augusto Rodrigues Coelho
Universidade Federal de Santa Catarina
Orientador

Prof. Dr. Francisco José Gomes
Universidade Federal de Juiz de Fora

Prof. Dr. Henrique Simas
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Dr. Rodrigo Castelan Carlson
Universidade Federal de Santa Catarina

When you reach your dreams is not so much what you do but in who you became.

AGRADECIMENTOS

A mis papas, Ana y Edwin, y mi querida hermana Lucia, por el apoyo, incentivo y amor incondicional.

Meus queridos amigos Alana, Guilherme e Rejane que sempre ficaram de meu lado em todo momento, como também a todos os demais colegas do bom café.

Ao meu orientador Antonio Augusto Rodrigues Coelho, que sempre estive presente me guiando e ensinando.

À Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) e aos professores do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Automação e Sistemas (PPGEAS) por contribuírem para o meu aprendizado.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo apoio financeiro.

Caminante, son tus huellas el camino y nada más;
Caminante, no hay camino, se hace camino al andar.
Al andar se hace el camino, y al volver la vista atrás se ve la senda que nunca se ha de volver a pisar.
Caminante no hay camino sino estelas en la mar.

(Antonio Machado)

RESUMO

O controle adaptativo livre de modelo, também conhecido como *Model Free Adaptive Control* (MFAC), é baseado no *pseudo-partial-derivative* (PPD) calculado a partir dos sinais de entrada e saída do sistema a ser controlado, e também utiliza um fator energético (λ) fixo que penaliza o controle para fornecer um bom comportamento do processo de malha fechada para seguimento de referência e rejeição de perturbação de carga. Esta pesquisa apresenta novos algoritmos de adaptação para ajustar não só o PPD, mas também a ponderação λ, com base no Gradiente Clássico (CG), na Função Sigmoide (SF) e no Método de Newton (NM). Por outro lado, visando controlar maior variedade de processos lineares e não lineares são utilizados diferentes funcionais para o desenvolvimento de controladores livre de modelo MFAC na forma discreta. Considerando complexidades de malha como saturação do controle e perturbação periódica presentes na indústria, são desenvolvidas técnicas para tratar estes cenários no MFAC. Com estas propostas, projetos alternativos de controle são obtidos e, mediante a sintonização adequada dos parâmetros de projeto, são garantidos a estabilidade e o desempenho desejado do sistema de malha fechada. Simulações numéricas em processos monovariáveis lineares e não lineares demonstram a eficiência e superioridade das propostas dos controladores adaptativos quando se utiliza um mecanismo de estimação recursivo para calibrar esses parâmetros sobre o MFAC padrão. Índices de desempenho são usados para validar o comportamento dos algoritmos de controle propostos.

Palavras-chave: Controle Adaptativo livre de modelo. Fator de ponderação/energia. Pseudo-partial-derivative. Gradiente. Sistema não linear. Sistema linear. Estabilidade. Seguimento.

ABSTRACT

The Model Free Adaptive Control (MFAC) is based on the pseudo-partial-derivative (PPD) calculated from the input and output signals of the system to be controlled and also using a fixed penalty factor (λ) that weights the control energy to provide a good behavior to the feedback process for reference tracking and load disturbance attenuation. This research presents new adaptation algorithms to adjust not only the PPD but also the λ factor and are based on the Classical Gradient (CG), Sigmoid Function (SF) and Newton Method (NM). On the other hand, in order to control a variety of linear and non-linear processes, different fitness functions are used for development of digital MFAC controllers. Considering loop complexities like control saturation and periodic disturbance present in the industry, control techniques are derived to deal with these scenarios in the MFAC. With these proposals, alternative control designs are obtained and by selecting good tuning parameters, stability and performance for the closed-loop system are ensured. Numerical simulations on SISO discrete-time linear and non-linear plants demonstrate the efficiency and superiority of the proposed adaptive controllers when using an estimation mechanism to adjust these parameters over the standard MFAC. Performance indices are applied to show the improvement of the behavior of the proposal control algorithms.

Keywords: Model free adaptive control. Penalty/energy factor. Pseudo-partial-derivative. Gradient. Non-linear system. Linear system. Stability. Tracking.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 Plantas controladas e projeto de controladores. 28
Figura 2 *Model Free Adaptive*. 30
Figura 3 Publicações do MFAC. 33
Figura 4 Diagrama de blocos do MFAC. 36
Figura 5 Saída e controle para o sistema TC. 61
Figura 6 Convergência do PPD para o sistema TC. 62
Figura 7 Convergência de λ para o sistema TC. 63
Figura 8 Saída e controle para o sistema SNB. 65
Figura 9 Convergência do PPD para o sistema SNB. 66
Figura 10 Convergência de λ para o sistema SNB. 67
Figura 11 Controlador MFAC com tratamento de saturação. 70
Figura 12 Forma canônica de controle RST posicional. 71
Figura 13 Estrutura de controle RST posicional para saturação. . . 72
Figura 14 Estrutura de controle RST incremental para o MFAC. . 73
Figura 15 Diagrama de blocos do MFAC e ILC. 75
Figura 16 Referência periódica e perturbação de carga: MFAC+ILC. 76
Figura 17 Referência degrau e perturbação periódica: MFAC+ILC. 76
Figura 18 Diagrama de blocos do R-MFAC. 77
Figura 19 Análise do tratamento da saturação do sistema SDP. . . 80
Figura 20 Análise do tratamento da saturação do sistema MTG. . 81
Figura 21 Análise do R-MFAC no sistema SDP. 82
Figura 22 Análise do R-MFAC no sistema MTG. 83
Figura 23 Processo pêndulo amortecido. 98
Figura 24 Curva estática do processo TC. 107
Figura 25 Curva estática SNB. 111
Figura 26 Sistema de controle MTG. 115
Figura 27 Diagrama do sistema MTG. 116

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 Controladores MFAC e PID. 30
Tabela 2 Avanços do controlador MFAC. 31
Tabela 3 Pesquisadores e áreas de atuação. 34
Tabela 4 Comparação dos projetos MFAC. 45
Tabela 5 ITAE dos sistemas para os controladores MFAC. 47
Tabela 6 TVC do caso seguimento de referência. 47
Tabela 7 IAE dos sistemas para os controladores MFAC. 48
Tabela 8 TVC do caso rejeição de perturbação. 48
Tabela 9 Índices de desempenho do processo TC. 60
Tabela 10 Convergência do PPD e ponderação do controle no TC. 61
Tabela 11 Índices de desempenho do processo SNB. 63
Tabela 12 Convergência do PPD e ponderação do controle no SNB. 64
Tabela 13 Comparação de metodologias para sinais periódicos. . . . 77
Tabela 14 Índices de desempenho no tratamento da saturação: SDP. 79
Tabela 15 Índices de desempenho no tratamento da saturação: MTG. 79
Tabela 16 Índices da rejeição da perturbação periódica: SDP. 81
Tabela 17 Índices da rejeição da perturbação periódica: MTG. . . . 82

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANN	*Artificial Neural Network*
BIBO	*Bounded-Input Bounded-Output*
CBA	Congresso Brasileiro de Automática
CFDL	*Compact Form Dynamic Linearization*
CG	Gradiente Clássico
FFDL	*Full Form Dynamic Linearization*
GMV	Controle de Variância Mínima Generalizada
GPC	Controle Preditivo Generalizado
I	Controlador Integral
I+P	Controlador Integral+Proporcional
IAE	*Integral Absolute Error*
ILC	*Internal Learning Control*
IMP	*Internal Model Principle*
INDUSCON	*International Conference on Industry Applications*
ITAE	*Integral of Time Multiplied by the Absolute Error*
KKT	*Karush-Kuhn-Tucker*
LR-MFAC	*Long Range Model Free Adaptive Control*
MCI	*Model Characterization Index*
MFAC	*Model Free Adaptive Control*
MFLAC	*Model Free Learning Adaptive Control*
MIMO	*Multiple-Input Multiple-Output*
MISO	*Multiple-Input Single-Output*
MLP	*Multilayer Perceptron*
MQR	Mínimos Quadrados Recursivo
MTG	Motor Taco-Gerador
NM	Método de Newton
PFDL	*Partial Form Dynamic Linearization*
PI	Controlador Proporcional-Integral
PID	Controlador Proporcional-Integral-Derivativo
PPD	*Pseudo-Partial-Derivate*
R-MFAC	*Repetitive Model Free Adaptive Control*
SDP	Sistema de Primeira Ordem

SF	Função Sigmoide
SISO	*Single-Input Single-Output*
SNB	Sistema Não Linear *benchmark*
TC	Trocador de Calor
TVC	*Total Variation of Control*

LISTA DE SÍMBOLOS

λ	ponderação do sinal de controle
y, u	sinais de saída e controle do sistema
n_y, n_u	ordens dos sinais de saída e controle
f	função geral não linear
Y, U	conjunto dos sinais de saída e entrada do sistema
Δ	operador a diferenças $\left(1 - z^{-1}\right)$
b	constante
ϕ	pseudo-partial-derivative PPD
J	função custo ou função objetivo
y_r	sinal de referência
μ	parâmetro para sintonização funcional PPD
$\hat{\phi}$	estimativa do pseudo-partial-derivate
α	parâmetro para estabilidade de malha fechada (0,2): MFAC
σ	parâmetro para sintonia do PPD (0,1): MFAC
ε	constante positiva pequena para sintonia do PPD do MFAC
R	polinômio da forma RST
S	polinômio da forma RST
T	polinômio da forma RST
J_F	função custo de Furuta
p	parâmetro para sintonização no funcional Furuta
p_1	parâmetro para sintonização no funcional Furuta
p_2	parâmetro para sintonização no funcional Furuta
J_{F-Hou}	função custo Furuta e Hou
$u_{F-\text{Hou}}$	lei de controle com função custo Furuta e Hou
J_L	função custo de Lim
β_L	parâmetro para sintonização funcional Lim
T_s	período de amostragem
J_{L-Hou}	função custo de Lim e Hou
$u_{Lf-\text{Hou}}$	lei de controle com função custo Lim e Hou, *forward*
$u_{Lc-\text{Hou}}$	lei de controle com função custo Lim e Hou, *central*
J_H	função custo de Hedjar
N_y	horizonte de predição funcional Hedjar

α_H, β_H variáveis auxiliares para funcional Hedjar
J_{Hf-Hou} função custo Hedjar e Hou, *forward*
$u_{Hf-\text{Hou}}$ lei de controle com função custo Hedjar e Hou, *forward*
$u_{Hc-\text{Hou}}$ lei de controle com função custo Hedjar e Hou, *central*
J_C função custo de Coelho
c parâmetro para sintonização funcional Coelho
$u_{C-\text{Hou}}$ lei de controle com função custo Coelho e Hou
∇ operador nabla
β_{CG1} tamanho do passo para estimação de λ usando CG
A_{CG1} variável auxiliar para estimação de λ usando CG
B_{CG1} variável auxiliar para estimação de λ usando CG
C_{CG1} variável auxiliar para estimação de λ usando CG
β_{CG2} tamanho do passo para estimação de ϕ usando CG
A_{CG2} variável auxiliar para estimação de ϕ usando CG
B_{CG2} variável auxiliar para estimação de ϕ usando CG
C_{CG2} variável auxiliar para estimação de ϕ usando CG
γ_{SF1} variável auxiliar para estimação λ usando SF
β_{SF1} tamanho do passo para estimação de λ usando SF
A_{SF1} variável auxiliar para estimação de λ usando SF
B_{SF1} variável auxiliar para estimação de λ usando SF
C_{SF1} variável auxiliar para estimação de λ usando SF
D_{SF1} variável auxiliar para estimação de λ usando SF
γ_{SF2} variável auxiliar para estimação de ϕ usando SF
β_{SF2} tamanho do passo para estimação de ϕ usando SF
A_{SF2} variável auxiliar para estimação de ϕ usando SF
B_{SF2} variável auxiliar para estimação de ϕ usando SF
C_{SF2} variável auxiliar para estimação de ϕ usando SF
∇^2 operador da matriz Hessiana
β_{NM1} tamanho do passo para estimação de λ usando NM
A_{NM1} variável auxiliar para estimação de λ usando NM
B_{NM1} variável auxiliar para estimação de λ usando NM
C_{NM1} variável auxiliar para estimação de λ usando NM
D_{NM1} variável auxiliar para estimação de λ usando NM
β_{NM2} tamanho do passo para estimação de ϕ usando NM

A_{NM2}	variável auxiliar para estimação de ϕ usando NM
B_{NM2}	variável auxiliar para estimação de ϕ usando NM
C_{NM2}	variável auxiliar para estimação de ϕ usando NM
D_{NM2}	variável auxiliar para estimação de ϕ usando NM
T_{ts}	constante de tempo para tratamento de saturação
e_{ts}	erro do tratamento da saturação
u_f	sinal de controle final do tratamento da saturação
K_ϕ	ganho controlador MFAC
u_b	sinal de controle calculado tratamento de saturação
R_1	polinômio
v	sinal de controle aplicado no tratamento da saturação RST
E	polinômio
β_{ts}	variável a sintonizar no tratamento da saturação
$\bar{u}$	variável auxiliar para cálculos tratamento da saturação
T_p	período constante para controle repetitivo
N	relação para controle repetitivo $N = T_p/T_s \in \mathbb{N}$
G_r	gerador de sinais periódicas
Δ^{-N}	gerador de sinais periódicos discreto
d_0	perturbação na saída do sistema controlado
u_t	sinal de controle total MFAC e ILC
u_l	sinal de controle do ILC
ρ	ganho de aprendizado do ILC
y_n	sinal da saída estimada, metodologia R-MFAC
y_{rep}	sinal da saída repetitiva, metodologia R-MFAC
u_{rep}	sinal do controle repetitivo, metodologia R-MFAC
K_r	ganho do controle repetitivo, metodologia R-MFAC
Q	filtro do controle repetitivo, metodologia R-MFAC
α_{rep}	variável do filtro de controle repetitivo, metodologia R-MFAC
u_{tr}	sinal de controle aplicado, metodologia R-MFAC
N_a	número inicial de amostras da experimentação
N_b	número final de amostras da experimentação
θ	atraso de transporte sistema dinâmico de primeira ordem
τ	constante de tempo sistema dinâmico de primeira ordem
x_{TC}	não linearidade estática do TC

u_{TC}	variação do fluido da entrada do TC
y_{TC}	variação da temperatura da saída do TC

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 25
1.1 MOTIVAÇÃO 27
1.2 ESTADO DA ARTE 27
1.3 OBJETIVOS 31
1.3.1 Objetivo geral 31
1.3.2 Objetivos específicos 32
1.4 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO 32
2 PROJETO DO CONTROLADOR LIVRE DE MODELO 33
2.1 INTRODUÇÃO 33
2.2 PROJETO CLÁSSICO DO CONTROLADOR MFLAC 34
2.3 CONTRIBUIÇÃO NA LEI DE CONTROLE DO MFAC 37
2.3.1 Função custo proposta por Furuta 38
2.3.2 Função custo proposta por Lim 39
2.3.3 Função custo proposta por Hedjar 41
2.3.4 Função custo proposta por Coelho 43
2.4 RESULTADOS DE SIMULAÇÃO 46
2.4.1 Ensaio de seguimento de referência 47
2.4.2 Ensaio de rejeição da perturbação 48
2.5 CONCLUSÃO 49
3 PROPOSTAS ADAPTATIVAS NO MFAC 51
3.1 INTRODUÇÃO 51
3.2 APLICAÇÃO DO GRADIENTE CLÁSSICO 52
3.2.1 Projeto adaptativo *on-line* para λ usando CG 52
3.2.2 Projeto adaptativo *on-line* para PPD usando CG 53
3.3 APLICAÇÃO DA FUNÇÃO SIGMOIDE 54
3.3.1 Projeto adaptativo *on-line* para λ usando SF 54
3.3.2 Projeto adaptativo *on-line* para PPD usando SF 55
3.4 APLICAÇÃO DO MÉTODO DE NEWTON 57
3.4.1 Projeto adaptativo *on-line* para λ usando NM 57
3.4.2 Projeto adaptativo *on-line* para PPD usando NM 58
3.5 SIMULAÇÕES E ANÁLISE DAS PROPOSTAS 59
3.5.1 Sistema trocador de calor (TC) 60
3.5.2 Sistema não linear *benchmark* (SNB) 62
3.6 CONCLUSÃO 65
4 MFAC PARA TRATAR SATURAÇÃO DE CONTROLE E PERTURBAÇÃO PERIÓDICA 69

4.1 INTRODUÇÃO 69
4.2 TRATAMENTO DA SATURAÇÃO DO CONTROLE . . . 69
4.3 CONTROLADOR MFAC NA ESTRUTURA DE CONTROLE REPETITIVO 73
4.4 AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO POR SIMULAÇÃO NUMÉRICA 78
4.4.1 Tratamento da saturação do controle 79
4.4.2 Rejeição da perturbação periódica 80
4.5 CONCLUSÃO 83
5 CONCLUSÃO 85
5.1 TRABALHOS FUTUROS 87
5.2 CONTRIBUIÇÕES CIENTÍFICAS 88
REFERÊNCIAS 89
APÊNDICE A – Sistemas *benchmark* 97
APÊNDICE B – Índices de desempenho 103
APÊNDICE C – Trocador de calor 107
APÊNDICE D – Sistema não linear *benchmark* . . 111
APÊNDICE E – Sistema para análise de tratamento da saturação e perturbação periódica 115
APÊNDICE F – Parametrização aplicada nas simulações numéricas 119
APÊNDICE G – Resumo do projeto LR-MFAC . . 127

1 INTRODUÇÃO

As indústrias estão continuamente buscando maneiras de melhorar o desempenho dinâmico, a qualidade da produção, o tempo de manufaturação, entre outras coisas. Para tratar estes aspectos industriais, muitas vezes é necessário lidar com incertezas, não linearidades, mudanças no processo, plantas desconhecidas, perturbações e/ou ruído nos sistemas realimentados. Estas complexidades em ambientes industriais motivam a utilização de estruturas de controle mais elaboradas. Uma possível solução de projeto de controle para obter-se um adequado desempenho de malha fechada é a utilização do Controle Adaptativo Livre de Modelo (*Model Free Adaptive Control* - MFAC) (HOU; WANG, 2013; HOU; JIN, 2014).

Convencionalmente, a técnica clássica de controle adaptativo do tipo autoajustável indireto (*indirect self-tuning control approach*) é baseada nas medições dos sinais de entrada e de saída do processo controlado, onde em alguns casos não tem-se conhecimento da linearidade do processo, do ganho estático, do atraso de transporte, da constante de tempo, do período de amostragem ou da ordem do modelo. Isto é denominado um problema "caixa preta", em que os parâmetros estimados do modelo são difíceis e complexos de serem identificados. Adicionalmente, a parcimônia é importante em controle adaptativo, porque se existe muitos parâmetros para estimar, o tempo de computação se torna excessivo e a adaptação lenta. O controle adaptativo é uma solução viável especialmente quando os controladores clássicos perdem a sintonização, por exemplo, para sistemas variantes no tempo e, consequentemente, a estabilidade desejada. Estes aspectos também motivam a investigação da abordagem de controle adaptativo livre de modelo, que está obtendo resultados favoráveis tanto na teoria como na prática industrial (ÅSTRÖM; WITTENMARK, 1995; KIRECCI; EKER; DULGER, 2003; BOBÁL et al., 2005; CAO; HOU, 2006).

Na teoria de controle tradicional a robustez é a capacidade de lidar com incertezas ou dinâmicas não modeladas da planta a ser controlada, empregando o modelo paramétrico ou não paramétrico. No entanto, é importante destacar que esta característica do conhecimento do modelo não têm relevância na síntese do MFAC que é um tipo especial de controlador projetado sem o conhecimento do modelo estimado da planta (BU et al., 2012b; REN; BIGRAS, 2015).

Os algoritmos de controle baseados em modelo são geralmente implementados a partir do conhecimento matemático estimado do processo dinâmico e seu ponto de operação. Estas técnicas, no entanto, não fornecem resultados dinâmicos satisfatórios ou podem falhar se são aplicadas a processos com incertezas de modelagem. Quando se trata de sistemas complexos, frequentemente são processos físicos altamente não lineares ou que não são totalmente compreendidos, comprometendo a estabilidade de malha fechada quando o processo muda seu ponto de operação em diferentes regiões de trabalho (AL-DUWAISH; NAEEM, 2001; KARRAY; GUEAIEB; AL-SHARHAN, 2002; BU et al., 2012b).

Atualmente o MFAC está se tornando popular na indústria através de produtos manufaturados, agregado ao fato que está controlando de maneira satisfatória uma variedade de malhas de processos industriais (CYBOSOFT GENERAL CYBERNATION GROUP, 2016; CYBOENERGY, 2016). O controle adaptativo livre de modelo pode ser hibridizado com o controlador PID (Controlador Proporcional Integral Derivativo) e aparece não só como uma boa solução de malha fechada, mas também como uma metodologia de ajuste adaptativo na sintonia do controlador PID e I+PD realimentado, para fornecer estabilidade num sistema de controle automatizado (SILVEIRA; COELHO; GOMES, 2012b).

Segundo Guang e Wenlong (2011) algumas características que justificam o MFAC são:

1. possui um bom desempenho para lidar com erros de modelagem e sistemas de controle complexos (atraso dominante, integrador, fase não minima, entre outros);

2. trabalha diretamente em uma única etapa;

3. permite ao usuário modificar a dinâmica de malha fechada;

4. tem parâmetros mais intuitivos;

5. não é necessário ressintonizar as especificações do controlador.

Este trabalho de pesquisa tem como contribuições a avaliação do desempenho de sistemas dinâmicos, e a proposta de diferentes abordagens na síntese do controle adaptativo livre de modelo, aprimorando a lei de controle do MFAC encontrada na literatura com a utilização de diferentes funções objetivo, ampliando assim, os possíveis cenários a serem implementados, tanto do ponto de vista de seguimento de referência, como de rejeição de perturbação. Posteriormente, propõem-se algumas abordagens para estimação adaptativa *on-line* com base no Gradiente Clássico (CG), na Função Sigmoide (SF) e no Método de Newton (NM) para o auto-ajuste do *pseudo-partial-derivative* (PPD) e/ou da ponderação do controle (λ). Finalizando com a adaptação de topologias de técnicas de controle para evitar saturação na magnitude do sinal de controle e o tratamento de perturbações de carga e periódicas na saída do processo. Todas as alternativas de projeto desta pesquisa serão implementadas e comparadas com o *Model Free Learning Adaptative Controller* (MFLAC) na estrutura clássica proposta por Cao, Bai e Hou (2008). Simulações numéricas e experimentos práticos são realizados para mostrar o desempenho e a eficácia destas novas metodologias de controle em sistemas realimentados.

1.1 MOTIVAÇÃO

A presente pesquisa é motivada pela possibilidade de sustentação e insuficiência de estudos teóricos e de simulação na crescente área de controle livre de modelo. Considerando que a teoria de controle deve tratar e trabalhar com as metodologias clássicas e avançadas para contribuir e garantir os objetivos de malha dos pontos de vista teórico, prático e industrial.

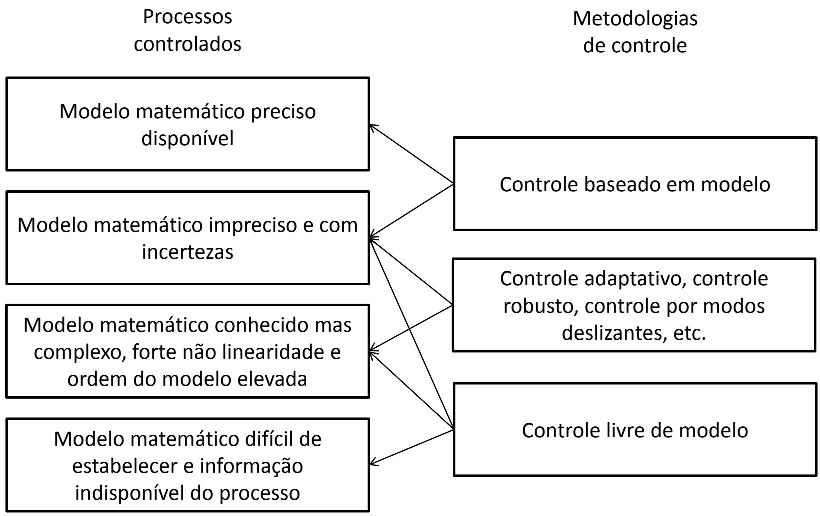
1.2 ESTADO DA ARTE

O controle livre de modelo pode ser definido como um controlador projetado com os sinais de entrada e saída da planta a ser controlada de forma *on-line*, sem conhecimento nenhum do modelo matemático estimado do processo, onde a estabilidade, convergência e robustez são garantidos e assegurados pela utilização de índices de avaliação com considerações de desempenho dinâmico (HOU; WANG, 2013).

A teoria de controle é bem consolidada para lidar e satisfazer as necessidades de sistemas de malha fechada quando tem-se disponível o modelo matemático da planta ou até com imprecisões na identificação do sistema por razões físicas, químicas e existência de incertezas. Na presença de fortes não linearidades e/ou se a ordem do modelo estimado é elevada, estas características podem conduzir a inabilidade de análise e implementação. Pior ainda, na impossibilidade de não estabelecer um modelo ou simplesmente não se ter informação do sistema real. A Figura 1 ilustra um diagrama de blocos que representa o tipo de processo a ser controlado, presente na teoria de controle, usando abordagens baseadas em modelo e livre de modelo, conforme apresentado em Hou e Jin (2014).

Para corroborar com estas ideias deve-se ter em mente que o

Figura 1 – Plantas controladas e projeto de controladores.



Fonte: Hou e Jin (2014).

modelo matemático vem sendo a base da teoria clássica de controle, onde realiza-se o projeto do controlador e a respectiva sintonização. É conhecido que a identificação de um processo industrial pode se tornar complexa e até quase impossível de representar com precisão dados e modelos. Estes fatores induzem a falta de robustez, falta de segurança industrial, dificuldade de implementação, entre outros fatores que surgem no projeto do controlador. Assim, deixando perceptível que só a identificação do processo pode ser complexa, até mais que o próprio projeto do controlador em si. Este fato dificulta e penaliza aos engenheiros de controle pelo aumento do grau de complexidade do sistema a ser controlado, pela realização de cálculos matemáticos complexos e prejuízo de perda de tempo, fazendo excessivas simulações, visando a instalação de equipamentos em campo. Sem mencionar que os custos de implementação e manutenção destes controladores são maiores (JIAN-XIN; ZHONG-SHENG, 2009; BU et al., 2012a).

Outra opção para contornar as complexidades de sistemas dinâmicos são as metodologias adaptativas que podem ser utilizadas quando a planta é variante no tempo ou exige uma ressintonização da lei de controle para compensar a mudança dos parâmetros do sistema e garantir as especificações desejadas de desempenho. Entretanto, se a estrutura da planta muda, a técnica de controle livre de modelo pode apresentar melhor desempenho que um controlador adaptativo baseado em modelo, no qual a estrutura do modelo para o projeto do controlador é ou não determinada a priori (ÅSTRÖM; WITTENMARK, 1995; KEYSER, 2000; KIRECCI; EKER; DULGER, 2003).

Os controladores baseados em modelo vem sendo uma alternativa adequada para os processos industriais conhecidos, mas como foi comentado anteriormente, os avanços na tecnologia e a necessidade de alta produção e qualidade, conduz a comunidade científica, a investigar controladores avançados que consigam resolver os novos problemas da indústria, sendo assim outro paradigma a ser avaliado. É importante considerar que tem-se a possibilidade de usar informações *off-line* ou *on-line* dos processos, a partir de sensores/atuadores e bancos de memória, já instalados nas linhas de produção (metalurgia, química, maquinaria, eletrônica, eletricidade, biologia, etc.). Sob esta perspectiva, surge como uma alternativa interessante, o controlador MFAC.

Na literatura de controladores livre de modelo, encontram-se diferentes técnicas de projeto. A Tabela 1 ilustra alguns detalhes típicos de análise e de projeto dos controladores MFAC e PID, com a finalidade de comparar as topologias de controle. Uma classificação e descrição mais elaborada pode ser obtida em Hou e Wang (2013).

É importante destacar que nas técnicas de projeto livre de modelo têm-se uma estreita relação entre a identificação e o projeto do controlador. Entretanto, no projeto do controlador baseado em modelo a obtenção de uma representação adequada para a planta pode requerer uma grande simplificação e/ou perda dos dados experimentais. Na técnica livre de modelo maior informação é utilizada durante a fase de projeto de controle, desta forma qualquer simplificação na lei de controle reflete-se sobre a relação entre as entradas e as saídas do controlador e não sobre a relação entre as entradas e saídas da planta. As simplificações são realizadas sobre o que é importante para a lei de controle, para garantir as especificações e a estabilidade de malha fechada desejada e não sobre o que é importante para a obtenção do modelo estimado da planta (WOODLEY, 2001).

Esta ligação entre identificação e projeto de controle conduz a um incremento na automação do projeto de controladores. Até a presente data, nota-se a presença da empresa CyboSoft General Cybernation Group (2016) (Figura 2) fundado em 1994, que oferece serviços de controle de processos, elaboração de controladores e venda de equipamento de controle a nível mundial, usando a abordagem de controladores livre de modelo.

Tabela 1 – Controladores MFAC e PID.

	MFAC	**PID**
Autor	Projeto e Sintonia: Z.S. Hou, 1994, China	Sintonia: J.G. Ziegler e N.B. Nichols, 1942, América
Caraterísticas	Linearização dinâmica a cada interação, estimação do gradiente, controle adaptativo tanto para os parâmetros como para a estrutura do sistema, baixo custo computacional, controle modular	Controlador com estrutura fixa, parâmetros adaptativos, baixo custo computacional
Informação	*On-line*	*Off-line* *On-line*
Aplicações	Controle de tráfego em estradas, controle modular, controle de motores, processos industriais, predições na economia, controle de soldagem, etc.	95% dos processos industriais

Fonte: Hou e Wang (2013).

Figura 2 – *Model Free Adaptive.*

Fonte: CyboSoft General Cybernation Group (2016).

Destaca-se que este controlador MFAC comercializado utiliza uma arquitetura com uma rede neural artificial (*Artificial Neural Network*

- ANN) e multicamadas perceptron (*Multilayer Perceptron* - MLP) para o projeto do controlador, sendo a dinâmica da rede neural o componente principal e importante para obter um bom desempenho de malha fechada (VANDOREN, 2003).

Para finalizar, apresenta-se na Tabela 2 os avanços do MFAC descrito na literatura, ratificando assim a possibilidade e factibilidade da implementação na indústria desta nova tecnologia do controlador livre de modelo. Portanto tendo uma contribuição real na automação e controle de processos, eliminando os passos intermediários do projeto e desta forma exigindo menos esforço do engenheiro de processos.

Tabela 2 – Avanços do controlador MFAC.

Referência	**Contribuição**
Hou e Huang (1997)	MFLAC, sistemas SISO
Cheng, Wang e Smialkowski (1998)	Multivariável MFAC, aplicado num processo de evaporação
Ge, Lee e Wang (2001)	Multi-ligação de robôs inteligentes
Jianling e Guang (2010)	MFAC aplicado num forno de vidro
Chang, Gao e Gu (2011)	MFAC aplicado numa bomba de sangue com base na frequência cardíaca
Yanling (2015)	MFAC aplicado num robô manipulador
Roman, Radac e Precup (2016)	MFAC aplicado num sistema MIMO não linear

Fonte: Elaboração própria.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 Objetivo geral

O objetivo geral é pesquisar os benefícios de implementação de diversos controladores livre de modelo no domínio de tempo discreto, em processos simulados de forma numérica e experimental, e verificar a factibilidade de implementação em sistemas lineares e/ou não lineares.

1.3.2 Objetivos específicos

- Avaliar o desempenho de malha fechada do projeto do controlador livre de modelo visando ampliar a gama de implementações de sistemas controlados.
- Aprimorar a lei de controle gerando mais graus de liberdade intuitivos.
- Investigar diferentes formas de implementação da estimação adaptativa *on-line* para o fator PPD e a ponderação do controle.
- Contextualizar com as estruturas de controle PID equivalentes (I, PI, I+P) e garantir o seguimento de referência nas formas degrau, rampa e senoidal e rejeição de perturbação de carga e periódica.
- Analisar estabilidade e convergência dos projetos através de índices de desempenho em simulações numéricas e experimentais.

1.4 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Este trabalho está organizado da seguinte forma:

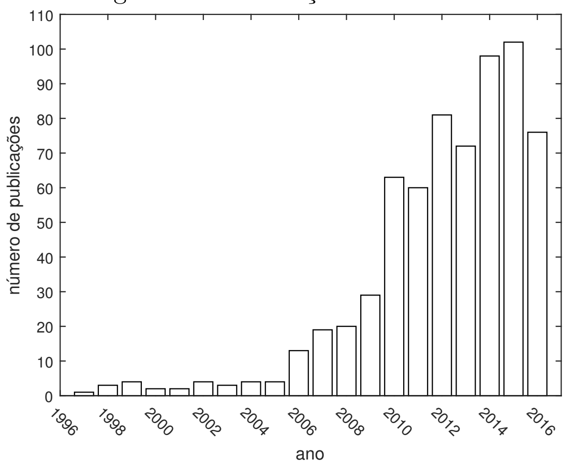
- Capítulo 2 discute as definições básicas do MFLAC e o aprimoramento da lei de controle. Em seguida, modifica-se o critério para realização de novos projetos de controladores livre de modelo.
- Capítulo 3 descreve as adaptações *on-line* baseado nas técnicas do Gradiente Clássico (CG), Função Sigmoide (SF) e Método de Newton (NM) para identificar os fatores *PPD* e energético da ponderação do sinal de controle (λ).
- Capítulo 4 aborda as topologias de controle a serem aplicadas nas técnicas de controle livre de modelo visando o tratamento da saturação do controle e rejeição de sinais periódicos.
- Capítulo 5 são apresentadas as conclusões e continuidade do trabalho de pesquisa.

2 PROJETO DO CONTROLADOR LIVRE DE MODELO

2.1 INTRODUÇÃO

O objetivo deste capítulo é a demonstração de novos projetos de controle e a motivação da pesquisa na área dos controladores livre de modelo. Conforme comentado anteriormente, este tipo de controlador tem despertado interesse não somente na academia mas também a nível industrial, alcançando resultados de malha fechada interessantes. Na Figura 3 mostra-se o resultado da utilização da plataforma SCOPUS (B.V., 2016) que permitiu fazer a análise numa base de dados, resgatando e aproximando o número de publicações em conferências e revistas ao decorrer dos últimos anos do MFAC. Deixa-se claro que os resultados desta busca dependeram de palavras chave a serem utilizadas, como *"Model Free Adaptive Learning Control"*, *"Model Free Adaptive Control"* e *"Model Free Adaptive"*.

Figura 3 – Publicações do MFAC.



Fonte: B.V. (2016).

Observa-se pela Figura 3 que desde a primeira implementação até os dias atuais, o interesse, estudos e resultados de simulação vêm aumentando. A Tabela 3 apresenta alguns investigadores nesta linha de pesquisa dos controladores livre de modelo, como também as grandes áreas nas quais são aplicadas. É importante destacar que o MFAC é uma topologia específica na literatura de controle de processos com uma ampla variedade de sucessos e abordagens de projetos a serem avaliadas, desenvolvidas e realizadas.

Tabela 3 – Pesquisadores e áreas de atuação.

Pesquisador	**Áreas**
Hou, Zhongsheng	Engenharia, ciências da computação, matemática, física, química, energia elétrica, energia renovável, medicina, robótica, neurociência, entre outras.
Jin, Shangtai	
Chi, Ronghu	
Chen, Hungyi	
Chang, Yu	
Gao, Bin	

Fonte: Elaboração própria.

2.2 PROJETO CLÁSSICO DO CONTROLADOR MFLAC

Considere o projeto de controle adaptativo direto com o seguinte sistema SISO (*Single-Input Single-Output*) não linear no domínio do tempo discreto:

$$y(k+1) = f\left(y(k), \cdots, y\left(k-n_y\right), u(k), \cdots, u\left(k-n_u\right)\right) \tag{2.1}$$

onde n_y e n_u são os graus da saída, $y(k)$, e da entrada, $u(k)$, respectivamente, e $f(\cdot)$ é uma função geral não linear.

A Equação (2.1) pode ser reescrita da seguinte forma:

$$y(k+1) = f\left(Y(k), u(k), U(k-1)\right) \tag{2.2}$$

onde $Y(k)$, $U(k-1)$ são os conjuntos dos sinais de saída e entrada do sistema até os períodos de amostragem k e $k-1$. Para analisar e projetar o MFAC é necessário assegurar as seguintes condições:

A 1 *Os sistemas das Equações* (2.1) *e* (2.2) *são observáveis e controláveis pelo sinal de saída desejado limitado* $y(k+1)$*, onde existe um sinal de entrada de controle viável delimitado que conduz a saída do sistema a ser igual a saída desejada esperada.*

A 2 *A derivada parcial de* $f(\cdot)$ *em relação a entrada de controle* $u(k)$ *é contínua.*

A 3 *O sistema da Equação (2.1) é Lipschitz generalizado, ou seja, satisfaz a relação*

$$|\Delta y(k+1)| \leq b|\Delta u(k)| \text{ para qualquer } k \text{ e } \Delta u(k) \neq 0,$$

onde $\Delta y(k+1) = y(k+1) - y(k)$, $\Delta u(k) = u(k) - u(k-1)$ *e* b *é uma constante. Esta consideração tem certas limitações na taxa de variação da saída do sistema. Obviamente, isto inclui implementações e aplicações em classes de plantas lineares ou não lineares.*

Teorema 1 *Para o sistema não linear da Equação (2.2), a fim de satisfazer* ***A 1****,* ***A 2*** e ***A 3****, deve existir uma variável* $\phi(k)$*, denominada pseudo-partial-derivative (PPD), e quando* $\Delta u(k) \neq 0$ *tem-se*

$$\Delta y(k+1) = \phi(k)\Delta u(k) \tag{2.3}$$

onde satisfaz $|\phi(k)| \leq b$.

A Equação (2.3) é um sistema dinâmico linear com parâmetro variando lentamente no tempo quando $\Delta \mathrm{u}(k) \neq 0$ e o período de amostragem é pequeno. Portanto, na concepção do sistema de controle, além da condição $\Delta \mathrm{u}(k) \neq 0$, alguns parâmetros de projeto ajustáveis pelo usuário devem ser adicionados e sintonizados na otimização da função custo. Isto significa manter a taxa de controle da entrada em valores aceitáveis pelas especificações de desempenho do sistema controlado.

A função custo ponderada com a entrada de controle a um passo a frente, definida por Hou e Huang (1997), Cao, Bai e Hou (2008), é usado como ponto de partida para derivar a lei de controle, ou seja,

$$J(u(k)) = [y_r(k+1) - y(k+1)]^{\,2} + \lambda[u(k) - u(k-1)]^2 \tag{2.4}$$

onde $y_r(\cdot)$ é o sinal de referência e a função custo para obtenção da estimativa do PPD é dada por

$$\begin{aligned} J(\phi(k)) = &[y_r(k) - y(k-1) - \phi(k)\Delta \mathrm{u}(k-1)]^{\,2} + \\ &\mu\left[\phi(k) - \hat{\phi}(k-1)\right]^2 \end{aligned} \tag{2.5}$$

com λ e μ parâmetros positivos sintonizados pelo engenheiro e $\hat{\phi}$ é a estimativa do PPD. Substituindo-se a Equação (2.3) em (2.4) e (2.5), a minimização das funções custo gera as seguintes expressões:

$$u(k) = u(k-1) + \frac{\alpha\phi(k)}{\lambda + \phi(k)^2}\left\{y_r(k+1) - y(k)\right\} \tag{2.6}$$

e sendo a estimativa do PPD calculada por

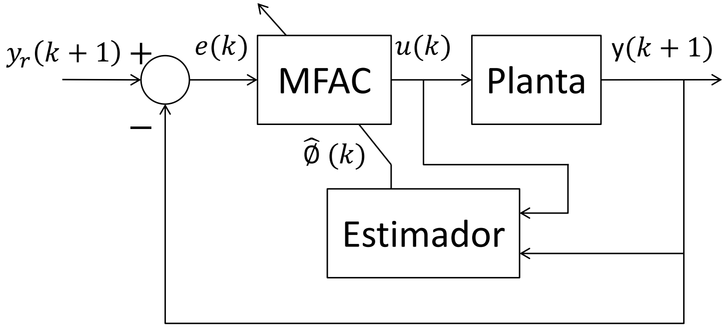
$$\hat{\phi}(k) = \hat{\phi}(k-1) + \frac{\sigma \Delta \mathrm{u}(k-1)}{\mu + \Delta \mathrm{u}(k-1)^2} \left\{ \Delta \mathrm{y}(k) - \hat{\phi}(k-1) \Delta \mathrm{u}(k-1) \right\} \tag{2.7}$$

$$\hat{\phi}(k) = \hat{\phi}(1), \quad \text{se} \quad \hat{\phi}(k) \leq \varepsilon \quad \text{ou} \quad |\Delta \mathrm{u}(k-1)| \leq \varepsilon \tag{2.8}$$

As constantes α e σ são adicionadas para garantir convergência e estabilidade dos algoritmos. ε é uma constante positiva suficientemente pequena na sintonia do PPD. Estes parâmetros são calibrados pelo usuário para modificar a estabilidade e o tamanho de passo de adaptação dos estimadores. O parâmetro λ é o fator energético que penaliza a magnitude da lei de controle e altera a estabilidade de malha fechada, valores pequenos conduzem a uma resposta rápida, que pode resultar em uma resposta oscilatória ou com sobressinal, enquanto que valores grandes conduzem a uma resposta conservativa, ou seja, lenta. Resultados de simulação mostram que uma escolha adequada de λ melhora a estabilidade e o desempenho do sistema controlado.

Na Figura 4 é apresentado o diagrama de blocos clássico do controlador MFAC, onde observa-se que não existe nenhuma relação com o conhecimento prévio da planta a ser controlada, mas somente com os sinais de saída e entrada, conforme mostrado nas Equações (2.6), (2.7) e (2.8).

Figura 4 – Diagrama de blocos do MFAC.



Fonte: Elaboração própria.

Para posterior estudo e análise do controlador, a lei de controle da Equação (2.6) é escrita na forma RST, Equação (2.9), onde a elaboração da malha de controle na forma RST é justificada na medida que aspectos de estabilidade e robustez podem ser avaliados (LANDAU, 1998; MOEDINGER; COELHO, 2004; LANDAU; ZITO, 2005), isto é,

$$R\left(z^{-1}\right)u(k) = T\left(z^{-1}\right)y_r(k+1) - S\left(z^{-1}\right)y(k) \tag{2.9}$$

sendo $R(z^{-1})$, $S(z^{-1})$ e $T(z^{-1})$ polinômios no domínio do tempo discreto, da estrutura RST, e representados a partir da Equação (2.6) por

$$\begin{aligned} R\left(z^{-1}\right) &= \Delta \\ T\left(z^{-1}\right) = S\left(z^{-1}\right) &= \frac{\alpha\phi(k)}{\lambda + \phi(k)^2} \end{aligned}$$

onde a condição $T(1) = S(1)$ deve ser assegurada para garantir o seguimento de referência do processo realimentado. Detalhes adicionais dos conteúdos teóricos e das demostrações matemáticas do projeto MFAC podem ser obtidas em Hou e Jin (2014).

2.3 CONTRIBUIÇÃO NA LEI DE CONTROLE DO MFAC

Atualmente o controlador mais utilizado é o PID, estando presente em $90 - 95\%$ na indústria, por diferentes fatores como: facilidade de implementação digital, familiarização dos operadores de planta, possível sintonia analítica ou por tentativa e erro, alcançando resultados satisfatórios para uma quantidade considerável de processos industriais, e o número de sintonias baseado em tabelas e estudos disponíveis na literatura têm mais de 60 anos de pesquisa (O'DWYER, 2009; ALEXANDROV; PALENOV, 2014).

A lei de controle definida pela Equação (2.6) na literatura do controlador MFAC apresenta uma estrutura que pode ser considerada como um controlador I (integral) digital. Dependendo da complexidade do processo a ser controlado pode gerar comportamentos oscilatórios, um esforço de controle elevado, com possível saturação e problemas de *windup*. Assim, nas seguintes seções deste Capítulo derivam-se diferentes projetos alternativos e modificações do controlador MFAC para aprimoramento desta lei de controle, empregando e adaptando diferentes funções custo presente na literatura de controle, visando melhorar o desempenho dinâmico do sistema controlado, através da inclusão de mais graus de liberdade intuitivos na implementação e calibração do controlador. Adicionalmente, as estruturas de controle do tipo PI (proporcional-integral) e I+P (integral+proporcional) são obtidas pela hibridização dos projetos e necessidade de embarcar os ganhos de sintonia em dispositivos digitais.

2.3.1 Função custo proposta por Furuta

A função custo utilizada por Furuta, Kosuge e Kobayashi (1989), no projeto de um controlador digital incremental aplicado num sistema motor elétrico, é caraterizada por

$$\begin{aligned} J_F(u(k)) = p\left[e(k+1) + p_1 e(k) + p_2 e(k-1)\right]^2 + \\ \lambda[\Delta \mathrm{u}(k)]^2 \end{aligned} \tag{2.10}$$

onde p, p_1 e p_2 são parâmetros de projeto que condicionam o comportamento transitório, λ é o fator energético que atua na magnitude do sinal de controle e o erro está definido como $e(k) = y_r(k) - y(k)$, sendo $y(k)$ e $y_r(k)$ os sinais de saída e referência, respectivamente.

Substituindo-se a Equação (2.3) na Equação (2.10), obtém-se

$$\begin{aligned} J_{F-Hou}(u(k)) = p[y_r(k+1) - y(k) - \phi(k)\Delta \mathrm{u}(k) + p_1 e(k) + \\ p_2 e(k-1)]^2 + \lambda[\Delta \mathrm{u}(k)]^2 \end{aligned} \tag{2.11}$$

e calculando-se a derivada da Equação (2.11) em relação ao incremento do controle, $\frac{\partial J_{F-Hou}(u(k))}{\partial \Delta u(k)} = 0$, deriva-se a seguinte lei de controle:

$$\begin{aligned} u_{F-\mathrm{Hou}}(k) = u_{F-\mathrm{Hou}}(k-1) + \frac{\alpha \mathrm{p}\phi(k)}{\lambda + \mathrm{p}\phi(k)^2} \cdot \\ \{y_r(k+1) - y(k) + p_1 e(k) + p_2 e(k-1)\} \end{aligned} \tag{2.12}$$

O controlador definido pela Equação (2.12) apresenta uma estrutura que pode ser considerada como um controlador PI (proporcional+integral) discreto (BOBÁL et al., 2005). A Equação (2.12) tem representação na forma RST, Equação (2.9), para os seguintes polinômios:

$$\begin{aligned} R\left(z^{-1}\right) &= \Delta \\ T\left(z^{-1}\right) &= \frac{\alpha \mathrm{p}\phi(k)}{\lambda + \mathrm{p}\phi(k)^2}\left\{1 + p_1 z^{-1} + p_2 z^{-2}\right\} \\ S\left(z^{-1}\right) &= \frac{\alpha \mathrm{p}\phi(k)}{\lambda + \mathrm{p}\phi(k)^2}\left\{1 + p_1 + p_2 z^{-1}\right\} \end{aligned}$$

2.3.2 Função custo proposta por Lim

A função custo empregada por Lim (1990), no projeto de um controlador no domínio do tempo discreto incremental aplicado num sistema mono-tanque, é expressa na forma

$$J_L(u(k)) = [y(k+1) - y_r(k)]^{\,2} + \beta_L \left[\frac{dy(k+1)}{dt}\right]^{\,2} + \lambda[\Delta\mathrm{u}(k)]^2 \tag{2.13}$$

onde β_L é uma ponderação de projeto que calibra a dinâmica da velocidade do sistema de malha fechada (sobressinal, tempo de resposta), λ penaliza o fator energético do controle e, $y(k)$ e $y_r(k)$ os sinais de saída e referência, respectivamente. Nesta função custo, a parcela derivativa é adicionada com a finalidade de minimizar as oscilações na saída do processo a ser controlado.

No projeto de controle utiliza-se a aproximação de primeira ordem para a derivada, *forward*, dada pela Equação (2.14)

$$\frac{dy(k+1)}{dt} \cong \frac{y(k+1) - y(k)}{T_s} \tag{2.14}$$

e sendo possível também empregar no projeto a aproximação da derivada pela diferença *central*, Equação (2.15), isto é,

$$\frac{dy(k+1)}{dt} \cong \frac{y(k+1) - y(k-1)}{2T_s} \tag{2.15}$$

tendo um comportamento mais conservativo a aproximação *forward* no projeto clássico de Lim (1990), onde T_s é o período de amostragem.

Substituindo-se as Equações (2.3) e (2.14) na Equação (2.13), é possível reescrever

$$\begin{aligned} J_{Lf-Hou}(u(k)) = {} & [y(k) + \phi(k)\Delta\mathrm{u}(k) - y_r(k)]^{\,2} + \beta_L[\phi(k)\Delta\mathrm{u}(k)]^2 + \\ & \lambda[\Delta\mathrm{u}(k)]^2 \end{aligned} \tag{2.16}$$

e, novamente calculando a derivada da Equação (2.16) em relação ao incremento do controle, $\frac{\partial J_{Lf-Hou}(u(k))}{\partial \Delta u(k)} = 0$, obtém-se a seguinte lei de controle:

$$u_{Lf-\mathrm{Hou}}(k) = u_{Lf-\mathrm{Hou}}(k-1) + \frac{\alpha\phi(k)}{\lambda + (1+\beta_L)\,\phi(k)^2}\left\{y_r(k) - y(k)\right\} \tag{2.17}$$

Observa-se a adição de um grau de liberdade adicional em relação a função custo empregada por Cao, Bai e Hou (2008), o qual afeta de forma direta a estabilidade de malha fechada do sistema a ser controlado. A Equação (2.17) é representada na forma RST com os seguintes polinômios:

$$\begin{aligned}
R\left(z^{-1}\right) &= \Delta \\
T\left(z^{-1}\right) &= \frac{\alpha\phi(k)}{\lambda + (1+\beta_L)\,\phi(k)^2}\left\{z^{-1}\right\} \\
S\left(z^{-1}\right) &= \frac{\alpha\phi(k)}{\lambda + (1+\beta_L)\,\phi(k)^2}
\end{aligned}$$

Realizando-se o mesmo procedimento para a aproximação a diferenças *central*, Equação (2.15), tem-se a seguinte lei de controle:

$$\begin{aligned}
u_{\mathrm{Lc-Hou}}(k) = u_{\mathrm{Lc-Hou}}(k-1) &+ \frac{\alpha\phi(k)}{\lambda + (1+\beta_L)\,\phi(k)^2} \\
&\left\{y_r(k) - (1+\beta_L)\,y(k) + \beta_L y(k-1)\right\}
\end{aligned} \tag{2.18}$$

e a respectiva representação RST é dada por

$$\begin{aligned}
R\left(z^{-1}\right) &= \Delta \\
T\left(z^{-1}\right) &= \frac{\alpha\phi(k)}{\lambda + (1+\beta_L)\,\phi(k)^2}\left\{z^{-1}\right\} \\
S\left(z^{-1}\right) &= \frac{\alpha\phi(k)}{\lambda + (1+\beta_L)\,\phi(k)^2}\left\{(1+\beta_L) - \beta_L z^{-1}\right\}
\end{aligned}$$

A lei de controle digital definida pela Equação (2.17) tem a estrutura de um controlador I, enquanto que a Equação (2.18) pode ser idealizada como um controlador I+P (BOBÁL et al., 2005; FADALI; VISIOLI, 2013).

2.3.3 Função custo proposta por Hedjar

Uma função custo recentemente proposta, definida em Hedjar (2014), é caracterizada por

$$J_H(u(k)) = [e\,(k + N_y)]^{\,2} + \lambda[\Delta \mathrm{u}(k)]^2 \tag{2.19}$$

onde N_y é o horizonte de predição aplicado ao erro do sistema e λ é o fator energético que penaliza o controle.

Para observar a influência deste horizonte de predição na lei de controle, é aplicada a aproximação de primeira ordem da Série de Taylor, da forma (ÅSTRÖM; HÄGGLUND, 2006)

$$e\,(k + N_y) \cong e(k) + N_y \frac{de(k)}{dt} \tag{2.20}$$

O sinal de controle a ser desenvolvido com a Equação (2.19) é proporcional à estimativa do erro de controle avançado N_y passos a frente, que é obtido por uma extrapolação linear do erro pela tangente da curva do erro. Aplicando-se a aproximação a diferenças *forward* de primeira ordem para a derivada da Equação (2.20), ou seja,

$$\frac{de(k)}{dt} \cong \frac{e(k+1) - e(k)}{T_s} \tag{2.21}$$

e sendo possível também obter outra realização da lei de controle com a aproximação da diferença *central*, Equação (2.22)

$$\frac{de(k)}{dt} \cong \frac{e(k+1) - e(k-1)}{2T_s} \tag{2.22}$$

onde T_s é o período de amostragem.

Substituindo-se a Equação (2.21) na Equação (2.20), é possível reescrever

$$e\,(k + N_y) \cong \frac{N_y}{T_s} e(k+1) + \left(1 - \frac{N_y}{T_s}\right) e(k) \tag{2.23}$$

Inserindo a Equação (2.23) na função custo (2.19) obtém-se

$$J_{Hf}(u(k)) = [\alpha_H e(k+1) + \beta_H e(k)]^{\,2} + \lambda[\Delta \mathrm{u}(k)]^2 \tag{2.24}$$

sendo $\alpha_H = \frac{N_y}{T_s}$, $\beta_H = \left(1 - \frac{N_y}{T_s}\right)$ e o erro do sistema definido como

$e(k) = y_r(k) - y(k)$, onde $y(k)$ e $y_r(k)$ são os sinais de saída e referência, respectivamente. Uma vez definida estas variáveis, a Equação (2.24) fica da forma

$$\begin{aligned} J_{Hf-\text{Hou}}(u(k)) = & \left[\alpha_H \left(y_r(k+1) - y(k) - \phi(k)\Delta\mathrm{u}(k)\right) + \beta_H e(k)\right]^2 + \\ & \lambda[\Delta\mathrm{u}(k)]^2 \end{aligned} \tag{2.25}$$

e, derivando-se a Equação (2.25) em relação ao incremento do controle, $\frac{\partial J_{Hf-Hou}(u(k))}{\partial \Delta u(k)} = 0$, obtém-se a seguinte lei de controle:

$$\begin{aligned} u_{Hf-\text{Hou}}(k) = u_{Hf-\text{Hou}}(k-1) + \frac{\alpha\alpha_H \phi(k)}{\lambda + \alpha_H{}^2 \phi(k)^2} \cdot \\ \left\{\alpha_H \left(y_r(k+1) - y(k)\right) + \beta_H e(k)\right\} \end{aligned} \tag{2.26}$$

onde o horizonte de predição modifica de forma direta a estabilidade de malha fechada do sistema a ser controlado, como também influencia no tempo de subida da saída. Observa-se que a Equação (2.26) pode ser interpretada como um controlador I discreto. A Equação (2.26) representada na forma RST, Equação (2.9), tem os seguintes polinômios:

$$\begin{aligned} R\left(z^{-1}\right) &= \Delta \\ T\left(z^{-1}\right) &= \frac{\alpha\alpha_H \phi(k)}{\lambda + \alpha_H{}^2 \phi(k)^2} \left\{\alpha_H + \beta_H z^{-1}\right\} \\ S\left(z^{-1}\right) &= \frac{\alpha\alpha_H \phi(k)}{\lambda + \alpha_H{}^2 \phi(k)^2} \left\{\alpha_H + \beta_H\right\} \end{aligned}$$

Aplicando-se o mesmo procedimento de projeto, mas agora com a aproximação a diferenças *central*, Equação (2.22), resulta-se a seguinte lei de controle:

$$\begin{aligned} u_{Hc-\text{Hou}}(k) = u_{Hc-\text{Hou}}(k-1) + \frac{\alpha\alpha_H{}^2 \phi(k)}{\lambda + \alpha_H{}^2 \phi(k)^2} \cdot \\ \left\{y_r(k+1) - y(k) + \frac{1}{\alpha_H} e(k) - e(k-1)\right\} \end{aligned} \tag{2.27}$$

e sua respectiva implementação RST é dada por

$$
\begin{aligned}
R\left(z^{-1}\right) &= \Delta \\
T\left(z^{-1}\right) &= \frac{\alpha {\alpha_H}^2 \phi(k)}{\lambda + {\alpha_H}^2 \phi(k)^2}\left\{1 + \frac{1}{\alpha_H} z^{-1} - z^{-2}\right\} \\
S\left(z^{-1}\right) &= \frac{\alpha {\alpha_H}^2 \phi(k)}{\lambda + {\alpha_H}^2 \phi(k)^2}\left\{1 + \frac{1}{\alpha_H} - z^{-1}\right\}
\end{aligned}
$$

que pode representar um controlador PI ou I+P digital (MOUDGALYA, 2007). Na proposta original de Hedjar (2014), um controlador no domínio do tempo discreto na forma posicional é obtido, com aplicação em um sistema de nível em ambientes simulado e experimental.

2.3.4 Função custo proposta por Coelho

A função custo proposta por Coelho et al. (2010), com o objetivo principal de tratar processos oscilatórios, é expressa pela seguinte Equação:

$$
J_C(u(k)) = [e(k+1) + p_1 e(k) + p_2 e(k-1)]^2 + \beta_L \left[\frac{dy(k+1)}{dt}\right]^2 + c\left[\frac{d^2 y(k+1)}{dt^2}\right]^2 + \lambda[\Delta \mathrm{u}(k)]^2 \tag{2.28}
$$

onde observa-se que esta Equação resgata as características de projeto dos funcionais de Furuta e Lim anteriormente apresentados, adicionando um termo que pode ser concebido como a aceleração (os projetos de Furuta e Lim tornam-se casos particulares). A sintonia de p_1, p_2, β_L e λ obedece os critérios descritos nas Seções precedentes e a ponderação c ajuda na calibração da dinâmica da aceleração do sistema de malha fechada, com a finalidade de minimizar o sobressinal ou oscilações da saída do processo a ser controlado.

Utilizando-se a aproximação a diferenças de segunda ordem, ou seja,

$$
\frac{d^2 y(k+1)}{dt^2} \cong \frac{y(k+1) - 2y(k) + y(k-1)}{{T_s}^2} \tag{2.29}
$$

é possível reescrever a Equação (2.28) como

$$J_{C-\mathrm{Hou}}(u(k)) = [y_r(k+1) - y(k) - \phi(k)\Delta\mathrm{u}(k) + p_1 e(k) + p_2 e(k-1)]^2 + \beta_L[\phi(k)\Delta\mathrm{u}(k)]^2 + c[\phi(k)\Delta\mathrm{u}(k) - y(k) + y(k-1)]^2 + \lambda[\Delta\mathrm{u}(k)]^2 \quad (2.30)$$

e resolvendo-se a derivada da Equação (2.30) com relação ao incremento do controle $\frac{\partial J_{C-Hou}(u(k))}{\partial \Delta u(k)} = 0$, obtém-se a seguinte lei de controle:

$$u_{C-\mathrm{Hou}}(k) = u_{C-\mathrm{Hou}}(k-1) + \frac{\alpha\phi(k)}{\lambda + (1+\beta_L+c)\,\phi(k)^2} \cdot \{y_r(k+1) + (c-1)y(k) - \mathrm{c}y(k-1) + p_1 e(k) + p_2 e(k-1)\} \quad (2.31)$$

A Equação (2.31) tem sua representação na forma RST, Equação (2.9), com os seguintes polinômios:

$$R\left(z^{-1}\right) = \Delta$$

$$T\left(z^{-1}\right) = \frac{\alpha\phi(k)}{\lambda + (1+\beta_L+c)\,\phi(k)^2}\left\{1 + p_1 z^{-1} + p_2 z^{-2}\right\}$$

$$S\left(z^{-1}\right) = \frac{\alpha\phi(k)}{\lambda + (1+\beta_L+c)\,\phi(k)^2}\left\{(1-c) + \mathrm{cz}^{-1} + p_1 + p_2 z^{-1}\right\}$$

Observa-se que a lei de controle resultante da Equação (2.31) tem a máscara de um controlador PI ou I+P discreto (BOBÁL et al., 2005).

A Tabela 4 descreve as funções objetivo com as respectivas leis de controle geradas a partir da minimização destas funções, com o intuito de tornar compreensível e auxiliar na comparação de forma direta as diferentes ponderações e os algoritmos de controle. A escolha para trabalhar com um funcional específico que conduz a uma lei de controle, fundamenta-se no que o engenheiro de controle deseja obter e ponderar como prioridade em termos das especificações de desempenho desejadas (estabilidade de malha fechada).

Tabela 4 – Comparação dos projetos MFAC.

Hou
Função custo $J(u(k)) = [y_r(k+1) - y(k+1)]^{2} + \lambda[\Delta \mathrm{u}(k)]^2$ Lei de controle $u(k) = u(k-1) + \frac{\alpha\phi(k)}{\lambda+\phi(k)^2}\{y_r(k+1) - y(k)\}$
Furuta
Função custo $J_F(u(k)) = p\left[e(k+1) + p_1 e(k) + p_2 e(k-1)\right]^2 + \lambda[\Delta \mathrm{u}(k)]^2$ Lei de controle $u_{F-\mathrm{Hou}}(k) = u_{F-\mathrm{Hou}}(k-1) + \frac{\alpha \mathrm{p}\phi(k)}{\lambda+\mathrm{p}\phi(k)^2}\{y_r(k+1) - y(k) +$ $p_1 e(k) + p_2 e(k-1)\}$
Lim
Função custo $J_L(u(k)) = [y(k+1) - y_r(k)]^{2} + \beta_L\left[\frac{dy(k+1)}{dt}\right]^{2} + \lambda[\Delta \mathrm{u}(k)]^2$ Lei de controle $u_{Lf-\mathrm{Hou}}(k) = u_{Lf-\mathrm{Hou}}(k-1) + \frac{\alpha\phi(k)}{\lambda+(1+\beta_L)\phi(k)^2}\{y_r(k) - y(k)\}$ $u_{\mathrm{Lc-Hou}}(k) = u_{\mathrm{Lc-Hou}}(k-1) + \frac{\alpha\phi(k)}{\lambda+(1+\beta_L)\phi(k)^2}$ $\{y_r(k) - (1+\beta_L)\, y(k) + \beta_L y(k-1)\}$
Hedjar
Função custo $J_H(u(k)) = [e\,(k+N_y)]^{2} + \lambda[\Delta \mathrm{u}(k)]^2$ Lei de controle $u_{Hf-\mathrm{Hou}}(k) = u_{Hf-\mathrm{Hou}}(k-1) + \frac{\alpha\alpha_H\phi(k)}{\lambda+{\alpha_H}^2\phi(k)^2}\cdot$ $\{\alpha_H\,(y_r(k+1) - y(k)) + \beta_H e(k)\}$ $u_{\mathrm{Hc-Hou}}(k) = u_{\mathrm{Hc-Hou}}(k-1) + \frac{\alpha{\alpha_H}^2\phi(k)}{\lambda+{\alpha_H}^2\phi(k)^2}\cdot$ $\left\{y_r(k+1) - y(k) + \frac{1}{\alpha_H}e(k) - e(k-1)\right\}$
Coelho
Função custo $J_C(u(k)) = [e(k+1) + p_1 e(k) + p_2 e(k-1)]^{2} +$ $\beta_L\left[\frac{dy(k+1)}{dt}\right]^2 + c\left[\frac{d^2y(k+1)}{dt^2}\right]^2 + \lambda[\Delta \mathrm{u}(k)]^2$ Lei de controle $u_{C-\mathrm{Hou}}(k) = u_{C-\mathrm{Hou}}(k-1) + \frac{\alpha\phi(k)}{\lambda+(1+\beta_L+c)\phi(k)^2}\cdot$ $\{y_r(k+1) + (c-1)y(k) - \mathrm{cy}(k-1) + p_1 e(k) + p_2 e(k-1)\}$

Fonte: Elaboração própria.

2.4 RESULTADOS DE SIMULAÇÃO

Nesta Seção se valida a factibilidade de implementação da adaptação dos controladores MFAC frente a uma variedade de sistemas lineares para diferentes ensaios de seguimento de referência e atenuação de perturbação de carga na forma degrau, onde os resultados obtidos não representam necessariamente a melhor sintonia. Os modelos dos sistemas avaliados atendem a processos *benchmark* da literatura de controle e apresentam dinâmicas de malha aberta diferenciadas, isto é,

- sistema estável (dinâmica balanceada, atraso dominante e lag dominante),
- sistema de fase não mínima,
- sistema integrador,
- sistema oscilatório,
- sistema instável.

A caracterização destes sistemas encontram-se no Apêndice A. Para análise do seguimento de referência e da rejeição de perturbação de carga, os seguintes índices de desempenho, definidos no Apêndice B, são empregados: ITAE (*Integral of Time multiplied by the Absolute Error*), IAE (*Integral Absolute Error*) e TVC (*Total Variation of Control*). Adicionalmente, a sintonização dos parâmetros de cada projeto do controlador MFAC está no apêndice F.

De forma a facilitar o reconhecimento dos controladores as seguintes nomenclaturas são adotadas:

- controlador **MF**: Equação (2.6),
- controlador **MF-F**: Equação (2.12),
- controlador **MF-L**: Equação (2.17),
- controlador **MF-H**: Equação (2.26),
- controlador **MF-C**: Equação (2.31),

com a estimativa do PPD, Equações (2.7) e (2.8), exercida em todos os projetos. No Capítulo 3 é avaliado o desempenho do PPD com propostas de estimação recursiva.

2.4.1 Ensaio de seguimento de referência

Nas simulações numéricas os sistemas são submetidos a três variações de referência na forma degrau (1, 4 e 2). O objetivo destas simulações é validar a eficácia dos controladores MFAC na estabilidade de malha fechada. As Tabelas 5 e 6 ilustram os índices de desempenho ITAE e TVC, respectivamente, onde o índice ITAE é avaliado no seguimento de referência no intervalo de 300 a 600 amostras com o seu respectivo TVC.

Tabela 5 – ITAE dos sistemas para os controladores MFAC.

	Controlador				
Sistema	MF	MF-F	MF-L	MF-H	MF-C
Dinâmica balanceada	12.790	10.066	14.566	6.993	7.822
Atraso dominante	14.973	15.586	15.399	14.973	14.744
Lag dominante	4.999	3.738	5.432	3.596	2.595
Fase não mínima	4.687	3.754	4.954	3.129	6.467
Integrador	11.636	11.484	11.902	10.248	11.287
Oscilatório	0.375	0.591	0.475	1.957	0.380
Instável	0.452	0.737	0.583	0.492	0.434

Fonte: Elaboração própria.

Estes resultados de simulação mostram que todos os controladores garantem o seguimento de referência nos modelos de plantas avaliados (estável, fase não mínima, integradora, oscilatória e instável).

Tabela 6 – TVC do caso seguimento de referência.

	Controlador				
Sistema	MF	MF-F	MF-L	MF-H	MF-C
Dinâmica balanceada	1.568	1.786	1.500	2.359	2.323
Atraso dominante	3.321	3.178	3.232	3.321	3.534
Lag dominante	15.222	16.797	15.001	17.215	21.569
Fase não mínima	0.456	0.595	0.450	0.745	0.522
Integrador	0.774	0.766	0.738	1.468	0.728
Oscilatório	0.275	0.293	0.254	2.862	0.372
Instável	0.347	0.189	0.202	0.588	0.196

Fonte: Elaboração própria.

2.4.2 Ensaio de rejeição da perturbação

As Tabelas 7 e 8 apresentam os índices IAE e TVC na verificação do desempenho do sistema para rejeição de perturbação de carga no intervalo 750 a 850 amostras respectivamente. A inserção da perturbação é na última mudança de referência e a magnitude da carga equivale a 20% da referência, ou seja, 0.4 e mantendo-se até o final da simulação.

Tabela 7 – IAE dos sistemas para os controladores MFAC.

	Controlador				
Sistema	MF	MF-F	MF-L	MF-H	MF-C
Dinâmica balanceada	3.138	2.531	3.479	2.515	1.774
Atraso dominante	17.073	17.401	17.177	17.073	17.252
Lag dominante	8.886	8.497	10.301	8.427	5.212
Fase não mínima	2.749	2.955	2.953	2.991	3.491
Integrador	2.844	2.859	2.747	7.361	2.904
Oscilatório	0.455	0.783	0.555	1.277	0.604
Instável	0.566	0.979	0.722	0.664	0.388

Fonte: Elaboração própria.

Os resultados de simulação (Tabelas 7 e 8) mostram que todos os controladores garantem a rejeição de carga para todos os sistemas abordados.

Tabela 8 – TVC do caso rejeição de perturbação.

	Controlador				
Sistema	MF	MF-F	MF-L	MF-H	MF-C
Dinâmica balanceada	0.202	0.247	0.199	0.248	0.348
Atraso dominante	0.396	0.369	0.388	0.396	0.428
Lag dominante	1.387	1.993	1.481	2.028	2.592
Fase não mínima	0.041	0.070	0.042	0.079	0.060
Integrador	0.039	0.040	0.035	0.184	0.046
Oscilatório	0.037	0.034	0.033	0.028	0.063
Instável	0.045	0.023	0.025	0.029	0.027

Fonte: Elaboração própria.

2.5 CONCLUSÃO

Este capítulo desenvolveu primeiramente o projeto do controlador livre de modelo proposto por Hou (HOU; HUANG, 1997; CAO; BAI; HOU, 2008). O controlador é baseado no conceito do *partial-pseudo-derivative* (PPD) representado pela variável $\phi(k)$ e assemelha-se a estrutura de um controlador I digital.

Nas seções anteriores foram apresentadas propostas no sentido de aprimorar e estender o projeto do controlador MFAC a partir da utilização e adaptação de novos critérios (funções custo) com o aumento da parametrização dos controladores (graus de liberdade) para tratar perturbações e dinâmicas complexas (melhorar a estabilidade de malha fechada), como também obter estruturas de malha do tipo PI e I+P, abrangendo desta forma a factibilidade de implementação numa maior variedade de sistemas a serem controlados.

A viabilidade de realização das metodologias dos projetos adaptados do controlador MFAC foi validada em modelos de processos diferenciados (*benchmark*) presentes na literatura de controle. Para as distintas plantas, os controladores proporcionaram um adequado comportamento de malha fechada, tanto do ponto de vista da estabilidade quanto da rejeição de perturbação de carga. É importante enfatizar que a sintonia e seleção dos controladores dependem dos objetivos desejados (sobressinal e tempo de resposta). As tabelas apresentadas neste capítulo não representam necessariamente os melhores ajustes, sendo possível obter um desempenho dinâmico superior com outras calibrações.

3 PROPOSTAS ADAPTATIVAS NO MFAC

3.1 INTRODUÇÃO

A possibilidade de utilizar e hibridizar outros métodos de controle livre de modelo e/ou baseados em modelo para obter um controlador mais robusto e eficiente é discutido na teoria de controle de processos, como por exemplo em Hou e Wang (2013), sendo apresentado as vantagens e desvantagens de cada método. A utilização ou hibridização de outros métodos de identificação para a determinação do PPD (ϕ) na teoria do MFAC é factível, como a proposta de *Model Free Learning Adaptive Controller* (MFLAC) apresentada em Cao, Bai e Hou (2008).

O pseudo código de controle, a seguir, apresenta o projeto de implementação dos algoritmos propostos em uma sequência iterativa.

Algoritmo 1 Pseudo código das propostas adaptativas *Model-Free*

Início

1: Inicializar variáveis principais: y_{ref}, y, u, ppd, nit;
2: **for** $k = 1 : nit$ **do**
  a) obter as seguintes variáveis (*on-line*)
    $y(k)$;
    $e(k)$;
    $ppd(k)$;
  b) saturação do PPD
    $ppd_{sat}(k)$;
  c) calcular a lei de controle
    $u(k)$;
  d) saturação da lei de controle
    $u_{sat}(k)$;
3: Calcular os índices de desempenho: ITAE, IAE, TVC;

Fim

A saturação na magnitude do controle depende da tecnologia e do projeto utilizado, sendo importante para limitar a tensão dos sinais de saída e de entrada em experiências práticas ou simuladas.

Nas próximas Seções propõem-se diferentes estimativas adaptativas para o PPD e o fator energético do controle através dos métodos do Gradiente Clássico (CG), Função Sigmoide (SF) e Método de Newton (NM). Neste sentido, a utilização de outros estimadores no projeto do controlador MFAC possibilita um melhor desempenho do sistema de malha fechada para seguimento de referência, rejeição de perturbações e no tratamento de processos com dinâmicas complexas. As três propostas garantem uma sintonia adaptativa (evitando o procedimento tentativa e erro) com diferenças entre estabilidade e convergência. As metodologias apresentadas são avaliadas juntamente com a proposta original de Cao, Bai e Hou (2008).

3.2 APLICAÇÃO DO GRADIENTE CLÁSSICO

É possível aprimorar o comportamento do MFLAC usando uma metodologia adaptativa *on-line* para a identificação dos fatores λ e PPD, utilizando o algoritmo CG-MFAC. A seguir, as duas possibilidades são apresentadas separadamente para uma melhor compreensão visando a garantia de aplicação e estabilidade em malhas realimentadas.

3.2.1 Projeto adaptativo *on-line* para $\boldsymbol{\lambda}$ usando CG

O projeto de controle a partir das Equações (2.3), (2.4) e (2.5) é implementado com uma metodologia adaptativa *on-line* para a estimativa do fator de energia.

Usando as Equações (2.3) e (2.4) junto as definições e conceitos do algoritmo do gradiente clássico (BOYD; VANDENBERGHE, 2004; NOCEDAL; WRIGHT, 2006), o fator energético pode ser otimizado como

$$\lambda(k+1) = \lambda(k) - \beta_{\mathrm{CG1}} \nabla J(u(k)) \tag{3.1}$$

onde β_{CG1} é o tamanho do passo que determina a estabilidade e taxa de convergência do algoritmo.

A seguinte operação matemática é feita a fim de encontrar a parte derivativa necessária na Equação (3.1) (ponderação adaptativa do controlador), isto é,

$$\begin{aligned} \nabla J(u(k)) &= \frac{\partial J(u(k))}{\partial \lambda(k)} \\ &= \frac{\partial J(u(k))}{\partial \Delta u(k)} \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial \lambda(k)} \end{aligned} \tag{3.2}$$

Uma vez que estas operações são calculadas na Equação (3.2), é possível substituir na Equação (3.1), e obter

$$\lambda(k+1) = \lambda(k) - \beta_{\mathrm{CG1}}\left[A_{\mathrm{CG1}} B_{\mathrm{CG1}} C_{\mathrm{CG1}}\right] \tag{3.3}$$

onde as seguintes variáveis A_{CG1}, B_{CG1} e C_{CG1} são descritas nas Equações (3.4), (3.5) e (3.6), respectivamente:

$$A_{\mathrm{CG1}} = (y_r(k+1) - y(k)) \tag{3.4}$$

$$\begin{aligned} B_{\mathrm{CG1}} = & y_r(k+1)\phi(k) - y(k)\phi(k) - \\ & \left(\phi(k)^2 + \lambda(k)\right)\Delta \mathrm{u}(k) \end{aligned} \tag{3.5}$$

$$C_{\mathrm{CG1}} = \frac{2\alpha\phi(k)}{\left(\lambda(k) + \phi(k)^2\right)^2} \tag{3.6}$$

3.2.2 Projeto adaptativo *on-line* para PPD usando CG

As Equações (2.3) e (2.4) são implementadas neste projeto em conjunto com um algoritmo adaptativo *on-line* para identificar o fator PPD.

Agora, seguindo os mesmos passos descritos na Seção 3.2.1, o PPD é otimizado por

$$\phi(k+1) = \phi(k) - \beta_{\mathrm{CG2}} \nabla J(u(k)) \tag{3.7}$$

onde β_{CG2} é uma constante que representa o tamanho do passo da otimização.

Uma operação matemática é feita para obter a parte derivativa necessária na Equação (3.7) e é dada por

$$\begin{aligned} \nabla J(u(k)) &= \frac{\partial J(u(k))}{\partial \phi(k)} \\ &= \frac{\partial J(u(k))}{\partial \Delta u(k)} \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial \phi(k)} \end{aligned} \tag{3.8}$$

Uma vez que as operações são calculadas na Equação (3.8), então pode ser substituído na Equação (3.7) para ser inserida na expressão

$$\phi(k+1) = \phi(k) - \beta_{\text{CG2}} \left[A_{\text{CG2}} B_{\text{CG2}} C_{\text{CG2}} \right] \tag{3.9}$$

onde as seguintes variáveis A_{CG2}, B_{CG2} e C_{CG2} são apresentadas nas Equações (3.10), (3.11) e (3.12), respectivamente:

$$A_{\text{CG2}} = \left(y_r(k+1) - y(k) \right) \tag{3.10}$$

$$\begin{aligned} B_{\text{CG2}} = & y_r(k+1)\phi(k) - y(k)\phi(k) - \\ & \Delta \text{u}(k)\phi(k)^2 - \lambda \Delta \text{u}(k) \end{aligned} \tag{3.11}$$

$$C_{\text{CG2}} = \frac{2\alpha \left(-\lambda + \phi(k)^2 \right)}{\left(\lambda + \phi(k)^2 \right)^2} \tag{3.12}$$

3.3 APLICAÇÃO DA FUNÇÃO SIGMOIDE

3.3.1 Projeto adaptativo *on-line* para $\boldsymbol{\lambda}$ usando SF

O projeto de controle com as Equações (2.3), (2.4) e (2.5) é implementado de forma adaptativa *on-line* para a estimativa do fator que penaliza o esforço do controle.

Usando as Equações (2.3) e (2.4) com as definições e conceitos do algoritmo da função sigmoide (BOYD; VANDENBERGHE, 2004; NOCEDAL; WRIGHT, 2006; CHENG; CHIU, 2007; SILVEIRA; COELHO; GOMES, 2012a), o fator energético pode ser otimizado por

$$\lambda(k) = \frac{1}{1 + e^{-\gamma_{\text{SF1}}(k)}} \tag{3.13}$$

onde γ_{SF1} é um número real.

Com este método, o valor da ponderação do controlador torna-se adaptativo no intervalo [0,1], observando que este algoritmo deve ser utilizado somente para aplicações que se enquadram neste contexto de sintonia. Os seguintes procedimentos resumem a atualização do algoritmo para γ_{SF1}:

$$\gamma_{\text{SF1}}(k+1) = \gamma_{\text{SF1}}(k) - \beta_{\text{SF1}} \nabla J(u(k)) \tag{3.14}$$

$$\begin{aligned}\nabla J(u(k)) &= \frac{\partial J(u(k))}{\partial \gamma_{\mathrm{SF1}}(k)} \\ &= \frac{\partial J(u(k))}{\partial \lambda(k)} \frac{\partial \lambda(k)}{\partial \gamma_{\mathrm{SF1}}(k)} \\ &= \frac{\partial J(u(k))}{\partial \Delta u(k)} \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial \lambda(k)} \frac{\partial \lambda(k)}{\partial \gamma_{\mathrm{SF1}}(k)}\end{aligned} \tag{3.15}$$

onde β_{SF1} é o tamanho do passo que determina a estabilidade e taxa de convergência do algoritmo.

Depois de realizar os cálculos na Equação (3.15), substitui-se estes resultados na Equação (3.14) e obtém-se

$$\gamma_{\mathrm{SF1}}(k+1) = \gamma_{\mathrm{SF1}}(k) - \beta_{\mathrm{SF1}}\left[A_{\mathrm{SF}} B_{\mathrm{SF}} C_{\mathrm{SF}} D_{\mathrm{SF}}\right] \tag{3.16}$$

onde as seguintes variáveis A_{SF1}, B_{SF1}, C_{SF1} e D_{SF1} são descritas nas Equações (3.17), (3.18), (3.19) e (3.20), respectivamente:

$$A_{\mathrm{SF1}} = \left(y_r(k+1) - y(k)\right) \tag{3.17}$$

$$\begin{aligned}B_{\mathrm{SF1}} =& y_r(k+1)\phi(k) - y(k)\phi(k) - \\ &\left(\phi(k)^2 + \lambda(k)\right)\Delta \mathrm{u}(k)\end{aligned} \tag{3.18}$$

$$C_{\mathrm{SF1}} = \frac{2\alpha\phi(k)}{\left(\lambda(k) + \phi(k)^2\right)^2} \tag{3.19}$$

$$D_{\mathrm{SF1}} = \lambda(k)(1 - \lambda(k)) \tag{3.20}$$

Finalmente, substitui-se a Equação (3.16) na Equação (3.13) para obter o λ implementado de forma adaptativa no MFAC.

3.3.2 Projeto adaptativo *on-line* para PPD usando SF

As Equações (2.3) e (2.4) são implementadas neste projeto em conjunto com um algoritmo adaptativo *on-line* para identificar o fator

PPD utilizando as definições e conceitos da função sigmoide (BOYD; VANDENBERGHE, 2004; NOCEDAL; WRIGHT, 2006; CHENG; CHIU, 2007; SILVEIRA; COELHO; GOMES, 2012a). O PPD é otimizado por

$$\phi(k) = \frac{1}{1 + e^{-\gamma_{\mathrm{SF2}}(k)}} \tag{3.21}$$

onde γ_{SF2} é um número real.

Com este método, o valor do PPD está restrito entre 0 e 1. Os seguintes procedimentos resumem a atualização do algoritmo para γ_{SF2}:

$$\gamma_{\mathrm{SF2}}(k+1) = \gamma_{\mathrm{SF2}}(k) - \beta_{\mathrm{SF2}} \nabla J(u(k)) \tag{3.22}$$

$$\begin{aligned} \nabla J(u(k)) &= \frac{\partial J(u(k))}{\partial \gamma_{\mathrm{SF2}}(k)} \\ &= \frac{\partial J(u(k))}{\partial \phi(k)} \frac{\partial \phi(k)}{\partial \gamma_{\mathrm{SF2}}(k)} \\ &= \frac{\partial J(u(k))}{\partial \Delta u(k)} \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial \phi(k)} \frac{\partial \phi(k)}{\partial \gamma_{\mathrm{SF2}}(k)} \end{aligned} \tag{3.23}$$

onde β_{SF2} é uma constante que define o tamanho do passo e precisão da técnica.

Uma vez que as operações são calculadas na Equação (3.23), então pode ser substituído na Equação (3.22) para obter

$$\gamma_{\mathrm{SF2}}(k+1) = \gamma_{\mathrm{SF2}}(k) - \beta_{\mathrm{SF2}} \left[A_{\mathrm{SF2}} B_{\mathrm{SF2}} C_{\mathrm{SF2}} \right] \tag{3.24}$$

onde as seguintes variáveis A_{SF2}, B_{SF2} e C_{SF2} são apresentadas nas Equações (3.25), (3.26) e (3.27), respectivamente:

$$\begin{aligned} A_{\mathrm{SF2}} =& 2\{y_r(k+1) - y(k) - \phi(k)\Delta \mathrm{u}(k)\}(-\phi(k)) + \\ & 2\lambda \Delta \mathrm{u}(k) \end{aligned} \tag{3.25}$$

$$B_{\mathrm{SF2}} = \frac{\alpha \left(\lambda - \phi(k)^2\right)}{\left(\lambda + \phi(k)^2\right)^2} (y_r(k+1) - y(k)) \tag{3.26}$$

$$C_{\mathrm{SF2}} = \phi(k)(1 - \phi(k)) \tag{3.27}$$

Finalmente, substituindo a Equação (3.24) na Equação (3.21) obtém-se o PPD deste método de ajuste.

3.4 APLICAÇÃO DO MÉTODO DE NEWTON

3.4.1 Projeto adaptativo *on-line* para λ usando NM

O projeto de controle a partir das Equações (2.3), (2.4) e (2.5) é implementado com uma metodologia adaptativa *on-line* para a estimativa do fator de energia do sinal de controle.

Usando as Equações (2.3) e (2.4) com as definições e conceitos do método de Newton (BOYD; VANDENBERGHE, 2004; NOCEDAL; WRIGHT, 2006), o fator energético pode ser otimizado por

$$\lambda(k+1) = \lambda(k) - \beta_{\mathrm{NM1}} \nabla^2 J(u(k))^{-1} \nabla J(u(k)) \tag{3.28}$$

onde β_{NM1} é o tamanho do passo que determina a estabilidade e taxa de convergência do algoritmo.

A seguinte igualdade é realizada para a atualização do algoritmo anteriormente apresentado (ponderação adaptativa do controlador):

$$\begin{aligned} \nabla J(u(k)) =& \frac{\partial J(u(k))}{\partial \lambda(k)} \\ =& \frac{\partial J(u(k))}{\partial \Delta u(k)} \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial \lambda(k)} \end{aligned} \tag{3.29}$$

Depois de realizar os cálculos na Equação (3.29) e substituir na Equação (3.28) obtém-se

$$\lambda(k+1) = \lambda(k) - \beta_{\mathrm{NM1}} \left[C_{\mathrm{NM1}} B_{\mathrm{NM1}} + D_{\mathrm{NM1}} A_{\mathrm{NM1}} \right]^{-1} \left[A_{\mathrm{NM1}} B_{\mathrm{NM1}} \right] \tag{3.30}$$

onde as seguintes variáveis A_{NM1}, B_{NM1}, C_{NM1} e D_{NM1} são descritas nas Equações (3.31), (3.32), (3.33) e (3.34)), respectivamente:

$$\begin{aligned} A_{\mathrm{NM1}} =& 2\{y_r(k+1) - y(k) - \phi(k)\Delta \mathrm{u}(k)\}(-\phi(k)) + \\ & 2\lambda(k)\Delta \mathrm{u}(k) \end{aligned} \tag{3.31}$$

$$B_{\mathrm{NM1}} = \frac{-\alpha\phi(k)}{\left(\lambda(k) + \phi(k)^2\right)^2} (y_r(k+1) - y(k)) \tag{3.32}$$

$$C_{\mathrm{NM1}} = 2\Delta \mathrm{u}(k) \tag{3.33}$$

$$D_{\mathrm{NM1}} = \left[\frac{2\alpha\phi(k)}{(\lambda(k) + \phi(k)^2)^3} \right] (y_r(k+1) - y(k)) \tag{3.34}$$

3.4.2 Projeto adaptativo *on-line* para PPD usando NM

O projeto do controlador com as Equações (2.3) e (2.4) é implementado em conjunto com um algoritmo adaptativo *on-line* para identificação do PPD e utilizando estas Equações com as definições e conceitos do método de Newton (BOYD; VANDENBERGHE, 2004; NOCEDAL; WRIGHT, 2006), o PPD pode ser otimizado por

$$\phi(k+1) = \phi(k) - \beta_{\mathrm{NM2}} \nabla^2 J(u(k))^{-1} \nabla J(u(k)) \tag{3.35}$$

onde β_{NM2} é uma constante que define o tamanho do passo que determina a estabilidade e taxa de convergência do algoritmo.

A seguinte operação matemática é feita para obter a parte derivativa necessária na Equação (3.35) (ponderação adaptativa do controlador), tal como:

$$\begin{aligned} \nabla J(u(k)) &= \frac{\partial J(u(k))}{\partial \phi(k)} \\ &= \frac{\partial J(u(k))}{\partial \Delta u(k)} \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial \phi(k)} \end{aligned} \tag{3.36}$$

Uma vez que estas operações são calculadas na Equação (3.36), é possível substituir estes valores na Equação (3.35) obtendo-se

$$\phi(k+1) = \phi(k) - \beta_{\mathrm{NM2}} \left[C_{\mathrm{NM2}} B_{\mathrm{NM2}} + D_{\mathrm{NM2}} A_{\mathrm{NM2}} \right]^{-1} \left[A_{\mathrm{NM2}} B_{\mathrm{NM2}} \right] \tag{3.37}$$

onde as seguintes variáveis A_{NM2}, B_{NM2}, C_{NM2} e D_{NM2} são definidas nas Equações (3.38), (3.39), (3.40) e (3.41), respectivamente:

$$\begin{aligned} A_{\mathrm{NM2}} =& 2\{y_r(k+1) - y(k) - \phi(k)\Delta \mathrm{u}(k)\}(-\phi(k)) + \\ & 2\lambda \Delta \mathrm{u}(k) \end{aligned} \tag{3.38}$$

$$B_{\mathrm{NM2}} = \frac{\alpha\left(\lambda - \phi(k)^2\right)}{\left(\lambda + \phi(k)^2\right)^2}(y_r(k+1) - y(k)) \tag{3.39}$$

$$C_{\mathrm{NM2}} = 2\phi(k)\Delta\mathrm{u}(k) - 2\{y_r(k+1) - y(k) - \phi(k)\Delta\mathrm{u}(k)\} \tag{3.40}$$

$$D_{\mathrm{NM2}} = \left[\frac{\alpha(-2\phi(k))\left(\lambda + \phi(k)^2\right)^2 - 4\alpha\left(\lambda^2 - \phi(k)^4\right)(\phi(k))}{\left(\lambda + \phi(k)^2\right)^4}\right] \cdot (y_r(k+1) - y(k)) \tag{3.41}$$

3.5 SIMULAÇÕES E ANÁLISE DAS PROPOSTAS

Nesta Seção é avaliado o desempenho das estimativas dos fatores λ e PPD do controlador MFLAC, comparando com as propostas alternativas apresentadas neste capítulo, ou seja, CG, SF e NM. A simulação é conduzida para seguimento de referência, rejeição de perturbação de carga e adaptação dos fatores quando aplicado em duas plantas não lineares *benchmark* da literatura, isto é,

- modelo do trocador de calor empregado por Al-Duwaish e Naeem (2001) (Apêndice C),
- modelo do sistema não linear utilizado por Hou e Jin (2014) (Apêndice D).

De forma a facilitar a identificação dos algoritmos MFAC adaptativos as seguintes nomenclaturas são adotadas:

- **MFLAC**: λ fixo e estimador PPD da Equação (2.7) e (2.8),
- **CG-MFAC**: estimador λ da Equação (2.12) e estimador PPD da Equação (2.12) e (2.8),
- **SF-MFAC**: estimador λ da Equação (2.17) e estimador PPD da Equação (2.17) e (2.8),
- **NM-MFAC**: estimador λ da Equação (2.26) e estimador PPD da Equação (2.26) e (2.8),

sendo estas sintonias adaptativas aplicadas no projeto do controlador clássico MFLAC representado pela Equação (2.6).

3.5.1 Sistema trocador de calor (TC)

Para as simulações numéricas, o sistema TC é submetido a duas variações de referência na forma degrau (20 e 5), forçando assim o controlador a manter-se estável na região não linear e é inserida uma perturbação de 10% do valor máximo de referência. O objetivo de controle é manter a temperatura da saída do processo o mais próximo possível da referência. A Tabela 9 ilustra a análise dos índices de desempenho ITAE para o seguimento de referência em toda a simulação, IAE para a rejeição da perturbação no intervalo 75 a 85 amostras e TVC para o esforço de controle durante toda a simulação. A Tabela 10 apresentará os valores numéricos da convergência inicial e final dos fatores estimados. A sintonização dos parâmetros de projeto de cada controlador está no Apêndice F.

Tabela 9 – Índices de desempenho do processo TC.

	ITAE	**TVC**	**IAE**
MFLAC	4.500	4.339	6.212
CG-MFAC	1.878	3.736	5.193
SF-MFAC	1.508	11.443	5.338
NM-MFAC	1.924	2.957	5.896

Fonte: Elaboração própria.

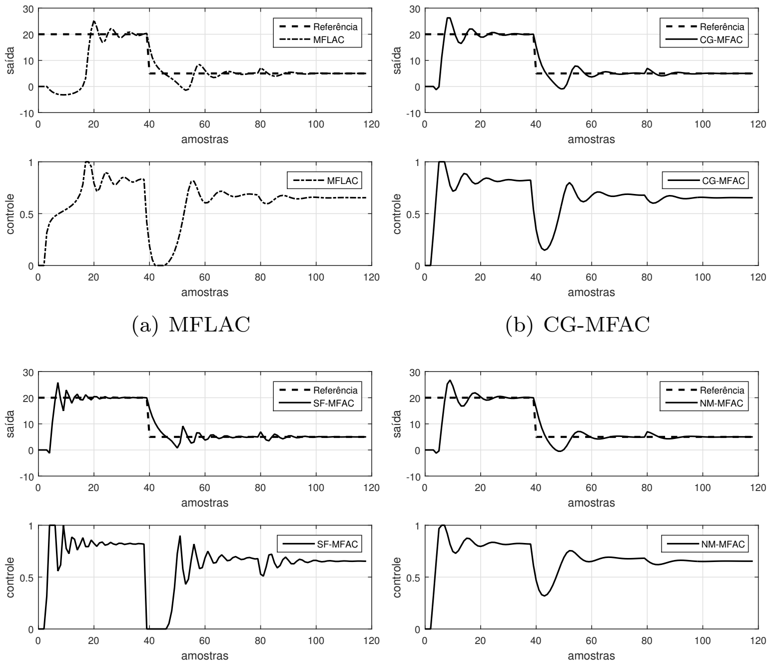
Os algoritmos propostos neste capítulo têm um melhor desempenho de malha fechada para seguimento de referência e rejeição de perturbação, além de ter um menor esforço de controle, exceto o SF-MFAC que tem um grande esforço de controle porque quando otimiza os valores adaptativos mostrados na Tabela 10 delimita entre o intervalo 0 a 1. Nas Figuras 5, 6 e 7 pode-se observar este comportamento dinâmico tanto da saída do sistema como da evolução dos valores adaptativos. Note a relação existente entre os valores de convergência das variáveis adaptativas na Tabela 10 com os índices de desempenho na Tabela 9. O valor do PPD do MFLAC varia abruptamente para o mesmo rastreamento de referência dos outros algoritmos. Cada proposta de projeto adaptativa tem uma característica específica que melhora a estabilidade e o desempenho de malha fechada deste sistema controlado em diferentes pontos de operação.

Tabela 10 – Convergência do PPD e ponderação do controle no TC.

	PPD		**$\boldsymbol{\lambda}$**	
	Inicial	Final	Inicial	Final
MFLAC	0.5	6.435	4.5	4.5
CG-MFAC	0.5	0.553	4.5	3.796
SF-MFAC	0.5	0.764	4.5	0.894
NM-MFAC	0.5	0.495	4.5	6.794

Fonte: Elaboração própria.

Figura 5 – Saída e controle para o sistema TC.



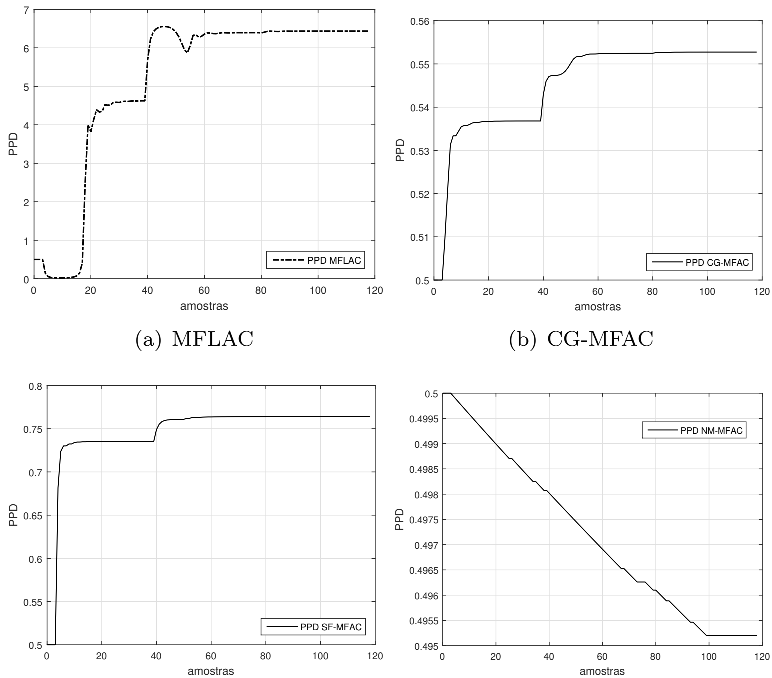
(a) MFLAC (b) CG-MFAC

(c) SF-MFAC (d) NM-MFAC

Fonte: Elaboração própria.

O comportamento do sinal de controle da Figura 5 parte (c) do SF-MFAC é obtida pela otimização do fator energético que pondera o controle, fazendo baixar abruptamente até o intervalo 0 a 1 como se observa na Figura 7 parte (c), sendo esta a característica do algoritmo. Esta restrição penaliza a estabilidade de malha fechada e deve ser levada em consideração no controle de sistemas lineares ou não lineares.

Figura 6 – Convergência do PPD para o sistema TC.



(a) MFLAC (b) CG-MFAC

(c) SF-MFAC (d) NM-MFAC

Fonte: Elaboração própria.

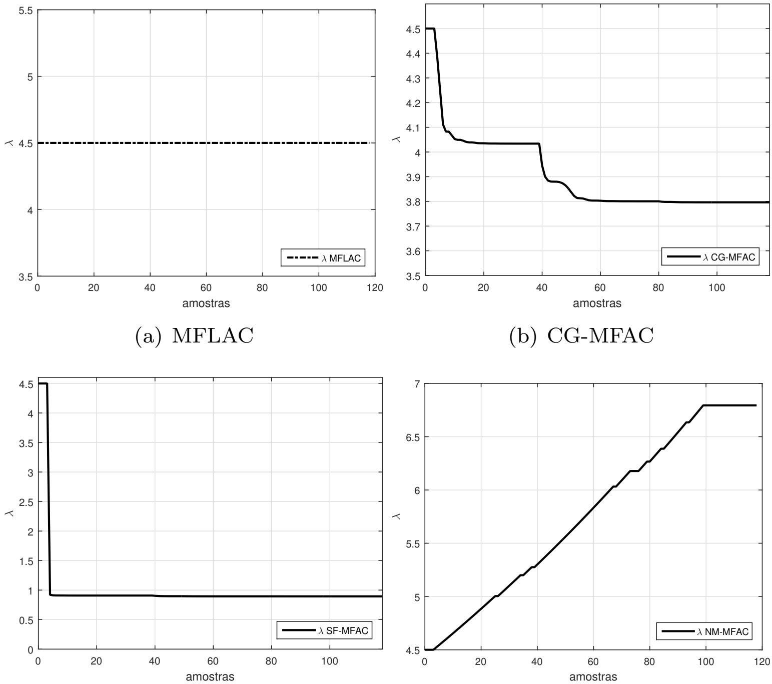
O PPD do MFLAC na Figura 6 parte (a) converge para 6.435, sendo que os demais algoritmos se estabilizam em valores menores nas mesmas condições inicias e de operação.

O fator energético do controle da Figura 7 parte (a) do algoritmo MFLAC é constante durante toda a simulação, ou seja, caso não adaptativo, sendo possível obter melhores resultados dinâmicos de malha fechada quando esta ponderação é adaptativa.

3.5.2 Sistema não linear *benchmark* (SNB)

Para as simulações do sistema SNB duas variações de referência na forma degrau (5 e 15) são aplicadas. A Tabela 11 ilustra a análise

Figura 7 – Convergência de λ para o sistema TC.



(a) MFLAC (b) CG-MFAC

(c) SF-MFAC (d) NM-MFAC

Fonte: Elaboração própria.

dos índices de desempenho ITAE para o seguimento de referência no intervalo 15 a 25 amostras e TVC para o esforço de controle no mesmo intervalo de amostras. A Tabela 12 apresenta a convergência inicial e final dos fatores estimados.

Tabela 11 – Índices de desempenho do processo SNB.

	ITAE	**TVC**
MFLAC	2.196	0.260
CG-MFAC	0.058	0.083
SF-MFAC	0.048	0.081
NM-MFAC	0.022	0.078

Fonte: Elaboração própria.

Observe a diferença dos índices na Tabela 11, onde as propostas adaptativas, comparada com o MFLAC clássico, têm melhor desempenho, confirmando que a otimização dos parâmetros PPD e λ são significativos para o aprimoramento da dinâmica ou estabilidade do processo de malha fechada (Figura 8). Na Tabela 12 apresenta-se a convergência destes fatores.

Tabela 12 – Convergência do PPD e ponderação do controle no SNB.

	PPD		**λ**	
	Inicial	Final	Inicial	Final
MFLAC	0.5	12.379	3	3
CG-MFAC	0.5	0.512	3	2.978
SF-MFAC	0.5	0.506	3	3
NM-MFAC	0.5	0.499	3	3.017

Fonte: Elaboração própria.

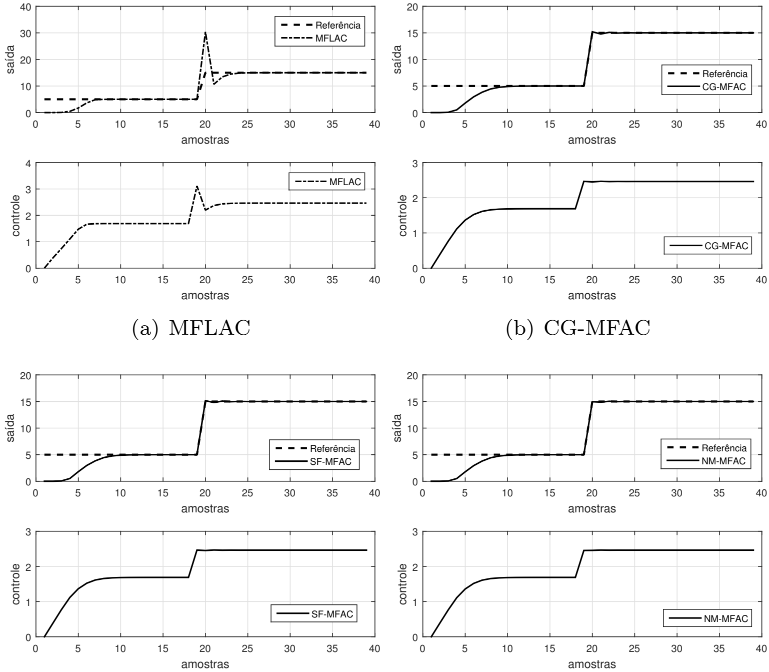
Constata-se novamente, que existe uma relação entre os valores de convergência das variáveis adaptativas da Tabela 12 com os índices de desempenho da Tabela 11. O valor do PPD do MFLAC varia abruptamente para o mesmo rastreamento de referência se comparado com os outros algoritmos. Destaca-se ainda que para este sistema não linear a otimização da ponderação do controle no projeto do SF-MFAC não foi realizada, Figura 10 parte (c), porque proporciona um sistema de malha fechada instável.

A dinâmica de malha fechada apresentada na Figura 8 parte (a) do MFLAC mostra o efeito da não linearidade do sistema e por não utilizar fatores adaptativos, sendo que λ é fixo e a convergência do PPD é abrupta, variando entre intervalos grandes.

O PPD do MFLAC como é mostrado na Figura 9 converge para 12.379, onde os demais algoritmos não variam abruptamente para estabilizar o sistema nas mesmas condições de simulação.

Como mencionado anteriormente, neste estudo de caso a adaptação do fator energético mediante o projeto SF-MFAC não foi conseguido pois obtém-se mínima energia de controle. Assim, o algoritmo de otimização do fator λ deste projeto torna-se inviável, com comportamento similar ao caso não adaptativo do MFLAC clássico.

Figura 8 – Saída e controle para o sistema SNB.



(a) MFLAC (b) CG-MFAC

(c) SF-MFAC (d) NM-MFAC

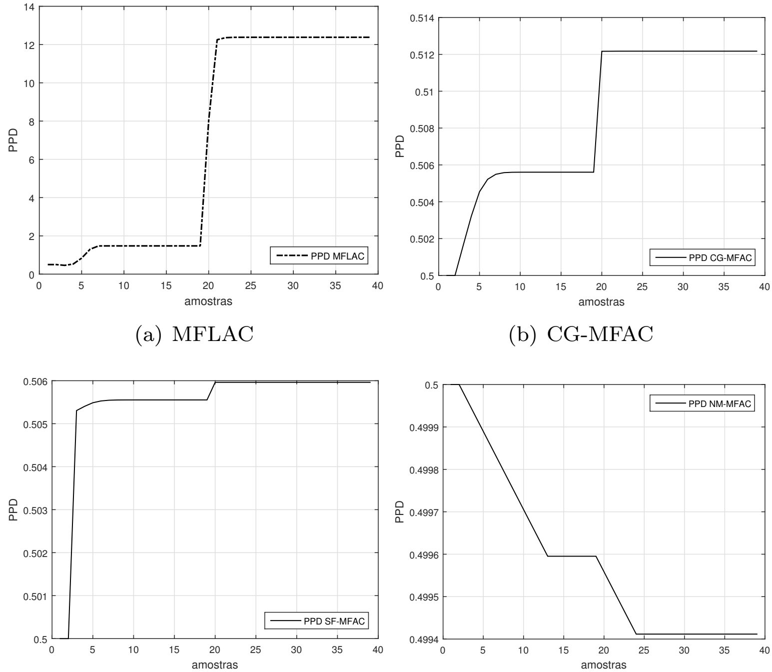
Fonte: Elaboração própria.

3.6 CONCLUSÃO

Nas simulações numéricas os sistemas foram submetidos a variações de referências, em pontos de operação linear e não linear, com a finalidade de avaliar o desempenho dos algoritmos adaptativos frente a cenários extremos, como também analisar a dinâmica do sistema de malha fechada. Resultados satisfatórios são obtidos com as propostas CG-MFAC, SF-MFAC e NM-MFAC frente ao MFLAC clássico que emprega um fator energético não adaptativo e com uma função custo para a adaptação do PPD.

Com a estimativa do PPD no algoritmo MFLAC, com as condições especificadas na Equação (2.8), que levam em consideração a ressintonização da estimativa quando atinge um valor limite inferior, pode-se inferir que agora um condicional para o limite superior deste algo-

Figura 9 – Convergência do PPD para o sistema SNB.



(a) MFLAC (b) CG-MFAC

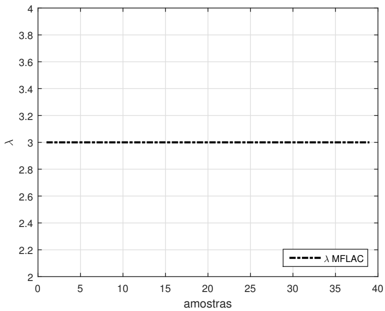
(c) SF-MFAC (d) NM-MFAC

Fonte: Elaboração própria.

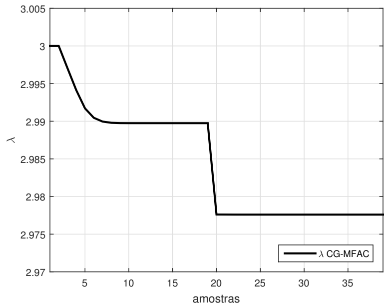
ritmo é necessário para assegurar uma melhor resposta do sistema. Aplicando as propostas deste capítulo garante-se esta condição sem a necessidade de reiniciar o valor do fator otimizado. Como forma de segurança é utilizado um limite superior na Equação (2.8) de valor 1, ou seja, o limite determinado pelo algoritmo SF-MFAC.

A otimização do fator energético λ é importante para evitar o desgaste e a saturação dos atuadores o qual além de garantir uma dinâmica de malha fechada adequada previne na indústria elevados custos de manutenção (preventiva e corretiva). Existe uma parcimônia entre um desempenho agressivo ou conservativo, porque em caso de valores pequenos pode instabilizar o sistema controlado.

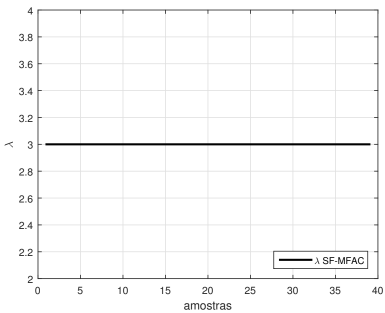
Figura 10 – Convergência de λ para o sistema SNB.



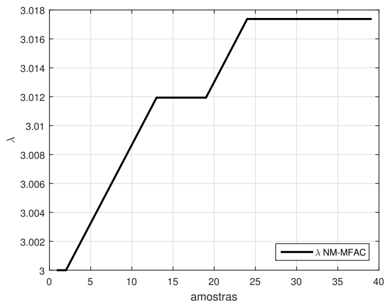
(a) MFLAC



(b) CG-MFAC



(c) SF-MFAC



(d) NM-MFAC

Fonte: Elaboração própria.

4 MFAC PARA TRATAR SATURAÇÃO DE CONTROLE E PERTURBAÇÃO PERIÓDICA

4.1 INTRODUÇÃO

Com a evolução da tecnologia, os processos industriais tornaram-se ainda mais complexos e, de igual forma, um rendimento maior é requerido para o qual os engenheiros devam projetar sistemas de malha fechada agressivos e estabilizantes. No entanto, várias restrições econômicas, operacionais, tecnológicas e ecológicas, juntamente com os requisitos de qualidade e quantidade representam restrições rígidas na faixa de operação da planta e interferindo na produção do sistema.

Não é raro observar vários dispositivos físicos no estado de saturação da planta tentando cumprir estes objetivos rigorosos. O desempenho do sistema, como resultado, deteriora-se sob estas limitações físicas. Neste sentido, exige-se que as estratégias de controle sejam eficientes para tais cenários, garantindo os objetivos de desempenho, como também as restrições de malha.

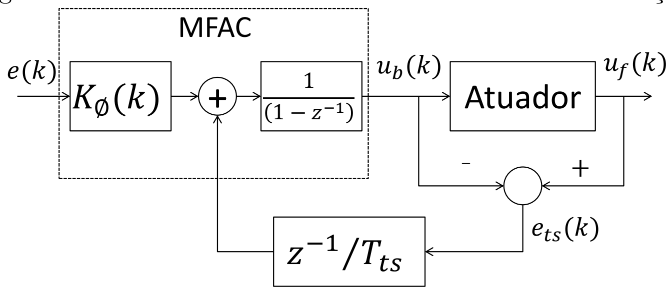
O objetivo deste capítulo é desenvolver e adaptar algoritmos de controle com base nos controladores livre de modelo desenvolvido no capítulo 2, para tratar sistemas com restrições de saturação na magnitude do controle e sistemas com perturbação periódica do ponto de vista do controle repetitivo.

4.2 TRATAMENTO DA SATURAÇÃO DO CONTROLE

Os processos industriais estão submetidos a diferentes restrições como, por exemplo, os controladores que trabalham com intervalos definidos de voltagem ou amperagem, margens físicas dos atuadores, etc. Estas condicionantes representam limitações operacionais na entrada da planta, ou seja, a entrada real do processo é temporariamente diferente da saída do controlador. Quando isto acontece, se o controlador é inicialmente projetado para operar em uma região linear, o comportamento dinâmico do sistema de malha fechada deteriora-se em relação ao desempenho linear esperado. Em outras palavras, a malha de realimentação é de certa forma quebrada, encontrando-se assim o sistema controlado no modo de malha aberta independentemente da saída do processo (ÅSTRÖM; HÄGGLUND, 2006; VISIOLI, 2006).

A partir de um estudo e análise sobre os métodos existentes na literatura para tratar este fenômeno afetando o estado do controlador digital, apresentados em Åström e Hägglund (2006), Visioli (2006), O'Dwyer (2009), Neto, Damo e Coelho (2012), implementa-se uma técnica similar ao *back-calculation* aplicado no PID clássico, onde a ideia básica é impedir que o integrador continue a se carregar quando a saturação ocorre. Aplicando esta lógica, quando a saída do atuador satura no controlador MFAC, deve-se inibir que fique por muito tempo no estado de malha aberta, diminuindo o sinal de controle. É vantajoso fazer esta correção com uma constante de tempo T_{ts} como é apresentado na Figura 11.

Figura 11 – Controlador MFAC com tratamento de saturação.



Fonte: Elaboração própria.

Observe na Figura 11 que o sistema de controle apresenta uma malha de realimentação adicional. A diferença entre a entrada e saída do atuador constitui um erro nomeado $e_{ts}(k)$ que é realimentado a saída do controlador com ganho $1/T_{ts}$. Note que quando não existe saturação o erro $e_{ts}(k)$ é nulo e, portanto, a malha não tem nenhum efeito quando o controlador está operando linearmente, ou seja, quando o sinal $u_f(k)$ não está saturado. Se existe a saturação $e_{ts}(k)$ é diferente de zero. O tempo para que o controlador abandona a saturação é determinado pelo ganho $1/T_{ts}$, onde T_{ts} pode ser interpretado como a constante de tempo que determina o quão rápido a entrada do controlador é levada a zero. A constante K_{ϕ} num determinado instante de tempo discreto k é constante e está calculada nas Equações (2.7) e (2.8).

O pseudo código do controlador MFAC com o tratamento de saturação é apresentado a seguir. A lei de controle antes do atuador $u_b(k)$ é obtida a partir da soma dos erros do sistema e do tratamento da saturação aplicado no controlador digital livre de modelo.

Outra proposta para o tratamento da saturação na magnitude do sinal de controle aplicada ao MFAC emprega a forma polinomial

Algoritmo 2 Pseudo código no tratamento de saturação

Início

1: Inicializar variáveis principais: y_{ref}, y, u, ppd, nit, T_{ts}, e_{ts};

2: **for** $k = 1 : nit$ **do**

a) obter as seguintes variáveis (*on-line*)

$y(k)$; $e(k)$; $ppd(k)$;

b) saturação do PPD

$ppd_{sat}(k)$;

c) calcular a lei de controle

$K_\phi(k)$;

$aux_{ts}(k) = K_\phi(k)e(k) + (1/T_{ts})e_{ts}(k-1)$;

$u_b(k) = u_b(k-1) + aux_{ts}(k)$;

d) saturação da lei de controle

$u_f(k)$;

e) calculo do erro tratamento da saturação

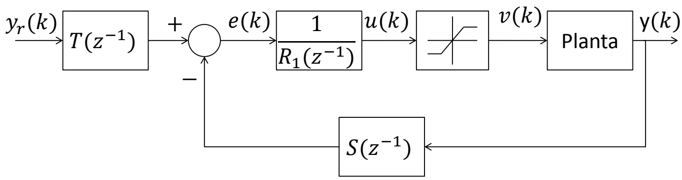
$e_{ts}(k) = u_f(k) - u_b(k)$;

3: Calcular os índices de desempenho: ITAE, IAE, TVC;

Fim

RST. Na literatura tem-se estudos similares desenvolvidos em diversos controladores, como por exemplo, Preitl et al. (2004), Neto e Coelho (2004), Barsa et al. (2005). A Figura 12 apresenta o diagrama de controle clássico RST a ser avaliado, onde os polinômios $S(z^{-1})$ e $T(z^{-1})$ são obtidos de cada projeto de controle e $R_1(z^{-1}) = R(z^{-1})$ (caso posicional), $R_1(z^{-1}) = \Delta R(z^{-1})$ (caso incremental), com a lei de controle digital dada por

Figura 12 – Forma canônica de controle RST posicional.



Fonte: Elaboração própria.

$$u(k) = \frac{1}{R(z^{-1})}\left[T(z^{-1})y_r(k) - S(z^{-1})y(k)\right] \tag{4.1}$$

Na condição $S(z^{-1}) = T(z^{-1})$ pode-se reescrever a Equação (4.1) e, adicionando em ambos lados o polinômio $E(z^{-1})$ a lei de controle torna-se

$$E(z^{-1})u(k) - R(z^{-1})u(k) + S(z^{-1})e(k) = E(z^{-1})u(k)$$

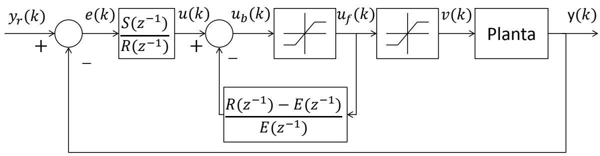
$$-[R(z^{-1}) - E(z^{-1})]u(k) + S(z^{-1})e(k) = E(z^{-1})u(k)$$

e isolando o sinal de controle $u(k)$ tem-se

$$u(k) = -\left[\frac{R(z^{-1}) - E(z^{-1})}{E(z^{-1})}\right] u(k) + \frac{S(z^{-1})}{E(z^{-1})} e(k) \qquad (4.2)$$

onde $E\left(z^{-1}\right) = \left(1 - \beta_{ts} \mathrm{z}^{-1}\right)$ é um polinômio mônico de projeto e β_{ts} é uma constante a ser sintonizada para minimizar o efeito da saturação de malha (Figura 13). O sinal de controle a ser aplicado no processo é $v(k)$, sendo o resultado do sinal de controle calculado pelo controlador da saturação virtual e da saturação real do atuador. Os limites inferior e superior do bloco que caracteriza a saturação virtual podem ser definidos de forma semelhante ou diferente do saturador da variável controlada do sistema.

Figura 13 – Estrutura de controle RST posicional para saturação.



Fonte: Elaboração própria.

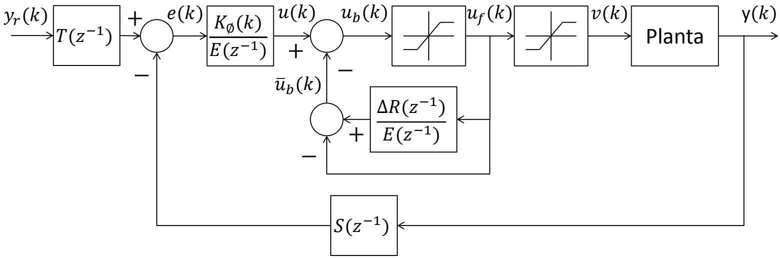
Reformulando a Equação (4.2) para o caso RST incremental, obtém-se a lei de controle (4.3), ou seja,

$$u(k) = -\left[\frac{\Delta \mathrm{R}\left(z^{-1}\right) - E\left(z^{-1}\right)}{E\left(z^{-1}\right)}\right] u(k) + \left[\frac{S\left(z^{-1}\right)}{E\left(z^{-1}\right)}\right] e(k) \qquad (4.3)$$

O projeto da Figura 13 pode ser adaptado ao controlador MFAC para qualquer polinomio $S(z^{-1})$ e $T(z^{-1})$ conforme ilustrado na Figura 14, onde

$$u_b(k) = u(k) - \bar{u}_b(k) \qquad (4.4)$$

Figura 14 – Estrutura de controle RST incremental para o MFAC.



Fonte: Elaboração própria.

e os sinais $\bar{u}_b(k)$ e $u(k)$ são calculados por

$$\begin{aligned}
\bar{u}_b(k) =& \frac{\Delta R(z^{-1})}{E(z^{-1})} u_f(k) - u_f(k) \\
=& \left[\frac{\Delta R(z^{-1})}{E(z^{-1})} - 1 \right] u_f(k) \\
=& \left[\frac{\Delta R(z^{-1}) - E(z^{-1})}{E(z^{-1})} \right] u_f(k) \\
=& \frac{\left(1 - z^{-1}\right) - \left(1 - \beta_{ts}\mathrm{z}^{-1}\right)}{\left(1 - \beta_{ts}\mathrm{z}^{-1}\right)} u_f(k)
\end{aligned}$$

$$\bar{u}_b(k) = \beta_{ts}\bar{u}_b(k-1) + (\beta_{ts} - 1)u_f(k-1) \tag{4.5}$$

$$u(k) = \frac{K_\phi(k)}{E(z^{-1})} \left[T(z^{-1})y_r(k) - S(z^{-1})y(k) \right] \tag{4.6}$$

Finalmente, substituindo as Equações (4.5) e (4.6) na Equação (4.4) encontra-se $u_b(k)$, o qual passa por uma saturação convertendo-se no sinal de controle $u_f(k)$ do tratamento da saturação para posteriormente entrar na saturação do atuador, gerando $v(k)$, que é aplicado na planta.

4.3 CONTROLADOR MFAC NA ESTRUTURA DE CONTROLE REPETITIVO

O controlador repetitivo é uma técnica baseada na topologia de controle IMP (*"Internal Model Principle"*) que permite o rastreamento assintótico e rejeição de perturbações na forma periódica. Isto é obtido através da inclusão de um gerador de sinais na malha do controlador. Os sinais periódicos estão presentes em varias aplicações do mundo real e o controle repetitivo tem sido usado com sucesso em diferentes áreas, tais como em braços atuadores, robótica, sistemas eletro-hidráulico, trocadores de calor tubulares, retificadores eletrônicos, entre outros (RAMOS; COSTA-CASTELLÓ; OLM, 2013).

Normalmente projeta-se o controlador repetitivo assumindo ou conhecendo o período constante T_p dos sinais a serem rastreados ou rejeitados com um período de amostragem adequado T_s, tendo assim a relação $N = T_p/T_s \in \mathbb{N}$ que pode ser adicionada aos algoritmos de controle em diferentes abordagens de projeto.

Segundo Steinbuch (2002) mesmo pequenas mudanças na frequência dos sinais de referência ou dos sinais a serem rejeitados podem resultar numa forte deterioração do desempenho do controlador repetitivo. Uma grande variedade de aplicações práticas são afetadas por causa disto, como em CD-ROMs, impressoras, ferramentas de usinagem, inversores, retificadores conectados à rede de distribuição eléctrica, entre outros.

O gerador de sinais a ser adicionado na malha de controle é definido na literatura da seguinte forma no caso discreto:

$$G_r(z) = \frac{1}{1 - z^{-N}} = \frac{1}{\Delta^N} \tag{4.7}$$

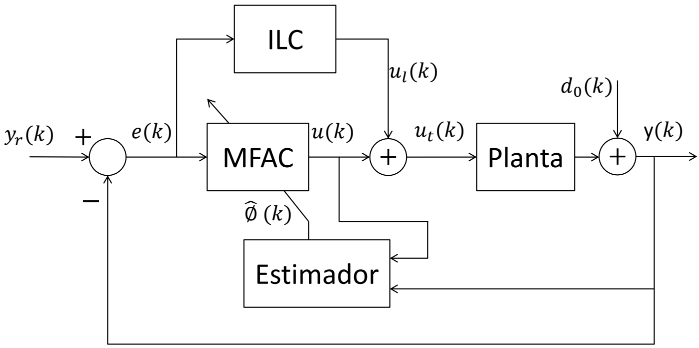
considerando que a razão entre as variáveis T_s e T_p deve ser um número inteiro e constante, onde Δ^{-N} é outra forma específica de representar o gerador de sinais periódicos.

Para obter um bom desempenho frente a sinais periódicos, Hou e Jin (2014) propõem incorporar ao controlador MFAC que é um controlador por realimentação (*feedback control*), um controle antecipativo (*feedforward control*), conhecido por ILC (*Internal Learning Control*). Sendo o MFAC responsável pelo rastreamento do sinal enquanto a malha externa do ILC melhora a precisão do rastreamento mediante o aprendizado dos sinais periódicos. Na Figura 15 identifica-se a adição da malha externa ILC sem modificar o diagrama de blocos do MFAC (Figura 4).

A correspondente mudança é representada pelas seguintes equações:

$$u_t(k) = u_l(k) + u(k) \tag{4.8}$$

Figura 15 – Diagrama de blocos do MFAC e ILC.



Fonte: Elaboração própria.

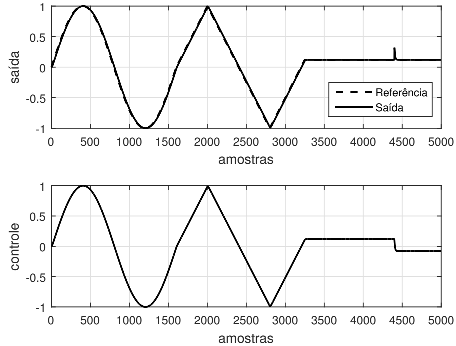
$$u_l(k) = u_l(k-1) + \rho \mathrm{e}(k) \tag{4.9}$$

sendo $d_0(k)$ a perturbação na saída e $u(k)$ proveniente da Equação (2.6), que emprega a estimativa do PPD das Equações (2.7) e (2.8). $u_t(k)$ é a soma dos sinais dos controladores MFAC e ILC, com $u_l(k)$ o sinal de saída do ILC e ρ é uma constante que representa o ganho do aprendizado. A análise de convergência do MFAC com a malha externa adicional do ILC está demostrado em Yan e Hou (2010). Estudos relacionados a esta metodologia na literatura podem ser obtidos em Zhong-Sheng e Jian-Xin (2007), Hou, Xu e Zhong (2007), Hou, Xu e Yan (2008). Desta forma conectam-se duas técnicas de controle, aproveitando as vantagens de cada uma para suprir as desvantagens da outra.

Para validar e analisar o comportamento de malha fechada do controlador MFAC+ILC, os seguintes estudos de caso de seguimento de referência periódica com rejeição de perturbação de carga (Figura 16), e de seguimento de referência na forma degrau com rejeição de perturbação periódica (Figura 17), são apresentados. Estas simulações são efetuadas sobre o modelo matemático do Motor Taco-Gerador (MTG) (Apêndice E) com a sintonização dos parâmetros presente no Apêndice F.

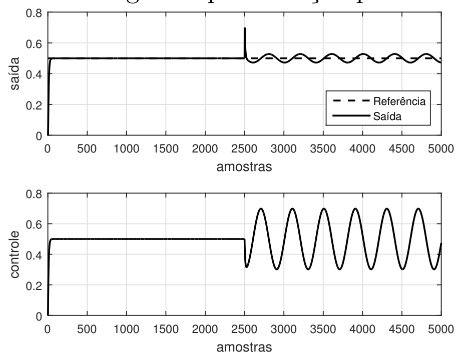
Observa-se pelas Figuras 16 e 17 que o seguimento de referência é satisfeito pela metodologia do controlador MFAC+ILC, mas no caso da rejeição de perturbação periódica tem dificuldades para eliminar, sendo que somente atenua o sinal periódico inserido na saída do sistema realimentado.

Figura 16 – Referência periódica e perturbação de carga: MFAC+ILC.



Fonte: Elaboração própria.

Figura 17 – Referência degrau e perturbação periódica: MFAC+ILC.



Fonte: Elaboração própria.

Comparando o controle repetitivo com o MFAC+ILC, apresenta-se na Tabela 13 as características, vantagens e desvantagens de cada metodologia.

A partir destes resultados e implementações, começou-se a investigar a viabilidade de diferentes estruturas repetitivas no MFAC, implementando inicialmente o controle repetitivo clássico (*plug-in*) (VIJAYAKARTHICK; SATHISHBABU; BHABA, 2009; WANG; CHAI; ROGERS, 2010; HASSAN et al., 2011) sem resultados satisfatórios em termos do comportamento regulatório. Diante da inabilidade de eliminar perturbações periódicas, em seguida, foi abordado e implementado o projeto de Ott et al. (2009) mostrada na Figura 18, com sua adaptação,

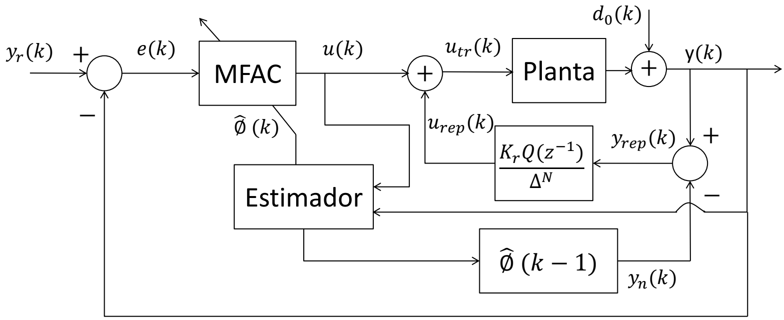
Tabela 13 – Comparação de metodologias para sinais periódicos.

	Controle Repetitivo	**MFAC+ILC**
Características	Gerador de sinais, diversidade de aplicações, PID, GMV, GPC.	Ganho de aprendizado, aplicado no transporte veicular.
Vantagens	Bom desempenho em: seguimento e rejeição de sinais periódicos.	Prescinde de informação prévia, sistema modular.
Desvantagens	Precisa informação prévia, plantas restritas, alta sensibilidade.	Difícil sintonia, plantas restritas, alta sensibilidade.

Fonte: Elaboração própria.

como proposta nesta dissertação, com o controlador MFAC, denominado R-MFAC (*Repetitive Model Free Adaptive Control*).

Figura 18 – Diagrama de blocos do R-MFAC.



Fonte: Elaboração própria.

Do diagrama de blocos da Figura 18, obtém-se o equacionamento correspondente do sinal da saída estimada utilizando o PPD e o controle anteriormente calculado (4.10), isto é,

$$y_n(k) = \hat{\phi}(k-1)\Delta\mathrm{u}(k-1) \tag{4.10}$$

com o erro do sistema dado por (4.11)

$$e(k) = y_r(k) - y(k) \tag{4.11}$$

e o sinal da saída repetitiva derivado pela Equação (4.12)

$$y_{\text{rep}}(k) = y(k) - y_n(k) \tag{4.12}$$

O controle repetitivo, $u_{\text{rep}(k)}$ é calculado por (4.13)

$$u_{\text{rep}}(k) = u_{\text{rep}}(k-1) - \frac{K_r Q(z^{-1})}{\Delta^N} y_{\text{rep}}(k) \tag{4.13}$$

e sendo $Q(z^{-1})$ um filtro definido como $Q(z^{-1}) = 1 - \alpha_{\text{rep}} z^{-1}$ multiplicado por um ganho K_r, adicionado ao controle do MFAC, Equação (2.6), o sinal do controle repetitivo (4.13) para obter o controle a ser aplicado no sistema, Equação (4.14), ou seja,

$$u_{\text{tr}}(k) = u(k) + u_{\text{rep}}(k) \tag{4.14}$$

A estimativa do PPD e o sinal de controle do MFAC são representados e calculados pelas Equações (2.6), (2.7) e (2.8) sem sofrer nenhuma modificação. Aplicando esta nova metodologia apresentada na Figura 18 o seguimento de referência é dado pelo algoritmo do MFAC, transferindo para o gerador de sinais a rejeição da perturbação periódica.

4.4 AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO POR SIMULAÇÃO NUMÉRICA

Para avaliar o desempenho dinâmico das técnicas apresentadas, realizam-se simulações em diferentes sistemas conforme descrito no Apêndice E, ou seja,

- sistema de primeira ordem: SDP,
- sistema de segunda ordem: motor taco-gerador (MTG).

A seguir, avalia-se o comportamento e o desempenho dinâmico dos processos relativos ao tratamento da saturação de controle e da rejeição de perturbação periódica com os índices de desempenho ITAE para o seguimento de referência, IAE para rejeição de perturbação e TVC para mensurar a energia de controle. Para facilitar o reconhecimento dos controladores as seguintes nomenclaturas são adotadas:

- controlador **MF**: Equação (2.6),
- controlador **MF-H**: Equação (2.27),

com a estimativa do PPD, calculado pelas Equações (2.7) e (2.8), e aplicada em todos os projetos e simulações.

4.4.1 Tratamento da saturação do controle

Simulação no sistema SDP

Emprega-se o termo TS-MF para representar a lei de controle MFAC com a técnica de tratamento da saturação. Na Tabela 14 apresenta-se os índices de desempenho onde o formalismo da técnica *back-calculation* do controlador PID é adaptado no MFAC e comparado com o MFAC clássico quando avaliado no sistema SDP em toda a simulação. A Figura 19 ilustra o comportamento dinâmico da saída destas simulações e a convergência do PPD.

Tabela 14 – Índices de desempenho no tratamento da saturação: SDP.

	ITAE	**TVC**
MF	0.639	18.722
TS-MF	0.467	18.201

Fonte: Elaboração própria.

Observa-se a minimização tanto do tempo que o controle fica saturado como a saída (menor tempo de resposta e esforço de controle). O PPD também é afetado por este fenômeno, conseguindo atenuar este efeito no tratamento da saturação.

Simulação no sistema MTG

A Tabela 15 apresenta os índices de desempenho da simulação no tratamento da saturação do sinal de controle na abordagem da forma RST no MFAC com controlador obtido do funcional de Hedjar quando aplicado no sistema MTG, sendo denominado TS-MF-H.

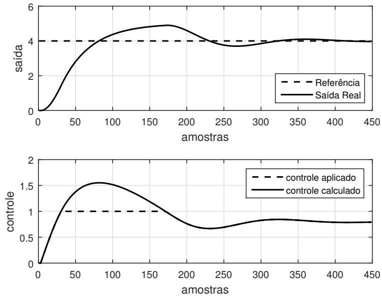
Tabela 15 – Índices de desempenho no tratamento da saturação: MTG.

	ITAE	**TVC**
MF-H	0.972	6.361
TS-MF-H	0.873	0.931

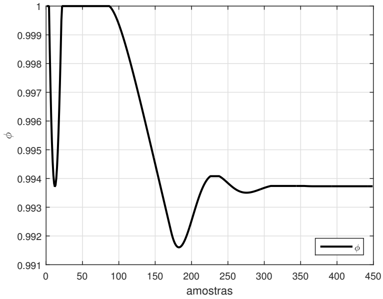
Fonte: Elaboração própria.

Da Figura 20 observa-se uma atenuação do esforço de controle o qual é refletido na saída controlada como também na convergência

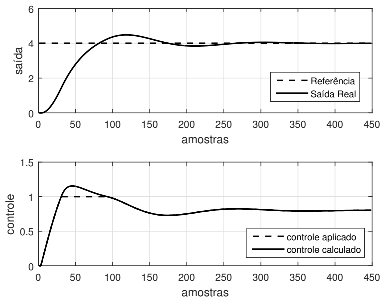
Figura 19 – Análise do tratamento da saturação do sistema SDP.



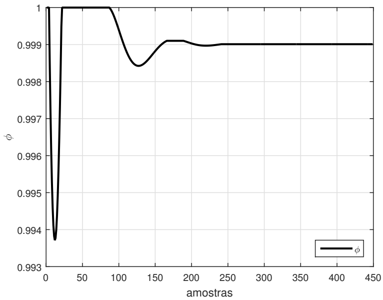
(a) MF



(b) PPD MF



(c) TS-MF



(d) PPD TS-MF

Fonte: Elaboração própria.

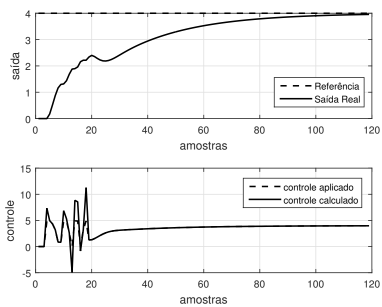
do PPD no algoritmo TS-MF-H. A implementação desta técnica é importante para evitar desgastes nos atuadores como também para não comprometer a convergência do PPD e garantir a estabilidade de malha fechada (ver Tabela 15).

4.4.2 Rejeição da perturbação periódica

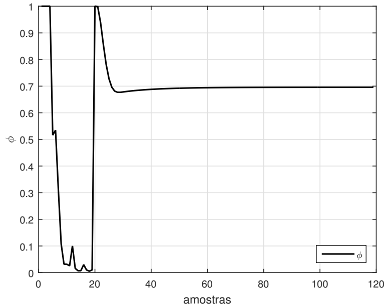
Simulação no sistema SDP

As nomenclaturas R-MF e R-MF-H utilizam a técnica repetitiva proposta nesta dissertação. Na Tabela 16 apresentam-se os índices de desempenho onde o ITAE é avaliado no intervalo 1 a 1000 amostras, o IAE de 2500 a 5000 amostras e o TVC em toda a simulação numérica.

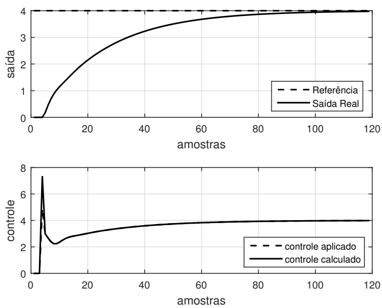
Figura 20 – Análise do tratamento da saturação do sistema MTG.



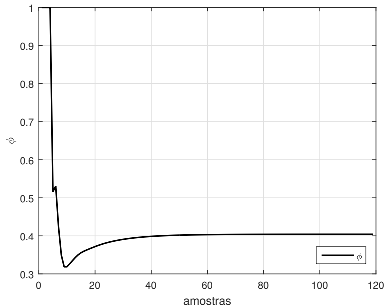
(a) MF-H



(b) PPD MF-H



(c) TS-MF-H



(d) PPD TS-MF-H

Fonte: Elaboração própria.

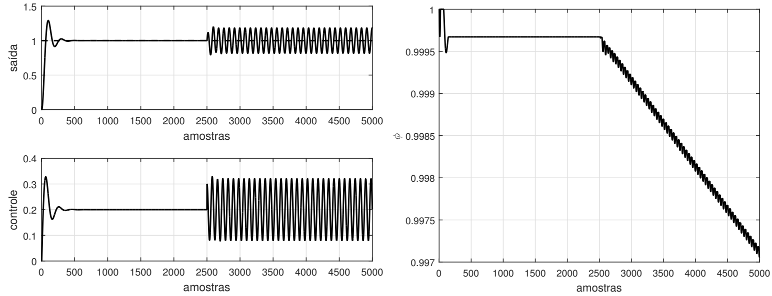
Tabela 16 – Índices da rejeição da perturbação periódica: SDP.

	ITAE	**TVC**	**IAE**
MF	0.045	0.164	14.535
R-MF	0.219	0.799	0.877

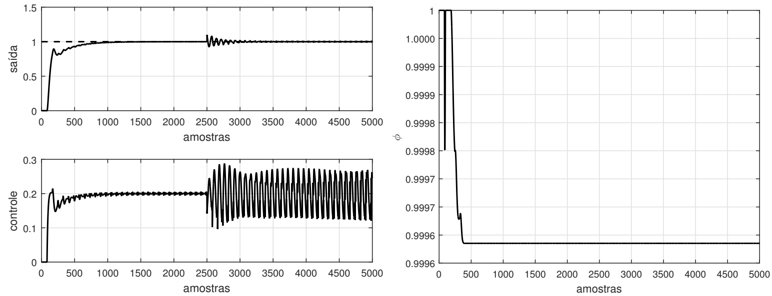
Fonte: Elaboração própria.

Observa-se da Tabela 16 um menor índice IAE para o controlador R-MF, o qual avalia a rejeição da perturbação, enquanto que a Figura 21 ilustra a saída de malha fechada, a convergência do PPD e a consequente eliminação da perturbação periódica. É importante destacar que o comportamento do fator PPD é afetado diretamente pela perturbação periódica e, quando não é tratada de forma correta, pode penalizar o comportamento dinâmico de malha fechada.

Figura 21 – Análise do R-MFAC no sistema SDP.



(a) MF (b) PPD MF



(c) R-MF (d) PPD R-MF

Fonte: Elaboração própria.

Simulação no sistema MTG

A seguir mostra-se o desempenho do controlador R-MFAC quando utilizado a lei de controle obtida do funcional de Hedjar aplicado no sistema MTG. Na Tabela 17 observa-se os índices de desempenho ITAE no intervalo 1 a 1000 amostras, IAE no intervalo 2500 a 5000 amostras e TVC durante toda a simulação.

Tabela 17 – Índices da rejeição da perturbação periódica: MTG.

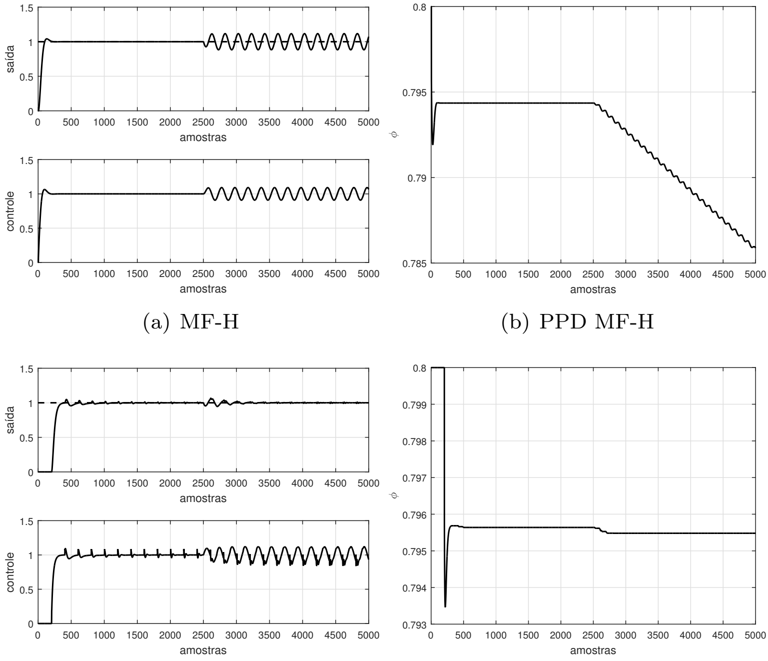
	ITAE	**TVC**	**IAE**
MF-H	0.070	0.282	9.131
R-MF-H	1.361	0.669	0.913

Fonte: Elaboração própria.

De forma semelhante a simulação no sistema SDP, o algoritmo

R-MF-H tem um melhor desempenho, diminuindo o valor do índice IAE significativamente e garantindo a regulação total da saída na referência. O transitório do sistema de malha fechada é influenciado pelo gerador de sinais, sendo possível melhorar seu comportamento com uma nova calibração do algoritmo repetitivo.

Figura 22 – Análise do R-MFAC no sistema MTG.



(a) MF-H

(b) PPD MF-H

(c) R-MF-H

(d) PPD R-MF-H

Fonte: Elaboração própria.

4.5 CONCLUSÃO

Neste capítulo apresentou-se os projetos e técnicas para o tratamento da saturação de controle e, em seguida, o controle repetitivo para a rejeição de perturbação periódica aplicadas no controlador livre de modelo MFAC. Destaca-se que estas situações abordadas afetam de forma direta a convergência do PPD, o qual pode deteriorar a dinâmica de malha fechada. A sintonia inicial deve considerar os limites superior e inferior tanto das variáveis otimizadas como dos sinais de entrada e saída do sistema a ser controlado.

No tratamento da saturação de controle foram apresentados duas abordagens de projeto. A primeira baseada na ideia do *back-calculation* do controlador PID e a segunda empregando a forma digital RST incremental na utilização do projeto dos controladores livres de modelo, visando um adequado seguimento de referência. Ambas técnicas foram avaliadas mediante simulações numéricas e observou-se a viabilidade de serem utilizadas no MFAC proporcionando uma contribuição científica constatada e refletida pelos índices de desempenho além da convergência do PPD frente a minimização deste fenômeno.

Finalmente, o controle repetitivo foi implementado visando melhorar a rejeição de perturbações periódicas no controlador MFAC clássico, o qual conseguiu de forma satisfatória o seguimento de referência periódica mas dificilmente a rejeição deste tipo de sinal (caso regulatório). A seguir, apresentou-se a estrutura de malha de controle repetitiva aplicada no MFAC, combinando o projeto de um controlador livre de modelo na malha direta com um gerador de sinais na malha repetitiva. A partir desta implementação e mediante simulações numéricas constatou-se o benefício desta nova topologia de malha ou da técnica de controle R-MFAC na rejeição da perturbação.

5 CONCLUSÃO

A teoria clássica de controle de processos demonstra e discute que, para se obter um bom desempenho dinâmico de malha fechada, convergência e estabilidade dos algoritmos de controle aplicados em sistemas lineares ou não lineares, nas formas analítica e na prática industrial, é necessário ter conhecimento ou, minimamente, informação do sistema a ser controlado. Isto é, a identificação ou modelagem do sistema obtida pelos procedimentos *on-line* ou *off-line* se faz necessária, o que pode representar uma dificuldade inicial e crucial para o engenheiro de controle que deseja projetar um controlador para garantir as especificações de desempenho do sistema controlado. Por outro lado, é importante ter dados experimentais de qualidade para o entendimento do comportamento real da planta. Desta forma, melhora-se o projeto de controle adaptativo implementado no contexto direto ou indireto. A partir destes conceitos, o controlador livre de modelo foi desenvolvido satisfatoriamente, conseguindo aproveitar as vantagens das diferentes topologias de controle clássica e avançada, demostrando assim, simplicidade na calibração, eficácia e bom desempenho dinâmico de malha fechada sem a necessidade de projetar controladores complexos com muitos parâmetros de difícil sintonia e sem conhecimento do modelo do processo.

Neste sentido a dissertação desenvolveu no Capítulo 2 o projeto do controlador livre de modelo, denominado MFAC e proposto por Hou (HOU; HUANG, 1997; CAO; BAI; HOU, 2008; HOU; JIN, 2014), o qual é uma metodologia de controle caracterizada por manipular simplesmente os sinais de entrada e saída do sistema a ser controlado, o que denota uma estreita ligação entre a identificação e o projeto do controlador conduzindo a uma automatização do projeto em si. A calibração dos parâmetros do MFAC clássico é complexa, não tendo-se mecanismos ou conceitos claros para sua aplicação e inicialização. Visando melhorar o desempenho da dinâmica de malha fechada com uma parametrização intuitiva para eliminar o procedimento tentativa e erro, foi avaliado e proposto a utilização de outras funções objetivo para o projeto de controladores livre de modelo. Assim, aumentando os graus de liberdade para que o engenheiro de controle tenha a capacidade de correlacionar a sintonização do controlador através de princípios da literatura de controle para tratar diferentes processos na presença de referência e/ou possíveis perturbações (degrau, rampa, senoidal) na malha realimentada para garantir um comportamento desejado. Para melhorar o entendimento das leis de controle resultantes, foi empregado a forma polinomial RST, onde é observado a possibilidade de idealizar controladores digitais não somente do tipo I, mas também PI e I+P.

No Capítulo 3 apresentou-se a implementação de outros métodos de identificação e otimização não somente para o PPD mas também para o fator energético do controlador MFAC. Destacando que no projeto clássico do MFAC, o fator energético é não adaptativo (constante invariante). As propostas CG-MFAC, SF-MFAC e NM-MFAC conseguiram resultados adequados e foram avaliados mediante índices de desempenho em simulações numéricas, como também em simulações práticas, conforme descritas nos congressos CBA2016 - XXI Congresso Brasileiro de Automática, 2016 e INDUSCON2016 - 12th IEEE/IAS *International Conference on Industry Applications*, 2016.

A aplicação de técnicas para o tratamento da saturação de controle e a rejeição de perturbações periódicas sobre o MFAC digital é desenvolvido no Capítulo 4. Limitações na magnitude de controle penalizam a estabilidade temporal e vida útil dos atuadores, e neste sentido, duas propostas foram adaptadas para superar esta dificuldade de malha. A primeira emprega o princípio de implementação do *back-calculation* relativo ao controlador PID e a segunda contextualizada na estrutura de controle RST. Em seguida, foi avaliado o controlador MFAC e MFAC+ILC para garantir os comportamentos servo e regulatório (degrau, rampa, senoidal), onde observou-se sua não factibilidade na eliminação de perturbações periódicas. Neste sentido, é adaptada a topologia de controle repetitivo no controlador livre de modelo, denominado R-MFAC, o qual apresenta um melhor resultado dinâmico quando é tratado nos mesmos cenários. Foram empregados índices de desempenho e simulações numéricas para validar as propostas, como também a análise de convergência do PPD.

Os resultados (simulações numéricas e índices de desempenho) obtidos nesta pesquisa mostraram que as metodologias e estruturas de controle propostas garantiram comportamentos satisfatórios desejados. A teoria do projeto do controlador MFAC digital deveria refletir-se na prática, entretanto, não deve-se generalizar tal afirmativa, sendo necessário a implementação e avaliação através de novos ensaios e da experiência de engenheiros de controle habilitados para testar em campo nos diferentes tipos de sistemas presentes na exorbitante e crescente indústria de controle de processos.

5.1 TRABALHOS FUTUROS

A partir da progressiva melhora na tecnologia e constante necessidade de otimizar a produção e qualidade nas industrias, necessita-se controladores que consigam melhorar o desempenho da dinâmica de malha fechada frente a uma vasta variedade de processos lineares e não lineares, com complexidades diferentes.

Para conseguir uma ótima dinâmica de malha fechada precisa-se parametrizar de forma adequada as variáveis de cada algoritmo, sendo que uma mudança mínima em alguma delas pode gerar um comportamento indesejado. É por isto que, como trabalho futuro, pode-se visar a hibridização com a inteligência artificial, redes neurais entre outras técnicas na sintonização do controlador.

Neste sentido, futuramente, é viável estudar e analisar a convergência dos algoritmos adaptativos propostos, visando correlacionar o comportamento do PPD com a dinâmica de malha fechada e a correspondente parametrização. Como ponto de partida, a otimalidade das derivadas de primeira ordem (gradientes) deve ser garantida, mediante as condições *Karush-Kuhn-Tucker* (KKT) (NOCEDAL; WRIGHT, 2006).

Na continuidade da presente pesquisa é mencionado de forma pontual, futuros estudos que podem ser realizados:

- estender os presentes resultados para sistemas multivariáveis (MIMO e MISO),

- avaliar outras funções custo visando melhorar a lei de controle na utilização em processos complexos, com objetivo de idealizar, como por exemplo, um controlador PID digital,

- estudar e avaliar controladores baseados em modelo para, conjuntamente com o controlador MFAC, obter um melhor desempenho dinâmico de malha fechada,

- analisar e comparar as técnicas de linearização dinâmica na forma parcial (PFDL) e na forma "*full*" ou completa (FFDL) com o presente trabalho que utiliza a linearização dinâmica na forma compacta (CFDL),

- estudar no contexto BIBO (*Bounded-Input Bounded-Output*) a estabilidade e convergência das diferentes formas de linearização dinâmica (CFDL, PFDL e FFDL) frente a sistemas não lineares SISO, MISO e MIMO,

- aplicar outros algoritmos de identificação que possam melhorar a estimativa do PPD e o fator energético de controle,
- implementar um controlador livre de modelo com outras propostas para o tratamento da rejeição de perturbações periódicas,
- investigar e sintetizar metodologias de robustez no MFAC,
- estudar outras abordagens de controladores livre de modelo,
- viabilizar a implementação de controladores preditivos, semelhante ao GPC, no controlador MFAC, Apêndice G,
- aplicar e avaliar o controlador MFAC numa quantidade maior de processos práticos da indústria.

5.2 CONTRIBUIÇÕES CIENTÍFICAS

- CALLA, D. E.; AMÉRICO R. G.; BARROS A. R.; COELHO, A. A. R. Model Free Adaptive Control under Gradient Method for Estimation of Energy and Pseudo-Partial-Derivative Factors. CBA2016 - XXI Congresso Brasileiro de Automática, 2016.
- CALLA, D. E.; AMÉRICO R. G.; BARROS A. R.; COELHO, A. A. R. Model Free Adaptive Control under Sigmoid Function and Newton Method for Estimation of the Pseudo-Partial-Perivative in Non-Linear Systems. INDUSCON2016 - 12th IEEE/IAS International Conference on Industry Applications, 2016.
- BARROS A. R.; CALLA, D. E.; AMÉRICO R. G.; COELHO, A. A. R. Adaptive Repetitive Control Design and Filtered Positional GPC Controller for Periodic Disturbance Rejection. CBA2016 - XXI Congresso Brasileiro de Automática, 2016.
- AMÉRICO R. G.; CALLA, D. E.; BARROS A. R.; COELHO, A. A. R. Controlador Tipo Estrutura Variável Baseado no Variância Mínima Generalizada. CBA2016 - XXI Congresso Brasileiro de Automática, 2016.
- BARROS A. R.; CALLA, D. E.; AMÉRICO R. G.; COELHO, A. A. R. Repetitive Generalized Minimum Variance Controller Design for Reference Tracking and Periodic Disturbance Rejection. INDUSCON2016 - 12th IEEE/IAS International Conference on Industry Applications, 2016.

REFERÊNCIAS

AL-DUWAISH, H.; NAEEM, W. Nonlinear model predictive control of Hammerstein and Wiener models using genetic algorithms. **Control Applications, 2001.(CCA'01). Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on IEEE**, p. 465–469, 2001.

ALEXANDROV, A. G.; PALENOV, M. V. Adaptive PID controllers: State of the art and development prospects. **Automation and Remote Control**, Springer, v. 75, n. 2, p. 188–199, 2014.

ARAÚJO, R. B. et al. PIPIMC: Computational tool for teaching FOPDT model identification and PI-IMC tuning. **IFAC-PapersOnLine**, Elsevier, v. 48, n. 29, p. 70–75, 2015.

ÅSTRÖM, K. J.; HÄGGLUND, T. Benchmark systems for PID control. **Digital Control–Past, present, and future of PID Control**, Elsevier, 2000.

ÅSTRÖM, K. J.; HÄGGLUND, T. **Advanced PID control**. [S.l.]: ISA-The Instrumentation, Systems and Automation Society, 2006.

ÅSTRÖM, K. J.; PANAGOPOULOS, H.; HÄGGLUND, T. Design of PI controllers based on non-convex optimization. **Automatica**, Elsevier, v. 34, n. 5, p. 585–601, 1998.

ÅSTRÖM, K. J.; WITTENMARK, B. **Adaptive control**. [S.l.]: Addison-Wesley, 1995.

BARSA, R. et al. Some practical aspects of model predictive control. In: **International Conference on Optimization and Control**. [S.l.: s.n.], 2005. p. 1–11.

BOBÁL, V. et al. **Digital Self-tuning Controllers: Algorithms, Implementation and Applications**. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2005.

BOYD, S.; VANDENBERGHE, L. **Convex optimization**. [S.l.]: Cambridge university press, 2004.

BU, X. et al. Robust model free adaptive control with measurement disturbance. **IET control theory & applications**, IET, v. 6, n. 9, p. 1288–1296, 2012.

BU, X. et al. Model-free adaptive control algorithm with data dropout compensation. **Mathematical Problems in Engineering**, Hindawi Publishing Corporation, p. 1–14, 2012.

B.V., E. **Scopus**. 2016. Disponível em: <https://www.scopus.com/>.

CAO, R.; BAI, L.; HOU, Z. Study on model-free learning adaptive control in permanent magnet linear motor. In: IEEE. **Control and Decision Conference, 2008. CCDC 2008. Chinese**. [S.l.], 2008. p. 2946–2949.

CAO, R.-m.; HOU, Z.-s. Simulation study on model-free control method in linear motor control system. **Journal of System Simulation**, v. 10, p. 45, 2006.

CHANG, Y.; GAO, B.; GU, K. A model-free adaptive control to a blood pump based on heart rate. **ASAIO Journal**, LWW, v. 57, n. 4, p. 262–267, 2011.

CHENG, C.; CHIU, M.-S. Adaptive IMC controller design for nonlinear process control. **Chemical Engineering Research and Design**, Elsevier, v. 85, n. 2, p. 234–244, 2007.

CHENG, G.; WANG, Q.; SMIALKOWSKI, S. Model-free adaptive control of evaporators. In: IEEE. **Dynamic Modeling Control Applications for Industry Workshop, 1998. IEEE Industry Applications 1998**. [S.l.], 1998. p. 16–19.

CLARKE, D. W.; MOHTADI, C.; TUFFS, P. Generalized predictive control-Part 1. The basic algorithm. **Automatica**, Elsevier, v. 23, n. 2, p. 137–148, 1987.

COELHO, A. A. et al. Avaliação e projeto de um controlador self-tuning na estabilização de sistemas oscilatórios. In: IEEE. **Industry Applications (INDUSCON), 2010 9th IEEE/IAS International Conference on**. [S.l.], 2010. p. 1–6.

CYBOENERGY, I. **CyboEnergy**. 2016. Disponível em: <http://www.cyboenergy.com/>.

CYBOSOFT GENERAL CYBERNATION GROUP, I. **CyboSoft**. 2016. Disponível em: <http://www.cybosoft.com/>.

FADALI, M. S.; VISIOLI, A. **Digital Control Engineering Analysis and Design**. 2. ed. [S.l.]: Elsevier Inc., 2013.

FURUTA, K.; KOSUGE, K.; KOBAYASHI, K. VSS-type self-tuning control of direct-drive motor. In: IEEE. **Industrial Electronics Society, 1989. IECON'89., 15th Annual Conference of IEEE**. [S.l.], 1989. p. 281–286.

GARPINGER, O.; HÄGGLUND, T.; ÅSTRÖM, K. J. Performance and robustness trade-offs in PID control. **Journal of Process Control**, Elsevier, v. 24, n. 5, p. 568–577, 2014.

GE, S. S.; LEE, T. H.; WANG, Z. Model-free regulation of multi-link smart materials robots. In: IEEE. **Robotics and Automation, 2001. Proceedings 2001 ICRA. IEEE International Conference on**. [S.l.], 2001. v. 4, p. 3871–3876.

GUANG, M.; WENLONG, C. Design and application of model free controller. **Electric Information and Control Engineering (ICEICE), 2011 International Conference on**, p. 2058–2061, 2011.

HASSAN, T. K. et al. A repetitive-PI current controller for boost single phase PFC converters. **Energy and Power Engineering**, Scientific Research Publishing, v. 3, n. 02, p. 69, 2011.

HEDJAR, R. A laboratory-level control experiment for introducing predictive control to undergraduates. **International Journal of Electrical Engineering Education**, SAGE Publications, v. 51, n. 1, p. 27–42, 2014.

HOU, Z.; HUANG, W. The model-free learning adaptive control of a class of SISO nonlinear systems. **American Control Conference, 1997. Proceedings of the 1997**, v. 1, p. 343–344, 1997.

HOU, Z.; JIN, S. **Model free adaptive control: theory and applications**. [S.l.]: CRC press, 2014.

HOU, Z.; XU, J.-X.; YAN, J. An iterative learning approach for density control of freeway traffic flow via ramp metering. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, Elsevier, v. 16, n. 1, p. 71–97, 2008.

HOU, Z.; XU, J.-X.; ZHONG, H. Freeway traffic control using iterative learning control-based ramp metering and speed signaling. **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, IEEE, v. 56, n. 2, p. 466–477, 2007.

HOU, Z.-S.; WANG, Z. From model-based control to data-driven control: survey, classification and perspective. **Information Sciences**, Elsevier, v. 235, p. 3–35, 2013.

JIAN-XIN, X.; ZHONG-SHENG, H. Notes on data-driven system approaches. **Acta Automatica Sinica**, Elsevier, v. 35, n. 6, p. 668–675, 2009.

JIANLING, Q.; GUANG, M. Design of glass furnace control system based on model-free adaptive controller. In: IEEE. **Computer Modeling and Simulation, 2010. ICCMS'10. Second International Conference on**. [S.l.], 2010. v. 4, p. 130–133.

KARRAY, F.; GUEAIEB, W.; AL-SHARHAN, S. The hierarchical expert tuning of PID controllers using tools of soft computing. **Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 32, n. 1, p. 77–90, 2002.

KEYSER, R. D. DIRAC: A direct adaptive controller. **DIGITAL CONTROL: PAST, PRESENT AND FUTURE OF PID CONTROL**, PERGAMON-ELSEVIER SCIENCE LTD, p. 173–178, 2000.

KIRECCI, A.; EKER, I.; DULGER, L. Self-tuning control as conventional method. **Electrical Engineering**, Springer, v. 85, n. 2, p. 101–107, 2003.

LANDAU, I. The RST digital controller design and applications. **Control Engineering Practice**, Elsevier, v. 6, n. 2, p. 155–165, 1998.

LANDAU, I. D.; ZITO, G. **Digital control systems: design, identification and implementation**. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2005.

LENNART, L. System identification: theory for the user. **PTR Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ**, p. 1–14, 1999.

LIM, C. Experimental evaluation of a self-tuning controller. **Industrial Electronics, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 37, n. 3, p. 193–194, 1990.

MOEDINGER, L. H.; COELHO, L. Otimização de controlador por alocação de polos baseada em algoritmo genético híbrido com método simplex. In: **Anais do XV Congresso Brasileiro de Automática, Gramado**. [S.l.: s.n.], 2004.

MOUDGALYA, K. M. **Digital Control**. 1. ed. [S.l.]: John Wiley and Sons, Ltd., 2007.

NETO, A. M.; COELHO, A. A. Compensação da saturação em amplitude via GPC numa concepção do controle RST modificado. In: IEEE. **Industry Applications (INDUSCON), 2004 IEEE/IAS International Conference on**. [S.l.], 2004.

NETO, A. M.; DAMO, T. P.; COELHO, A. A. Laboratory essay with online back-calculation anti-windup scheme for a MTG system. **IFAC Proceedings Volumes**, Elsevier, v. 45, n. 3, p. 104–109, 2012.

NOCEDAL, J.; WRIGHT, S. **Numerical optimization**. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2006.

O'DWYER, A. **Handbook Of PI And PID Controller Tuning Rules**. 3. ed. [S.l.]: Imperial College Press, 2009.

OTT, L. et al. Physiological motion rejection in flexible endoscopy using visual servoing and repetitive control: Improvements on non-periodic reference tracking and non-periodic disturbance rejection. In: IEEE. **Robotics and Automation, 2009. ICRA'09. IEEE International Conference on**. [S.l.], 2009. p. 4233–4238.

PREITL, Z. et al. Internal model representation for generalized predictive control with constraint handling. In: **Proceedings of IEEE 4th International Conference on Intelligent Systems Design and Application ISDA**. [S.l.: s.n.], 2004. p. 681–685.

RAMOS, G. A.; COSTA-CASTELLÓ, R.; OLM, J. M. **Digital repetitive control under varying frequency conditions**. [S.l.]: Springer, 2013.

REN, Q.; BIGRAS, P. Model-free adaptive neural fuzzy feed forward torque control for nonlinear parallel mechanism. In: IEEE. **2015 IEEE International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)**. [S.l.], 2015. p. 1043–1048.

ROMAN, R.-C.; RADAC, M.-B.; PRECUP, R.-E. Multi-input–multi-output system experimental validation of model-free control and virtual reference feedback tuning techniques. **IET Control Theory & Applications**, IET, 2016.

SEBORG, D. E. et al. **Process dynamics and control**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2010.

SILVEIRA, A. S.; COELHO, A. A.; GOMES, F. J. GMV-PID controller design with gradient method for the energy weighting factor on nonlinear plants. In: **IFAC Conference on Advances in PID Control, Brescia, Italia**. [S.l.: s.n.], 2012.

SILVEIRA, A. S.; COELHO, A. A. R.; GOMES, F. J. Model free adaptive PID controllers applied to the benchmark PID12. **IFAC Conference on Advances in PID Control, Brescia, Italy**, p. 370–375, 2012.

STEINBUCH, M. Repetitive control for systems with uncertain period-time. **Automatica**, Elsevier, v. 38, n. 12, p. 2103–2109, 2002.

VANDOREN, V. **Techniques for adaptive control**. [S.l.]: Butterworth-Heinemann, 2003.

VIJAYAKARTHICK, M.; SATHISHBABU, S.; BHABA, P. A new repetitive control strategy in a liquid level system. **Modern Applied Science**, v. 3, n. 11, p. 17, 2009.

VISIOLI, A. **Practical PID Control**. [S.l.]: Springer, 2006.

WANG, L.; CHAI, S.; ROGERS, E. Predictive repetitive control based on frequency decomposition. In: IEEE. **Proceedings of the 2010 American Control Conference**. [S.l.], 2010. p. 4277–4282.

WOODLEY, B. R. **Model Free subspace based $\mathcal{H}_\infty$**. Tese (PhD dissertation) — Standford University, 2001.

YAN, J.-W.; HOU, Z.-S. Convergence analysis of learning-enhanced PID control system. **Control Theory & Applications**, v. 6, p. 012, 2010.

YANLING, Y. Model free adaptive control for robotic manipulator trajectory tracking. **Open Automation and Control Systems Journal**, v. 7, p. 358–365, 2015.

YU, Z. et al. Design and performance assessment of setpoint feedforward controllers to break tradeoffs in univariate control loops. **IFAC Proceedings Volumes**, Elsevier, v. 47, n. 3, p. 5740–5745, 2014.

ZHONG-SHENG, H.; JIAN-XIN, X. A new feedback-feedforward configuration for the iterative learning control of a class of discrete-time systems. **Acta Automatica Sinica**, Elsevier, v. 33, n. 3, p. 323–326, 2007.

APÊNDICE A – Sistemas *benchmark*

A.1 INTRODUÇÃO

Os sistemas apresentados neste Apêndice estão descritos em Åström, Panagopoulos e Hägglund (1998) e Åström e Hägglund (2000), os quais são utilizados para testes de simulação numérica nos controladores desta dissertação, e discretizados com período de amostragem adequado. Para o sistema oscilatório emprega-se o modelo matemático estimado do pêndulo amortecido do Laboratório WEG Ensino do DAS-PPGEAS.

A.2 SISTEMA COM DINÂMICA BALANCEADA

O sistema de terceira ordem com característica dinâmica balanceada é dado por

$$\boldsymbol{G(s) = \frac{1}{(s+1)^3}} \tag{A.1}$$

e o período de amostragem de $\boldsymbol{T_s = 0.5}$ s.

A.3 SISTEMA ATRASO DOMINANTE

O sistema de oitava ordem com característica atraso dominante é expresso da forma

$$\boldsymbol{G(s) = \frac{e^{-15s}}{(s+1)^8}} \tag{A.2}$$

e o período de amostragem de $\boldsymbol{T_s = 1}$ s.

A.4 SISTEMA LAG DOMINANTE

O sistema de primeira ordem com característica lag dominante é representado por

$$\boldsymbol{G(s) = \frac{e^{-5s}}{(100s+1)}} \tag{A.3}$$

e o período de amostragem de $\boldsymbol{T_s = 5}$ s.

A.5 SISTEMA DE FASE NÃO MÍNIMA

O sistema de terceira ordem com característica fase não mínima é dado por

$$\boldsymbol{G(s) = \frac{1 - s}{(s + 1)^3}} \tag{A.4}$$

e o período de amostragem de $\boldsymbol{T_s = 0.15}$ s.

A.6 SISTEMA INTEGRADOR

O sistema de segunda ordem integrador tem a forma

$$\boldsymbol{G(s) = \frac{0.1}{s(s + 1)^2}} \tag{A.5}$$

e o período de amostragem de $\boldsymbol{T_s = 0.2}$ s.

A.7 SISTEMA OSCILATÓRIO

O sistema oscilatório, PAM (Figura 23), do laboratório WEG-Ensino do DAS-PPGEAS, tem modelo estimado pelo Mínimos Quadrados Recursivo (MQR) dado por

$$\boldsymbol{G(s) = \frac{11.69}{s^2 + 1.783s + 9.874}} \tag{A.6}$$

e o período de amostragem de $\boldsymbol{T_s = 0.1}$ s.

Figura 23 – Processo pêndulo amortecido.

Fonte: Elaboração própria.

A.8 SISTEMA INSTÁVEL

O sistema de primeira ordem instável é representado por

$$\boldsymbol{G(s) = \frac{2}{s-1}} \tag{A.7}$$

e o período de amostragem de $\boldsymbol{T_s = 0.1}$ s.

APÊNDICE B – Índices de desempenho

B.1 INTRODUÇÃO

Na literatura de controle são utilizados diferentes índices de desempenho como medida quantitativa do desempenho do sistema de malha fechada. Regularmente empregados para análise de seguimento de referência, rejeição de perturbação, energia de controle, entre outros. Pode-se considerar que o desempenho é "ótimo"quando estes indicadores quantitativos são minimizados visando o objetivo desejado.

Foram utilizadas para o presente Apêndice as seguintes referências:

- Araújo et al. (2015)
- Garpinger, Hägglund e Åström (2014)
- Yu et al. (2014)
- Seborg et al. (2010)
- Lennart (1999)

Define-se $\boldsymbol{N_a}$ e $\boldsymbol{N_b}$ como o intervalo de amostras $[\boldsymbol{N_a}, \boldsymbol{N_b}]$ a ser avaliado na experimentação (tempo definido em cada simulação).

B.2 INTEGRAL DO ERRO ABSOLUTO PONDERADO NO TEMPO (ITAE)

Este índice é equivalente à soma das áreas acima e abaixo do valor de referência. Considera o módulo do erro penalizado no tempo. Assim, um erro inicial grande é ponderado com peso pequeno, enquanto os erros que ocorrem no final são fortemente penalizados. A definição matemática obedece a seguinte equação:

$$\text{ITAE} = \sum_{\boldsymbol{k}=\boldsymbol{N_a}}^{\boldsymbol{N_b}} \left|\boldsymbol{y_r(k)} - \boldsymbol{y(k)}\right| \boldsymbol{t_s}^{\mathbf{2}} \tag{B.1}$$

B.3 INTEGRAL DO ERRO ABSOLUTO (IAE)

Este índice integra o erro absoluto ao longo do tempo e em relação ao ITAE não pondera a medida do erro. Se um sistema é avaliado com este índice pode-se dizer que tem desempenho adequado se apresenta baixo amortecimento e uma resposta transitória rápida. A representação matemática é definida por

$$\mathrm{IAE} = \sum_{\boldsymbol{k}=\boldsymbol{N_a}}^{\boldsymbol{N_b}} |\boldsymbol{y_r(k)} - \boldsymbol{y(k)}|\, \boldsymbol{t_s} \tag{B.2}$$

B.4 VARIAÇÃO TOTAL DO CONTROLE (TVC)

Obtém-se a partir deste índice quanto varia o controle, avaliando assim, o esforço aplicado aos movimentos dos atuadores de um sistema real. Matematicamente é representado por

$$\mathrm{TVC} = \sum_{\boldsymbol{k}=\boldsymbol{N_a}}^{\boldsymbol{N_b}} |\boldsymbol{u(k)} - \boldsymbol{u(k-1)}|\, \boldsymbol{t_s} \tag{B.3}$$

B.5 ÍNDICE DE CARACTERIZAÇÃO DO MODELO (MCI)

O MCI está no intervalo de 0 a 1, considerando os limites de $\mathbf{0} \leq \mathrm{MCI} \leq \mathbf{0.2}$ para processos com dinâmica lag-dominante, $\mathbf{0.2} < \mathrm{MCI} < \mathbf{0.7}$ para sistemas com dinâmica balanceada e $\mathbf{0.7} \leq \mathrm{MCI} \leq \mathbf{1}$ para processos com atraso de transporte dominante. O MCI é calculado por

$$\mathrm{MCI} = \frac{\boldsymbol{\theta}}{\boldsymbol{\tau} + \boldsymbol{\theta}} \tag{B.4}$$

onde $\boldsymbol{\theta}$ é o atraso de transporte e $\boldsymbol{\tau}$ a constante de tempo de um sistema dinâmico de primeira ordem.

APÊNDICE C – Trocador de calor

Considera-se o sistema do trocador de calor (TC) apresentado por Al-Duwaish e Naeem (2001), onde o processo é representado por um modelo *Hammerstein* das equações (C.1) e (C.2), ou seja,

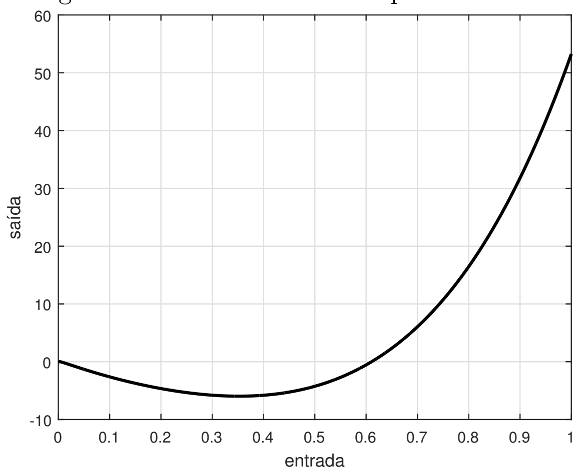
$$\begin{aligned} \boldsymbol{x_{TC}(k)} =& \boldsymbol{-\,31.549u_{TC}(k) + 41.732u_{TC}(k)^2 -} \\ & \boldsymbol{24.201u_{TC}(k)^3 + 68.634u_{TC}(k)^4} \end{aligned} \tag{C.1}$$

$$\boldsymbol{y_{TC}(k) = \frac{0.207z^{-1} - 0.1764z^{-2}}{1 - 1.608z^{-1} + 0.6385z^{-2}} x_{TC}(k)} \tag{C.2}$$

onde $\boldsymbol{x_{TC}(k)}$ é a não linearidade estática, $\boldsymbol{u_{TC}(k)}$ é a variação do fluido da entrada do processo TC e $\boldsymbol{y_{TC}(k)}$ é a variação da temperatura de saída do fluido considerando uma vazão de vapor constante. A entrada do processo é limitada na faixa de [0,1] e o período de amostragem é $\boldsymbol{T_s = 1}$ s.

A Figura 24 apresenta a curva estática do processo TC, evidenciando a respectiva não linearidade e tendo como objetivo de controle manter a temperatura da saída do processo o mais próximo possível da referência para pontos de operação na região da não linearidade do processo.

Figura 24 – Curva estática do processo TC.



Fonte: Elaboração própria.

APÊNDICE D – Sistema não linear *benchmark*

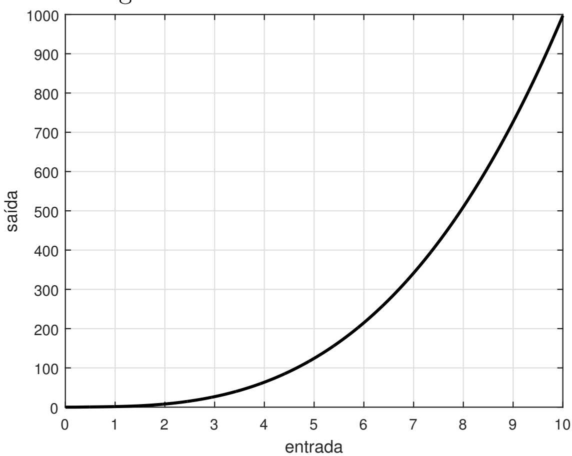
Considera-se o sistema não linear *benchmark* (SNB) da equação (D.1) apresentado em Hou e Jin (2014), isto é,

$$\boldsymbol{y(k+1) = \frac{y(k)}{1+y(k)^2} + u(k)^3} \tag{D.1}$$

sendo um sistema clássico da literatura dos controladores livre de modelo, onde $\boldsymbol{y(k)}$ é a saída do sistema e $\boldsymbol{u(k)}$ é a entrada, e o período de amostragem é $\boldsymbol{T_s = 0.1}$ s.

Na Figura 25 mostra-se a curva estática do processo e tendo como objetivo de controle variar a referência em pontos da não linearidade do processo mantendo a estabilidade do sistema.

Figura 25 – Curva estática SNB.



Fonte: Elaboração propria.

APÊNDICE E – Sistema para análise de tratamento da saturação e perturbação periódica

E.1 INTRODUÇÃO

Os sistemas *benchmark* a serem apresentados são utilizados comumente na área de controle como citado em apêndices prévios, para verificar e avaliar as diferentes metodologias e algoritmos, sendo possível posteriormente implementar em sistemas com maior grau de complexidade.

E.2 SISTEMA DE PRIMEIRA ORDEM (SDP)

O sistema de primeira ordem é representado por

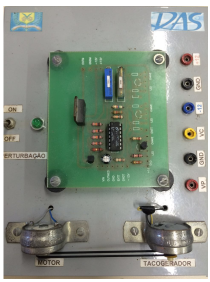
$$\boldsymbol{G(s) = \frac{5}{(2s+1)}} \tag{E.1}$$

e o período de amostragem é $\boldsymbol{T_s = 0.05}$ s.

E.3 SISTEMA DE SEGUNDA ORDEM: MOTOR TACO-GERADOR (MTG)

Considera-se o modelo matemático da planta experimental de segunda ordem de comportamento sobreamortecido denominada MTG, Motor Taco-Gerador (Figura 26), presente no laboratório WEG-Ensino DAS-PPGEAS, a ser utilizada na avaliação do controlador MFAC visando a minimização da saturação do controle na malha fechada do sistema e rejeição de perturbações periódicas.

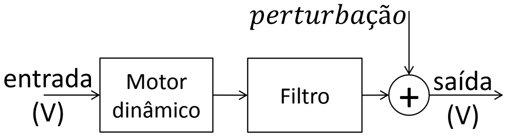
Figura 26 – Sistema de controle MTG.



Fonte: Elaboração própria.

Consiste de um motor DC acoplado por uma pequena correia a outro motor DC que é responsável para gerar a tensão tacométrica (medião da velocidade), conforme ilustra a Figura 27.

Figura 27 – Diagrama do sistema MTG.



Fonte: Elaboração própria.

A entrada da planta é uma tensão para o motor DC e a saída é também uma tensão correspondente a velocidade angular. As tensões operam no intervalo de 0 a 5 V. A função de transferência aproximada identificada que caracteriza a dinâmica (modelo) do MTG é dada por

$$\boldsymbol{G(s) = \frac{1}{(0.1s+1)(s+1)}} \tag{E.2}$$

sendo um modelo matemático estimado usando MQR, com período de amostragem de $\boldsymbol{T_s = 0.1}$ s.

APÊNDICE F – Parametrização aplicada nas simulações numéricas

F.1 SIMULAÇÕES DO CAPÍTULO 2

F.1.1 Dinâmica balanceada

	Controlador				
Parâmetro	MF	MF-F	MF-L	MF-H	MF-C
$\boldsymbol{\alpha}$	0.35	0.35	0.35	0.35	0.35
$\boldsymbol{\lambda}$	3	3	3	3	3
$\boldsymbol{\phi(1)}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\sigma}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\mu}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\varepsilon}$	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
$\boldsymbol{p}$	-	1	-	-	-
$\boldsymbol{p_1}$	-	0.436	-	-	1.308
$\boldsymbol{p_2}$	-	0.049	-	-	0.149
$\boldsymbol{\beta_L}$	-	-	1	-	1
$\boldsymbol{N_y}$	-	-	-	2	-
$\boldsymbol{c}$	-	-	-	-	-4

F.1.2 Atraso dominante

	Controlador				
Parâmetro	MF	MF-F	MF-L	MF-H	MF-C
$\boldsymbol{\alpha}$	0.45	0.45	0.45	0.45	0.45
$\boldsymbol{\lambda}$	10	10	10	10	10
$\boldsymbol{\phi(1)}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\sigma}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\mu}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\varepsilon}$	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
$\boldsymbol{p}$	-	1	-	-	-
$\boldsymbol{p_1}$	-	-0.091	-	-	0.091
$\boldsymbol{p_2}$	-	0.003	-	-	0.003
$\boldsymbol{\beta_L}$	-	-	1	-	0.1
$\boldsymbol{N_y}$	-	-	-	1	-
$\boldsymbol{c}$	-	-	-	-	0.5

F.1.3 Lag dominante

	Controlador				
Parâmetro	MF	MF-F	MF-L	MF-H	MF-C
$\boldsymbol{\alpha}$	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3
$\boldsymbol{\lambda}$	10	10	10	10	10
$\boldsymbol{\phi(1)}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\sigma}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\mu}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\varepsilon}$	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
$\boldsymbol{p}$	-	1	-	-	-
$\boldsymbol{p_1}$	-	0.436	-	-	1.836
$\boldsymbol{p_2}$	-	0.049	-	-	-0.287
$\boldsymbol{\beta_L}$	-	-	3	-	1
$\boldsymbol{N_y}$	-	-	-	8	-
$\boldsymbol{c}$	-	-	-	-	-10

F.1.4 Fase não mínima

	Controlador				
Parâmetro	MF	MF-F	MF-L	MF-H	MF-C
$\boldsymbol{\alpha}$	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15
$\boldsymbol{\lambda}$	5	5	5	5	5
$\boldsymbol{\phi(1)}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\sigma}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\mu}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\varepsilon}$	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
$\boldsymbol{p}$	-	3	-	-	-
$\boldsymbol{p_1}$	-	-0.814	-	-	-0.814
$\boldsymbol{p_2}$	-	0.407	-	-	-1.219
$\boldsymbol{\beta_L}$	-	-	1	-	2
$\boldsymbol{N_y}$	-	-	-	2	-
$\boldsymbol{c}$	-	-	-	-	-6

F.1.5 Integrador

	Controlador				
Parâmetro	MF	MF-F	MF-L	MF-H	MF-C
$\boldsymbol{\alpha}$	0.8	0.8	0.8	0.8	0.8
$\boldsymbol{\lambda}$	30	30	30	60	30
$\boldsymbol{\phi(1)}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\sigma}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\mu}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\varepsilon}$	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
$\boldsymbol{p}$	-	1	-	-	-
$\boldsymbol{p_1}$	-	0.994	-	-	0.994
$\boldsymbol{p_2}$	-	-0.988	-	-	-0.988
$\boldsymbol{\beta_L}$	-	-	7	-	3
$\boldsymbol{N_y}$	-	-	-	1	-
$\boldsymbol{c}$	-	-	-	-	-5

F.1.6 Oscilatório

	Controlador				
Parâmetro	MF	MF-F	MF-L	MF-H	MF-C
$\boldsymbol{\alpha}$	1.85	1.85	1.85	1.85	1.85
$\boldsymbol{\lambda}$	16	16	16	16	16
$\boldsymbol{\phi(1)}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\sigma}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\mu}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\varepsilon}$	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
$\boldsymbol{p}$	-	2	-	-	-
$\boldsymbol{p_1}$	-	-1.235	-	-	0.646
$\boldsymbol{p_2}$	-	0.549	-	-	-0.314
$\boldsymbol{\beta_L}$	-	-	10	-	2
$\boldsymbol{N_y}$	-	-	-	10	-
$\boldsymbol{c}$	-	-	-	-	1

F.1.7 Instável

	Controlador				
Parâmetro	MF	MF-F	MF-L	MF-H	MF-C
$\boldsymbol{\alpha}$	0.4	0.4	0.4	0.4	1.85
$\boldsymbol{\lambda}$	3	3	3	3	16
$\boldsymbol{\phi(1)}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\sigma}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\mu}$	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\varepsilon}$	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
$\boldsymbol{p}$	-	1	-	-	-
$\boldsymbol{p_1}$	-	-1.235	-	-	-0.412
$\boldsymbol{p_2}$	-	0.549	-	-	0.183
$\boldsymbol{\beta_L}$	-	-	10	-	3
$\boldsymbol{N_y}$	-	-	-	2	-
$\boldsymbol{c}$	-	-	-	-	-4

F.2 SIMULAÇÕES DO CAPÍTULO 3

F.2.1 Trocador de calor

	Controlador			
Parâmetro	MFLAC	CG-MFAC	SF-MFAC	NM-MFAC
$\boldsymbol{u_{min}}$	0	0	0	0
$\boldsymbol{u_{max}}$	1	1	1	1
$\boldsymbol{\alpha}$	0.15	0.15	0.15	0.15
$\boldsymbol{\lambda(1)}$	4.5	4.5	4.5	4.5
$\boldsymbol{\phi(1)}$	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\sigma}$	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\mu}$	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\varepsilon}$	0.001	0.001	0.001	0.001
$\boldsymbol{\beta}_{\text{CG1}}$	-	0.1	-	-
$\boldsymbol{\beta}_{\text{CG2}}$	-	0.001	-	-
$\boldsymbol{\gamma}_{\text{SF1}}$	-	-	0.5	-
$\boldsymbol{\gamma}_{\text{SF2}}$	-	-	0.5	-
$\boldsymbol{\beta}_{\text{SF1}}$	-	-	0.05	-
$\boldsymbol{\beta}_{\text{SF2}}$	-	-	0.05	-
$\boldsymbol{\beta}_{\text{NM1}}$	-	-	-	0.01
$\boldsymbol{\beta}_{\text{NM2}}$	-	-	-	0.0001

F.2.2 Sistema não linear *benchmark*

	Controlador			
Parâmetro	MFLAC	CG-MFAC	SF-MFAC	NM-MFAC
$\boldsymbol{u_{min}}$	0	0	0	0
$\boldsymbol{u_{max}}$	5	5	5	5
$\boldsymbol{\alpha}$	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\lambda(1)}$	3	3	3	3
$\boldsymbol{\phi(1)}$	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\sigma}$	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\mu}$	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\varepsilon}$	0.001	0.001	0.001	0.001
$\boldsymbol{\beta}_{\mathrm{CG1}}$	-	0.01	-	-
$\boldsymbol{\beta}_{\mathrm{CG2}}$	-	0.001	-	-
γ_{SF1}	-	-	-	-
γ_{SF2}	-	-	0.02	-
$\boldsymbol{\beta}_{\mathrm{SF1}}$	-	-	-	-
$\boldsymbol{\beta}_{\mathrm{SF2}}$	-	-	0.001	-
$\boldsymbol{\beta}_{\mathrm{NM1}}$	-	-	-	0.001
$\boldsymbol{\beta}_{\mathrm{NM2}}$	-	-	-	0.0001

F.3 SIMULAÇÕES DO CAPÍTULO 4

F.3.1 MFAC+ILC

	Controlador	
Parâmetro	MFAC+ILC	MFAC+ILC
$\boldsymbol{\alpha}$	0.5	0.5
$\boldsymbol{\lambda}$	2	2
$\boldsymbol{\phi(1)}$	0.5	0.5
$\boldsymbol{\sigma}$	0.5	0.5
$\boldsymbol{\mu}$	0.5	0.5
$\boldsymbol{\varepsilon}$	0.001	0.001
$\boldsymbol{d_0}$ carga	0.2	-
Amplitude $\boldsymbol{d_0}$	-	0.2
Frequência $\boldsymbol{d_0}$	-	0.157
$\boldsymbol{\rho}$	0.25	0.25

F.3.2 Sistema de primeira ordem *benchmark*

	Controlador			
Parâmetro	MF	TS-MF	MF	R-MF
$\boldsymbol{u_{min}}$	0	0	0	0
$\boldsymbol{u_{max}}$	1	1	1	1
$\boldsymbol{\alpha}$	0.15	0.15	0.15	0.15
$\boldsymbol{\lambda}$	13.5	13.5	15	15
$\boldsymbol{\phi(1)}$	1	1	1	1
$\boldsymbol{\sigma}$	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\mu}$	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\varepsilon}$	0.001	0.001	0.001	0.001
$\boldsymbol{T_{ts}}$	-	10	-	-
Amplitude $\boldsymbol{d_0}$	-	-	0.1	0.1
Frequência $\boldsymbol{d_0}$	-	-	0.785	0.785
$\boldsymbol{K_r}$	-	-	-	0.55
$\boldsymbol{\alpha}_{\text{rep}}$	-	-	-	0.01

F.3.3 Motor Taco Gerador

	Controlador			
Parâmetro	MF-H	TS-MF-H	MF-H	R-MF-H
$\boldsymbol{u_{min}}$	0	0	0	0
$\boldsymbol{u_{max}}$	5	5	5	5
$\boldsymbol{\alpha}$	1.75	1.75	0.35	0.35
$\boldsymbol{\lambda}$	0.03	0.03	20	20
$\boldsymbol{\phi(1)}$	1	1	0.8	0.8
$\boldsymbol{\sigma}$	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\mu}$	0.5	0.5	0.5	0.5
$\boldsymbol{\varepsilon}$	0.001	0.001	0.001	0.001
$\boldsymbol{N_y}$	2	2	1	1
$\boldsymbol{\beta_{ts}}$	-	-0.8	-	-
Amplitude $\boldsymbol{d_0}$	-	-	0.1	0.1
Frequência $\boldsymbol{d_0}$	-	-	0.314	0.314
$\boldsymbol{K_r}$	-	-	-	1.5
$\boldsymbol{\alpha}_{\text{rep}}$	-	-	-	0.45

APÊNDICE G – Resumo do projeto LR-MFAC

O objetivo desta apêndice é apresentar um resumo do projeto do controlador livre de modelo preditivo, denominado LR-MFAC, a partir dos controladores preditivo de horizonte estendido (CLARKE; MOHTADI; TUFFS, 1987) e do MFAC (CAO; BAI; HOU, 2008).

A Equação (2.3) pode ser calculada para um horizonte de $\boldsymbol{N_y}$ passos a frente, isto é,

$$\boldsymbol{Y(k+1)} = \mathrm{Fy}\boldsymbol{(k)} + \boldsymbol{G(k)\Delta}\mathrm{U}\boldsymbol{(k)} \tag{G.1}$$

onde

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Delta}\mathrm{U}\boldsymbol{(k)} &= [\boldsymbol{\Delta}\mathrm{u}\boldsymbol{(k)}, ..., \boldsymbol{\Delta}\mathrm{u}\,\boldsymbol{(k+N_u-1)}\,, \boldsymbol{0}, ..., \boldsymbol{0}]^{\boldsymbol{T}}_{\boldsymbol{N_y\times 1}} \\ \boldsymbol{Y(k+1)} &= [\boldsymbol{y(k+1)}, ..., \boldsymbol{y}\,\boldsymbol{(k+N_y)}]^{\,\boldsymbol{T}} \\ \boldsymbol{F} &= [\boldsymbol{1}, ..., \boldsymbol{1}]^{\boldsymbol{T}}_{\boldsymbol{N_y\times 1}} \end{aligned} \tag{G.2}$$

sendo $\boldsymbol{N_y}$ o horizonte de predição da saída e $\boldsymbol{N_u}$ o horizonte do controle. A condição $\boldsymbol{N_u < N_y}$, com $\boldsymbol{\Delta u = 0}$ para $\boldsymbol{k = N_u, ..., N_y - 1}$ é adotada. O preenchimento da matriz $\boldsymbol{G}$ da topologia do controle preditivo é da forma

$$\boldsymbol{G_{N_y,N_u}} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\phi(k)} & \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0} \\ \boldsymbol{\phi(k)} & \boldsymbol{\phi(k+1)} & \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \boldsymbol{\phi(k)} & \boldsymbol{\phi(k+1)} & \cdots & \boldsymbol{\phi(k+N_u-1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \boldsymbol{\phi(k)} & \boldsymbol{\phi(k+1)} & \cdots & \boldsymbol{\phi(k+N_u-1)} \end{pmatrix} \tag{G.3}$$

e a dimensão da matriz é $\boldsymbol{N_y \times N_u}$.

A abordagem a ser desenvolvida nesta pesquisa, usa a ideia proposta em Hedjar (2014), aplicada na adaptação do PPD a $\boldsymbol{N_y}$ passos, Equação (G.4), do instante $\boldsymbol{k}$ variando até o instante $\boldsymbol{k + N_y}$, onde

$$\boldsymbol{\phi\,(k+N_y) \cong \phi(k) + N_y\frac{d\phi(k)}{dt}} \tag{G.4}$$

Para o projeto do controlador é minimizada a função objetivo do controle preditivo, empregando-se as Equações (G.1), (G.2) e (G.3). Destaca-se a aplicação da aproximação a diferenças *backward* de primeira ordem para a derivada da Equação (G.4), ou seja,

$$\boldsymbol{\frac{d\phi(k)}{dt} \cong \frac{\phi(k) - \phi(k-1)}{T_s}} \tag{G.5}$$

onde $\boldsymbol{T_s}$ é o período de amostragem.

Testes preliminares mostraram um bom desempenho em sistemas numéricos realimentados. Entretanto, não será abordado nesta dissertação.