UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO

ANÁLISE COMPARATIVA DE TÉCNICAS DE CONTROLE FUZZY E MATRIZ DINÂMICA APLICADAS À MÁQUINA DE CORRENTE CONTÍNUA

Rafael Nunes Hidalgo Monteiro Dias

[UFG] & [EMC] [Goiânia - Goiás - Brasil] 28 de dezembro de 2017





TERMO DE CIÊNCIA E DE AUTORIZAÇÃO PARA DISPONIBILIZAR VERSÕES ELETRÔNICAS DE TESES E DISSERTAÇÕES NA BIBLIOTECA DIGITAL DA UFG

Na qualidade de titular dos direitos de autor, autorizo a Universidade Federal de Goiás (UFG) a disponibilizar, gratuitamente, por meio da Biblioteca Digital de Teses e Dissertações (BDTD/UFG), regulamentada pela Resolução CEPEC nº 832/2007, sem ressarcimento dos direitos autorais, de acordo com a Lei nº 9610/98, o documento conforme permissões assinaladas abaixo, para fins de leitura, impressão e/ou *download*, a título de divulgação da produção científica brasileira, a partir desta data.

1. Identificação do material bibliográfico: [X] Dissertação [] Tese

2. Identificação da Tese ou Dissertação:

sistema de l

Nome completo do autor: Rafael Nunes Hidalgo Monteiro Dias

Título do trabalho: Análise Comparativa de Técnicas de Controle Fuzzy e Matriz Dinâmica Aplicadas à Máquina de Corrente Contínua

3. Informações de acesso ao documento:

Concorda com a liberação total do documento [X] SIM [] NÃO1

Havendo concordância com a disponibilização eletrônica, torna-se imprescindível o envio do(s) arquivo(s) em formato digital PDF da tese ou dissertação.

Assinatura do(a) autor(a)

Ciente e de acord

Data: 02 / 01 / 2018

Assinatura do(a) orientador(a)²

- Casos de embargo:
 - Solicitação de registro de patente;
 - Submissão de artigo em revista científica;
 - Publicação como capítulo de livro;
 - Publicação da dissertação/tese em livro.

² A assinatura deve ser escaneada.

Versão atualizada em setembro de 2017.

¹ Neste caso o documento será embargado por até um ano a partir da data de defesa. A extensão deste prazo suscita justificativa junto à coordenação do curso. Os dados do documento não serão disponibilizados durante o período de embargo.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO

ANÁLISE COMPARATIVA DE TÉCNICAS DE CONTROLE FUZZY E MATRIZ DINÂMICA APLICADAS À MÁQUINA DE CORRENTE CONTÍNUA

Rafael Nunes Hidalgo Monteiro Dias

Dissertação apresentada à Banca Examinadora como exigência parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e de Computação pela Universidade Federal de Goiás (UFG), Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação (EMC), sob a orientação do Prof. Dr. Wesley Pacheco Calixto e coorientação do Prof. M.Sc. Cleber Asmar Ganzaroli

> [UFG] & [EMC] [Goiânia - Goiás - Brasil] 28 de dezembro de 2017

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) Sistemas da Bibliotecas da UFG, GO - Brasil

Dias, Rafael, 24/02/1993.

Análise Comparativa de Técnicas de Controle *Fuzzy* e Matriz Dinâmica Aplicadas à Máquina de Corrente Contínua/ Rafael Nunes Hidalgo Monteiro Dias. – [Goiânia -Goiás - Brasil]: [UFG] & [EMC], 28 de dezembro de 2017. 108 f. : il.

Orientador: Wesley Pacheco Calixto - UFG. Coorientador: Cleber Asmar Ganzaroli

Dissertação - Universidade Federal de Goiás - UFG, Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação - EMC

Inclui bibliografia. 1.Controle Fuzzy 2.Controle Preditivo 3.Otimização 4.Algorítimo Genético 5.Motor CC. I. Calixto, Wesley Pacheco. Universidade Federal de Goiás. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação. III. Título

CDU

Copyright © 28 de dezembro de 2017 by Federal University of Goias - UFG, Brazil. No part of this publication may be reproduced, stored in a retrieval system, or transmitted in any form or by any means, eletronic, mechanical, photocopying, microfilming, recording or otherwise, without written permission from the Library of UFG, with the exception of any material supplied specifically for the purpose of being entered and executed on a computer system, for exclusive use of the reader of the work.



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS ESCOLA DE ENGENHARIA ELÉTRICA, MECÂNICA E DE COMPUTAÇÃO COORDENAÇÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO



Ata de Defesa de Dissertação de Mestrado

Ata da sessão de julgamento da Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica e de Computação, área de concentração Engenharia de Computação, do candidato **Rafael Nunes Hidalgo Monteiro Dias**, realizada em 27 de novembro de 2017.

Aos 27 dias do mês de novembro de dois mil e dezessete, às 14 horas, na sala Caryocar brasiliensis, bloco "A" da Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação (EMC), Universidade Federal de Goiás (UFG), reuniram-se os seguintes membros da Comissão Examinadora designada pela Coordenadoria do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e de Computação, os Doutores: Wesley Pacheco Calixto - Orientador (EMC/UFG), Daywes Pinheiro Neto - (ECA/IFG), Ildeu Lúcio Siqueira - (MEC/IFG) e Marco Antônio Assfalk de Oliveira (EMC/UFG) para julgar a Dissertação de Mestrado de Rafael Nunes Hidalgo Monteiro Dias, intitulada "Análise Comparativa de Técnicas de Controle Fuzzy e Matriz Dinâmica Aplicadas à Máquina de Corrente Contínua", apresentada pelo candidato como parte dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre, em conformidade com a regulamentação em vigor. O Professor Doutor Wesley Pacheco Calixto, Presidente da Comissão, abriu a sessão e apresentou o candidato que discorreu sobre seu trabalho, após o que, foi arguido pelos membros da Comissão na seguinte ordem: Daywes Pinheiro Neto, Ildeu Lúcio Siqueira e Marco Antônio Assfalk de Oliveira. A parte pública da sessão foi então encerrada e a Comissão Examinadora reuniu-se em sessão reservada para deliberar. A Comissão julgou então que o candidato, tendo demonstrado conhecimento suficiente, capacidade de sistematização e argumentação sobre o tema de sua Dissertação, foi considerado aprovado e deve satisfazer as exigências listadas na Folha de Modificação, em anexo a esta Ata, no prazo máximo de 60 días, ficando o professor orientador responsável por atestar o cumprimento destas exigências. Os membros da Comissão Examinadora descreveram as justificativas para tal avaliação em suas respectivas Folhas de Avaliação, anexas a esta Ata. Nada mais havendo a tratar, o presidente da Comissão declarou encerrada a sessão. Nos termos do Regulamento Geral dos Cursos de Pós-graduação desta Universidade, a presente Ata foi lavrada, lida e, julgada conforme, segue assinada pelos membros da Comissão supracitados e pelo candidato. Goiânia, 27 de novembro de 2017.

Comissão Examinadora designada
Prof. Dr. Wesley Pacheco Calixto - Orientador (EMC/UFG) (Avaliação:
Prof. Dr. Daywes Pinheiro Neto - (ECA/IFG) (Avaliação: APROVADO)
Prof. Dr. Ildeu Lúcio Sigueira: (MEC/IFG) (Avaliação: <u>Aprovodo</u>) Monso Antonio Amale de altrena Prof. Dr. Marco Antônio Assfalk de Oliveira - (EMC/UFG) (Avaliação: <u>APROVADO</u>)
Prof. Dr. Gélson da Cruz Júnior (EMC/UFG) (Avaliação:)
Hel Nures HM.

Rafael Nunes Hidalgo Monteiro Dias

"Que os vossos esforços desafiem as impossibilidades, lembrai-vos de que as grandes coisas do homem foram conquistadas do que parecia impossível".

CHARLES CHAPLIN

A todas as pessoas que me acolheram de alguma forma. Entes e amigos queridos, que abdicaram da minha presença em vários momentos. A eles dedico este nosso trabalho.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, por ter me guiado e dado forças durante toda esta jornada. Sem ele não conseguiria chegar até este momento. Aos meus familiares e namorada pela cumplicidade, apoio e incentivo em tudo que realizei, desde o início da minha jornada até agora. Nos momentos complicados, foram neles que busquei forças para prosseguir.

Agradeço imensamente ao amigo e orientador, professor Wesley Pacheco Calixto, por sua dedicação e paciência, muito além de qualquer expectativa, que buscou sempre meu crescimento acadêmico e pessoal. De modo especial, agradeço aos meus amigos integrantes do grupo de pesquisa em sistemas de controle do NExT, doutorando Cleber Asmar Ganzaroli, mestrando Douglas Freire de Carvalho e mestrando Luiz Alberto do Couto, pela cumplicidade e empenho em tornar este trabalho possível.

RESUMO

Este trabalho apresenta o comparativo entre os controladores *Fuzzy* e matriz dinâmica. Estes controladores são aplicados ao controle de velocidade do motor de corrente contínua, acionado por retificador trifásico totalmente controlado. A metodologia parte da construção do sistema real e do desenvolvimento e validação do modelo computacional. A obtenção dos parâmetros dos controladores é realizada através do processo de otimização. Realiza-se análise comparativa entre as técnicas de controle e os resultados apontam para a proeminência de controladores sintonizados via processo de otimização como técnica promissora a ser empregada em controle de sistemas não lineares, nos quais buscam-se controle em que não há erro, que cumpra bem o seu dever e apto para resistir às fadigas.

COMPARATIVE ANALYSIS OF FUZZY AND DYNAMIC MATRIX CONTROL APPLIED TO DIRECT CURRENT MACHINE

ABSTRACT

This work presents a comparison between Fuzzy and dynamic matrix controllers. These controllers are applied to the direct current (DC) motor speed control, triggered by fully controlled three-phase rectifier. The construction of the real system and the development and validation of the computational model are described. The controllers' parameters are obtained through an optimization process. Both control techniques are compared and results indicate better performance of the optimized controllers, which suggest their promise in nonlinear systems' control, in which seeks out control without error, that fulfills well its duty and its able to resist the fatigues.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS

LISTA DE TABELAS

LISTA DE SÍMBOLOS

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CAPÍTULO 1 INTRODUÇÃO 25			
CAPÍTULO 2 SISTEMAS DE CONTROLE 29			
2.1 Definição			
2.1.1 Sistemas de Controle de Malha Aberta			
2.1.2 Sistemas de Controle de Malha Fechada			
2.2 Controle <i>Fuzzy</i>			
2.2.1 Conjuntos $Fuzzy$			
2.2.2 Variáveis Linguísticas e Funções de Pertinência			
2.2.3 Fuzzificação, Regras <i>Fuzzy</i> e Procedimento de Inferência			
2.2.4 Defuzzificação			
2.3 Controle Preditivo Baseado em Modelo			
2.3.1 Modelo de Predição $\ldots \ldots 42$			
2.3.2 Função Objetivo			
2.3.3 Lei de Controle $\ldots \ldots 46$			
2.3.4 Controle por Matriz Dinâmica			
2.4 Análise de Desempenho de Controladores			
2.5 Considerações Finais			
CAPÍTULO 3 MODELAGEM E OTIMIZAÇÃO			
3.1 Máquina de Corrente Contínua			
3.1.1 Princípio de Funcionamento da Máquina de Corrente Contínua $\ .\ .\ .\ 51$			
3.1.2 Principais Partes da Máquina de Corrente Contínua			
3.1.3 Vantagens e Desvantagens da Máquina de Corrente Contínua 53			
3.2 Sistema e Modelo			
3.2.1 Modelo Matemático do Motor de Corrente Contínua			

3.2.2	Metodologias de Controle de Velocidade e Torque para	Motores	de		
	Corrente Contínua			•	57
3.2.3	Acionamento do Motor de Corrente Contínua				58
3.3	Processo de Otimização				62
3.3.1	Simulador			•	63
3.3.2	Métodos de Otimização				63
3.3.3	Algoritmo Genético				64
3.3.4	Características dos Algoritmos Genéticos				64
3.4	Considerações Finais			•	67
CAI	PÍTULO 4 METODOLOGIA				69
4.1	Configuração do Sistema				69
4.2	Modelagem e Simulação do Sistema				73
4.3	Otimização dos Controladores				76
4.4	Comparativo entre os Controladores				77
4.5	Considerações Finais			•	78
CAI	PÍTULO 5 RESULTADOS				79
5.1	Desenvolvimento da Bancada				79
5.2	Modelagem e Simulação			•	82
5.3	Otimização dos Controladores				86
5.4	Comparativo entre os Controladores Implementados na Ban	cada			91
5.5	Comentários			•	97
CAI	PÍTULO 6 CONCLUSÃO				99
6.1	Contribuições do Trabalho				100
6.2	Sugestões para Trabalhos Futuros			•	101
REF	FERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS			-	103

LISTA DE FIGURAS

Pág.

2.1	Representação básica do sistema de controle	29
2.2	Representação básica de sistemas de controle em malha aberta	30
2.3	Representação básica de sistemas de controle em malha fechada	30
2.4	Diagrama de blocos do controle <i>Fuzzy</i>	32
2.5	Operações entre conjuntos $Fuzzy$: a) conjuntos $\mathbf{A} \in \mathbf{B}$, b) união, c) inter-	
	seção e d) complemento.	34
2.6	Variável linguística: a) Temperatura (composta pelas funções de perti-	
	nência: b) Baixa, c) Média e d) Alta).	35
2.7	Diferentes formatos das funções de pertinência: a) triangular, b) trape-	
	zoidal e c) gaussiana.	36
2.8	Ilustração conceitual do controle preditivo.	40
2.9	Deslocamento do horizonte de predição ao longo do tempo	41
2.10	Diagrama de blocos do controle preditivo.	41
3.1	Forças que atuam no enrolamento da armadura da máquina de corrente	
	contínua	51
3.2	Partes construtivas da máquina de corrente contínua	52
3.3	Circuito equivalente do motor CC de excitação independente. $\ .\ .\ .$.	54
3.4	Diagrama de blocos do motor de corrente contínua	57
3.5	Retificador trifásico controlado, operando com carga RLE. \ldots .	59
3.6	Mudanças na configuração do circuito: a) caminho percorrido pela cor-	
	rente para tensão de linha V_{AB} e b) caminho percorrido pela corrente	
	para tensão de linha V_{AC}	60
3.7	Formas de onda da tensão e corrente de saída do retificador trifásico,	
	operando com carga RLE e condução descontínua	60
3.8	Fluxograma que define o processo de otimização.	62
3.9	Esquema do algoritmo genético clássico.	65
4.1	Diagrama de blocos do sistema proposto	69
4.2	Conjunto de elementos do motor CC	70
4.3	Fluxograma do processo de identificação de sistemas	73
4.4	Diagrama de blocos do modelo Hammerstein.	75
5.1	Diagrama de blocos do sistema real	80
5.2	Motor utilizado na implementação do sistema: a) estrutura do motor, b)	
	dados de placa e c) disposição na bancada	80

5.3	Sinal de sensibilização, utilizado nos ensaios de coleta de dados	82
5.4	Comparativo entre resposta do sistema real e respo stas dos modelos. $\ .$.	85
5.5	Sinais das saídas do modelo NARMAX e da planta referentes à velocidade $\hfill \hfill \hfill$	
	do motor CC	85
5.6	Sinais das saídas do modelo NARMAX e da planta referentes à tensão	
	da armadura do motor CC.	85
5.7	Sinais das saídas do modelo NARMAX e da planta referentes à corrente	
	da armadura do motor CC.	86
5.8	Áreas consideradas na função de avaliação	87
5.9	Desenvolvimento do algoritmo genético para o controlador CMD	87
5.10	Desenvolvimento do algoritmo genético para o controlador Fuzzy	88
5.11	Resultado da otimização dos horizontes de predição e controle e taxa de	
	amortecimento.	88
5.12	Resultado da otimização dos limites das funções de pertinência. \ldots .	89
5.13	Superfície de resposta <i>Fuzzy</i>	90
5.14	Resposta do sistema para a velocidade do motor com os controladores	
	CMD e <i>Fuzzy</i> , Ensaio 1	91
5.15	Resposta do sistema para a tensão de armadura do motor com os con-	
	troladores CMD e <i>Fuzzy</i> , Ensaio 1	92
5.16	Resposta do sistema para a corrente de armadura do motor com os con-	
	troladores CMD e <i>Fuzzy</i> , Ensaio 1	92
5.17	Resposta do sistema para a velocidade do motor com os controladores	
	CMD e <i>Fuzzy</i> , Ensaio 2	93
5.18	Resposta do sistema para a tensão de armadura do motor com os con-	
	troladores CMD e <i>Fuzzy</i> , Ensaio 2	94
5.19	Resposta do sistema para a corrente de armadura do motor com os con-	
	troladores CMD e <i>Fuzzy</i> , Ensaio 2	94
5.20	Resposta do sistema para a velocidade do motor com os controladores	
	CMD e <i>Fuzzy</i> , Ensaio 3.	95
5.21	Resposta do sistema para a tensão de armadura do motor com os con-	
	troladores CMD e <i>Fuzzy</i> , Ensaio 3	96
5.22	Resposta do sistema para a corrente de armadura do motor com os con-	
	troladores CMD e <i>Fuzzy</i> , Ensaio 3	96

LISTA DE TABELAS

Pág.

5.1	Parâmetros do modelo NARMAX	83
5.2	Parâmetros do modelo Hammerstein	84
5.3	Parâmetros da rede neural	84
5.4	Resultado da otimização dos parâmetros do controlador CMD	88
5.5	Resultado da otimização dos parâmetros do controlador Fuzzy	90
5.6	Resposta do sistema para os controladores CMD e $\mathit{Fuzzy},$ Ensaio 1. $\ .\ .$	91
5.7	Resposta do sistema para os controladores CMD e $\mathit{Fuzzy},$ Ensaio 2. $\ .$.	93
5.8	Resposta do sistema para os controladores CMD e $\mathit{Fuzzy},$ Ensaio 3. $\ .$.	95
5.9	Valores de IAE_{ω} do controlador por matriz dinâmica em relação ao con-	
	trolador <i>Fuzzy</i> no Ensaio 1, Ensaio 2 e Ensaio 3	97

LISTA DE SÍMBOLOS

- α Ângulo de disparo
- α_r Taxa de amortecimento da referência
- β Ângulo de extinção da corrente
- β_c Ângulo crítico de extinção da corrente
- δ Ponderação do erro para
- γ Coeficiente do polinômio referente à parte não linear do modelo Hammerstein
- $\lambda~$ Ponderação da ação de controle
- μ Valor de pertinência
- θ Regressores de saída do modelo ARX
- σ Regressores de entrada do modelo ARX
- ω Velocidade angular do motor
- B_e Campo magnético do estator
- b_x Bias referente à entrada da rede neural
- b_s Bias referente à camada oculta da rede neural
- e Erro
- E Carga força contra-eletromotriz
- e_q Força contra-eletromotriz
- f Resposta livre do sistema
- F Vetor de resposta livre do sistema
- f_d Constante para filtro de primeira ordem
- fo Função de ativação dos neurônios da camadas de oculta
- F_r Força magnética de rotação
- $fs \ -$ Função de ativação dos neurônios da camadas de saída
- $g \quad \;$ amostras periódicas da saída do sistema em resposta a degrau
- G_s Sistema dinâmico linear
- G Matriz dinâmica
- h amostras periódicas da saída do sistema
- i_a Corrente da armadura
- i_f Corrente do campo
- i_n Corrente nominal
- i_o Corrente de saída
- i_p Corrente de pico
- \dot{J} Momento de inércia
- K_t Constante de torque
- K_v Constante de força contra-eletromotriz
- L Carga indutiva
- L_a Indutância da armadura
- m~- Número de neurônios na camada oculta da rede neural
- m_s Grau de não linearidade do modelo Hammerstein
- n Número de entradas da rede neural
- n_a Número de regressores de saída do modelo

n_b	_	Número de regressores de entrada do modelo
N_d	_	Horizonte de atraso
N_L	_	Elemento estático não linear
N_m	_	Horizonte do modelo
n_s	_	Ordem da função
N_u	_	Horizonte de controle
n_{uh}	_	Atraso máximo da entrada do modelo ARX
N_y	_	Horizonte de predição
n_{uh}	_	Atraso máximo da entrada do modelo ARX
$p^{}$	_	Peso sináptico
\overline{R}	_	Carga resistiva
r	_	Referência
R_a	_	Resistência da armadura
R_f	_	Resistência de campo
r_m	_	vetor de média dos regressores do modelo
t_d	_	Atraso dos regressores do modelo
\tilde{T}_d	_	Torque desenvolvido
T_l	_	Torque de carga
T_{e}	_	Período de amostragem
T1	_	Tiristor 1
T2	_	Tiristor 2
T3	_	Tiristor 3
T4	_	Tiristor 4
T5	_	Tiristor 5
T_6	_	Tiristor 6
1 U	_	Sinal de Controle
\hat{u}	_	Entrada predita do sistema
v	_	Sinal intermediário do modelo Hammerstein
VAD	_	Tensão entre fases A e B
V_{AB}	_	Tensão entre fases A e C
V_{DA}	_	Tensão entre fases B e A
V_{BA}	_	Tensão entre fases B e C
V_{GA}	_	Tensão entre fases C e A
VCA	_	Tensão entre fases C e B
VCB	_	Tensão da armadura
V_a V_c	_	Tensão da campo
V_{f}	_	Tensão nominal
V_n V		Tensão do saída
	_	Trajetária de referência para o controlador preditivo
w m	_	Valor de entrade de rade neurol
x m	_	valor da entrada da rede lleurar
x_h	_	Sinai de entrada do modelo Hammerstein
x_r	_	vetor de regressores do modelo

- y_h Sinal de saída do modelo Hammerstein z Operador de atraso

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AG	_	Algoritmo Genético
ARX	_	Modelo auto regressivo com entradas exógenas
CA	_	Corrente Alternada
CC	_	Corrente Contínua
CI	_	Circuito Integrado
CLP	_	Controlador Lógico Programável
CMD	_	Controle por Matriz Dinâmica
CPBM	_	Controle Preditivo Baseado em Modelo
IAE	_	Integral do Erro Absoluto
MIMO	_	Multiple Input Multiple Output
MLP	—	Rede perceptron de múltiplas camadas
NARMAX	_	Modelo não linear auto regressivo de média móvel com entradas exógenas
PID	_	Proporcional, Integral e Derivativo
PWM	—	Pulse Width Modulation
RLE	_	Carga formada por Resistor, Indutor e Força contra-eletromotriz
rpm	_	Rotações por minuto
USB	_	Universal Serial Bus

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

O controle manual, primeira forma de controle utilizada pelo homem e ainda utilizada em alguns processos, apresenta a necessidade do operador humano, que deve conhecer o sistema e ter razoável experiência e habilidade para manuseá-lo (BEN-NETT, 1993). Com o crescente aumento no grau de sofisticação das atividades desempenhadas em vários setores, surgem o interesse e a necessidade de se automatizar os processos. Isto é possível a partir do desenvolvimento científico e tecnológico, que entre outras coisas, ocasionaram o desenvolvimento da teoria clássica de controle (OGATA, 2011).

Maxwell (1868) inicia a estruturação da teoria clássica de sistemas de controle com suas publicações, determinando o critério de estabilidade para sistemas de terceira ordem, baseando-se nos coeficientes da equação diferencial. Posteriormente, Routh (1877) estabelece as premissas para estabilidade de sistemas dinâmicos (conhecido como critério de Routh-Hurwitz), seguido por Evans (1947), que desenvolve a técnica gráfica para determinar as raízes da equação característica do sistema com retroação (Técnica do Lugar das Raízes).

Entre as técnicas clássicas de controle, a técnica Proporcional, Integral e Derivativo (PID), apresenta-se como a mais utilizada, estimando-se atualmente o seu emprego em aproximadamente 90% dos processos controlados no mundo. Este método abrange desde simples aplicações, como o controle de processos lineares, até processos complexos, englobando sistemas não lineares (KNOSPE, 2006).

O constante aumento da complexidade de alguns processos promove o avanço das técnicas de controle. Surgem as técnicas de controle avançado, a fim de tratar sistemas complexos, buscando a minimização de erros entre referências solicitadas e as saídas dos sistemas (DORF; BISHOP, 2016). Entre as técnicas de controle moderno, destacam-se o controle preditivo (PROPOI, 1963) e o controle *Fuzzy* (ZADEH, 1965), que são largamente aplicados a sistemas não lineares, contendo tempo morto, com múltiplas entradas e saídas.

O controle Fuzzy baseia-se nas regras e princípios da lógica Fuzzy, desenvolvidos por Zadeh (1965). Cox (1994) diferencia a lógica Fuzzy da lógica clássica através da capacidade da lógica Fuzzy se aproximar do mundo real, onde não existem somente duas possibilidades de resposta para determinado problema.

Klir e Yuan (1995) destacam que a idéia básica do controlador Fuzzy é modelar as ações a partir do conhecimento do especialista, ao invés de modelar o processo em si. Isto difere esta técnica dos métodos convencionais de controle de processos, os quais são desenvolvidos via modelagem matemática dos processos, de modo a derivar as ações de controle como função dos estados do mesmo.

Em 1973, alguns pesquisadores começam a implementar controladores *Fuzzy* em vários processos industriais. Mamdani (1973) desenvolve o primeiro controlador *Fuzzy* para motores a vapor, utilizando-o em fábricas de cimento na Dinamarca. Seguindo esta linha de pesquisa, Takagi e Sugeno (1985) desenvolvem outro controlador *Fuzzy*, que utiliza descrição aproximada do sistema não linear como sendo a combinação de certo número de modelos lineares. Invariantes no tempo, estes modelos descrevem aproximadamente o comportamento do sistema em diferentes pontos do seu espaço de estados.

Visando facilitar a implementação dos controladores Fuzzy, Lee (1990) destaca alguns parâmetros que devem ser determinados para a sua implementação, entre eles: o número de variáveis de entradas e saídas, as variáveis linguísticas e as funções de pertinência a serem utilizadas no processo. Camboim (2012) utiliza estes conceitos para a implementação de controladores Fuzzy em processos multivariáveis e com tempo morto, obtendo respostas com reduzido tempo de subida e assentamento.

Entre os métodos de controle moderno, o controle preditivo baseado em modelo (CPBM) refere-se ao conjunto de técnicas baseadas no modelo do processo aos quais se deseja controlar (CAMACHO; BORDONS, 2013). Este modelo é utilizado para realizar previsões do comportamento futuro do processo, ao longo do horizonte de predição definido. Com base na previsão do comportamento do processo, obtido através do modelo e dos valores passados das ações de controle, são calculadas as ações de controle dos instantes futuros. A dimensão de instantes futuros considerado neste cálculo é denominada horizonte de controle (WANG, 2009).

Richalet et al. (1976) realizam a primeira implementação do CPBM, aplicando-o ao controle de processos da indústria de petróleo. Posteriormente, Clarke (1988) apresenta resultados significativos da utilização do CPBM na indústria de cimento e torres de secagem, mais tarde Richalet (1993) realiza implementações nas áreas de destilação e geração de vapor. Linkers e Mahfonf (1994) aplicam o controle preditivo em atividades clínicas, comprovando a eficácia deste método de controle. Camacho e Bordons (2013) descrevem diversas variantes de CPBM, apresentando a robustez destes controladores em suas aplicações, salientando a necessidade do conhecimento mínimo do processo que se busca controlar. Kwong (2012) comprova a versatilidade do controle CPBM em processos multivariáveis, sistemas não lineares, além de processos com tempo morto. O bom desempenho destas implementações revela a capacidade do CPBM para alcançar controle altamente eficientes, capazes de operar durante longos períodos de tempo com quase nenhuma intervenção.

As estratégias CPBM mais utilizadas na indústria são aquelas aplicadas ao controle de processos lineares, tais como as técnicas controle por matriz dinâmica (CMD) e controle preditivo generalizado (CPG). Estas são consideradas as principais estratégias preditivas para controle de processos lineares. Pereira (2012) e Santana (2007) realizam a implementação dos controladores CMD e CPG, respectivamente. Ambos comparam o desempenho dos controladores preditivos com técnicas clássicas de controle de processos, comprovando através de ensaios e experimentos, a eficácia do controle preditivo.

Apesar do avanço nas técnicas de controle de processos, ainda há a necessidade de refinar e diminuir os erros. Franklin (2013) expõe a importância da sintonia adequada do controlador a ser utilizado, visando a diminuição de perdas e garantia de sucesso do processo em questão. Para tanto, torna-se viável a implementação de processos de otimização, tendo em vista a definição de valores otimizados para as variáveis do controlador.

Na busca pela melhoria da eficiência dos controladores, utiliza-se técnicas de otimização para encontrar os parâmetros ótimos ou otimizados. A literatura apresenta diversos métodos de otimização. Pode-se dividir tais métodos em dois grupos distintos: i) métodos determinísticos (busca analítica) e ii) métodos heurísticos (busca aleatória direcionada) (MAIER; RECHTIN, 2000).

Koshiyama (2014) expõe a possibilidade de otimização dos parâmetros das funções de pertinência e a busca pela base de regras dos controladores *Fuzzy*. Karr (1991) seleciona aplicações de modificadores linguísticos, a partir do método heurístico algorítmo genético, para ajuste das funções de pertinência do controlador. Já Pal e Pal (2003), utilizando a mesma ferramenta de otimização, propõem controlador *Fuzzy* auto organizável. Os autores conseguem, neste caso, maior controlabilidade e menor complexidade da base de regras, melhorando o desempenho do controlador.

Filalit e Wertz (2001) aplicam o algorítmo genético para a sintonia dos horizontes de controle e predição do controlador preditivo CPG, utilizando-o para o controle de sistemas monovariáveis e irrestritos. Porém, mesmo com a otimização, o controlador solicita considerável esforço computacional para o cálculo das ações de controle. Visando a diminuição deste esforço, Almeida (2011) otimiza, juntamente com os horizontes de controle e predição, o coeficiente de amortecimento do valor de referência. Desta forma, é possível diminuir os horizontes, além de minimizar a demanda computacional exigida para a execução dos cálculos de controle.

Estão presentes na literatura trabalhos contendo aplicações tanto de controladores clássicos, quanto de controladores modernos. Porém, estudos comparativos referentes à performance destes controladores, sintonizados a partir de métodos de otimização e aplicados a sistemas não lineares, ainda são incipientes.

Assim, pode-se definir a hipótese primária deste trabalho como: se é possível modelar o sistema e validá-lo de forma que suas respostas sejam coerentes com as respostas do sistema real, logo, pode-se otimizar os parâmetros dos controladores *Fuzzy* e CPBM, utilizando o modelo do sistema, inserir estes parâmetros otimizados no sistema real e realizar o comparativo de desempenho entre os controladores. O volume atual de estudos e pesquisas realizadas sobre os temas de controle e otimização justificam este trabalho.

O objetivo geral deste trabalho é realizar estudo comparativo entre controladores, aplicados ao controle de velocidade do motor de corrente contínua, acionado por conversor CA-CC trifásico totalmente controlado. Ainda como objetivos têm-se: i) elaborar modelo que represente o funcionamento da máquina, acionada por retificador totalmente controlado, ii) utilizar método de otimização para a sintonia dos controladores e iii) validar os resultados obtidos no modelo computacional com os obtidos no sistema real.

Este trabalho está estruturado de forma a abordar a teoria envolvida na aplicação das técnicas de controle propostas. O Capítulo 2 descreve as técnicas a serem implementadas para o controle de velocidade do motor de corrente contínua. No Capítulo 3 são apresentadas as principais características e definições sobre o motor de corrente contínua e seu acionamento, além dos métodos de otimização a serem usados para a sintonia ótima dos controladores. O Capítulo 4 descreve a metodologia proposta e no Capítulo 5 são dispostos os resultados obtidos. O Capítulo 6 contém as conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

CAPÍTULO 2

SISTEMAS DE CONTROLE

Neste capítulo é realizada breve abordagem dos sistemas de controle, destacando suas principais configurações e características particulares. Além disto, são apresentados os conceitos do controle *Fuzzy* e do controle preditivo baseado em modelo.

2.1 Definição

Sistemas consistem na interconexão de componentes, que relacionam sinais de entrada a sinais de saída. Já os sinais, são conjuntos de dados ou informações (CHEN, 1999). O objetivo de sistemas de controle é, através da manipulação de variáveis, atuar sobre a saída do sistema, de modo que esta atinja valores desejados. A Figura 2.1 ilustra a ideia básica do sistema de controle.



Figura 2.1 - Representação básica do sistema de controle.

Entre os sinais relacionados aos sistemas de controle, destacam-se: i) o sinal de entrada ou referência ref(t), ii) o sinal de erro e(t), iii) o sinal de controle u(t) e iv) o sinal de saída y(t).

Existem várias configurações de sistemas de controle, cada uma delas com suas vantagens e aplicações específicas. O desafio do controle de processos é escolher a configuração mais adequada para cada ocasião (OGATA, 2011).

2.1.1 Sistemas de Controle de Malha Aberta

Sistemas de controle em malha aberta utilizam a realimentação do sinal de saída, atuando sobre o processo de forma direta, sem correções automáticas no decorrer da ação de controle (NISE, 2012). Como resultado disto, a exatidão do sistema dependerá do projeto e da calibração do mesmo. A Figura 2.2 ilustra a configuração básica de sistemas de controle em malha aberta.



Figura 2.2 - Representação básica de sistemas de controle em malha aberta.

Os sistemas de controle em malha aberta são utilizados quando as relações entre entrada e saída do processo a ser controlado são conhecidas e quando não existem distúrbios significativos (OGATA, 2011). Suas desvantagens, tais como a sensibilidade às perturbações e a falta de mecanismo para corrigi-las, podem ser extintas através da utilização dos sistemas de controle em malha fechada (NISE, 2012).

2.1.2 Sistemas de Controle de Malha Fechada

Sistemas de controle em malha fechada utilizam a realimentação para garantir o sinal de saída desejado. De modo geral, utiliza-se o sinal de retroação como critério de comparação entre o sinal de saída da planta e o sinal de saída desejado. A realimentação do sinal de saída visa fornecer dados para que a atuação sobre as variáveis manipuladas possa atuar, de forma a fazer com que o sinal de saída atinja o valor desejado (DORF; BISHOP, 2016; OGATA, 2011). A Figura 2.3 ilustra a configuração básica de sistemas de controle em malha fechada.



Figura 2.3 - Representação básica de sistemas de controle em malha fechada.

De modo geral, nos sistemas de controle em malha fechada, a realimentação excita o controlador, de modo a reduzir o erro e trazer o valor do sinal de saída para o valor desejado. A expressão controle em malha fechada implica no uso da retroação a fim de reduzir o erro do sistema (OGATA, 2011). Entre as vantagens dos sistemas de controle em malha fechada, cita-se o fato de que o uso da realimentação torna a resposta do sistema sensível às perturbações e variações dos parâmetros do sistema (NISE, 2012). Estas pertubações são corrigidas de forma autônoma pelo controlador, garantindo a eficiência do sistema sem a necessidade de intervenção do operador (OGATA, 2011).

Combinações apropriadas de controles em malha aberta e em malha fechada, normalmente, fornecem desempenho satisfatório, devendo ser consideradas durante o projeto de sistemas de controle. O posicionamento e a adoção de componentes definirão a configuração do sistema (DORF; BISHOP, 2016; OGATA, 2011).

Diferentes componentes e técnicas podem ser utilizadas na implementação de sistemas de controle. A definição de quais componentes e técnicas se empregar, faz parte do projeto de sistemas de controle (NISE, 2012).

2.2 Controle Fuzzy

O controle Fuzzy baseia-se nas regras e princípios da Lógica Fuzzy, desenvolvido por Zadeh (1965). Estes controladores têm apresentado resultados relevantes, quando aplicados a processos considerados complexos, tais como sistemas não lineares, com restrições, sistemas multivariáveis e com atraso de transporte.

A ideia básica no controle Fuzzy é modelar as ações a partir do conhecimento especialista, ao invés de, necessariamente, modelar o processo em si. Isto proporciona abordagem diferente dos métodos convencionais de controle de processos. A motivação para esta abordagem vem de casos nos quais o conhecimento especialista de controle é disponível, seja por meio de operadores ou de projetistas, e os modelos matemáticos envolvidos são praticamente desconhecidos (TAKAGI; SUGENO, 1985). Os componentes básicos do controle Fuzzy são: i) interface de fuzzificação, ii) base de dados, iv) procedimento de inferência e v) interface de defuzzificação. A Figura 2.4 ilustra a estrutura básica do controlador Fuzzy.

A interface de fuzzificação realiza o condicionamento das variáveis de entrada, transformando números em conjuntos Fuzzy e criando as variáveis linguísticas. A base de conhecimento consiste nas regras, que caracterizam a estratégia de controle e suas metas. A base de dados armazena as definições necessárias sobre discretizações e normalizações dos conjuntos Fuzzy, as partições Fuzzy dos espaços de entrada e saída e as definições das funções de pertinência. O procedimento de inferência processa os dados Fuzzy de entrada, junto com as regras, de modo a inferir as ações de controle



Figura 2.4 - Diagrama de blocos do controle Fuzzy.

Fuzzy, aplicando o operador de implicação *Fuzzy* e as regras de inferência da lógica *Fuzzy*. Por fim, a interface de defuzzificação transforma as ações de controle *Fuzzy* inferidas em ações de controle não *Fuzzy*, aplicando-as ao processo (LEE, 1990).

Cox (1994) destaca que para o projeto de controladores *Fuzzy*, faz-se necessária a definição de alguns parâmetros. Estes são definidos a partir da experiência do projetista ou através de experimentos. Dado o processo, alguns parâmetros são fixos (parâmetros estruturais), dentro das condições normais de operação, enquanto que outros precisam ser alterados (parâmetros de sintonia) ao longo do tempo. Os parâmetros estruturais são representados pelo número de variáveis de entrada e saída, variáveis linguísticas, funções de pertinência (forma), intervalos de discretização e normalização, estrutura da base de regras e conjunto básico de regras. Já os parâmetros de sintonia englobam o universo de discurso das variáveis, parâmetros das funções de pertinência (altura e largura) e ganhos/offset das entradas e saídas (LEE, 1990).

2.2.1 Conjuntos Fuzzy

A definição de conjuntos Fuzzy é: seja **A** subconjunto do conjunto universo **U**, então **A** é considerado subconjunto Fuzzy do universo de discurso **U** se ele puder ser descrito como conjunto de pares ordenados, dado por:

$$A = (x, \mu_A(x)) \tag{2.1}$$

na qual x pertence à **U** e $\mu_A(x)$ pertence ao intervalo [0, 1]. O grau de pertinência de x em **A** é definido por $\mu_A(x)$, podendo assumir qualquer valor entre 0 e 1, sendo que o valor 0 indica completa exclusão, enquanto que o valor 1 representa completa pertinência no conjunto (ZADEH, 1965).

A exemplo do que ocorre com conjuntos clássicos, há uma série de operações envolvendo conjuntos *Fuzzy*. As operações comumente empregadas nestes conjuntos são a união, a interseção e o complemento. A operação de união entre os conjuntos **A** e **B**, gera o conjunto contendo os valores de pertinência que são o equivalente ao resultado de máximo dos valores componentes, dado por:

$$\mu_{A\cup B} = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \tag{2.2}$$

A interseção de dois conjuntos **A** e **B** resulta no conjunto que possui todos os elementos pertencentes simultaneamente, equivalente à operação de mínimo dos valores componentes, dado por:

$$\mu_{A\cap B} = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \tag{2.3}$$

Zadeh (1965) sugere a soma algébrica para a união Fuzzy e o produto algébrico para a interseção Fuzzy, dados por:

$$\mu_{A\cup B} = \mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) \cdot \mu_B(x)$$
(2.4)

$$\mu_{A\cap B} = \mu_A(x) \cdot \mu_B(x) \tag{2.5}$$

O complemento de determinado conjunto \mathbf{A} é composto por todos os elementos do conjunto universo \mathbf{U} que não pertencem a \mathbf{A} . Nos conjuntos *Fuzzy*, a operação complemento é definida por:
$$\mu_{\bar{A}} = 1 - \mu_A(x) \tag{2.6}$$

A Figura 2.5 ilustra as operações entre conjuntos Fuzzy.



Figura 2.5 - Operações entre conjuntos Fuzzy: a) conjuntos $\mathbf{A} \in \mathbf{B}$, b) união, c) interseção e d) complemento.

2.2.2 Variáveis Linguísticas e Funções de Pertinência

Variáveis linguísticas podem ser definidas, de maneira informal, como sendo variáveis cujos valores são palavras ou sentenças, ao invés de números (GOMIDE; PEDRYCZ, 1998). Zadeh (1965) formaliza o conceito de variável linguística através da quíntupla, definido como:

$$\langle N, T(N), U, G, M \rangle \tag{2.7}$$

na qual N representa o nome da variável e T(N) o conjunto de termos linguísticos de N. O termo U corresponde ao universo de discurso da variável linguística N. O termo G representa a regra sintática para geração dos valores de N como composição de termos T(N). Por fim, M corresponde à regra semântica, utilizada para associar a cada valor gerado por G um conjunto Fuzzy em U. A Figura 2.6 ilustra determinada variável linguística com os conjuntos de termos associados a esta variável.



Figura 2.6 - Variável linguística: a) Temperatura (composta pelas funções de pertinência: b) Baixa, c) Média e d) Alta).

A principal função das variáveis linguísticas é fornecer, sistematicamente, condições para caracterização aproximada de fenômenos complexos ou mal definidos. Em essência, a utilização do tipo de descrição linguística empregada por seres humanos, ao invés de variáveis quantificadas, permite o tratamento e análise de sistemas complexos através dos mecanismos matemáticos convencionais.

As variáveis linguísticas são vinculadas às funções de pertinência, que são funções numéricas que atribuem valores de pertinência *Fuzzy* à variável em questão, considerando seu universo de discurso (GOMIDE; PEDRYCZ, 1998). Estas funções podem ter diferentes formas, as quais dependem do critério utilizado para representar o contexto em que são utilizadas. A Figura 2.7 ilustra os formatos das funções de pertinência comumente utilizadas.

Deve-se levar em consideração a importância na determinação do número de funções de pertinência a serem utilizadas. A utilização de várias funções de pertinência pode proporcionar maior precisão do sistema. Em contrapartida, a demanda computacional torna-se mais elevada.



Figura 2.7 - Diferentes formatos das funções de pertinência: a) triangular, b) trapezoidal e c) gaussiana.

2.2.3 Fuzzificação, Regras Fuzzy e Procedimento de Inferência

Jantzen (2013) descreve a fuzzificação como o processo de pesquisa entre as funções para obtenção dos graus de pertinência. Na fuzzificação, realiza-se o mapeamento do domínio de números reais para o domínio *Fuzzy*. Então, o processo de fuzzificação consiste em associar ou calcular o valor para representar o grau de pertinência da entrada em um ou mais grupos qualitativos, chamados de conjuntos *Fuzzy* (CABRAL, 1994).

As regras *Fuzzy* têm por objetivo representar de forma sistemática a maneira como o controlador gerenciará o sistema sob sua supervisão (DRIANKOV et al., 2013). Em geral, as regras assumem a forma linguísticas:

na qual, as premissas, também conhecidas como antecedentes, são associadas com as entradas do controlador *Fuzzy* e descrevem determinada condição. Já as consequências estão associadas às saídas do controlador e descrevem a conclusão ou ação a ser tomada, quando as premissas se verificam (MARUO, 2006).

Kasabov (1998) descreve duas maneiras de se obter as regras *Fuzzy*. Na primeira, o projetista do controlador interpreta o comportamento físico do sistema, através do conhecimento prévio sobre o mesmo. Não é necessário equacionamento matemático, no entanto, requer certa familiaridade com o sistema, sendo este método bastante subjetivo. A segunda utiliza métodos de inteligência artificial, tais como redes neurais e algoritmos genéticos, para a obtenção e otimização tanto da base de regras, quanto das funções de pertinência.

Quando determinada entrada é fornecida ao controlador *Fuzzy*, o mesmo dispara o conjunto de regras, de modo a inferir o resultado de saída (SIMÕES; SHAW, 2007). A determinação de como as regras são ativadas e combinadas, bem como a forma como ocorrem as operações com os conjuntos *Fuzzy*, é definida pelo tipo de inferência do controlador. Os sistemas de inferência comumente utilizados são o Mamdani e Takagi-Sugeno.

No sistema de inferência Mamdani cada regra é proposição condicional Fuzzy, e diferentes relações Fuzzy podem ser derivadas. A implementação de cada regra é realizada mediante a definição de operadores para o processamento do antecedente da regra e da função de implicação, que irá definir a sua consequência. A ação do controlador Fuzzy é definida pela agregação das n regras estabelecidas. Esta agregação resulta no conjunto Fuzzy, que após passar pelo processo de defuzzificação, define a saída do controlador (MAMDANI, 1973).

Já o sistema de inferência Takagi-Sugeno consiste em simplificação do sistema Mamdani, no qual a consequência de cada regra é definida como função das variáveis linguísticas de entrada. Isto é, a regra geral R_i pode ser escrita como:

Regra
$$(R_i)$$
: se $x \notin A_i$ e $y \notin B_i$, então $z = f_i(x, y)$

em que x e y são as variáveis de entrada do controlador, com seus respectivos valores $A_i e B_i$. O resultado de cada regra representa determinado valor numérico z, que assume como peso o valor da pertinência resultante da regra. Esta determinação dispensa, portanto, a definição de função de implicação específica. A resposta final do controlador é obtida pela média ponderada das respostas das regras individuais, isto é, neste tipo de controlador não cabe processo de defuzzificação (TAKAGI; SUGENO, 1985).

O procedimento de inferência permite o mapeamento do conhecimento do sistema, através das regras *Fuzzy*. Com o conjunto de regras e por intermédio do procedimento de inferência, determina-se o comportamento das variáveis de saída do controlador.

2.2.4 Defuzzificação

Após ter passado pela fuzzificação e pelo procedimento de inferência, os produtos obtidos ainda são conjuntos *Fuzzy*. Faz-se necessário então realizar o processo de defuzzificação, o qual traduz os conjuntos *Fuzzy* em valores reais para as variáveis de saída do controlador. Assim, a defuzzificação pode ser definida como o processo que traduz a saída do domínio *Fuzzy* para o domínio real. Entre os métodos de defuzzi-

ficação existentes, destacam-se os métodos do centro de área, centro dos máximos, média dos máximos.

No método do centro de área, frequentemente chamado de método do centro de gravidade, calcula-se o centróide da área resultante do processo de inferência, dado por:

$$u^* = \frac{\sum_{i=1}^n u_i \mu_B(u_i)}{\sum_{i=1}^n \mu_B(u_i)}$$
(2.8)

na qual u_i representa a abscissa no ponto i, $\mu_B(u_i)$ a função de pertinência da saída da inferência para os valores de u_i e n corresponde ao número de graus de pertinência não nulos (TSOUKALAS; UHRIG, 1996).

O método de defuzzificação centro de área apresenta pequenos problemas, entre os quais destaca-se a possibilidade de as funções de pertinência não possuirem sobreposição, impossibilitando o cálculo do centróide. Outro problema vinculado a este método é que se mais de uma regra possuir a mesma saída *Fuzzy*, há sobreposição de áreas, que não são devidamente contabilizada no cálculo.

No método centro dos máximos, os picos das funções de pertinência da variável de saída são utilizados, ignorando-se as áreas formadas pelas mesmas. O valor da saída do controlador é calculada como a média ponderada dos máximos. O cálculo do valor defuzzificado é realizado como dado por (2.9), na qual $\mu_B(u_i)$ indicam pontos nos quais ocorrem os máximos em altura das funções de pertinência de saída (COX, 1994).

$$u^* = \frac{\sum_{i=1}^n u_i \cdot \sum_{k=1}^n \mu_B(u_i)}{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n \mu_B(u_i)}$$
(2.9)

Outra abordagem para defuzzificação é a utilização da saída cujo valor tenha o maior grau de pertinência $\mu_B(u_i)$. Em casos nos quais a função de pertinência possua mais de um máximo, esta idéia não poderia ser utilizada. O método centro dos máximos também não funcionaria bem, devido à necessidade de se escolher qual máximo utilizar. Pode-se então tomar-se a média de todos os máximos, dado por:

$$u^* = \sum_{i=1}^{M} \frac{u_i}{M}$$
(2.10)

na qual u_i é o *i*-ésimo elemento no universo de discurso, no qual a função $\mu_B(u_i)$ possui máximo e M indica o número total destes elementos (SIMÕES; SHAW, 2007).

2.3 Controle Preditivo Baseado em Modelo

O controle preditivo baseado em modelo (CPBM) tem recebido significativa atenção dos meios acadêmico e industrial, apresentando resultados relevantes, quando aplicado ao controle de sistemas não lineares (QIN; BADGWELL, 2000); sistemas com restrições (MAYNE et al., 2000); sistemas multivariáveis (DUFOUR; TOURÉ, 2004); sistemas com atraso de transporte (EBRAHIMI et al., 2015) e sistemas nos quais todas as características previamente citadas são apresentadas simultaneamente (CAMACHO; BORDONS, 2013).

O termo CPBM refere-se à classe de algoritmos de controle que fazem uso explícito do modelo do processo aos quais serão aplicados (CAMACHO; BORDONS, 2013). Este modelo é utilizado para realizar previsões do comportamento futuro do processo, ao longo do horizonte de predição definido. Com base na previsão do comportamento do processo, obtido através do modelo, e nos valores passados das ações de controle, calcula-se as ações de controle dos instantes futuros. A dimensão de instantes futuros considerados neste cálculo é denominada horizonte de controle, a qual deve ser menor ou igual à dimensão do horizonte de predição (KWONG, 2012). A Figura 2.8 ilustra a estratégia padrão do CPBM.

Inicialmente, a partir de determinado instante t, estendendo-se a determinado horizonte N_y , chamado horizonte de predição, são preditas as saídas futuras do sistema. A cada período é predita a saída $\hat{y}(t+k|t)$ para $k = 1, ..., N_y$, onde a notação (t+k|t)indica que a saída é predita para o instante t + k, sendo calculada no instante t. A predição de saídas futuras baseia-se no modelo do sistema, dependendo do conhecimento de valores das entradas e saídas passadas, além da saída atual, até o instante t e do conhecimento dos sinais de controle futuros u(t + k|t), $k = 1, ..., N_y$.

O conjunto de sinais de controle futuros é calculado pelo algoritmo CPBM, baseandose no modelo do sistema, dependendo do conhecimento de valores das variáveis até o instante t. Os valores dos sinais de controle futuros são calculados através da



Figura 2.8 - Ilustração conceitual do controle preditivo.

otimização de determinado critério, de modo a manter o processo o mais próximo possível da trajetória referência w(t + k). A trajetória referência pode ser o próprio sinal de referência r(t + k) ou a aproximação do mesmo, realizada através da taxa de amortecimento α_r . O critério a ser otimizado geralmente toma a forma de função quadrática dos erros entre o sinal de saída predito e a trajetória referência.

O sinal de controle u(t|t) é enviado para o processo, enquanto os sinais de controle seguintes são rejeitados. Erros de modelagem e distúrbios no processo podem distanciar o comportamento predito do comportamento real, fazendo com que as ações de controle calculadas não sejam apropriadas em seu todo. Isto explica o fato da utilização de apenas a primeira ação de controle (KWONG, 2012). Após o envio do sinal de controle, todo o processo é repetido para o próximo período de amostragem, deslocando-se o horizonte de predição (MORALES, 1995). Este deslocamento, juntamente com a utilização de apenas o primeiro sinal de controle calculado, caracterizam o chamado horizonte móvel, ilustrado na Figura 2.9.

A estrutura básica do controle preditivo baseado em modelo é ilustrada na Figura 2.10.

Apesar das diversas técnicas existentes de CPBM, sua estrutura sempre apresenta três elementos básicos: i) modelo do processo, ii) função objetivo e iii) lei de controle. O modelo do processo deve descrever o comportamento do mesmo de forma confiável, permitindo a previsão do comportamento futuro da planta. A função objetivo,



Figura 2.9 - Deslocamento do horizonte de predição ao longo do tempo.



Figura 2.10 - Diagrama de blocos do controle preditivo.

busca guiar as saídas preditas ao sinal de referência proposto. Seu equacionamento, juntamente com o ajuste de seus parâmetros, modificam a forma de atuação do CPBM. Já a lei de controle é obtida através da minimização de determinada função objetivo, que geralmente é composta do sinal de erro e da ação de controle. Tal procedimento leva em consideração sinais passados do processo, além das predições da saída e controle do mesmo (ALMEIDA, 2011).

O modelo do processo possui papel decisivo no desempenho do controlador. Este deve ser capaz de capturar a dinâmica do processo, possibilitando a precisa previsão das saídas futuras da planta, bem como possuir simples implementação e entendimento. Como o CPBM refere-se a classe de algoritmos de controle, contendo diferentes metodologias, para suas implementações podem ser utilizados vários tipos de modelos do processo (CAMACHO; BORDONS, 2013).

2.3.1 Modelo de Predição

O modelo de predição é provavelmente o elemento mais importante do controlador. Deve ser capaz de representar adequadamente a dinâmica do processo a ser controlado, possibilitando a obtenção de predições factíveis para os instantes próximos. Assim, torna-se possível a obtenção das predições da saída do processo, que serão utilizadas no cálculo para a próxima ação de controle.

Existem diferentes tipos de modelo de predição, que podem ser utilizados nos controladores preditivos. Em vários casos, ocorre a separação do modelo em duas partes: modelo do processo propriamente dito e o modelo das perturbações, sendo ambos necessários ao cálculo das predições.

Entre os tipos de modelos utilizados para representar os processos estão: i) modelo de resposta ao impulso, ii) modelo de resposta ao degrau, iii) modelo por função de transferência e iv) modelo por espaço de estados (WANG, 2009). O modelo de resposta ao impulso é intimamente relacionado ao modelo de resposta ao degrau. Estes modelos possuem representação intuitiva, não exigindo modelagem matemática do processo e podendo ser utilizados sem complexidade adicional em plantas multivariáveis. Descrevem de forma direta algumas complexidades da dinâmica de processos, tais como o atraso de transporte e comportamentos de fase não mínima. Em contrapartida, exigem elevado número de parâmetros para descrever o processo (CAMACHO; BORDONS, 2013).

No modelo de resposta ao impulso, a relação entre entrada e saída é dada por (2.11), na qual h_i representa as amostras periódicas da saída do processo, correspondentes à aplicação do sinal impulso na entrada do mesmo.

$$y(k) = \sum_{i=1}^{\infty} f(x)h_i \cdot u(k-i)$$
 (2.11)

Considerando a sequência apresentada como infinita, ou seja, $i = 1, 2, \dots, \infty$, a resposta é truncada para os primeiros N valores. Assim, o modelo de resposta ao impulso somente pode ser usado com plantas estáveis, nas quais $h_i \to 0$ quando $i \to N$.

$$y(k) = \sum_{i=1}^{N} h_i \cdot u(k-i) = H(z^{-1}) \cdot u(k)$$
(2.12)

Em (2.12), $H(z^{-1}) = h_1 z^{-1} + h_2 z^{-2} + \ldots + h_N z^{-N}$, em que z^{-n} é o operador atraso, sendo n o atraso amostral. Sinais preditos recebem o símbolo do acento circunflexo para identificá-los. A predição da saída \hat{y} em k + j, dado o instante k, é calculada por:

$$\hat{y}(k+j|k) = \sum_{i=1}^{N} h_i \cdot u(k+j-i|t) = H(z^{-1}) \cdot u(k+j|k)$$
(2.13)

O modelo de resposta ao degrau para sistemas estáveis é dado por (2.14), na qual g_i representa as amostras periódicas da saída do processo, correspondentes à aplicação de sinal do tipo degrau na entrada do mesmo.

$$y(k) = y(0) + \sum_{i=1}^{N} g_i \cdot \Delta u(k-i) = y(0) + G(z^{-1})(1-z^{-1}) \cdot u(k)$$
(2.14)

Considerando o sistema no ponto de operação y(0) = 0, a predição pode ser calculada por:

$$\hat{y}(k+j|k) = \sum_{i=1}^{N} g_i \Delta u(k+j-i|k)$$
(2.15)

A obtenção do modelo de resposta ao degrau pode ser realizada a partir de (2.13), utilizando as propriedades da evolução discreta, dada por:

$$h_i = g_i - g_{i-1} \tag{2.16}$$

O modelo por função de transferência é considerado por alguns autores como modelagem intermediária entre praticantes e pesquisadores (OGATA, 2011), sendo amplamente utilizado em controladores preditivos. Embora o uso do modelo de função de transferência apresente derivação mais complexa do controlador, requer menos parâmetros quando comparado ao modelo de espaço de estados. A possibilidade de representar processos instáveis e a pouca quantidade de parâmetros necessários para descrever o comportamento dos processos, são vantagens neste tipo de modelagem. Entretanto, a obtenção do modelo de função de transferência apresenta relativa complexidade. A representação de modelo por função de transferência utiliza o conceito de função de transferência $G(z^{-1}) = B(z^{-1}) = A(z^{-1})$, dado por:

$$A(z^{-1}) \cdot y(k) = B(z^{-1}) \cdot u(k)$$
(2.17)

sendo:

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_{N_y} z^{-N_y}$$

$$B(z^{-1}) = 1 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_{N_u} z^{-N_u}$$

em que N_y é o horizonte de predição e N_u o horizonte de controle. A predição é calculada por:

$$\hat{y}(k+j|k) = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})}u(k+j|k)$$
(2.18)

O modelo por espaço de estados é difundido na comunidade acadêmica, sendo a derivação do controlador razoavelmente simples, mesmo para casos de múltiplas variáveis. A descrição de modelos em espaço de estados permite a simplificação de expressões de critérios de estabilidade e robustez. No entanto, há o inconveniente quando existe a necessidade de representar estados não mensuráveis através de observadores, aumentando assim a complexidade do cálculo de controle (MORALES, 1995).

Utiliza-se do conceito de estados para interpretar a dinâmica do sistema como transição de estados. O sistema é representado por:

$$\begin{aligned}
x(k) &= Ax(k-1) + Bu(k-1) \\
y(k) &= Cx(k)
\end{aligned}$$
(2.19)

na qual $A, B \in C$ são matrizes de dimensões compatíveis e x o estado.

A predição \hat{y} é calculada por:

$$\hat{y}(k+j|k) = C\left[A^k x(k) + \sum_{i=1}^k A^{i-1} B u(k+j-i|k)\right]$$
(2.20)

2.3.2 Função Objetivo

As funções objetivo utilizadas nas estratégias de controle preditivo são, em sua maioria, formuladas para, dentre outras intenções, minimizar o erro existente entre a saída futura y e a referência desejada r. Apesar de possuírem este objetivo em comum, os diversos algoritmos CPBM utilizam diferentes funções objetivo para calcular a lei de controle, que geralmente penaliza o incremento de controle Δu .

Desta forma, a função objetivo, aplicada a sistemas com entrada e saída única é dada por:

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta(k) [\mathcal{Y}(k+j|k) - r(k+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda(k) [\Delta u(k+j-1)]^2$$
(2.21)

Ao analisar (2.21), observa-se os seguintes parâmetros: i) N_1 , ii) N_2 , iii) N_u , iv) $\delta(k)$ e v) $\lambda(k)$. N_1 e N_2 são os horizontes de predição mínimo e máximo, enquanto que N_u é o horizonte de controle. Os valores destes parâmetros definem os instantes nos quais deseja-se que a saída siga a referência e onde é importante limitar a ação de controle. Quando se tem a presença do atraso d, pode-se escolher $N_1 > d$, pois não haverá resposta do sistema à entrada u(k), até o tempo t = d. Os coeficientes $\delta(k)$ e $\lambda(k)$ são as sequências de ponderações do erro e do esforço de controle.

Para processos simples, $N_u = 1$ fornece, geralmente, controle aceitável. O aumento em N_u torna o controle e a resposta de saída correspondente mais ativa, até determiado estágio, no qual o acréscimo de N_u faz pequena diferença (CLARKE; TUFFS, 1987).

As estratégias CPBM permitem utilizar valores futuros da referência para o cálculo do sinal de controle. Pode-se também utilizar estratégias para suavizar as mudanças de referência, assim como os filtros nas estruturas clássicas de controle com dois graus de liberdade. Assim, a trajetória referência w pode ser definida como:

$$w(k+j) = \alpha \cdots r(k+j-1) + (1-\alpha) \cdots r(k+j), \qquad (2.22)$$

 $\forall \alpha \in \Re^+ < 1$, desta forma, representa-se o filtro de primeira ordem ajustável, no qual $\alpha \to 1$ suaviza a aproximação de w para a referência futura e $\alpha \to 0$ intensifica a aproximação de w para a referência futura.

Restrições podem ser utilizadas para limitar as ações de controle, o incremento de controle e os valores atingidos pela saída do processo. Como na realidade todos os processos estão sujeitos à restrições, é possível afirmar que esta é uma das maiores vantagens dos controladores preditivos (WANG, 2009).

Para descrever matematicamente as restrições, consideram-se as barreiras impostas pela especificação de controle como limites na amplitude dos sinais de controle, do atuador $(u_{min}; u_{max})$, limites nos incrementos dos sinais de controle do atuador $(\Delta u_{min}; \Delta u_{max})$ e limites nos sinais de saída $(y_{min}; y_{max})$. Assim:

$$u_{min} \le u(t) \le u_{max}$$
$$\Delta u_{min} \le u(t) - u(t-1) \le \Delta u_{max}$$
$$y_{min} \le y(t) \le y_{max}$$

Estas restrições podem ser expressas por (CAMACHO; BORDONS, 2013):

$$Ru \le c \tag{2.23}$$

Dadas estas condições, o problema de otimização do CPBM, é definido como:

$$\begin{array}{l} Min \ J\\ \text{sujeito à}: Ru \leq c \end{array}$$

Este é problema de programação quadrática, pois a função objetivo é quadrática com restrições lineares.

2.3.3 Lei de Controle

O último passo que compõe a obtenção dos valores de controle nas estratégias de CPBM é a determinação do valor de $\Delta u(k+j|k)$ com $j = 0 \dots N_u - 1$. Para isto, deve-se realizar: i) cálculo do valor de y (k+j|k) como função dos controles futuros, ii) substituição dos valores de y e w na função J e iii) minimização da função J

considerando as ponderações e as restrições, se existirem.

Desta forma, torna-se possível a obtenção da sequência de ações de controle futuras. Deve-se notar que a aplicação do valor de controle segue o conceito do horizonte deslizante, assim, apesar de obter sequência futura de controle, apenas a primeira ação de controle é aplicada à planta (CAMACHO; BORDONS, 2013).

2.3.4 Controle por Matriz Dinâmica

O controle por matriz dinâmica (CMD) faz parte das técnicas CPBM existentes, a qual utiliza o modelo obtido a partir da resposta ao degrau do processo, dado por:

$$y(k) = \sum_{i=1}^{\infty} g_i \cdot \Delta u(k-i) + n(k)$$
(2.24)

em que y(k) é a saída do processo, $\Delta u(k)$ é a variação no sinal de controle, g_i é o coeficiente de resposta ao degrau do processo e n(k) é determinada perturbação ativa na planta.

A previsão dos valores de saída do sistema \hat{y} , ao longo do horizonte e considerando distúrbios preditos \hat{n} , é dada por:

$$\hat{y}(k+j|k) = \sum_{i=1}^{\infty} g_i \cdot \Delta u(k+j-i) + \hat{n}(k+j|k)$$
(2.25)

A expressão de predição pode ser reescrita, separando os termos das contribuições do passado, presente e futuro (CAMACHO; BORDONS, 2013), descrito por:

$$\hat{y}(k+j|k) = \sum_{i=1}^{j} g_i \cdot \Delta u(k+j-i) + \sum_{i=j+1}^{\infty} g_i \cdot \Delta u(k+j-i) + \hat{n}(k+j|k)$$
(2.26)

Considerando os distúrbios preditos como constantes, isto é $\hat{n}(k+j|k) = \hat{n}(k|k) = y_m(k) - \hat{y}(k|k)$, (2.26) pode ser reescrita como:

$$\hat{y}(k+j|k) = \sum_{i=1}^{j} g_i \cdot \Delta u(k+j-i) + \sum_{i=j+1}^{\infty} g_i \cdot \Delta u(k+j-i) + y_m(k)$$
(2.27)
$$- \sum_{i=1}^{\infty} g_i \cdot \Delta u(k-i)$$

Pode-se reescrever (2.27) como:

$$\hat{y}(k+j|k) = \sum_{i=1}^{j} g_i \cdot \Delta u(k+j-i) + f(k+j)$$
(2.28)

na qual f(k + j) representa a resposta livre do sistema, que é a parte da resposta dependente dos valores passados do sistema.

As predições podem ser realizadas ao longo do horizonte de predição (j = 1, 2, ..., p), considerando m ações de controle.

$$\hat{y}(k+1|k) = g_1 \cdot \Delta u(k) + f(k+1)$$
$$\hat{y}(k+2|k) = g_2 \cdot \Delta u(k) + g_1 \cdot \Delta u(k+1) + f(k+2)$$
$$\vdots$$
$$\hat{y}(k+p|k) = \sum_{i=p-m+1}^p g_i \cdot \Delta u(k+p-i) + f(k+p)$$

Definindo a matriz dinâmica G como:

$$G = \begin{bmatrix} g_1 & 0 & \cdots & 0 \\ g_2 & g_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_p & g_{p-1} & \cdots & g_{p-m+1} \end{bmatrix}$$

então, encontra-se (2.29).

$$\hat{y} = Gu + f \tag{2.29}$$

Kwong (2012) relata que a matriz G possui dimensões $p \times m$ e contém os coeficientes da resposta da planta ao degrau. O vetor \hat{y} contém as predições de saída do sistema ao longo do horizonte de predição, u representa o vetor dos incrementos de controle e f é o vetor da resposta livre. Pode-se utilizar (2.29) para calcular as ações necessárias para alcançar o comportamento desejado do sistema, haja visto que a mesma relaciona as saídas futuras com os incrementos de controle.

A função objetivo é dada por:

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta(k) [y \ (k+j|k) - r(k+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda(k) [\Delta u(k+j-1)]^2$$
(2.30)

na qual $\hat{y}(t+k|t)$ indica a previsão da saída no instante t+k (utilizando as informações disponíveis até o instante t), p representa o horizonte de predição da saída e m o horizonte de controle. A ponderação nas ações de controle é representada por $\lambda \in r(t+k)$ é a referência no instante t+k.

Reescrevendo (2.30) na forma matricial, obtém-se:

$$J = (G\Delta u + f - r)^T (G\Delta u + f - r) + \lambda \Delta u^T \Delta u$$
(2.31)

Apenas o primeiro elemento da matriz Δu é utilizado, elemento este expresso por:

$$\Delta u(t) = K(r - f) \tag{2.32}$$

em que K é a primeira linha da matriz $(G^T G + \lambda I)^{-1} G^T$.

2.4 Análise de Desempenho de Controladores

O desempenho do sistema controlado é determinado através da análise da resposta dinâmica do mesmo. Parâmetros como a resposta transiente e o erro em regime permanente são avaliados visando determinar se o controlador proposto atinge as especificações desejadas. Entre os principais critérios para avaliação de controladores estão: i) menor sobrevalor ou *overshoot* possível; ii) razão de declínio igual a determinado valor; iii) menor tempo de ascensão ou subida possível; iv) menor tempo de assentamento possível (tempo decorrido no qual o desvio em regime permanente é menor que 5%); v) mínima energia ou atuação na variável manipulada e vi) utilização de índice de desempenho para avaliar a qualidade do controle (NISE, 2012).

Reis (2014) salienta a possibilidade de cálculo dos índices de desempenhos através do acompanhamento da trajetória da variável controlada, em relação ao seu valor de referência desejado, considerando determinado intervalo de avaliação. Entre os índices de desempenho destaca-se a integral do módulo do erro, dada por:

$$IAE = \int |e(t)| \cdot dt \tag{2.33}$$

Pizzolato e Gandolpho (2009) definem o índice *IAE* como equivalente à soma das áreas do erro, sendo utilizado em sistemas de seletividade intermediária do ponto de vista da dimensão do erro. O *IAE* integra o erro absoluto ao longo do tempo, não adicionando peso a nenhum erro da resposta do sistema. O índice *IAE* tende a produzir resposta mais lenta que os sistemas otimizados através de outros critérios, mas geralmente com menor oscilação persistente.

2.5 Considerações Finais

Os controladores, através da manipulação de variáveis, atuam sobre as saídas dos processos aos quais são aplicados, de modo que estes atinjam valores desejados na saída. As técnicas de controle moderno *Fuzzy* e CPBM destacam-se devido à versa-tilidade em suas aplicações. Buscando a melhoria do desempenho do controlador a ser implementado, utilizam-se métodos de otimização. Os mesmos buscam sintonia ótima ou otimizada dos parâmetros destes controladores, como visto no próximo capítulo.

CAPÍTULO 3

MODELAGEM E OTIMIZAÇÃO

Neste capítulo são destacados conceitos e premissas vinculados ao motor de corrente contínua e ao método de acionamento aplicado a esta máquina, os quais compõem o sistema a ser controlado. Além disto, são definidos sistemas, modelos e processo de otimização. Dentro do processo de otimização ainda são definidos seus elementos como o simulador e os métodos de otimização. Sobre os métodos de otimização, é realizada breve discussão sobre os métodos determinísticos e heurísticos, com ênfase nos algoritmos genéticos.

3.1 Máquina de Corrente Contínua

3.1.1 Princípio de Funcionamento da Máquina de Corrente Contínua

O funcionamento da máquina de corrente contínua baseia-se nas forças produzidas da interação entre o campo magnético do estator e a corrente que circula no enrolamento da armadura (rotor), produzindo assim o movimento deste elemento. A Figura 3.1 ilustra a orientação da força que atua no enrolamento da armadura, imerso no campo magnético do estator B_e e percorrido por corrente elétrica *i*.



Figura 3.1 - Forças que atuam no enrolamento da armadura da máquina de corrente contínua.

Com base na distribuição da força F_r , o condutor localizado no rotor, movimenta-se até chegar à posição na qual a força resultante é nula, interrompendo sua movimentação. Para que o movimento de rotação seja contínuo é necessária a inversão da corrente. Utiliza-se então o comutador, que possibilita a inversão constante do sentido de circulação da corrente da armadura, com frequência proporcional à velocidade do motor. A inversão do sentido da corrente permite que o motor funcione de forma ininterrupta (KUO; TAL, 1978).

Com o deslocamento da armadura, surge a tensão induzida ou *força contraeletromotriz*. Esta força atua em oposição à tensão aplicada na armadura, sendo proporcional à velocidade de rotação do motor (NASAR, 1984).

3.1.2 Principais Partes da Máquina de Corrente Contínua

As principais partes construtivas da máquina de corrente contínua (CC) são: i) o estator, que pode conter um ou mais enrolamentos por pólo, ii) a armadura, que recebe corrente contínua, produzindo o campo magnético, iii) o comutador, responsável por fazer com que a corrente no enrolamento da armadura circule sempre no mesmo sentido, garantindo a repulsão entre os campos do rotor e do estator, fazendo o eixo da máquina girar, iv) as escovas, que encontram-se em constante atrito com o comutador, sendo responsáveis pelo contato elétrico entre a parte fixa e a parte girante do motor e v) os interpólos e compensação, que são enrolamentos inseridos no estator (entre os pólos e na sapata polar, respectivamente) e ligados em série com a armadura (CARVALHO, 2011).

A Figura 3.2, adaptada de Kosow (1985), ilustra as principais partes da máquina CC e a localização de cada uma delas.



Figura 3.2 - Partes construtivas da máquina de corrente contínua.

3.1.3 Vantagens e Desvantagens da Máquina de Corrente Contínua

Dependendo da necessidade e do tipo de aplicação, a máquina de corrente contínua é o dispositivo que pode apresentar benefícios no que diz respeito à operação e dinâmica de controle. Entre principais vantagens de sua utilização, destacam-se: i) ampla faixa de operação, ii) torque elevado na partida e em baixas velocidades e iii) facilidade de controle. Já como desvantagens, destacam-se: i) formação de arcos e faíscas devido à comutação de corrente por elemento mecânico, não podendo ser utilizados em locais com risco de incêndio, ii) maior necessidade de manutenção devido ao desgaste de escovas e comutadores e iii) maior custo para aquisição, quando comparados aos motores de corrente alternada (CA) de mesma potência (KUO; TAL, 1978).

3.2 Sistema e Modelo

Chen (1999) descreve o sistema como sendo a coleção de elementos que, trabalhando juntos, produzem resultado impossível de ser obtido pelos mesmos elementos individualmente. Desta maneira, o comportamento do sistema pode ser visto como a propriedade emergente que se origina da interação de seus elementos. Harvey (2008), por sua vez, define o sistema por meio de três conjuntos: i) conjunto de elementos, ii) conjunto de interações internas entre os elementos do sistema e iii) conjunto de interações externas entre os elementos do sistema e elementos de outros sistemas.

Chwif e Medina (2010) definem o modelo como a representação do sistema e de todos os seus componentes internos. É através do modelo que se dá prática à simulação. O modelo deve ser suficientemente detalhado, de modo a gerar valores válidos que permitam a verificação com o sistema real.

Maier e Rechtin (2000) classificam os modelos como físicos ou matemáticos. Os modelos físicos abrangem a parte de protótipos e plantas piloto vinculadas ao sistema, enquanto que os modelos matemáticos utilizam para a representação do sistema, notações simbólicas ou expressões matemáticas.

3.2.1 Modelo Matemático do Motor de Corrente Contínua

Para conhecer o comportamento do motor de corrente contínua, faz-se necessária a obtenção do seu modelo matemático. O circuito eletromecânico equivalente do motor CC de excitação independente é ilustrado na Figura 3.3.



Figura 3.3 - Circuito equivalente do motor CC de excitação independente.

No circuito, $R_a \in L_a$ representam a resistência e a indutância da armadura, enquanto que $R_f \in L_f$ representam a resistência e a indutância do campo. O coeficiente de atrito viscoso e o momento de inércia da carga são expressos por $B \in J$, nesta ordem.

A tensão e a corrente da armadura são indicadas por $V_a(t)$ e $i_a(t)$, enquanto que a tensão e a corrente de campo por $V_f(t)$ e $i_f(t)$. A força contraeletromotriz é representada por $e_g(t)$, a velocidade angular do motor por $\omega(t)$ e o fluxo magnético do campo por $\phi(t)$. $T_d(t)$ e $T_l(t)$ representam o torque desenvolvido e o torque de carga, respectivamente (TORO, 1994).

Aplicando a lei de Kirchhoff das tensões ao circuito da armadura e do campo, obtémse:

$$V_{a}(t) = R_{a} \cdot i_{a}(t) + L_{a} \frac{di_{a}(t)}{dt} + e_{g}(t)$$
(3.1)

$$V_f(t) = R_f \cdot i_f(t) + L_f \frac{di_f(t)}{dt}$$
(3.2)

A força contraele tromotriz $e_g(t)$ é proporcional ao produto do fluxo magnético $\phi(t)$ pela velocidade angular $\omega(t)$, ou:

$$e_q(t) = K \cdot \phi(t) \cdot \omega(t) \tag{3.3}$$

na qual K representa a constante de proporcionalidade.

O fluxo magnético $\phi(t)$ é proporcional à corrente de campo $i_f(t)$, desta forma, (3.3) pode ser reescrita como:

$$e_g(t) = K_v \cdot i_f(t) \cdot \omega(t) \tag{3.4}$$

em que K_v representa a constante de força contraeletromotriz [V/(A.rad/s)].

Supondo que a corrente de campo seja constante e ignorando as mudanças no fluxo magnético, devido à reação da armadura e a outros fatores secundários, o fluxo torna-se constante e (3.4) transforma-se em:

$$e_g(t) = K_v \cdot \omega(t) \tag{3.5}$$

Após realizado o equacionamento da parte elétrica, faz-se necessário realizar o equacionamento da parte mecânica. Utilizando a lei de Newton para o movimento rotacional, encontra-se:

$$T_d(t) - T_l(t) - B \cdot \omega(t) = J \frac{d\omega(t)}{dt}$$
(3.6)

O torque desenvolvido pelo motor $T_d(t)$ é proporcional ao produto do fluxo magnético $\phi(t)$ pela corrente da armadura $i_a(t)$, ou:

$$T_d(t) = K \cdot \phi(t) \cdot i_a(t) \tag{3.7}$$

O fluxo magnético $\phi(t)$ é proporcional à corrente de campo $i_f(t)$, desta forma, (3.7) pode ser reescrita como:

$$T_d(t) = K_t \cdot i_f(t) \cdot i_a(t) \tag{3.8}$$

na qual K_t representa a constante de torque [N.m/A²].

Da mesma maneira para a força contraeletromotriz, supondo que a corrente de campo e o fluxo magnético sejam constantes, o torque produzido pode ser reescrito na forma da expressão (3.9) (NASAR, 1984).

$$T_d(t) = K_t \cdot i_a(t) \tag{3.9}$$

Substituindo (3.5) em (3.1) e (3.9) em (3.6), encontra-se (KUO; TAL, 1978):

$$V_a(t) = R_a \cdot i_a(t) + L_a \frac{di_a(t)}{dt} + K_v \cdot \omega(t)$$
(3.10)

$$K_t \cdot i_a(t) = B \cdot \omega(t) + J \frac{d\omega(t)}{dt} + T_l(t)$$
(3.11)

Aplicando a transformada de Laplace em (3.10) e (3.11), obtêm-se:

$$V_a(s) = R_a \cdot I_a(s) + L_a \cdot s \cdot I_a(s) + K_v \cdot \omega(s)$$
(3.12)

$$K_t \cdot I_a(s) = B \cdot \omega(s) + J \cdot s \cdot \omega(s) + T_l(s)$$
(3.13)

Para encontrar a função de transferência do motor, isola-se o termo $I_a(s)$, referente à corrente da armadura, em (3.13) e substitui-se em (3.12). Tendo como entrada do sistema a tensão aplicada à armadura $V_a(s)$ e como saída a velocidade angular do motor $\omega(s)$, encontra-se (NISE, 2012):

$$\frac{\omega(s)}{V_a(s)} = \frac{K_t}{(L_a \cdot J) \cdot s^2 + (L_a \cdot B + R_a \cdot J) \cdot s + (R_a \cdot B + K_t \cdot K_v)}$$
(3.14)

Utilizando o teorema da superposição, pode-se obter a relação entre a velocidade angular $\omega(s)$ e o torque de carga $T_l(s)$, dada por:

$$\frac{\omega(s)}{T_l(s)} = \frac{-L_a \cdot s - R_a}{(L_a \cdot J) \cdot s^2 + (L_a \cdot B + R_a \cdot J) \cdot s + (R_a \cdot B + K_t \cdot K_v)}$$
(3.15)

Partindo de (3.14), torna-se possível desenvolver o diagrama de blocos que representa o motor CC, ilustrado na Figura (3.4).



Figura 3.4 - Diagrama de blocos do motor de corrente contínua.

3.2.2 Metodologias de Controle de Velocidade e Torque para Motores de Corrente Contínua

Entre os métodos mais utilizados para o controle de velocidade e torque em motores CC de excitação separada, destacam-se: i) controle pela tensão aplicada na armadura V_a , ii) controle pela corrente de campo i_f e iii) controle por adição de resistência na armadura (TORO, 1994).

No controle pela armadura, mantém-se a tensão e a corrente de campo constantes, mantendo o fluxo magnético produzido no campo também constante. Varia-se a tensão aplicada na armadura V_a e, consequentemente, varia-se a rotação da máquina. Neste método o torque permanece constante e a potência varia proporcionalmente em relação à velocidade (KUO; TAL, 1978).

No controle pelo campo, mantém-se a tensão de armadura constante e varia-se a corrente de excitação i_f . Como o fluxo magnético é proporcional à corrente de excitação, diminuindo i_f , diminui-se o fluxo magnético $\phi(t)$ e aumenta a velocidade de rotação do motor. Neste método, a potência permanece constante, enquanto que a

rotação se eleva e o torque se reduz. Este processo de aumento da velocidade de rotação pela diminuição do fluxo é conhecido pelo enfraquecimento de campo (NASAR, 1984).

Variando a resistência da armadura, é possível obter variação na velocidade do motor, possibilitando o controle. Para conseguir esta variação, utiliza-se reostato em série com a armadura do motor. Através da variação do valor do reostato, consegue-se variar a velocidade do motor. Neste método existe perda considerável de energia, devido à potência dissipada no reostato adicional (KUO; TAL, 1978).

Pode-se, ainda, realizar o controle do motor de corrente contínua através do campo e da armadura juntos. Esta técnica permite várias alternativas de conjugado e rotações, sendo empregada nos modernos conversores para acionamento em corrente contínua (RASHID, 2015).

3.2.3 Acionamento do Motor de Corrente Contínua

Para o acionamento do motor de corrente contínua de excitação separada, faz-se necessária a aplicação de tensão contínua tanto no campo, quanto na armadura. Porém, a tensão fornecida pela concessionária de energia elétrica é alternada, impossibilitando o acionamento direto na rede elétrica (BARBI, 2012).

Visando a alimentação do motor CC, converte-se a tensão da rede CA em CC (RASHID, 2015). Para isto, utiliza-se retificadores, que possuem a capacidade de fornecer tensão CC de saída variável a partir da tensão CA fixa de entrada (MOHAN; ROBBINS, 2013). Estes podem ser classificados segundo a sua capacidade de ajuste do valor da tensão de saída, de acordo com o número de fases da tensão alternada de entrada e em função do tipo de conexão dos elementos retificadores (meia onda e onda completa).

Os retificadores não controlados não possibilitam o controle da tensão de saída. Já os circuitos retificadores controlados possibilitam este controle, constituindo a principal utilização dos tiristores e possuindo vasta aplicação industrial. Entre as principais aplicações dos retificadores controlados, destacam-se o acionamento de motores de corrente contínua e a retificação para alimentação de redes de transmissão de corrente contínua (BARBI, 2012).

Usualmente topologias em meia ponte não são aplicadas. A principal razão é que, nesta conexão, a corrente média da entrada apresenta nível médio diferente de *zero*. Tal nível contínuo pode levar elementos magnéticos presentes no sistema (indutores e transformadores) à saturação, o que é prejudicial ao sistema. Topologias em ponte completa absorvem a corrente média nula da rede, o que não afeta tais elementos (AHMED, 2000).

Quando a potência da carga alimentada se eleva, são utilizados retificadores trifásicos, a fim de evitar possíveis desequilíbrios que poderiam ocorrer caso a corrente fosse consumida apenas de 1 ou 2 fases. O retificador trifásico controlado de 6 pulsos é utilizado para controle de velocidade do motor CC através da tensão média aplicada à armadura, considerando o campo fixo (RASHID, 2015).

A Figura 3.5, adaptada de Krishnan (2001), ilustra o retificador controlado de 6 pulsos operando com carga RLE. Os tiristores T_1 , T_3 e T_5 são disparados durante o semiciclo positivo de tensão das fases às quais os mesmos estão ligados. De modo semelhante, os tiristores T_2 , T_4 e T_6 são disparados durante o semiciclo negativo de tensão das fases. Para permitir a passagem da corrente elétrica da fonte para a carga, faz-se necessário que dois tiristores sejam acionados ao mesmo tempo. Portanto, dois pulsos, separados por 60°, são aplicados a cada tiristor no ciclo. Quando um tiristor do grupo superior e um do grupo inferior conduzem, a tensão de linha correspondente é aplicada diretamente à carga, como ilustrado na Figura 3.6. Portanto, há mudanças na configuração do circuito à medida que os tiristores são chaveados sequencialmente.



Figura 3.5 - Retificador trifásico controlado, operando com carga RLE.



Figura 3.6 - Mudanças na configuração do circuito: a) caminho percorrido pela corrente para tensão de linha V_{AB} e b) caminho percorrido pela corrente para tensão de linha V_{AC} .

Considerando a sequência de fases ABC, a sequência das tensões será: V_{AB} , V_{AC} , V_{BC} , V_{BA} , V_{CA} , V_{CB} . No instante em que a tensão da fase A (V_{AN}) é a maior da rede e a da fase B (V_{BN}) a menor, $T_1 \in T_6$ estarão diretamente polarizados e prontos para serem disparados, como ilustrado na Figura 3.6 a).

A Figura 3.7, retirada de Reis (2014), ilustra as formas de onda da tensão e da corrente de saída $V_o \in I_o$ do conversor, com ângulo de disparo $\alpha \text{ em } 60^\circ$, considerando a corrente em modo de condução descontínua e com carga RLE.



Figura 3.7 - Formas de onda da tensão e corrente de saída do retificador trifásico, operando com carga RLE e condução descontínua.

Caso o ângulo de extinção da corrente elétrica β seja maior que o ângulo de extinção crítico da corrente elétrica β_c , a condução será contínua. Caso contrário, a condução da corrente será descontínua. A tensão média de saída $V_{o(AV)}$ deste conversor é controlada através da variação do ângulo de disparo α dos tiristores e corresponde à área sob a curva de V_o em um ciclo, identificada na Figura 3.7, e expressa matematicamente por:

$$V_{o(AV)} = \frac{1}{\pi/3} \cdot \left(\int_{\frac{\pi}{3} + \alpha}^{\beta} V_{max} \cdot \sin(\omega t) \cdot d\omega t + \int_{\beta}^{\frac{2\pi}{3} + \alpha} E \cdot d\omega t \right)$$
(3.16)

em que V_{max} é a tensão máxima de alimentação CA e E a tensão da fonte CC do circuito. A solução analítica de (3.16) é dada por:

$$V_{o(AV)} = 3 \cdot \left[\frac{V_{max}}{\pi} \left(\frac{1}{2} \cdot \cos \alpha - \frac{\sqrt{3}}{2} \cdot \sin \alpha - \cos \beta \right) + E \cdot \left(\frac{120^{\circ} + \alpha - \beta}{180^{\circ}} \right) \right]$$
(3.17)

O ângulo de extinção da corrente elétrica β é expresso em (3.18), cuja solução pode ser obtida através de métodos numéricos (BARBI, 2012).

$$f(\alpha, \beta, \cos\phi, a) = (\cos\phi \cdot \sin(\beta - \phi) - a) + (a - \cos\phi \cdot \sin(\alpha - \phi) \cdot e^{-(\frac{\beta - \alpha}{\tan\phi})}) = 0 \quad (3.18)$$

em que:

$$\phi = \tan^{-1}\left(\frac{\omega \cdot L}{R}\right) \tag{3.19}$$

$$a = \frac{E}{V_{max}} \tag{3.20}$$

A partir da tensão média $V_{o(AV)}$, obtêm-se a corrente média de saída $I_{o(AV)}$, dada por:

$$I_{o(AV)} = \frac{V_{o(AV)} - E}{R}$$
(3.21)

A relação entre o ângulo de disparo α dos tiristores, componentes do retificador e a velocidade do motor CC é não linear (KRISHNAN, 2001). Desta forma, torna-se viável a implementação de controladores modernos.

3.3 Processo de Otimização

De modo geral, para se otimizar sistemas reais, recorre-se às técnicas de modelagem de sistemas, a fim de se obter o modelo do sistema capaz de descrever, de forma mais precisa possível, as relações do sistema real a ser otimizado. O processo de otimização é ilustrado na Figura 3.8, adaptada de Reis (2014), na qual $f(x^*)$ é o valor ótimo ou otimizado.



Figura 3.8 - Fluxograma que define o processo de otimização.

O processo de otimização é composto pelas etapas: i) modelagem, ii) simulção e iii) medida de otimalidade do valor encontrado. A princípio, realiza-se a modelagem do sistema, de modo a permitir sua simulação. Posteriormente, valida-se o modelo encontrado, através de análise comparativa com o sistema real e posteriormente, realiza-se a otimização (MAIER; RECHTIN, 2000).

3.3.1 Simulador

A simulação é o recurso primário utilizado para solucionar problemas variados. Em termos práticos, a simulação é definida pela elaboração e utilização do modelo do sistema real ou ainda por existir. Com ela, torna-se possível a prática de experimentos com diversos cenários e diferentes parâmetros, conseguindo diferentes respostas (SALIBY; ARAUJO, 2001). Esta ferramenta é importante, pois através dela, torna-se possível conhecer e analisar o comportamento do sistema real antes de sua implantação, oferecendo a quem estuda este sistema, melhor compreensão sobre o mesmo. Além disto, a simulação pode ser utilizada para confrontar resultados e medir a eficiência dos sistemas (CHWIF; MEDINA, 2010).

As ferramentas de simulação podem ser agrupadas basicamente em dois grupos: i) linguagens de simulação e ii) simuladores. As linguagens de simulação são pacotes computacionais, com características especiais para determinados tipos de aplicação da simulação. Apresenta como principal vantagem a abertura para geração de modelos de simulação para os mais variados tipos de sistema. Como desvantagem, destaca-se a necessidade do conhecimento específico de programação para a construção de modelos mais complexos. Já os simuladores oferecem como vantagens menor requerimento de tempo para construção do modelo e maior facilidade de utilização. Em contrapartida, apresentam restrições na realização de experimentos sob condições específicas (HARVEY, 2008).

3.3.2 Métodos de Otimização

A otimização consiste em encontrar solução ou conjunto de soluções ótimas ou otimizadas para determinados processos. Os métodos de otimização são utilizados para resolver problemas onde há a necessidade de minimizar alguns valores de saída, com duas ou mais variáveis de entrada, em determinado domínio, que normalmente está definido no conjunto de restrições das variáveis envolvidas.

Os algoritmos utilizados para solucionar o problema, podem ser, basicamente, determinísticos ou heurísticos. Ambos podem fornecer parâmetros eficientes, com diferentes custos computacionais e tempos de execução de suas rotinas (MAIER; RECHTIN, 2000). Calixto (2010) expõe que os métodos de otimização determinísticos garantem a convergência para solução otimizada que não é, necessariamente, a solução ótima global. Estes métodos requerem, em grande parte de suas aplicações, a utilização de pelo menos a primeira derivada da função objetivo, a qual deve ser contínua e diferenciável, dentro do espaço de busca Ω . Já os métodos heurísticos buscam solução ótima promovendo variações estocásticas, a partir de conjuntos de possíveis soluções. Tal estratégia resulta na imprevisibilidade de resultados sequenciais e retorna valores otimizados distintos a cada execução, mesmo se mantidas as condições iniciais.

3.3.3 Algoritmo Genético

Entre os diversos métodos de otimização heurística, os algoritmos genéticos (AG) tem apresentado soluções adequadas para ampla variedade de problemas de otimização (COSTA et al., 2007). Baseado nos mecanismos de seleção natural e da genética, estes métodos são aplicados na resolução de problemas (TONOMARU, 1995). Lacerda (1999) expõe os princípios do algoritmo genético, sendo estes definidos por: i) cada indivíduo representa uma possível solução para o problema, ii) um grupo de indivíduos forma a população e iii) a cada indivíduo é atribuído sua aptidão, que corresponde ao grau de aproximação com a solução ótima. Os indivíduos de aptidão alta estão mais próximos da solução e tem mais chances de reprodução.

No algoritmo genético, realiza-se a recombinação genética, na qual os indivíduos progenitores se combinam para dar origem à nova geração. Cada ciclo de avaliação constitui nova geração e ao fim de determinado número de gerações G_{max} , espera-se que o algoritmo genético apresente a solução otimizada, levando em consideração todos os parâmetros utilizados para estruturação do AG (GOLDBERG, 1989; LINDEN, 1992).

3.3.4 Características dos Algoritmos Genéticos

Lacerda (1999) destaca que nos algoritmos genéticos, a estrutura de dados que representa as possíveis soluções do espaço de busca do problema é denominada cromossomo. Estes são submetidos aos processos de avaliação, seleção, recombinação e mutação, de modo a se alcançar solução ótima ou otimizada do problema. Tonomaru (1995) salienta que a iniciação do algoritmo genético, considerando a mesma população inicial e o mesmo conjunto de parâmetros, não garante o encontro das mesmas soluções a cada execução do programa.

Populações de indivíduos são criadas e submetidas aos operadores genéticos, os quais utilizam características mensuradas na qualidade de cada indivíduo, levando em consideração o meio em que o mesmo está inserido (LACERDA, 1999). A princípio, realiza-se o processo de avaliação, o qual mensura a qualidade de cada indivíduo componente da população. Posteriormente, o algoritmo genético seleciona os melhores indivíduos, dentro da população, visando a troca de informações genéticas, formando a heurística de busca. Espera-se que o algoritmo genético, ao fim de determinadas gerações, apresente o candidato ótimo ou que o melhor indivíduo seja a solução otimizada (CALIXTO, 2010).

A Figura 3.9, adaptada de Reis (2014), ilustra a estrutura genérica do algoritmo genético básico.



Figura 3.9 - Esquema do algoritmo genético clássico.

O indivíduo ou cromossomo que compõe a população, representa a possível solução do problema que será codificado, no qual cada gene do cromossomo representa um parâmetro a ser otimizado. Normalmente, representa-se este indivíduo através de vetor e a população por meio de matriz. Sendo assim, a matriz $m \times n$ tem m indivíduos e n parâmetros para serem otimizados (LINDEN, 1992).

Calixto (2010) destaca que na maioria das utilizações do algoritmo genético clássico, gera-se a população inicial aleatoriamente, podendo em alguns casos ser utilizada população já evoluída. Tonomaru (1995) salienta a importânica na definição do tamanho da população inicial, a qual deve ser grande o suficiente para proporcionar diversidade, ao mesmo tempo em que não torne o processo de evolução lento.

A função de avaliação reflete o quão determinada solução está próxima ou não do ótimo (GOLDBERG, 1989). Define-se como função de avaliação a nota dada para a qualidade de determinado indivíduo na solução do problema. Na formulação da função de avaliação, deve-se considerar todo o conhecimento que se possui acerca do problema a ser resolvido, de modo a guiar a evolução do algoritmo genético.

Linden (1992) apresenta a utilização de diferentes critérios de parada a serem utilizados nos algoritmos genéticos, entre os quais destaca-se o alcance de determinado número de gerações. A literatura contempla outros critérios de parada, tais como: i) quando a aptidão do melhor indivíduo não melhorar após número de gerações e ii) quando as aptidões dos indivíduos de dada população tornam-se parecidas.

Goldberg (1989) expõe que o método de elitismo previne a perca do melhor indivíduo, de modo que o mesmo não desapareça durante o processo de aplicação dos operadores genéticos. Isto garante a convergência do algoritmo genético ao longo das gerações.

O melhor indivíduo de cada geração não deve ser substituído junto à sua geração, mas sim passar para a próxima, visando garantir que seus genes sejam preservados. A manutenção do melhor indivíduo da geração g, na população da nova geração g + 1, garante pelo menos a avaliação f(x) igual ao melhor indivíduo da geração g anterior, caso nenhum indivíduo melhor na geração g + 1 seja gerado (CALIXTO, 2010).

Goldberg (1989) define a existência de vários métodos de seleção, os quais são utilizados na definição dos progenitores. Entre estes métodos, destaca-se a seleção por torneio, a qual realiza a escolha em função do número de vitórias de cada indivíduo, considerando competições contra oponentes aleatoriamente escolhidos na população. Vence a competição aquele indivíduo que apresentar melhor função de avaliação.

Calixto (2010) define o operador de recombinação ou cruzamento (*crossover*) como sendo o processo de combinação dos genes de dois ou mais indivíduos, a qual permite aos indivíduos das gerações futuras herdar as características dos indivíduos das gerações anteriores. Pode-se destacar o operador de recombinação como uma das estruturas responsáveis por definir a eficiência do algoritmo genético.

Este operador pode ser utilizado de maneiras distintas, entre as quais destacam-se: i) recombinação em ponto único, onde único ponto de cruzamento é escolhido e, a partir dele, as informações genéticas dos indivíduos são trocadas, ii) recombinação multipontos, na qual muitos pontos de cruzamento podem ser utilizados (MITCHELL, 1997) e iii) vários outros.

Michalewicz (1996) destaca a não existência de comprovação de que alguma maneira de utilização do operador de recombinação apresente desempenho superior. Verifica-se que cada maneira é particularmente eficiente para determinada classe de problemas (GOLDBERG, 1989). O operador de cruzamento é o responsável pela busca global (*exploration*) realizada pelos algoritmos genéticos (CALIXTO et al., 2015).

Outro operador utilizado no algoritmo genético é o de mutação. Calixto (2010) salienta que este operador frequentemente é composto por três argumentos: i) o operador mutação possui papel meramente secundário, servindo apenas como paliativo para evitar a perda permanente de cromossomos, ii) este operador deve manter a taxa constante e baixa, ao longo da execução do algoritmo e iii) o operador de mutação deve empregar taxa única, para todos genes de todos indivíduos, na geração g, modificando a taxa na geração g + 1.

Nesta operação, ocorre a alteração do gene do indivíduo. A principal função do operador de mutação não é promover grandes variações na população, mas sim evitar que a evolução seja conduzida em sentido único, sem considerar outros pontos do espaço de busca (MITCHELL, 1997). A ideia por trás deste operador é a de perturbar o valor do gene, realizando a busca local (*exploitation*), entorno do valor do gene. Este operador é o responsável pela convergência do AG do ótimo local para o ótimo global ou sua vizinhança, sem perder o ótimo local (CALIXTO et al., 2015).

3.4 Considerações Finais

Os motores de corrente contínua possuem princípio de funcionamento simples, possibilitando análise de técnicas de controle de velocidade, através da variação da tensão de armadura entregue à máquina. Quando utilizado circuito retificador para acionamento do motor CC, observa-se a presença de não linearidade no sistema, justificando a utilização de técnicas de controle que tratem tal característica. A implementação do processo de otimização em sistemas de controle tem como finalidade diminuir o erro entre a referência e a saída, garantindo eficiência aos processos controlados. Os parâmetros otimizáveis do controlador Fuzzy e do controlador por matriz dinâmica são apresentados no próximo capítulo.

CAPÍTULO 4

METODOLOGIA

Neste capítulo são descritos os métodos e procedimentos utilizados na implementação do controlador *Fuzzy* e controlador por matriz dinâmica, sintonizados via algorítmo genético e aplicados à velocidade do motor de corrente contínua (CC). Detalha-se a configuração do sistema, sua modelagem e simulação. Além disto, apresenta-se os parâmetros e premissas consideradas no processo de otimização e comparação entre os controladores.

4.1 Configuração do Sistema

O sistema proposto visa implementação e análise de técnicas de controle aplicadas à velocidade do motor CC de excitação independente, acionado por retificador trifásico totalmente controlado. A Figura 4.1 ilustra o diagrama do sistema proposto.



Figura 4.1 - Diagrama de blocos do sistema proposto.

Opta-se pela utilização do motor de corrente contínua com excitação independente, o qual permite análise direta da relação entre tensão aplicada à armadura e velo-
cidade desenvolvida pelo motor. Destaca-se que mesmo com a independência entre os circuitos de armadura e campo, ainda existem interações magnéticas entre os mesmos. Portanto, visando o controle de velocidade, através da variação na tensão fornecida à armadura, deve-se implementar controle para estabilidade das condições empregadas ao circuito de campo do motor CC. Realiza-se este controle através da corrente de campo, garantindo a repetibilidade nos ensaios e coletas de dados. Define-se, portanto, a necessidade de duas malhas de controle: i) malha de controle principal, vinculada ao circuito da armadura e destinada ao controle de velocidade do motor CC e ii) malha de controle adicional, vinculada ao circuito de campo e destinada à manutenção das condições aplicadas ao campo, de modo a viabilizar a análise do controle principal.

Utiliza-se motor CC cuja estrutura física é agregada por conjunto de elementos fornecidos pelo fabricante, apresentados na Figura 4.2. Este conjunto é composto por: i) sistema de ventilação forçada contínuo e sem controle, destinado à garantia da estabilidade térmica do motor, ii) freio eletromagnético, acoplado ao eixo do motor, o qual possibilita a simulação de aplicações de cargas mecânicas ao eixo do motor, de modo a viabilizar análise do sistema em diversas situações e iii) tacogerador, acoplado ao eixo, o qual fornece tensão analógica proporcional à velocidade desenvolvida pelo motor CC.



Figura 4.2 - Conjunto de elementos do motor CC.

A implementação do sistema de controle proposto requer outros elementos além do motor CC, conforme ilustrado na Figura 4.1. Entre estes elementos, destacamse: i) controlador principal, ii) controlador adicional, iii) dispositivos atuadores, iv) sensores e v) conversores de sinais.

O controlador principal atua na tensão de armadura, controlando a velocidade, através da variação do ângulo de disparo do retificador. Os algoritmos dos controladores *Fuzzy* e CMD, responsáveis pelo controle principal do sistema, são implementados através de computador. Esta escolha se deve à facilidade em sua utilização, capacidade de processamento de dados, disponibilidade e custo, quando comparado a outros possíveis dispositivos aplicáveis à esta implementação, tais como: i) microcontroladores, ii) circuitos integrados (CI) de arranjo de portas programáveis em campo, iii) controlador lógico programável (CLP) e iv) outros.

A utilização do computador para execução dos cálculos das ações de controle implica na utilização de dispositivo de comunicação, cujo objetivo é converter sinais digitais em analógicos e vice-versa. Esta conversão permite a comunicação entre o computador e os dispositivos de atuação e medição do sistema.

Tendo em vista a estabilidade do sistema e a análise direta das ações do controlador principal, implementa-se o controlador adicional PID, sintonizado via método do lugar das raízes e dedicado ao controle da corrente de campo do motor CC. Este controle é de simples implementação quando comparado ao controle principal. Dada sua simplicidade, utiliza-se plataforma de prototipagem eletrônica, capaz de interpretar sinais elétricos do transdutor de tensão, vinculado ao circuito de campo do motor para promover sinais elétricos, dadas as ações de controle.

Para aquisição dos sinais de tensão e corrente, utilizam-se transdutores de efeito *Hall.* Associam-se a estes dispositivos, filtros, de forma a obter valores médios das grandezas envolvidas. Utiliza-se o filtro *Butterworth* de segunda ordem, com banda de passagem plana, banda de corte não ondulada, declive de transição e resposta ao degrau. Para obtenção dos ajustes de escala do transdutor, implementa-se amplificador ativo associado ao filtro.

Para realizar a realimentação do sinal de saída na malha de controle principal, devese realizar medições adequadas da velocidade desenvolvida pelo motor. Existem na literatura, vários métodos destinados à aquisição de dados de velocidade, entre os quais, destacam-se: i) medição via *encoder*, ii) medição indireta, realizada através da modelagem matemática e utilização da força contraeletromotriz e iii) medição via tacogerador. Opta-se pela utilização do tacogerador, devido ao fato do motor em questão já possuí-lo, como item de fábrica. Implementa-se filtro passa baixa e circuito divisor de tensão, ambos na saída do tacogerador, de modo a minimizar interferências e possibilitar a coleta de dados de velocidade.

Na malha de controle principal, realiza-se atuação através da variação da tensão na armadura do motor CC, obtida através do retificador trifásico totalmente controlado, associado ao circuito de disparo. Determina-se a tensão contínua regulada fornecida pelo atuador através da variação do intervalo de condução dos tiristores que compõem o retificador trifásico. Esta variação é produzida através do circuito de disparo, a partir do deslocamento de pulsos sincronizados com as fases da tensão alternada de entrada do retificador. Desta forma, menores valores de tensão contínua de saída do retificador são produzidos por maiores deslocamentos dos pulsos de disparo e vice-versa. Já o deslocamento dos pulsos no circuito de disparo é determinado por sinal de tensão de controle aplicado a este circuito. Portanto, a tensão de controle do circuito de disparo determina o intervalo de acionamento dos tiristores do retificador e, consequentemente, a tensão de saída do atuador principal.

São implementados circuito de disparo composto por geradores de pulsos, circuito oscilador, amplificadores, isoladores e filtros. A geração dos pulsos ocorre através da implementação de sistema embarcado em circuito integrado (CI), individualizado por fase. É realizado o sincronismo entre os pulsos gerados por este CI e o sinal senoidal de tensão fornecido pela concessionária. Este sincronismo é realizado nos pontos de nulidade do sinal de tensão da rede elétrica.

Para alterar a tensão de saída do retificador, deslocam-se os pulsos gerados pelo circuito de disparo em relação ao ponto de sincronismo. Este deslocamento é determinado por sinal de controle aplicado ao CI responsável pela geração de pulsos. Utiliza-se circuito oscilador para geração do trem de pulso, sincronizado por fase. Esta geração se faz necessária, pois através dela, garante-se o disparo dos tiristores. Realiza-se isolação entre circuito de potência e circuito de disparo através da utilização de transformadores de pulsos. Para o condicionamento do sinal de controle do circuito de disparo, implementa-se filtro *Butterwoth* de segunda ordem, associado ao amplificador ativo.

Na malha de controle adicional, implementa-se, como atuador, circuito redutor de tensão contínua, denominado *chopper*. Nestes conversores, a tensão média de saída é controlada através da variação do tempo de condução (RASHID, 2015). No sistema proposto, o atuador adicional recebe tensão contínua, retificada previamente por re-

tificador trifásico não controlado e fornece tensão média de saída em nível solicitado. Neste atuador, ocorre variação do sinal de saída, dado o chaveamento direto do sinal de entrada.

O sistema proposto possibilita a inserção de distúrbios externos, através da utilização do freio eletromagnético, o qual permite a simulação de aplicações de cargas mecânicas ao eixo do motor, viabilizando a análise dos controladores em resposta à perturbação.

4.2 Modelagem e Simulação do Sistema

Neste trabalho, a análise consiste especificamente no controle de velocidade do motor CC através do circuito da armadura. Portanto, define-se como sistema a ser modelado o conjunto composto por: i) circuito de disparo, ii) retificador trifásico totalmente controlado, iii) enrolamento da armadura do motor CC, iv) relações eletromecânicas do motor CC, v) sensores de velocidade, tensão, corrente e vi) dispositivo de comunicação, conforme identificado em tracejado azul, na Figura 4.1. A inserção de distúrbios no sistema é realizada através da utilização do freio eletromagnético, garantindo as condições da corrente de campo e temperatura do motor CC.

Para encontrar o modelo que representa adequadamente o sistema proposto, utilizase a metodologia de identificação de sistemas, de modo a viabilizar a representação de todos os componentes e suas particularidades. A Figura 4.3 ilustra o fluxograma do processo de identificação de sistemas, o qual segue as etapas: i) testes dinâmicos e coleta de dados, ii) escolha da representação matemática, iii) seleção da estrutura do modelo, iv) estimativa dos parâmetros do modelo e v) validação do modelo com o sistema real.



Figura 4.3 - Fluxograma do processo de identificação de sistemas.

Para realização de testes dinâmicos, visando coleta de dados de entrada e saída para desenvolvimento do modelo, define-se sinal de excitação promovido pela variação da tensão média entregue à armadura. Utiliza-se sinal normalizado, com variação de amplitude e baixa frequência. Realiza-se coleta de dados com taxa de amostragem fixa, de modo a agregar maior confiabilidade ao modelo e garantir a captura da dinâmica do sistema analisado.

Sendo o sistema proposto não linear, invariante no tempo, dinâmico, contínuo, determinístico e paramétrico, opta-se pela implementação de método de identificação de sistemas. Utiliza-se modelo não linear auto regressivo de média móvel com entradas exógenas (NARMAX), cuja representação matemática é realizada através de regressores e função sigmóide. Este modelo descreve o sistema a partir de dados de entrada, saída e ruídos estimados, sendo estes, defasados no tempo (LEONTARITIS; BILLINGS, 1985).

A representação genérica do modelo NARMAX é dada por:

$$F(x, P, L, d, Q, A, B, C) = (x - r) \cdot P \cdot L + a_1 \cdot f((x - r) \cdot Q \cdot b_1 + c_1) + \cdots + a_{ns} f((x - r) \cdot Q \cdot b_{ns} + c_{ns}) + d$$
(4.1)

em que x representa o vetor de valores dos regressores, r é o vetor de média dos regressores, P é a constante determinante do subespaço linear e $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{ns}\},$ $B = \{b_1, b_2, \dots, b_{ns}\}$ e $C = \{c_1, c_2, \dots, c_{ns}\}$ são coeficientes da função sigmóide de ordem ns. O coeficiente linear é representado por L, enquanto que Q é a constante determinante do subespaço não linear (CARVALHO, 2017).

A função sigmóide, representada por f é dada por:

$$f(j) = \frac{1}{e^{-j} + 1} \tag{4.2}$$

Para a seleção da estrutura e estimativa dos parâmetros do modelo NARMAX, utiliza-se método heurístico de otimização. As variáveis otimizadas são: i) quantidade de regressores de entrada n_a , ii) quantidade de regressores de saída n_b , iii) instantes de atraso de resposta t_d , iv) ordem da função sigmóide ns e v) valores dos coeficientes da função sigmóide (P, L, d, Q, A, B, C). Utiliza-se como função de avaliação a integral do erro absoluto IAE, dado por (2.33), entre o sinal de saída da planta e o sinal obtido no modelo, para o mesmo sinal de excitação. Os sinais de saída do sistema real e do modelo devem ser suficientemente próximos para que o modelo obtido possa ser considerado aceitável.

Visando a captura da dinâmica dos perfis de velocidade do motor, tensão e corrente de armadura, recorre-se à implementação de modelo NARMAX multivariável. Destaca-se que esta implementação possibilita a análise de variáveis relevantes do sistema, mesmo que estas não sejam as variáveis controladas do mesmo.

O modelo NARMAX multivariável proposto possui como entradas: i) tensão de controle u e ii) torque de carga T_l . Já como saídas, possui: i) velocidade ω , ii) tensão de armadura V_a e iii) corrente de armadura i_a do motor CC.

De modo a validar o modelo NARMAX obtido e qualificá-lo perante outros métodos de identificação de sistemas presentes na literatura, realiza-se ensaios na planta, visando o comparativo entre os sinais de saída do modelo com os sinais de saída do sistema real. Na validação dinâmica do modelo, verifica-se a apresentação das características semelhantes àquelas do sistema que está sendo identificado. Utiliza-se para validação, dados de entrada diferentes daqueles utilizados para a identificação do sistema. Já no processo de qualificação do modelo NARMAX, considera-se os modelos de Hammerstein e redes neurais.

O modelo de Hammerstein é composto por elemento estático não linear N_L , seguido por sistema dinâmico linear G_s , como ilustrado na Figura 4.4. Nesta, $x_h(k)$ representa o sinal de entrada do modelo, enquanto que v(k) e $y_h(k)$ correspondem, respectivamente, ao sinal intermediário obtido pelo mapeamento do sinal de entrada $x_h(k)$ através de N_L e do sinal de saída do modelo.



Figura 4.4 - Diagrama de blocos do modelo Hammerstein.

O elemento não linear N_L é expresso por:

$$v(k) = \gamma_1 \cdot x_h(k) + \gamma_2 \cdot x_h^2(k) + \dots + \gamma_{m_s} \cdot x_h^{m_s}(k)$$

$$(4.3)$$

em que m_s e γ_i correspondem, respectivamente ao grau de não linearidade do modelo e aos coeficientes do polinômio, sendo $1 \leq i \leq m_s$. Para a representação do sistema dinâmico linear G_s , opta-se pela utilização do modelo auto regressivo com entradas exógenas (ARX), expresso por:

$$y_h(k) = \sum_{j=1}^{n_{yh}} \theta_j \cdot y_h(k-j) + \sum_{i=1}^{n_{uh}} \sigma_i \cdot v(k-i)$$
(4.4)

em que n_{uh} e n_{yh} correspondem aos atrasos máximos da entrada e saída, respectivamente. Os regressores referentes à entrada são representados por σ , enquanto que os regressores de saída são representados por θ .

As redes neurais constituem em modelos de representação não lineares, inspirados na estrutura física do cérebro humano (HAYKIN, 2007). Entre as diversas arquiteturas de redes neurais existentes, opta-se pela utilização das redes perceptron de múltiplas camadas (MLP), opção esta, devido à simplicidade e capacidade de aplicação em diversas áreas da engenharia. A *i*-ésima saída desta rede é expressa por:

$$\delta_i = fs_i \left[\sum_{j=1}^m p_{i,j} \cdot fo_j \left(\sum_{k=1}^n p_{j,k} \cdot x_k + b_x \right) + b_s \right]$$
(4.5)

em que fs e fo são as funções de ativação dos neurônios das camadas de saída e oculta, respectivamente. O número de neurônios na camada de entrada e na camada oculta são representados por $n \in m$, enquanto que os valores de entrada, pesos sinápticos e biases são, respectivamente, $x, p, b_x \in b_s$.

Após a aplicação dos modelos, verifica-se o erro de aproximação da resposta do modelo em relação ao da planta, de modo a garantir que o modelo possa ser utilizado no processo de otimização e em outras etapas da implementação. Após a validação do modelo, realiza-se a otimização dos parâmetros dos controladores no modelo e, posteriormente, a realização de testes comparativos de desempenho entre os controladores. Estes testes são realizados no modelo e os valores encontrados dos parâmetros são implementados na planta.

4.3 Otimização dos Controladores

O controlador *Fuzzy* contém duas funções de entrada, codificadas como erro e variação do erro. Ambas possuem cinco funções de pertinência, todas elas trapezoidais. A saída do controlador refere-se à ação de controle e também apresenta cinco funções de pertinência trapezoidais. Os limites das funções de pertinência, tanto das entradas, quanto da saída, são os parâmetros a serem otimizados deste controlador. Já o controlador CMD, possui como parâmetros a serem otimizados o horizonte de predição N_y , o horizonte de controle N_u e a taxa de amortecimento do sinal de referência α_r .

Levando em consideração os parâmetros estipulados para cada controlador, o algoritmo genético realiza modificações na população, buscando o melhor indivíduo. A população inicial é composta por indivíduos determinados aleatoriamente. Os progenitores são escolhidos utilizando o método de seleção por torneio. Utiliza-se taxas de cruzamento e mutação variáveis ao longo do desenvolvimento do algoritmo genético.

O algoritmo genético minimiza a função de avaliação sem nenhum conhecimento do sistema. Desta forma, existe a necessidade da inserção de restrições que penalizem possíveis soluções que possam trazer danos ao motor CC. Portanto, visando garantir o funcionamento adequado e seguro do conjunto motor/retificador, realiza-se a inserção de restrições de corrente de pico $i_p[A]$ e tensão nominal de armadura $V_n[V]$ no processo de otimização. O não atendimento às restrições pode ocasionar o mau funcionamento do motor, podendo causar danos irreversíveis à máquina. A função de avaliação é dada por:

$$f(x) = IAE_{\omega} \cdot (\kappa + \nu) \tag{4.6}$$

em que: $\kappa = i_{max} - i_p$ e $\nu = V_{max} - V_n$; para $\kappa > 0$ e $\nu > 0$.

Ao fim da otimização, analisa-se o desenvolvimento do algoritmo genético para ambos controladores. Verifica-se sua evolução e a atuação das taxas de cruzamento e mutação, ao longo do número máximo de gerações.

4.4 Comparativo entre os Controladores

Após a otimização dos controladores, realiza-se testes comparativos de desempenho, visando a análise das características operacionais de cada controlador. A princípio, realiza-se ensaio com referência de velocidade fixa e sem inserção de carga no motor CC. Posteriormente, determina-se a velocidade de referência para o sistema, alterando-a após período fixo. Com isto, consegue-se avaliar o comportamento da planta, sob ação dos controladores, em relação às mudanças de *setpoint*. Analisa-se não só o perfil de velocidade apresentado pelo sistema, mas também os perfis de tensão e a corrente de armadura do motor.

Por fim, realiza-se ensaio com referência de velocidade fixa e a inserção e retirada de carga no eixo do motor, através do acionamento do freio eletromagnético. Com isto, torna-se possível a análise das ações de controle aplicadas à planta na presença de perturbações.

Considera-se, no comparativo de desempenho dos controladores, os seguintes parâmetros: i) integral do erro absoluto de velocidade IAE_{ω} , ii) tempo de subida T_r , iii) tempo de assentamento T_s , iv) tempo de descida T_d , v) tempo de estabilização de inserção de carga T_{eic} e vi) tempo de estabilização de retirada de carga T_{erc} . Nos ensaios propostos, inicia-se o sinal de referência em *zero*. Este procedimento viabiliza a detecção de atraso da resposta do sistema frente a implementação do sinal de referência, denominado tempo morto.

4.5 Considerações Finais

O estudo proposto visa a implementação e análise dos controladores Fuzzy e CMD aplicados ao controle de velocidade do motor CC, acionado por retificador trifásico controlado. No sistema proposto, a principal variável a ser controlada é a velocidade de rotação do eixo do motor. Porém, visando a estabilidade do sistema e análise direta das ações do controlador principal, implementa-se o controle PID, dedicado ao controle da corrente de campo do motor CC. Por meio da realização de ensaios contendo variações de *setpoint* e inserção de perturbações na planta, realiza-se comparativo de desempenho entre os controladores Fuzzy e CMD. Os resultados encontrados são descritos no próximo capítulo.

CAPÍTULO 5

RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados os resultados alcançados através da implementação dos controladores por matriz dinâmica e *Fuzzy*, sintonizados via algoritmo genético e aplicados à velocidade do motor de corrente contínua. Primeiramente, apresenta-se os dispositivos componentes do sistema real e em seguida, descreve-se os resultados da identificação do sistema, sua validação e comparação com outros métodos de identificação. Apresenta-se o processo de otimização dos controladores e, posteriormente, a implementação dos mesmos no sistema real, analisando os sinais de saída do sistema e realizando a análise comparativa de desempenho entre os controladores por matriz dinâmica e *Fuzzy*.

5.1 Desenvolvimento da Bancada

Este trabalho utilizou a bancada construída por Reis (2014). No entanto, foram realizadas várias modificações, desde a reforma do motor, substituição da plataforma de processamento do algoritmo de controle principal, substituição de componentes da placa do circuito de disparo, implementação da malha de controle adicional e substituição do elemento responsável pela medição de velocidade do motor. A Figura 5.1 ilustra o diagrama do sistema real (bancada).

Utilizou-se o motor de corrente contínua com excitação independente, composto por enrolamentos de campo e armadura e que possui acoplado ao eixo, freio eletromagnético. Devido à existência de problemas no isolamento dos enrolamentos do motor e em suas escovas, fez-se necessária sua reforma. A Figura 5.2 apresenta o motor utilizado, seus dados de placa e a disposição do mesmo na bancada.

Devido à necessidade de alta capacidade de processamento para o controlador principal, realizou-se a substituição da plataforma de processamento utilizada por Reis (2014), realizando a implementação deste controlador através do computador. Com isto, fez-se necessário o uso de dispositivo de comunicação capaz de converter sinais digitais em analógicos e vice-versa. Foi utilizado o USB-6008, da National Instruments[®], o qual apresenta: i) alimentação por barramento, ii) oito entradas analógicas com taxa de aquisição de até 10000*amostras/s*, resolução de até 12*bits*, faixa de -10V a 10V com precisão de 37, 5mV, iii) duas saídas analógicas com taxa de aquisição de até 12*bits*, faixa de 0V a 5V com precisão de 7*mV* e corrente de até 10*mA*, iv) doze canais digitais configuráveis como



Figura 5.1 - Diagrama de blocos do sistema real.



Figura 5.2 - Motor utilizado na implementação do sistema: a) estrutura do motor, b) dados de placa e c) disposição na bancada.

entrada ou saída, todos com faixa de 0V a 5V, precisão de 37, 5mV e corrente de saída de até 102mA e v) um canal contador de 32bits (NATIONAL INSTRUMENTS, 2017).

Como atuador principal, manteve-se o retificador trifásico controlado em ponte SK70DT16, o qual permite o acionamento de motores CC que operam com tensão de até 1600V e corrente máxima de 70A (SEMIKRON, 2017). Para controle do tempo de condução dos tiristores do retificador, utilizou-se circuito de disparo composto por: i) geradores de pulsos em sincronia com a rede elétrica da concessionária, ii) oscilador interno, iii) amplificadores e iv) transformadores de pulso isoladores.

Para a geração de pulsos em sincronia com a rede elétrica, utilizou-se o circuito integrado (CI) TCA785 da Siemens[®]. Este CI fornece sinal sincronizado com fase única e pode deslocar os pulsos de disparo em ângulos de 0° a 180° (SIEMENS, 2014). A sincronização é realizada através do detector de passagem por zero, identificado pelo pino 5 do CI. O sinal de rampa, utilizado como referência comparativa para controle do disparo, tem amplitude determinada pela resistência externa conectada ao pino 9 e tempo de subida determinado pelo capacitor conectado ao pino 10 do CI (SIEMENS, 2014). Nos circuitos das três fases, fez-se necessária a substituição deste capacitor, haja visto que o mesmo era do tipo cerâmico, não estando em conformidade com o que é solicitado pelo fabricante do CI. A substituição por capacitores de poliéster proporcionou maior estabilidade térmica ao circuito, garantindo a manutenção dos parâmetros do sinal de rampa. A tensão de controle é fornecida no pino 11. No pino 15, tem-se pulsos positivos no semiciclo positivo da tensão de sincronismo e no pino 14, pulsos positivos no semiciclo negativo da tensão de sincronismo. Estes pulsos tem suas larguras determinadas pelo capacitor externo conectado entre o pino 12 do CI e o referencial de tensão da placa (SIEMENS, 2014).

Foi desenvolvida a malha de controle adicional vinculada ao circuito de campo do motor, que não fazia parte do trabalho de Reis (2014). Utilizou-se a plataforma para prototipagem eletrônica (placa microcontrolada Arduino Uno). Esta placa possui como microcontrolador, o CI ATmega 328 e possui basicamente: i) 14 pinos de entrada/saída, dos quais 6 podem ser utilizados como saídas analógicas, através da modulação por largura de pulso (*Pulse Width Modulation -* PWM), ii) 6 entradas analógicas, iii) oscilador de 16MHz, iv) conector serial universal (*Universal Serial Bus -* USB), v) conector para alimentação, vi) conector para gravação e vii) botão de *reset*. Visando o fornecimento de tensão retificada fixa a este conversor, utilizou-se retificador trifásico não controlado SKD25/08, Semikron[®]. Como atuador adicional, implementou-se circuito redutor de tensão contínua, denominado *chopper*, o qual recebe sinal de controle advindo do controlador adicional, variando a tensão retificada fixa recebida.

Foram mantidos os circuitos destinados à medição e condicinamento dos sinais de tensão e corrente dos circuitos de armadura, campo e freio eletromagnético. Retirouse o elemento responsável pela medição de velocidade utilizado por Reis (2014), devido ao considerável quantitativo de ruídos apresentado pelo sensor. Utilizou-se o tacogerador acoplado ao eixo do motor, que fornece sinal elétrico de tensão de 20mV/rpm. Para adequação deste sinal, implementou-se circuito divisor de tensão, o qual reduziu o sinal para 5mV/rpm, possibilitando a leitura de até 2000rpm, considerando as limitações do dispositivo de comunicação utilizado. Adicionou-se filtro passa baixa ao circuito de condicionamento do sinal de velocidade, com o objetivo de reduzir os ruídos provenientes do sinal original.

5.2 Modelagem e Simulação

Para coleta de dados de entrada e saída, visando o desenvolvimento do modelo, definiu-se empiricamente período de amostragem $T_s = 0, 1s$. Utilizou-se, para a sensibilização da planta, sinal normalizado com variação de amplitude e baixa frequência, como ilustrado na Figura 5.3. Salienta-se que os dados utilizados para a identificação do sistema são diferentes daqueles utilizados na validação do modelo.



Figura 5.3 - Sinal de sensibilização, utilizado nos ensaios de coleta de dados.

Coletados os dados, realizou-se a implementação do método de otimização heurístico, destinado à seleção da estrutura e estimação dos parâmetros do modelo NARMAX. A Tabela 5.1 dispõe os valores otimizados dos parâmetros para o modelo NARMAX.

Parâmetro	Valores	
n _a	$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$	
n_b	$\begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 5 \\ 8 & 0 \end{bmatrix}$	
t_d	$\begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$	
Р	$\begin{bmatrix} 1,10 \cdot 10^{-3} & -3,20 \cdot 10^{-3} \\ 3,97 \cdot 10^{-6} & 8,72 \cdot 10^{-2} \end{bmatrix}$	
L'	$\begin{bmatrix} 9,29 & 10^2 & 1,43 & 10^1 \end{bmatrix}$	
d	$\begin{bmatrix} 1,34 \cdot 10^3 \end{bmatrix}$	
Q	$\begin{bmatrix} 1,10 \cdot 10^{-3} & -3,20 \cdot 10^{-3} \\ 3,97 \cdot 10^{-6} & 8,72 \cdot 10^{-2} \end{bmatrix}$	
A	$\begin{bmatrix} -2,48 \cdot 10^2 & -3,98 \cdot 10^1 & 2,72 \cdot 10^1 & 1,27 \cdot 10^1 & 2,83 \cdot 10^1 \end{bmatrix}$	
В	$\begin{bmatrix} -2.04 & 4.90 & 3.22 & 4.05 & 5.76 \\ 9.85 \cdot 10^{-1} & 1.01 & -9.18 \cdot 10^{-1} & -8.42 \cdot 10^{-1} & -4.07 \cdot 10^{-1} \end{bmatrix}$	
C	[8,99 -8,24 -6,05 -4,32 -1,72]	

Tabela 5.1 - Parâmetros do modelo NARMAX.

Realizou-se ensaio, de modo a comparar o modelo NARMAX obtido com outros métodos de identificação de sistemas presentes na literatura e validá-lo com o sistema real. Utilizou-se para este comparativo modelos de identificação do tipo Hammerstein e redes neurais, cujos parâmetros foram otimizados utilizando método de otimização heurístico e estão dispostos na Tabela 5.2 e Tabela 5.3, respectivamente.

Utilizou-se função de ativação, tanto na camada oculta, quanto na camada de saída, função do tipo sigmoidal. O processo de otimização deste modelo obteve taxa de aprendizagem igual a 0,78, considerando algoritmo de aprendizagem do tipo *back-propagation*.

Parâmetro	Valores		
m_s	5		
γ	$\begin{bmatrix} -2,48 \cdot 10^2 & -3,98 \cdot 10^1 & 2,72 \cdot 10^1 & 1,27 \cdot 10^1 & 2,83 \cdot 10^1 \end{bmatrix}$		
n _{uh}	3		
n_{yh}	3		
σ	$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$		
θ	$\begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 3 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}$		

Tabela 5.2 - Parâmetros do modelo Hammerstein.

Tabela 5.3 - Parâmetros da rede neural.

Parâmetro	Valores		
n	2		
m	3		
p	$\begin{bmatrix} 2,04\cdot10^{-1} & 4,91\cdot10^{-1} & 3,22\cdot10^{-1} & 4,05\cdot10^{-1} & 5,76\cdot10^{-1} \\ 9,84\cdot10^{-1} & 9,18\cdot10^{-1} & 6,05\cdot10^{-1} & 3,33\cdot10^{-1} & 2,05\cdot10^{-1} \\ 1,14\cdot10^{-1} & 7,31\cdot10^{-1} & 2,98\cdot10^{-1} & 3,87\cdot10^{-1} & 6,91\cdot10^{-1} \end{bmatrix}$		
b_x	0		
b_s	0		

Observa-se na Figura 5.4 que o sinal de saída do modelo NARMAX apresentou 90,16% de aproximação com o sistema real. Já os modelos de Hammerstein e rede neural apresentaram 84,56% e 85,18% de aproximação com o sistema real, respectivamente. Estes resultados qualificam o modelo NARMAX quando comparado aos modelos Hammerstein e rede neural. O resultado do modelo NARMAX obtido também viabiliza a utilização no processo de otimização dos controladores. A Figura 5.5, Figura 5.6 e Figura 5.7 ilustram a comparação dos sinais de saída do modelo NARMAX e do sistema real, referentes à velocidade, tensão e corrente de armadura do motor CC, respectivamente.



Figura 5.4 - Comparativo entre resposta do sistema real e respostas dos modelos.



Figura 5.5 - Sinais das saídas do modelo NARMAX e da planta referentes à velocidade do motor CC.



Figura 5.6 - Sinais das saídas do modelo NARMAX e da planta referentes à tensão da armadura do motor CC.



Figura 5.7 - Sinais das saídas do modelo NARMAX e da planta referentes à corrente da armadura do motor CC.

Observa-se na Figura 5.5, Figura 5.6 e Figura 5.7 que o modelo NARMAX conseguiu capturar o perfil dinâmico do sistema, acompanhando tanto suas condições em regime transitório, quanto em regime permanente. Deve-se salientar que a existência do erro de 9,84%, vinculado ao modelo NARMAX, influencia tanto a otimização dos controladores, quanto o desempenho do controlador por matriz dinâmica, haja visto que o mesmo faz uso explícito do modelo do sistema a ser controlado.

5.3 Otimização dos Controladores

Levando em consideração os parâmetros estipulados para cada controlador, implementou-se o algoritmo genético (AG) para a sintonia otimizada dos mesmos. Os parâmetros utilizados no AG foram definidos empiricamente. Definiu-se a utilização de população composta por 50 indivíduos, determinados inicialmente de forma aleatória. Da mesma forma, determinou-se que a seleção de indivíduos escolhidos para serem os progenitores seria realizada via torneio. Utilizam-se taxas de cruzamento inicial e final de 90% e 30%, respectivamente. Para as taxas de mutação inicial e final, utilizam-se os valores 30% e 90%, respectivamente. Definiu-se que o número máximo de gerações seria igual a 250.

A função de avaliação utilizada é dada por (4.6) normalizada. Para realizar a normalização, utiliza-se a área da curva L_h abaixo da referência. Esta normalização leva F(x) em (5.1) a valores $0 \le F(x) \le 1$ em casos nos quais não ocorram penalizações e F(x) > 1 em casos nos quais ocorram as penalizações. Desta forma, a função de avaliação utilizada para todos os controladores é dada por:

$$F(x) = \left| \frac{f(x)}{L_h} \right| \tag{5.1}$$

Em (5.1), quando $f(x) \longrightarrow L_h$, $F(x) \longrightarrow 1$. No entanto, quando $f(x) \longrightarrow 0$ e isto ocorre quando os erros forem diminuindo, $F(x) \longrightarrow 0$. Assim, quando F(x) = 0tem-se o ponto de ótimo global. Na expressão (4.6), os limites para penalização de f(x) são definidos pela tensão nominal de armadura $V_n = 230V$ e corrente de pico $i_p = 38, 5A$. A Figura 5.8 ilustra as áreas utilizadas para adaptação de (4.6) em (5.1).



Figura 5.8 - Áreas consideradas na função de avaliação.

Para a otimização dos parâmetros dos controladores, realizou-se ensaio com referência de velocidade variável. A Figura 5.9 e Figura 5.10 ilustram o desenvolvimento do AG para ambos controladores, ao longo das 250 gerações.



Figura 5.9 - Desenvolvimento do algoritmo genético para o controlador CMD.



Figura 5.10 - Desenvolvimento do algoritmo genético para o controlador Fuzzy.

A Tabela 5.4 e a Figura 5.11, dispõem as informações referentes à otimização do controlador preditivo CMD. O processo de otimização forneceu horizontes de predição N_y e controle N_u viáveis, haja visto que $N_u \leq N_y$, sendo esta, uma das premissas do controle preditivo.

Tabela 5.4 - Resultado da otimização dos parâmetros do controlador CMD.

N_y	N_u	$lpha_r$
9	1	$3,22\cdot 10^{-2}$
$F(x^*)_{CMD}$	1	$,59 \cdot 10^{-1}$



Figura 5.11 - Resultado da otimização dos horizontes de predição e controle e taxa de amortecimento.

A Figura 5.12 e a Tabela 5.5, dispõem as informações referentes à otimização do controlador *Fuzzy*. O processo de otimização forneceu os limites das funções de pertinência tanto das entradas do controlador, quanto da saída.



Figura 5.12 - Resultado da otimização dos limites das funções de pertinência.

A princípio, optou-se pela utilização de funções de pertinência do tipo triangulares, realizando o travamento das mesmas no processo de otmização, visando a geração simétrica das mesmas. Porém, observou-se que sob estas condições, o controlador *Fuzzy* não conseguia alcançar os valores de referência de velocidade solicitados, mesmo após o processo de otimização. Com o intuito de solucionar este problema, optou-se pela mudança do formato das funções de pertinência utilizadas, passando-as de triangulares para trapezoidais, além do não travamento das funções de pertinência no processo de otimização. Salienta-se que a forma assimétrica das funções de pertinência, ilustrada na Figura 5.12, não afetou de forma negativa o desempenho do controlador *Fuzzy*.

A Figura 5.13 apresenta a superfície de resposta *Fuzzy* gerada após a finalização do processo de otimização, na qual é possível observar as assimetrias das funções de pertinência.

	Variável Linguística - Erro			
MF1	MF2	MF3	MF4	MF5
$2,06\cdot 10^2$	$1,23\cdot 10^2$	$4 \cdot 10^{-1}$	$9,74\cdot 10^1$	$-2,50\cdot10^3$
$8,42 \cdot 10^{2}$	$1,59\cdot 10^2$	$2,32\cdot 10^1$	$1,79\cdot 10^3$	$7,05\cdot 10^1$
$1,84 \cdot 10^{3}$	$1,86\cdot 10^2$	$6,03\cdot 10^1$	$2,50\cdot 10^3$	$5,97\cdot 10^2$
$2,50\cdot 10^3$	$2,22\cdot 10^3$	$2,11\cdot 10^3$	$2,50\cdot 10^3$	$8,16\cdot 10^2$
	Variável Linguística - Variação do Erro			
MF1	MF2	MF3	MF4	MF5
$3,65\cdot 10^2$	$4,69\cdot 10^1$	$-2,76\cdot 10^2$	-5, 13	$-4,16\cdot10^2$
$8,48 \cdot 10^{2}$	$1,84 \cdot 10^{3}$	$4,55\cdot 10^1$	$4,09\cdot 10^2$	$4,47\cdot 10^2$
$1, 43 \cdot 10^{3}$	$2,35\cdot 10^3$	$1,47\cdot 10^2$	$2,50 \cdot 10^{3}$	$4,49\cdot 10^2$
$2,50\cdot 10^3$	$2,35\cdot 10^3$	$2,59\cdot 10^2$	$2,50\cdot 10^3$	$2,50\cdot 10^3$
,	Variável Ling	guística - Ação	de Controle	9
MF1	MF2	MF3	MF4	MF5
$4,99\cdot 10^1$	$5 \cdot 10^1$	$5 \cdot 10^1$	$5,01\cdot 10^1$	$4,29\cdot 10^1$
$5,83\cdot 10^1$	$7,28\cdot 10^1$	$5,01\cdot 10^1$	$7,73\cdot 10^1$	$4,49\cdot 10^1$
$6,39\cdot 10^1$	$9,59\cdot 10^1$	$5,08\cdot 10^1$	$7,74 \cdot 10^{1}$	$5 \cdot 10^1$
$8, 10 \cdot 10^{1}$	$1 \cdot 10^2$	$5,44\cdot 10^1$	$1 \cdot 10^2$	$5 \cdot 10^1$
$F(x^*)_{Fuzzy}$	$F(x^*)_{Fuzzy}$ 1,75 · 10 ⁻¹			

Tabela 5.5 - Resultado da otimização dos parâmetros do controlador $\mathit{Fuzzy}.$



Figura 5.13 - Superfície de resposta *Fuzzy*.

5.4 Comparativo entre os Controladores Implementados na Bancada

A comparação de desempenho dos controladores CMD e Fuzzy é realizada no sistema real desenvolvido (bancada). Os valores dos parâmetros dos dois controladores que foram otimizados utilizando o modelo, serão agora inseridos no sistema real para teste. Para realizar os testes comparativos de desempenho entre os dois controladores, desenvolveu-se três ensaios. O Ensaio 1 é composto por: referência de velocidade fixa e sem inserção de carga no motor CC. Estipulou-se velocidade referência com valor igual a 1000rpm e tempo de duração total de 30s. A Tabela 5.6 e a Figura 5.14 apresentam os resultados do sistema sob atuação dos controladores, referentes à velocidade, para o Ensaio 1. Observa-se menores valores de IAE_{ω} e tempo de assentamento T_s para o sistema com controlador CMD. Destaca-se menor tempo de subida T_r para o sistema com controlador Fuzzy.

Tabela 5.6 - Resposta do sistema para os controladores CMD e Fuzzy, Ensaio 1.

Controlador	IAE_{ω}	$T_r[s]$	$T_s[s]$
CMD	$1,91\cdot 10^{-2}$	$5,55\cdot 10^{-1}$	$9\cdot 10^{-1}$
Fuzzy	$2,10\cdot 10^{-2}$	$5,46\cdot10^{-1}$	$1,\!10$



Figura 5.14 - Resposta do sistema para a velocidade do motor com os controladores CMD e Fuzzy, Ensaio 1.

Observa-se na Figura 5.15 e Figura 5.16 que ambos controladores atuaram sem extrapolar os limites físicos da planta, o que poderia ocasionar o mau funcionamento do motor, podendo causar danos irreversíveis à máquina. Isto se deve ao fato da inserção das restrições utilizadas na composição da função de avaliação em (4.6).



Figura 5.15 - Resposta do sistema para a tensão de armadura do motor com os controladores CMD e *Fuzzy*, Ensaio 1.



Figura 5.16 - Resposta do sistema para a corrente de armadura do motor com os controladores CMD e *Fuzzy*, Ensaio 1.

O Ensaio 2 é composto por: referência de velocidade de amplitude variada e sem inserção de carga no motor CC. Solicitou-se velocidade referência de 500rpm, sendo alterada para 1700rpm em t = 30s, depois para 1000rpm em t = 60s e, por fim, para 1500rpm em t = 120s. A Tabela 5.7 e a Figura 5.17 apresentam os resultados obtidos do sistema sob atuação dos controladores, referentes à velocidade, no Ensaio 2. Observa-se menores valores de IAE_{ω} e tempo de assentamento T_s para o sistema com controlador CMD. Neste ensaio, o sistema apresentou menores tempos de subida T_r e descida T_d , sob atuação do controlador Fuzzy.

Controlador	IAE_{ω}	$T_r[s]$	$T_d[s]$	$T_s[s]$
CMD	$3,43 \cdot 10^{-2}$	$7,70 \cdot 10^{-1}$	-	1,18
		1,26	-	2,31
		-	$6,60\cdot 10^{-1}$	9,20
		$5,50\cdot10^{-1}$	-	1,84
Fuzzy	$3,52 \cdot 10^{-2}$	$1,70\cdot 10^{-1}$	-	$5,\!58$
		1,24	-	2,56
		-	$6,10\cdot10^{-1}$	$1,14\cdot 10^1$
		1,32	-	1,75

Tabela 5.7 - Resposta do sistema para os controladores CMD e Fuzzy, Ensaio 2.



Figura 5.17 - Resposta do sistema para a velocidade do motor com os controladores CMD e Fuzzy, Ensaio 2.

Na Figura 5.18 observa-se que a tensão de armadura sofre elevação em t = 30s e t = 120s, para que ocorra o aumento da velocidade, enquanto que em t = 60s ocorre a redução da tensão aplicada ao motor, para reduzir a velocidade. Também ocorrem variações na corrente de armadura, como ilustrado na Figura 5.19, devido à variação de velocidade.



Figura 5.18 - Resposta do sistema para a tensão de armadura do motor com os controladores CMD e *Fuzzy*, Ensaio 2.



Figura 5.19 - Resposta do sistema para a corrente de armadura do motor com os controladores CMD e *Fuzzy*, Ensaio 2.

Vale ressaltar que sob a atuação do controlador *Fuzzy*, o sistema apresentou mudanças mais abruptas de corrente e tensão de armadura, o que não ocorreu sob a atuação do controlador CMD. Destaca-se que a atuação dos controladores não conduziram o sistema à extrapolação dos limites físicos da planta, como pode ser observado na Figura 5.18 e Figura 5.19.

Com o intuito de verificar a atuação dos controladores no sistema quando submetido à perturbação, realizou-se o Ensaio 3, composto por: valor de referência de velocidade igual a 1000*rpm*, inserindo carga no eixo do motor no instante t = 30s e retirando a carga no instante t = 60s. A Tabela 5.8 e a Figura 5.20 ilustram os resultados obtidos para a velocidade do sistema no Ensaio 3.

Verifica-se para o sistema com controlador CMD, menores valores de IAE_{ω} , tempo de assentamento T_s e tempo de estabilização de inserção de carga T_{eic} . Sob a atuação do controlador *Fuzzy*, o sistema apresentou menor tempo de subida T_r e tempo de estabilização de retirada de carga T_{erc} .

Controlador IAE_{ω} $T_r[s]$ $T_s[s]$ $T_{eic}[s]$ $T_{erc}[s]$ $1.52 \cdot 10^{-2}$ $5,55 \cdot 10^{-1}$ $9 \cdot 10^{-1}$ 4,26 $2, 11 \cdot 10^{1}$ CMD $1.55 \cdot 10^{-2}$ $5,46 \cdot 10^{-1}$ $2,01 \cdot 10^{1}$ Fuzzy 1,10 8,47





Figura 5.20 - Resposta do sistema para a velocidade do motor com os controladores CMD e *Fuzzy*, Ensaio 3.

Analisando o comportamento da velocidade, na Figura 5.20, observa-se que ambos controladores conseguiram retomar o valor de referência solicitado, mesmo após as perturbações do sistema. Observa-se, na Figura 5.21 e Figura 5.22, que durante a realização do Ensaio 3, tanto a tensão, quanto a corrente de armadura se elevaram no instante t = 30s, devido à inserção de carga no eixo do motor. A variação nestas grandezas volta a acontecer no instante t = 60s, devido à retirada da carga.



Figura 5.21 - Resposta do sistema para a tensão de armadura do motor com os controladores CMD e *Fuzzy*, Ensaio 3.



Figura 5.22 - Resposta do sistema para a corrente de armadura do motor com os controladores CMD e *Fuzzy*, Ensaio 3.

A Tabela 5.9 dispõe os valores do IAE_{ω} do controlador por matriz dinâmica em relação ao controlador *Fuzzy*. Observou-se que no Ensaio 1, o IAE_{ω} do controlador por matriz dinâmica foi 9,05% menor que o do controlador *Fuzzy*. Esta diferença está vinculada, principalemte, ao desempenho dos controladores em regime transitório, haja visto que ambos atingiram o valor de referência em regime permanente.

Tabela 5.9 - Valores de IAE_{ω} do controlador por matriz dinâmica em relação ao controlador *Fuzzy* no Ensaio 1, Ensaio 2 e Ensaio 3.

Ensaio	Diferença IAE_{ω} [%]	
1	9,05	
2	2,56	
3	1,93	

Analisando os valores referentes ao Ensaio 2 e ao Ensaio 3, contidos na Tabela 5.9, observa-se que a diferença entre o IAE_{ω} do controlador por matriz dinâmica e do controlador *Fuzzy* caiu de forma considerável. Esta situação se deve ao fato, principalmente, do aumento do tempo de duração dos ensaios, que aumentou o período em que o sistema se mantém em regime permanente, diminuindo a influência do comportamento em regime transitório no valor final do IAE_{ω} .

5.5 Comentários

Para a execução do controle de velocidade do motor de corrente contínua, deve-se atentar ao sinal de alimentação do mesmo. A utilização de circuitos conversores não elimina a influência das variações deste sinal sobre o sistema. A conexão de cargas na fonte de energia utilizada para alimentação deste motor influencia em seu comportamento. Portanto, levando em consideração a configuração do motor utilizado, faz-se necessária a implementação de duas malhas de controle, vinculadas ao circuito de armadura e campo.

A execução de ensaios prolongados, aliada à análise termográfica e dos sinais oriundos da bancada, possibilitou a verificação da influência de da temperatura sobre a ação de alguns componentes do sistema. A utilização do dispositivo de ventilação forçada do motor e do conjunto de resfriamento da ponte tiristorizada garantiram a estabilidade térmica destes componentes. Ressalta-se que mesmo os componentes eletrônicos tendo sido especificados de forma minunciosa, detectou-se a variação de temperatura em alguns, o que influenciava no comportamento do sistema. Entre estes componentes, destaca-se os capacitores cerâmicos, substituidos em alguns circuitos por capacitores de poliéster, os quais se apresentaram menos sensíveis.

A presença de ruídos nos sinais de velocidade, tensão e corrente de armadura pode ser minimizada através da implementação de filtros eletrônicos e da utilização de cabos blindados. Verifica-se a necessidade de incorporação de dispositivos de proteção de sobretensão e sobrecorrente, de modo a garantir as condições físicas do sistema.

Na implementação do controlador *Fuzzy*, destaca-se a importância na determinação da base de regras. Caso esta seja pequena demais, não conseguirá realizar o controle do sistema. Porém, caso a base de regras seja excessivamente grande, pode-se agregar esforço computacional desnecessário à realização do controle em questão. Na implementação do controlador por matriz dinâmica, assim como para todas as técnicas de controle preditivo, destaca-se a importância na garantia de manutenção do período de amostragem. A variação deste período pode acarretar erros de predição e, consequentemente, erros no cálculo das ações de controle.

CAPÍTULO 6

CONCLUSÃO

Realizou-se a implementação dos controladores preditivo CMD e *Fuzzy* para o controle de velocidade do motor CC. Foi empregada, para a sintonia dos controladores, a técnica de otimização heurística algoritmo genético. Visando a simulação e otimização dos controladores, implementou-se o modelo de identificação de sistema NARMAX, o qual foi capaz de representar de forma viável o sistema real. O modelo obtido apresentou aproximação de 90,16%, quando comparado ao sinal do sistema real.

Os controladores foram simulados e otimizados para serem implementados em bancada, com o intuito de monitorar e controlar a velocidade do motor CC, acionado por conversor CA-CC trifásico totalmente controlado, de modo a comparar e identificar qual método de controle obtém melhores respostas em regime transitório e permanente. Três ensaios foram realizados para análise detalhada dos controladores Fuzzy e preditivo CMD: i) ensaio com referência de velocidade fixa e sem inserção de carga no motor CC, ii) ensaio com referência de velocidade de amplitude variada e sem inserção de carga no motor CC e iii) ensaio com referência de velocidade fixa e com inserção de carga no motor CC.

Para analisar a eficiência dos controles nos ensaios, utilizou-se como critério de avaliação principal a integral do erro absoluto de velocidade IAE_{ω} , que considera o erro existente entre a velocidade desenvolvida pelo motor CC e a velocidade de referência. Além disto, considerou-se como critérios de avaliação secundários os tempos de subida T_r , descida T_d , assentamento T_s e estabilização T_{eic} e T_{erc} , referentes à estabilização do sistema na inserção e retirada de carga no eixo do motor, respectivamente.

Destaca-se, a atuação do sistema sob a eficiência dos controladores, os quais não conduziram o sistema à extrapolação dos limites físicos da planta, o que poderia ocasionar o mau funcionamento do motor, podendo causar danos irreversíveis à máquina. Vale ressaltar que sob a atuação do controlador *Fuzzy*, o sistema apresentou mudanças mais abruptas de corrente e tensão de armadura, o que pode diminuir a vida útil do motor, caso ocorra constantemente. Observa-se que o controlador por matriz dinâmica apresentou, na maioria dos casos, menores valores de IAE_{ω} , T_s , T_{eic} . Por outro lado, o controlador *Fuzzy* apresentou, em grande parte dos ensaios, menores valores de T_r , T_d e T_{erc} . Levando em consideração estes critérios de avaliação, destacando o índice IAE_{ω} como o mais significativo, sugere-se que o controlador CMD apresentou desempenho superior para o controle de velocidade do processo, considerando as condições abordadas nos ensaios. Porém, deve-se ressaltar a dificuldade em sua implementação, haja visto que o mesmo depende do modelo do processo a ser controlador e este nem sempre existe ou está disponível. Isto não ocorre na implementação do controlador *Fuzzy*, pois o mesmo se baseia no conhecimento do especialista, o que facilita de certa forma sua implementação e favorece sua utilização.

6.1 Contribuições do Trabalho

As contribuições são:

Artigos em revista:

- a) CARVALHO, D. F.; GANZAROLI, C. A.; DIAS, R. N. H. M.; COUTO, L. A.; CALIXTO, W. P. Hybrid Optimization Process Applied to Tuning of Dynamic Matrix Control: Study Case with DC Motor. Transactions on Environment and Electrical Engineering, v. 2, p. 23-30, 2017.
- b) CARVALHO, D. F.; GANZAROLI, C. A.; DIAS, R. N. H. M.; COUTO, L. A.; ALVES, A. J.; DOMINGOS, J. L. ; CALIXTO, W. P. Heuristic Optimization Applied on DMC and Cascade PI Controllers Tunning for Speed Control of DC Motor. Renewable Energy and Power Quality Journal, v. 1, p. 1, 2016.

Artigos em congresso:

a) GANZAROLI, C. A.; CARVALHO, D. F.; COUTO, L. A.; PINHEIRO NETO, D.; DIAS, R. N. H. M.; CALIXTO, W. P. Nonlinear Practical Model Based Predictive Control: Study Case with DC Motor. Chilean Conference on Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies (CHILECON), Pucon, 2017.

- b) DIAS, R. N. H. M.; GANZAROLI, C. A.; CARVALHO, D. F.; FURRIEL, G. P.; COUTO, L. A.; CALIXTO, W. P. Comparative Study Between Optimized Controllers Fuzzy X MPC. In: 2017 18th International Scientific Conference on Electric Power Engineering (EPE), Kouty nad Desnou, 2017.
- c) CARVALHO, D. F.; GANZAROLI, C. A.; DIAS, R. N. H. M.; COUTO, L. A.; CALIXTO, W. P. Optimization Process Applied to Tuning of Dynamic Matrix Control: Study Case with DC Motor. In: 2016 IEEE 16th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC), Florence, 2016.
- d) GANZAROLI, C. A.; CARVALHO, D. F.; DIAS, R. N. H. M.; REIS, M. R. C.; ALVES, A. J.; DOMINGOS, J. L.; CALIXTO, W. P. Heuristic and Deterministic Strategies Applied on Cascade PI Controller Tuning for Speed Control of a DC Motor. In: 2015 Chilean Conference on Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies (CHI-LECON), Santiago, 2015.

6.2 Sugestões para Trabalhos Futuros

- a) Substituir o conversor CA-CC, inserido no circuito de armadura, pelo conversor dual, o qual opera em quatro quadrantes, de modo a possibilitar a reversão do sentido de rotação do eixo do motor;
- b) Desenvolver sistema embarcado dedicado à implementação dos controles principal e adicional, de forma a integrar as ações em controlador único de múltiplas entradas e saídas. Substituir a utilização do computador pelo sistema embarcado e desenvolver plataforma para acompanhamento dos dados do sistema;
- c) Implementar técnica de modelagem *online*, de forma a possibilitar a atualização do modelo do sistema em paralelo à operação;
- d) Implementar técnica de otimização *online*, de forma a possibilitar a execução do processo de otimização em paralelo à operação do sistema;
- e) Otimizar a formação da base de regras do controlador *Fuzzy*, juntamente com a otimização dos limites das funções de pertinência;
- f) Considerar no processo de otimização os tempos de subida, descida, assentamento na função de avaliação.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AHMED, A. **Eletrônica de Potência**. 1^{*a*} edição. São Paulo: Prentice Hall, 2000. 59

ALMEIDA, G. M. de. Controle Preditivo Sintonizado via Algoritmo Genético aplicado em Processos Siderúrgicos. Vitória: Universidade Federal do Espírito Santo - UFES, 2011. 28, 41

BARBI, I. **Eletrônica de Potência**. 7. ed. Florianópolis, SC, BRA: Edição do Autor, 2012. 58, 61

BENNETT, S. A History of Control Engineering. [S.l.]: IET, 1993. 25

CABRAL, R. B. Adaptação Computacional de Sistemas de Inferência Difusos: Um Caso Aplicado. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Santa Catarina, 1994. 36

CALIXTO, W. P. Nota de Aula - Algoritmo Genético para Iniciantes. Universidade de Coimbra,Portugal, 2010. 63, 65, 66, 67

CALIXTO, W. P.; COIMBRA, A. P.; MOTA, J. C. d.; WU, M.; SILVA, W. G.; ALVARENGA, B.; BRITO, L. d. C.; ALVES, A. J.; DOMINGUES, E. G.; NETO, D. P. Troubleshooting in geoelectrical prospecting using real-coded genetic algorithm with chromosomal extrapolation. **International Journal of Numerical Modelling: Electronic Networks, Devices and Fields**, Wiley Online Library, v. 28, n. 1, p. 78–95, 2015. 67

CAMACHO, E.; BORDONS, C. Model Predictive Control. [S.l.]: Springer London, 2013. (Advanced Textbooks in Control and Signal Processing). ISBN 9781852336943. 26, 27, 39, 41, 42, 46, 47

CAMBOIM, W. L. L. Aplicações de Técnicas de Controle Fuzzy em Sistemas de Abastecimento de Água Visando a Melhoria no Rendimento Energético e Hidráulico. Tese (Doutorado) — Universidade Federal da Paraíba, 2012. 26

CARVALHO, D. F. Sintonia de Controlador Preditivo não Linear: Análise Comparativa com Técnicas Tradicionais. Goiânia - GO: Universidade Federal de Goiás - UFG, 2017. 74 CARVALHO, G. **Máquinas Elétricas - Teoria e Ensaios**. 4. ed. Rio de Janeiro: Editora Érica, 2011. 52

CHEN, C. T. Linear System - Theory and Design. 3. ed. New York: Oxford University Press, 1999. 29, 53

CHWIF, L.; MEDINA, A. C. Modelagem e Simulação de Eventos Discretos. 3^a edição. 1: Livros Técnicos e Científicos, 2010. 53, 63

CLARKE, D.; TUFFS, P. Model Predictive Control. Part I: The Basic Algorithm. 23. ed. Munich: IOP, 1987. 137–170 p. 45

CLARKE, D. W. Application of generalized predictive control to industrial processes. **Control Systems Magazine, IEEE**, IEEE, v. 8, n. 2, p. 49–55, 1988. 26

COSTA, C. B.; RIVERA, E. A.; REZENDE, M. C. A. F.; MACIEL, M. R. W.; MACIEL, R. Prior detection of genetic algorithm significant parameters: Coupling factorial design technique to genetic algorithm. **Chemical engineering science**, Elsevier, v. 62, n. 17, p. 4780–4801, 2007. 64

COX, E. The Fuzzy Systems Handbook: A Guide to Building, Using and Maintaining Fuzzy Systems. New York: AP Professional, 1994. 25, 32, 38

DORF, R.; BISHOP, R. Modern Control Systems. 13. ed. [S.l.]: Pearson Education, Limited, 2016. ISBN 9780134407623. 25, 30, 31

DRIANKOV, D.; HELLENDOORN, H.; REINFRANK, M. An Introduction to Fuzzy Control. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2013. 36

DUFOUR, P.; TOURÉ, Y. Multivariable model predictive control of a catalytic reverse flow reactor. **Computers & Chemical Engineering**, Elsevier, v. 28, n. 11, p. 2259–2270, 2004. 39

EBRAHIMI, Z.; BAGHERI, P.; KHAKI-SEDIGH, A. Tuning of generalized predictive controllers for first order plus dead time models based on anova. **ICEE** - **Itenrnational Conference on Electrical Engineering**, 2015. 39

EVANS, W. R. Control system synthesis by root locus method. 1. ed. [S.l.]: Transactions of the American Institute of Electrical Engineers, 1947. 25

FILALIT, S.; WERTZ, V. Using genetic algorithms to optimize the design parameters of generalized predictive controllers. International Journal of Systems Science, IEEE, v. 4, n. 32, p. 503–512, 2001. 28

FRANKLIN, G. F. Sistemas de Controle para Engenharia. 6^a edição. 1: bookman, 2013. 27

GOLDBERG, D. E. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning, 1989. **Reading: Addison-Wesley**, 1989. 64, 66, 67

GOMIDE, F.; PEDRYCZ, W. An introduction to fuzzy sets. Massachusetts: MIT Press, 1998. 34, 35

HARVEY, I. On Recombination and Optimal Mutation Rates. 1^a edição. 1: Morgan Kaufmann, 2008. 53, 63

HAYKIN, S. Redes neurais: princípios e prática. [S.l.]: Bookman Editora, 2007. 76

JANTZEN, J. Foundations of Fuzzy Control: A Practical Approach. 2. ed. [S.l.]: Wiley, 2013. 36

KARR, C. Genetic algorithms for fuzzy controllers. AI Expert, v. 6, n. 2, p. 26–33, 1991. 27

KASABOV, N. Evolving fuzzy neural networks-algorithms, applications and biological motivation. Methodologies for the conception, design and application of soft computing, World Scientific, v. 1, p. 271–274, 1998. 36

KLIR, G.; YUAN, B. Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications. New Jersey: Prentice Hall, 1995. 26

KNOSPE, C. Pid control. **IEEE Control Systems Magazine**, v. 26, n. 1, p. 30–31, 2006. 25

KOSHIYAMA, A. S. **GPFIS: Um Sistema Fuzzy-Genético Genérico**. Tese (Doutorado) — Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2014. 27

KOSOW, I. L. **Máquinas Elétricas e Transformadores**. Rio de Janeiro: Editora Globo, 1985. 52

KRISHNAN, R. Eletric Motor Drives: modeling, analysis, and control. 1. ed. New Jersey, USA: [s.n.], 2001. 59, 62

KUO, B. C.; TAL, J. **DC Motors and Control Systems**. Illinois: SRL, 1978. 52, 53, 56, 57, 58
KWONG, W. H. Introdução ao Controle Preditivo com Matlab. 1. ed. São Carlos: Editora da Universidade Federal de São Carlos, 2012. 27, 39, 40, 49

LACERDA, E. G. Introdução aos Algoritmos Genéticos. 1^a edição. 1: [s.n.], 1999. 64

LEE, C. C. Fuzzy logic in control systems: Fuzzy logic controller, part i and ii. Systems, Man and Cybernetics, IEEE Trans, v. 20, p. 404–435, 1990. 26, 32

LEONTARITIS, I.; BILLINGS, S. A. Input-output parametric models for non-linear systems part i: deterministic non-linear systems. **International journal of control**, Taylor & Francis, v. 41, n. 2, p. 303–328, 1985. 74

LINDEN, R. Algoritmos Genéticos. 2^a edição. 1: Brasport, 1992. 64, 65, 66

LINKERS, D.; MAHFONF, M. Advances in Model-Based Predictive Control, chapter Generalized Predictive Control in Clinical Anaesthesia.[S.l.]: Oxford University Press, 1994. 26

MAIER, M. W.; RECHTIN, E. The Art of Systems Architecting. 1^a edição. 1: CRC press, 2000. 27, 53, 62, 63

MAMDANI, E. H. Aplications of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant. **Proc. IEE 121**, v. 12, p. 1585–1588, 1973. 26, 37

MARUO, M. H. Projeto Automático de Sistemas Nebulosos utilizando Algoritmos Genéticos Auto-Adaptativos. 2006. 36

MAXWELL, J. C. The Scientific Papers of James Clerk Maxwell. 1. ed. [S.l.]: J. Hermann, 1868. 25

MAYNE, D. Q.; RAWLINGS, J. B.; RAO, C. V.; SCOKAERT, P. O. Constrained model predictive control: Stability and optimality. **Automatica**, Elsevier, v. 36, n. 6, p. 789–814, 2000. 39

MICHALEWICZ, Z. Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs. New York: Springer, 1996. 67

MITCHELL, M. An Introduction to Genetic Algorithms. The mit press. London: Bradford Book, 1997. 67

MOHAN, N.; ROBBINS, W. P. **Power electronics: converters, applications and design**. 4. ed. United States of America: John Wiley Sons, Inc., 2013. 58 MORALES, D. S. M. Sintonia de Controladores DMC Utilizando Algoritimos Genéticos. Campinas: Universidade Estadual de Campinas -UNICAMP, 1995. 40, 44

NASAR, S. A. **Máquinas Elétricas**. São Paulo: McGraw - Hill do Brasil, 1984. 52, 56, 58

NATIONAL INSTRUMENTS. NI USB-6008: Datasheet. 2017. 81

NISE, N. S. Engenharia de Sistemas de Controle. 6. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2012. 29, 30, 31, 50, 56

OGATA, K. Engenharia de Controle Moderno. 5. ed. [S.l.]: Pearson Brasil, 2011. ISBN 9788576058106. 25, 29, 30, 31, 43

PAL, T.; PAL, N. A self organized genetic algorithm based rule generation scheme for fuzzy controllers. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 7, p. 397–415, 2003. 27

PEREIRA, E. S. Implementação do Controlador Preditivo Multivariável CMD em uma Planta Piloto. Vitória, ES: Universidade Federal do Espírito Santo - UFES, 2012. 27

PIZZOLATO, N.; GANDOLPHO, A. Técnicas de Otimização. Rio de Janeiro: LTC, 2009. 50

PROPOI, A. Use of linear programming methods for synthesizing sampled-data automatic systems. Automation and remote control, v. 24, n. 7, p. 837–844, 1963. 25

QIN, S. J.; BADGWELL, T. A. An overview of nonlinear model predictive control applications. In: Nonlinear model predictive control. [S.l.]: Springer, 2000. p. 369–392. 39

RASHID, M. H. Eletrônica de Potência. 4. ed. [S.l.]: Pearson Brasil, 2015. ISBN 9788543005942. 58, 59, 72

REIS, M. R. C. Análise Comparativa de Métodos de Otimização Aplicados à Sintonia do Controlador PI. Goiânia - GO: Universidade Federal de Goiás - UFG, 2014. 50, 60, 62, 65, 79, 82

RICHALET, J. Industrial applications of model based predictive control. Automatica, Elsevier, v. 29, n. 5, p. 1251–1274, 1993. 26

RICHALET, J.; RAULT, A.; TESTUD, J.; PAPON, J. Algorithmic control of industrial processes. In: **Proceedings of the 4th IFAC symposium on identification and system parameter estimation**. [S.l.: s.n.], 1976. p. 1119–1167. 26

ROUTH, E. J. Stability of a given state of motion. Stability of Motion-A collection of early scientific papers by Routh, Cli ord, Sturm and Bocher. 1. ed. London: Taylor and Francis, 1877. 25

SALIBY, E.; ARAUJO, M. M. Cálculo do Valor em Risco Através de Simulação Monte Carlo: Uma Avaliação de Uso de Métodos Amostrais mais Eficientes em Portfólios com Opções. XXXIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, Campos Do Jordao, 2001. 63

SANTANA, E. S. Algoritmo Preditivo Baseado em Modelo Aplicado ao Controle de Velocidade do Motor de Indução. Campinas: Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP, 2007. 27

SEMIKRON. SK70DT: Datasheet. 2017. 81

SIEMENS. TCA 785: Datasheet. 2014. 81

SIMÕES, M. G.; SHAW, I. S. Controle e modelagem fuzzy. Blucher: FAPESP, São Paulo, BRA, 2007. 37, 39

TAKAGI, T.; SUGENO, M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. **Systems, Man and Cybernetics**, IEEE Trans, v. 15, p. 116–132, 1985. 26, 31, 37

TONOMARU, J. Motivação, Fundamentos e Aplicações de Algoritmos Genéticos. Congresso brasileiro de redes neurais, v. 2, 1995. 64, 65

TORO, V. D. **Fundamentos de Máquinas Elétricas**. Rio de Janeiro: Prentice Hall do Brasil, 1994. 54, 57

TSOUKALAS, L. H.; UHRIG, R. E. Fuzzy and neural approaches in engineering. [S.l.]: John Wiley & Sons, Inc., 1996. 38

WANG, L. Model Predictive Control System - Design and Implementation. Melbourne: Springer, 2009. ISBN 978-1-84882-330-3. 26, 42, 46

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. Information and control, Elsevier, v. 8, n. 3, p. 338–353, 1965. 25, 31, 33, 34