

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

CONTROLE NEUROFUZZY DE MOTOR DE INDUÇÃO COM ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS E FLUXO DE ESTATOR

Marlon Rosa de Gouvêa

**Tese de Doutorado submetida à Banca
Examinadora designada pelo Colegiado do
Programa de Pós-Graduação em Engenharia
Elétrica da Universidade Federal de Minas Gerais,
como requisito parcial à obtenção de título de
Doutor em Engenharia Elétrica**

**Orientadores: Walmir Matos Caminhas
Benjamim Rodrigues de Menezes**

**Novamente,
ao
Sagrado Coração de
Jesus**

AGRADECIMENTOS

À toda minha família pelo amor, compreensão, apoio e orações, nas pessoas de minhas filhas Natália e Débora, minha esposa Celeste, meus pais Antônio e Aparecida, minhas irmãs Cristie e Jeanne, e minhas sobrinhas Stephanie, Rayane e Eduarda.

Aos meus orientadores, professores Walmir Matos Caminhas e Benjamim Rodrigues Menezes pelo apoio, incentivo, compreensão e valiosa orientação. Também agradecendo ao professor Gustavo G. Parma pela disponibilização da banca experimental utilizada no desenvolvimento deste trabalho.

Aos meus amigos da Gerdau Açominas, pelo crédito e incentivo. Agradecendo de forma especial aos meus amigos Mário Hermes de Resende, Sandra de Paula Silveira e Manoel Eustáquio dos Santos.

Aos meus colegas e professores do CPDEE, que contribuíram de maneira direta para o meu crescimento técnico e pessoal durante este período de convívio, destacando de forma especial à Lane Maria Rabelo Baccharini, Eduardo Soares Figueiredo e Anderson Vasconcelos Pires.

À direção da Gerdau Açominas pela concessão desta oportunidade ímpar de desenvolvimento. Destacando de forma especial àquelas pessoas as quais estive subordinado diretamente durante o período da realização deste doutorado: o Gerente de Engenharia Operacional e Utilidades Guilherme Barros de Melo, principal responsável por esta concessão de desenvolvimento, além do Gerente da Área de Engenharia João Augusto Machado Caldeira, o Gerente de Projetos Estratégicos de Laminação e Utilidades Hélio Tadeu de Mello e Silva e o Gerente da Área de Aciaria Márcio Teixeira Alves.

Finalmente, gostaria de agradecer àquele que foi o primeiro a me conceder um crédito de confiança, dentro da Gerdau Açominas, para o meu processo de desenvolvimento técnico e acadêmico: o Gerente da Área de Redução Marcos Rocha Duarte, principal responsável pelo apoio recebido quando do desenvolvimento do meu Mestrado, degrau anterior à este no qual me encontro, mas de igual importância.

RESUMO

Este trabalho tem como principal proposta o desenvolvimento de um controlador *neurofuzzy*, que se apresente como uma alternativa aos controladores convencionais *PI*. O controlador proposto, o *Online Neurofuzzy Controller (ONFC)*, tem como principal diferença em relação a maioria das estruturas neurais e *neurofuzzy* aplicadas a sistemas de controle, o fato do sinal de erro ser utilizado não apenas para correção dos parâmetros livres do controlador, mas também como entrada para o mesmo. Além disto, o *ONFC* apresenta uma estrutura de baixo custo computacional, pois possui apenas uma entrada e uma saída, relacionadas por duas regras nebulosas. A partir desta estrutura, as equações que descrevem o funcionamento do controlador proposto e o ajuste *online* dos seus parâmetros livres (pesos), para a configurações em malha simples e em cascata, são desenvolvidas. A análise do desempenho do controlador proposto é apresentada tendo como base simulações digitais e implementações práticas. A principal aplicação para o *ONFC* apresentada neste trabalho é o controle vetorial de motores de indução. Além disto, o desenvolvimento do controlador *neurofuzzy* proposto é precedido por duas etapas. A primeira está relacionada à obtenção de um procedimento de identificação dos parâmetros da máquina de indução através do próprio inversor de frequência. A segunda etapa apresenta o desenvolvimento de um estimador de fluxo de estator a partir do modelo de tensão da máquina de indução, com compensação de *offsets* nas medições de tensão e corrente e suas integrais. Nestas etapas são disponibilizados diversos parâmetros necessários para a implementação de estratégias de controle vetorial, bem como o próprio fluxo de estator, que é utilizado no processo de orientação de campo e na própria malha de controle fluxo.

ABSTRACT

This work introduces a *neurofuzzy* controller as an alternative for conventional *PI* controllers. This controller, the *Online Neurofuzzy Controller (ONFC)*, has as principal difference compared to the most of the neural and *neurofuzzy* structures used in control systems, the fact that the error is not only used to correct the network parameters, but also as network input. Moreover, the *ONFC* presents a structure with low computational cost, composed by one input and one output, associated by two *fuzzy* rules. From this structure, the equations that describe the proposed controller and the weight corrections, for single and cascade configurations, are presented. A performance analysis of this controller is presented based on digital simulations and practical implementations. The main application of the *ONFC* in this work is a vector control of induction motors. Moreover, the proposed controller development is preceded by two stages. The first one is related to a procedure to automatically identify the induction motor parameters using as controllable source the frequency inverter. The second stage presents the development of a stator flux estimator based on the induction motor voltage equations with dc offset compensation of the measurements and integrals of the stator voltage and current. From these stages, all necessary parameters to implement vector control strategies, as well as the stator flux, which is used for field orientation and flux control, are obtained.

ÍNDICE

<i>Agradecimentos</i>	III
<i>Resumo</i>	IV
<i>Abstract</i>	IV
<i>Índice</i>	VI
<i>Lista de Figuras</i>	IX
<i>Lista de Tabelas</i>	XII
<i>Lista De Símbolos</i>	XIII
<i>Capítulo 1</i>	
<i>Introdução Geral</i>	1
1.1 - Introdução	1
1.2 – Estrutura do trabalho	3
<i>Capítulo 2</i>	
<i>Identificação de Parâmetros de Motores de Indução Utilizando Inversores de Freqüência</i>	5
2.1 – Introdução	5
2.2 – Considerações iniciais	6
2.3 – Modelo equivalente de regime permanente da máquina de indução	8
2.4 – Identificação da indutância transitória de estator	11
2.5 – Identificação da resistência de estator	14
2.6 – Identificação da resistência de rotor referida	15
2.7 – Identificação da constante de tempo do rotor	18
2.7.1 – Cálculo da tensão induzida nos terminais da máquina de indução	20
2.7.2 – Resultados de simulação e experimental	23
2.8 – Cálculo dos demais parâmetros	25
2.8.1 – Resultados	27
2.8.2 – Estudo de sensibilidade a erros da relação entre L_{ls} e L_{lr}	27
2.8.3 – Avaliação do efeito de erros da relação entre L_{ls} e L_{lr}	29
2.9 – Determinação da corrente de magnetização e do fluxo de referência	30
2.10 – Discussão dos resultados	32
2.11 – Conclusão	33

Capítulo 3

<i>Estimação do Fluxo de Estator com Compensação de Offsets</i>	34
3.1 – Introdução	34
3.2 – Considerações iniciais	35
3.3 – Principais problemas para a estimação do fluxo de estator	37
3.4 – Compensação de <i>offsets</i> na estimação do fluxo de estator	44
3.5 – Resultados experimentais	46
3.5.1 – Resultados experimentais em malha aberta	46
3.5.2 – Resultados comparativos à medição do fluxo de estator através de bobinas exploradoras	47
3.5.3 – Resultados experimentais em malha fechada	52
3.6 – Conclusão	55

Capítulo 4

<i>Redes Neurofuzzy Aplicadas ao Projeto de Controladores</i>	56
4.1 – Introdução	56
4.2 – Estrutura <i>Neo-Fuzzy-Neuron</i>	59
4.2.2 – Processo de aprendizagem da rede NFN	61
4.3 – Estruturas <i>Neo-Fuzzy-Neuron</i> aplicadas ao projeto de controladores	62
4.3.1 – Cálculo da saída do <i>ONFC</i>	63
4.3.2 – Processo de aprendizagem do <i>ONFC</i>	64
4.3.2.1 – Análise dos efeitos do sinal de derivada parcial da saída da planta em relação a saída do controlador na correção dos pesos do <i>ONFC</i>	66
4.3.2.2 – Equação final para a correção dos pesos do <i>ONFC</i>	67
4.3.3 – Análise de convergência do <i>ONFC</i>	68
4.4 – Aplicação do <i>ONFC</i> na configuração em cascata	69
4.4.1 – Equações básicas	70
4.4.2 – Correção dos pesos para o <i>ONFC</i> da primeira malha de controle	70
4.4.3 – Correção dos pesos para o <i>ONFC</i> da segunda malha de controle	71
4.4.4 – Correção dos pesos para o <i>ONFC</i> da terceira malha de controle	73
4.4.5 – Correção dos pesos para o <i>ONFC</i> da n-ésima malha de controle	75
4.5 – O <i>ONFC</i> como um caso particular do Modelo de Sugeno de Ordem Zero	76
4.6 – Conclusão	78

Capítulo 5

<i>Avaliação do Desempenho do ONFC Através de Simulações Digitais e de Implementações Práticas</i>	79
5.1 – Introdução	79
5.2 – Avaliação do desempenho do <i>ONFC</i> aplicado a uma planta com características de ação reversa através de simulações digitais	80
5.3 – Avaliação do desempenho do <i>ONFC</i> aplicado ao controle vetorial do motor de indução através de simulações digitais	82
5.3.1 – Controle vetorial da máquina de indução com a utilização do <i>ONFC</i> na configuração em cascata: Proposta de simplificação	83
5.3.2 – Avaliação do desempenho do <i>ONFC</i> no acionamento de motores com diferentes potências nominais através de simulações digitais	85
5.3.3 - Avaliação do desempenho do <i>ONFC</i> segundo critérios preestabelecidos	93
5.4 – Resultados experimentais da aplicação do <i>ONFC</i> no controle vetorial do motor de indução	96
5.4.1 – Parâmetros dos controladores	97
5.4.2 – Resultados experimentais	98
5.4.3 – Considerações para implementação prática do <i>ONFC</i>	103
5.4 – Conclusão	106

Capítulo 6

<i>Conclusões e Considerações Finais</i>	108
<i>Referências Bibliográficas</i>	111
<i>Apêndice A: Dados da Bancada Experimental e dos Motores Utilizados</i>	118
<i>Apêndice B: Equações da Máquina de Indução Trifásica para um Referencial Arbitrário</i>	120

LISTA DE FIGURAS

<i>Figura 2.1 – Circuitos equivalentes em regime permanente da MI</i>	8
<i>Figura 2.2 – Resposta de corrente para a aplicação de pulsos de tensão de curta duração nos terminais da máquina de indução</i>	12
<i>Figura 2.3 – Resposta de corrente para a aplicação de pulsos de tensão de curta duração nos terminais da máquina de indução</i>	13
<i>Figura 2.4 – Esboço do ensaio para determinação de R_{rref}</i>	15
<i>Figura 2.5 – Ensaio para a determinação de R_{rref}</i>	17
<i>Figura 2.6 – Teste para determinação de τ_r: abertura das fases da máquina</i>	24
<i>Figura 2.7 – Velocidade e corrente de magnetização</i>	31
<i>Figura 3.1 – Representação espacial dos efeitos de fluxos de offset para duas posições espaciais diferentes do vetor fluxo de estator</i>	38
<i>Figura 3.2 – Simulação: efeito do offset de tensão na estimação do fluxo de estator</i>	39
<i>Figura 3.3 – Simulação: efeito do offset de tensão no plano de fase do fluxo de estator estimado</i>	40
<i>Figura 3.4 – Simulação: efeitos do erro de estimação da resistência de estator no módulo do fluxo de estator estimado</i>	42
<i>Figura 3.5 – Simulação: Lugar geométrico do fluxo de estator sem erros na estimação de R_s</i>	42
<i>Figura 3.6 – Simulação: efeitos do erro de estimação da resistência de estator no lugar geométrico do fluxo de estator estimado</i>	43
<i>Figure 3.7 – Diagrama em blocos do estimador de fluxo de estator com compensação de offsets</i>	45
<i>Figura 3.8 – Resultados experimentais para as condições sem compensação e com compensação de offsets na estimação do fluxo de estator</i>	46
<i>Figura 3.9 – Resultados experimentais da medição e estimação do fluxo de estator: Partida</i>	48
<i>Figura 3.10 – Resultados experimentais: componentes de eixo em quadratura do fluxo medido e estimado em regime permanente: 50 rad/s</i>	49
<i>Figura 3.11 – Resultados experimentais: componentes de eixo em quadratura do fluxo medido e estimado em regime permanente: 200 rad/s</i>	50
<i>Figura 3.12 – Resultados experimentais: componentes de eixo em quadratura do fluxo medido e estimado em regime permanente: 300 rad/s</i>	51
<i>Figure 3.13 – Diagrama em blocos do UFOV</i>	52
<i>Figura 3.14 – Resultados experimentais: Módulo do fluxo de estator estimado e velocidade durante a partida do motor</i>	53
<i>Figura 3.15 – Resultados experimentais: componentes de eixo direto e em quadratura e módulo do fluxo de estator estimado</i>	53
<i>Figura 3.16 – Resultados experimentais: módulo e componente de eixo direto do fluxo de estator estimado e velocidade durante reversão de velocidade do motor</i>	54
<i>Figura 3.17 – Resultados experimentais: módulo do fluxo de estator estimado durante um degrau de carga</i>	54
<i>Figura 4.1 – Estrutura de uma rede NFN</i>	59
<i>Figura 4.2 – Funções de pertinência para o NFN</i>	61
<i>Figura 4.3 – Mecanismo de inferência da rede NFN</i>	61

<i>Figura 4.4 – Diagrama em blocos de um sistema controlado por um ONFC</i>	63
<i>Figura 4.5 – Estrutura do ONFC</i>	63
<i>Figura 4.6 – Processo de fuzziificação do ONFC</i>	64
<i>Figura 4.7 – Conexão em cascata de controladores ONFC</i>	69
<i>Figura 5.1 – Simulação: resposta ao degrau para uma planta com característica de ação reversa não mínima tendo um ONFC (configuração em malha simples) como elemento de controle</i>	81
<i>Figura 5.2 – Diagrama esquemático do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator (UFOV) através de controladores PI's</i>	82
<i>Figura 5.3 – Diagrama esquemático do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator (UFOV) através do ONFC</i>	82
<i>Figura 5.4 – Resultados de simulação para o ONFC utilizando-se a equação(4.56) para correção dos pesos do controlador</i>	84
<i>Figura 5.6 – Resultados de simulação do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores PI's: motor de 2 CV</i>	87
<i>Figura 5.7 – Resultados de simulação do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores ONFC's: motor de 2 CV</i>	88
<i>Figura 5.8 – Resultados de simulação do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores PI's: motor de 50 CV</i>	89
<i>Figura 5.9 – Resultados de simulação do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores ONFC: motor de 50 CV</i>	90
<i>Figura 5.10 – Resultados de simulação do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores PI's: motor de 2250 CV</i>	91
<i>Figura 5.11 – Resultados de simulação do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores ONFC: motor de 2250 CV</i>	92
<i>Figura 5.12 – Resultados de simulação do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores PI's: Avaliação da resposta ao degrau</i>	94
<i>Figura 5.13 – Resultados de simulação do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores ONFC's: Avaliação da resposta ao degrau</i>	95
<i>Figura 5.14 – Resultados de simulação do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores ONFC's: ISE – Integral do Erro Quadrático de Velocidade</i>	96
<i>Figura 5.15 – Resultados experimentais do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores PI's: Avaliação da resposta ao degrau</i>	99
<i>Figura 5.16 – Resultados experimentais do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores ONFC's: Avaliação da resposta ao degrau</i>	100
<i>Figura 5.17 – Resultados experimentais do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores PI: Velocidade e erro de velocidade</i>	101
<i>Figura 5.18 – Resultados experimentais do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores ONFC: Velocidade e erro de velocidade</i>	101

<i>Figura 5.19 – Resultados experimentais do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores ONFC e PI: ISE - Integral do Erro Quadrático de Velocidade</i>	102
<i>Figura 5.20 – Comportamento dos pesos do ONFC da malha de controle de velocidade durante uma reversão de velocidade</i>	103
<i>Figura 5.21 – Avaliação da estratégia de Bloqueio por Zona Morta aplicada a malha de controle de fluxo de estator</i>	104
<i>Figura 5.22 – Avaliação da estratégia de Correção por Limite aplicada a malha de controle de fluxo de estator</i>	106

LISTA DE TABELAS

<i>Tabela 2.1 – Resultados da estimação da indutância transitória de estator</i>	14
<i>Tabela 2.2 – Resultados da estimação da resistência de estator</i>	14
<i>Tabela 2.3 – Resultados da estimação da resistência do rotor referida</i>	18
<i>Tabela 2.4 – Resultados da estimação da constante de tempo de rotor e determinação da indutância e coeficiente de dispersão de estator</i>	23
<i>Tabela 2.5 – Relação entre L_{ls}/L_{lr} - IEEE Std 112 (1996)</i>	25
<i>Tabela 2.6 – Resultados da estimação da indutância de rotor L_r, L_m e R_r</i>	27
<i>Tabela 2.7 – Resultados da estimação da indutância de rotor L_r, L_m, L_{lr}, L_{ls} e R_r com um desvio positivo de 50 % na relação entre as indutâncias de dispersão do estator e rotor IEEE Std 112 (1996)</i>	29
<i>Tabela 2.8 – Resultados de simulações e experimentais da estimação dos valores nominais da corrente de magnetização e do fluxo de estator</i>	30
<i>Tabela 2.9 – Resultados de simulações e experimentais da estimação dos parâmetros da máquina de indução</i>	32
<i>Tabela 5.1 – Parâmetros dos controladores PI's</i>	86
<i>Tabela 5.2 – Parâmetros dos ONFC</i>	86
<i>Tabela 5.3 – Resultados da resposta ao degrau de carga nominal: PI e ONFC</i>	96
<i>Tabela 5.4 – Implementação prática: parâmetros dos controladores PI's</i>	97
<i>Tabela 5.5 – Implementação prática: parâmetros do ONFC</i>	97
<i>Tabela 5.6 – Resultados experimentais para a resposta ao degrau de carga nominal: PI e ONFC</i>	102

LISTA DE SÍMBOLOS

a	<i>Razão entre o número de espiras de estator e de rotor</i>	
B	<i>Coefficiente de atrito dinâmico</i>	kgm^2/s
x_{rmax}	<i>Valor máximo do universo de discurso da variável x</i>	
x_{rmin}	<i>Valor mínimo do universo de discurso da variável x</i>	
Δ_{lim}	<i>Valor total do universo de discurso do NFN</i>	
i_m	<i>Corrente de magnetização</i>	A
i_r	<i>Corrente de rotor</i>	A
i_s	<i>Corrente de estator</i>	A
J_m	<i>Momento de inércia</i>	kgm^2
L_{ls}	<i>Indutância de dispersão do estator</i>	H
L_{lr}	<i>Indutância de dispersão do rotor</i>	H
L_m	<i>Indutância de magnetização</i>	H
L_s	<i>Indutância própria de estator</i>	H
L_s'	<i>Indutância transitória de estator</i>	H
L_r	<i>Indutância própria de rotor</i>	H
P_e	<i>Potência eletromagnética</i>	W
R_r	<i>Resistência de rotor</i>	Ω
R_{rref}	<i>Resistência de rotor referida ao estator</i>	Ω
R_s	<i>Resistência de estator</i>	Ω
T_e	<i>Conjugado eletromagnético</i>	Nm
T_V	<i>Período da tensão de referência do UFOV: Sincronismo do sistema de compensação de offsets do estimador de fluxo de estator</i>	s
v_s	<i>Tensão de estator</i>	V
w	<i>Peso do ONFC</i>	
$\mu_A(x_i)$	<i>Grau de pertinência da variável x_i ao conjunto A</i>	
σ	<i>Coefficiente de dispersão</i>	
λ_s	<i>Fluxo de estator</i>	Wb
λ_r	<i>Fluxo de rotor</i>	Wb
ω_e	<i>Velocidade do campo girante</i>	rad/s
ω_r	<i>Velocidade do rotor</i>	rad/s
τ_r	<i>Constante de tempo do rotor</i>	s

Sobrescritos :

\wedge	<i>Grandezas estimadas</i>
-	<i>Grandezas vetoriais</i>
*	<i>Valores de referência</i>
e	<i>Grandezas referidas a um referencial arbitrário</i>
s	<i>Grandezas referidas ao estator</i>
r	<i>Grandezas referidas ao rotor</i>

Subscritos:

a	<i>Grandezas relativas a fase “a”</i>
b	<i>Grandezas relativas a fase “b”</i>
c	<i>Grandezas relativas a fase “c”</i>
dc	<i>Offset dc</i>
n	<i>Valores nominais</i>
s	<i>Grandezas relativas ao estator</i>
r	<i>Grandezas relativas ao rotor</i>

Siglas:

AD	<i>Conversão Analógica - Digital</i>
ANFIS	<i>Adaptative Neuro-Fuzzy Inference System</i>
CLP	<i>Controlador Lógico Programável</i>
DA	<i>Conversão Digital - Analógica</i>
DSP	<i>Digital Signal Processor</i>
IQVD	<i>Índice de Queda de Velocidade ao Degrau</i>
ISE	<i>Integral of Square Error</i>
NFN	<i>Neo Fuzzy Neuron</i>
ONFC	<i>Online Neurofuzzy Controller</i>
PI	<i>Proporcional e Integral</i>
SDCD	<i>Sistema Digital de Controle Distribuído</i>
TRD	<i>Tempo de Recuperação ao Degrau</i>
UFOV	<i>Universal Field Orientation – Voltage</i>

Capítulo 1

Introdução Geral

1.1 - Introdução

O estágio atual de desenvolvimento dos sistemas de acionamento de motores de indução através de técnicas de controle vetorial encontra-se bastante avançado. A utilização de inversores de frequência em aplicações industriais torna-se cada vez mais freqüente e confiável. Porém, há poucos anos atrás, a utilização destes equipamentos em sistemas de acionamentos elétricos com grandes exigências em relação à resposta dinâmica e mesmo em aplicações de alto risco, tais como içamento de cargas, era inconcebível, mesmo que estudos já apontassem para a sua viabilidade técnico-econômica [Gouvêa (1995), (1996) e (2001)].

O grande desenvolvimento atingido pelos inversores de frequência abrange os diversos componentes eletrônicos utilizados, tais como microprocessadores, memórias, interfaces de comunicação, conversores AD/DA, além das chaves de potência e dos próprios algoritmos de controle vetorial. Porém, a despeito destes avanços, os controladores Proporcional e Integral - *PI's* continuam sendo os mais utilizados nas malhas de controle destes equipamentos. Vale a pena ressaltar que, de uma forma mais abrangente, estes controladores estão presentes também na grande maioria dos sistemas de controle existentes, independentemente do tipo de aplicação.

Em relação ao ajuste dos parâmetros de controladores *PI's* aplicados no controle vetorial do motor de indução, observa-se que esta tarefa não é tão simples. Além da própria característica não-linear da máquina de indução, o controle vetorial impõe dificuldades adicionais, pois uma má sintonia dos controladores pode prejudicar a orientação de campo. Alguns trabalhos, principalmente os relacionados à grandes fabricantes de inversores de frequência, tratam de procedimentos de auto-sintonia de seus controladores [Schierling (1988), Khambadkone et alli (1991)]. Estes procedimentos têm como premissa o conhecimento de

diversos parâmetros do motor de indução, sendo portanto necessário a incorporação de métodos de estimação automática destes parâmetros aos próprios inversores de frequência.

Dentre as diversas propostas de desenvolvimento de controladores em substituição aos *PI*'s, destacam-se as alternativas que utilizam conceitos de inteligência computacional através de controladores *fuzzy*, neural ou *neurofuzzy* [Jang et alli (1997), Parma (2000), Justino (2004)]. Algumas vantagens destas abordagens são: capacidade de agregação de conhecimento heurístico, capacidade de adaptação e robustez a falhas.

Dentro desta linha de controladores, este trabalho tem como principal proposta o desenvolvimento de um controlador *neurofuzzy* que se coloque como uma nova alternativa aos controladores convencionais *PI* e a outros controladores com a abordagem de Inteligência Computacional [Jang et alli (1997), Parma (2000), Justino (2004)]. Objetiva-se que este controlador proporcione um bom desempenho ao sistema de controle, além de minimizar os esforços para sua sintonia, principalmente quando comparado a um controlador *PI*. O controlador *neurofuzzy* proposto é utilizado no controle vetorial do motor de indução, tanto através de simulações digitais, como através de implementações práticas. As equações para correção dos parâmetros livres (pesos) do controlador proposto são desenvolvidas para as configurações em malha simples e em cascata.

O desenvolvimento desta proposta de controlador *neurofuzzy* é precedido por duas etapas. A primeira se refere à obtenção de um procedimento de identificação dos parâmetros da máquina de indução através do próprio inversor de frequência. Por sua vez, a segunda etapa apresenta o desenvolvimento de um estimador de fluxo de estator a partir do modelo de tensão desta máquina com compensação de *offsets* nas medições de tensão e corrente e suas integrais. Nestas etapas são disponibilizados todos os parâmetros necessários para a implementação da estratégia de controle vetorial utilizada neste trabalho, *UFOV* (*Universal Field Orientation - Voltage* [Silva (1994)]), bem como o fluxo de estator, que é utilizado no processo de orientação e na própria malha de controle deste fluxo. Deve-se ressaltar ainda que, a metodologia de análise e validação dos estudos desenvolvidos neste trabalho tem como base simulações digitais e implementações práticas.

1.2 – Estrutura do trabalho

O Capítulo 1 apresenta uma rápida introdução que discute a necessidade do desenvolvimento de novas propostas de controladores como alternativa aos tradicionais controladores *PI*'s. As vantagens do uso de controladores baseados em conceitos de inteligência computacional são evidenciadas.

Dentre as três principais etapas em que se divide este trabalho, o Capítulo 2 apresenta a primeira etapa. O seu desenvolvimento é fundamentado na necessidade de conhecimento dos parâmetros da máquina de indução para a implementação de diversas técnicas de controle vetorial, estimação ou observação de fluxos, estimação de velocidade, além de possibilitar a execução de um programa de simulação que se aproxime do sistema real.

Para que estes parâmetros sejam obtidos com mais facilidade, ou seja, sem que seja necessário a utilização dos métodos convencionais de ensaio da máquina de indução [*IEEE Std 112 (1996)*], diversos procedimentos para a estimação de seus principais parâmetros, tendo como elemento de teste o próprio inversor de frequência, são apresentados.

No Capítulo 3 é desenvolvido um estimador de fluxo de estator a partir do modelo de tensão da máquina de indução com compensação de *offsets* nas medições de tensão e corrente e suas integrais. A motivação para esta etapa do trabalho é a necessidade de utilização deste fluxo na estratégia de controle vetorial utilizada para avaliação do desempenho do controlador *neurofuzzy* proposto. Conforme mencionado, trata-se de uma estratégia de controle vetorial direto com orientação pelo fluxo de estator, tendo como base um controlador para alimentação em tensão – *UFOV* [*Silva (1994)*].

Problemas relacionados aos termos de integração contidos nas equações do modelo de tensão da máquina de indução tendem a dificultar a implementação prática do estimador em questão. Porém, a simplicidade destas equações quando da utilização do referencial fixo no estator, constitui-se em um incentivo para uma avaliação mais profunda dos reais problemas apresentados por este estimador. Desta forma, o Capítulo 3 apresenta um estudo dos principais problemas relacionados a este estimador, tendo como foco principal os efeitos dos *offsets* das medições de corrente e tensão. Estes estudos são primeiramente desenvolvidos considerando simulações digitais. A partir destes estudos, uma metodologia de eliminação dos *offsets* destas medições e de suas integrais é proposta.

O estimador proposto é comparado a um sistema de medição de fluxo de estator que tem como base bobinas exploradoras. Para tal, utiliza-se o motor de indução acionado através de uma estratégia de acionamento do tipo tensão/frequência constante (malha aberta). Além disto, os resultados experimentais obtidos para a implementação prática do *UFOV* são

utilizados para a análise do desempenho deste estimador em um sistema em malha fechada. Deve-se salientar que nesta etapa do trabalho, o tipo de controlador utilizado nas simulações e implementações práticas é ainda o tradicional *PI*. Porém, os parâmetros do motor são os obtidos a partir dos procedimentos desenvolvidos no Capítulo 2.

O Capítulo 4 apresenta uma revisão dos principais conceitos das redes *neurofuzzy* do tipo *Neo-Fuzzy-Neuron (NFN)*, além de apresentar o desenvolvimento do controlador *neurofuzzy* proposto neste trabalho: o *Online Neurofuzzy Controller (ONFC)*. Este desenvolvimento envolve a apresentação das equações que o descrevem e as equações para correção de seus pesos, para as configurações em malha simples e em cascata.

O *NFN* [Yamakawa (1992)], apresenta como principais características a simplicidade de sua estrutura e o baixo esforço computacional. O *ONFC* tende a maximizar estas características, uma vez que apresenta uma estrutura composta apenas por uma entrada e uma saída, relacionadas por duas regras nebulosas. Outra característica importante do *ONFC* é a utilização do erro para ajuste dos pesos e como entrada do próprio controlador.

O Capítulo 5 apresenta uma análise do desempenho do controlador proposto nas configurações em malha simples e em cascata, a partir de simulações digitais e implementações práticas. Primeiramente, utiliza-se uma planta com características de ação reversa para a simulação da operação em malha simples do *ONFC*. Na seqüência, o controlador proposto é utilizado na simulação de uma estrutura de controle vetorial direto da máquina de indução – *UFOV*, para diferentes faixas de potência. Os resultados são comparados àqueles obtidos a partir da utilização de controladores *PI*'s, de forma a se avaliar a faixa de variação dos ajustes dos parâmetros fixos do *ONFC*, comparando-a à faixa de variação dos ganhos dos controladores *PI*'s, para as mesmas condições de teste.

A etapa final deste capítulo diz respeito a comparação do desempenho do *ONFC* em relação aos controladores *PI*'s, a partir de implementações práticas do *UFOV* no controle de um motor de 2 CV (Apêndice A: *motor 1*). São apresentadas ainda, algumas considerações de ordem prática no sentido de se anular problemas relacionados à tendência de aumento dos pesos do *ONFC* quando o sistema de controle se encontra em regime permanente.

Finalmente, o Capítulo 6 apresenta as conclusões gerais deste trabalho e as propostas de continuidade. O Apêndice A apresenta os dados básicos da bancada de testes e dos motores utilizados neste trabalho, sendo apresentado no Apêndice B as equações da máquina de indução para um referencial arbitrário.

Vale ressaltar que os resultados de simulações digitais e experimentais são apresentados através dos softwares *Matlab*® e *Wavestar*®, respectivamente.

Capítulo 2

Identificação de Parâmetros de Motores de Indução Utilizando Inversores de Frequência

2.1 – Introdução

Este capítulo apresenta procedimentos para estimação da corrente de magnetização e de parâmetros da máquina de indução, tendo como fonte controlada para teste o próprio inversor de frequência. Os parâmetros estimados são a indutância transitória de estator, as resistências de estator e rotor, a constante de tempo do rotor, o coeficiente de dispersão e as indutâncias de estator e rotor. A disponibilidade de alguns destes parâmetros contribui para o desenvolvimento das próximas etapas deste trabalho, tanto no que diz respeito à estimação do fluxo de estator, como na determinação do valor de referência para a malha de controle deste fluxo. Como mencionado, nem todos estes parâmetros são necessários para estas tarefas, porém como contribuição deste trabalho, o detalhamento da obtenção de todos os principais parâmetros da máquina de indução são apresentados.

Primeiramente, o modelo equivalente de regime permanente da máquina de indução utilizado nos métodos de estimação de parâmetros é apresentado, bem como o desenvolvimento teórico de cada método, seguindo-se as simulações digitais dos mesmos. Tais simulações têm como principal objetivo a validação destes métodos. Posteriormente, os resultados de implementações práticas para o motor da bancada de teste utilizada (Apêndice A) são apresentados, finalizando-se este capítulo com uma discussão dos resultados obtidos.

Vale ressaltar que, os parâmetros utilizados nas simulações digitais foram obtidos a partir de ensaios a vazio e de rotor bloqueado do motor de indução.

2.2 – Considerações iniciais

A crescente utilização de inversores de frequência em aplicações industriais aponta para a necessidade de adaptação destes equipamentos às suas cargas, principalmente quando da utilização de técnicas de controle vetorial, uma vez que o desempenho destas técnicas está diretamente relacionado à correta determinação de certos parâmetros da máquina de indução. Diversos trabalhos são encontrados na literatura tratando deste assunto, principalmente os relacionados a fabricantes de inversores [*Khambadkone et alli (1991)*, *Schierling (1988)*]. Uma característica comum destes trabalhos é falta de detalhamento dos métodos citados, dificultando o entendimento e a reprodução dos resultados apresentados. Por outro lado, existem algumas publicações de cunho acadêmico onde este tema é tratado com um pouco mais de profundidade [*Peixoto (2000)*, *Vas (1993)*]. Um ponto importante a ser considerado em relação a estes métodos de identificação de parâmetros, independentemente de suas origens, é que na maioria deles, tais parâmetros são estimados através de ensaios a *standstill*, ou seja, com o motor parado. Isto contribui para a simplificação dos modelos matemáticos utilizados.

Khambadkone et alli (1991) apresentam um método que estima os parâmetros da máquina de indução para a implementação de um esquema de controle vetorial indireto, onde associado às identificações, procede-se a sintonia dos controladores. O primeiro passo é o fornecimento dos dados de placa do motor ao programa de *auto-tuning*. A partir daí estima-se a resistência de estator, através da injeção de corrente contínua nos enrolamentos da máquina. Para tanto, faz-se necessário a utilização de controladores *PI's*, que nesta fase são ajustados sem preocupação com precisão. A próxima etapa envolve a estimação da constante de tempo transitória do estator. Neste teste são aplicados pulsos de tensão de curta duração na máquina, extraíndo-se a referida constante de tempo a partir da corrente de estator. Após esta etapa, procede-se o ajuste do controlador de corrente.

A constante de tempo do rotor é obtida também, a partir da injeção de corrente contínua nos enrolamentos da máquina. Após um tempo suficiente para o estabelecimento do fluxo de rotor, todas as chaves do inversor são abertas simultaneamente. O valor desta constante de tempo é obtida a partir das tensões induzidas nos terminais da máquina, quando da abertura das referidas chaves. A medição destas tensões induzidas, que apresentam baixas magnitudes em relação a operação normal do sistema de acionamento, é feita através de um circuito eletrônico dedicado.

A corrente de magnetização da máquina é obtida através do seu acionamento a vazio até a metade da velocidade nominal, utilizando-se para isto uma relação constante entre a amplitude da tensão de estator e a sua frequência (controle do tipo *V/f constante*). A corrente

medida é orientada segundo às coordenadas de campo e a constante de tempo do rotor estimada é variada até que a componente da corrente de eixo em quadratura seja zero. Neste instante, o valor da componente de eixo direto é adotada como a corrente de magnetização de referência. As características de enfraquecimento de campo são obtidas tendo como base a corrente de magnetização estimada. Nesta fase, sintoniza-se o controlador de fluxo. Por fim, a constante de tempo mecânica é obtida através do acionamento do motor a conjugado constante, procedendo-se a sintonia dos controladores de velocidade.

Schierling (1988) adota procedimentos semelhantes aos adotados por *Khambadkone et alli (1991)* para a identificação da indutância de estator transitória, resistência de estator e constante de tempo do rotor. O fluxo de rotor e a corrente de magnetização são obtidos utilizando-se os parâmetros estimados e os valores nominais de corrente, tensão e frequência da máquina. Como não são considerados os efeitos de saturação, adota-se como referência de corrente de magnetização a corrente estimada decrescida de 5%.

Vas (1993) apresenta diversas formas de identificação de parâmetros da máquina de indução, além do método convencional. A estimação de parâmetros com o motor parado apresenta características semelhantes aos métodos descritos acima. Porém, além dos parâmetros estimados por tais métodos, são obtidos ainda a indutância de rotor, a indutância de magnetização e o coeficiente de dispersão.

O esquema de identificação de parâmetros apresentado por *Peixoto (2000)* também se baseia em testes com o motor parado. O método dos mínimos quadrados é utilizado para o ajuste dos parâmetros de forma a minimizar o quadrado dos resíduos, sendo estes a diferença entre as medições e as predições um passo a frente da saída do modelo. O conceito de máquinas equivalentes é utilizado para a determinação dos modelos físicos do motor a partir dos coeficientes dos modelos de regressão linear utilizados.

Desta forma, a partir de alguns dos métodos de identificação de parâmetros da máquina de indução citados, são desenvolvidos estudos detalhados visando a disponibilização de todos os parâmetros relevantes para o controle da mesma.

2.3 – Modelo equivalente de regime permanente da máquina de indução

Nesta seção é apresentado o modelo da máquina de indução utilizado nos diversos métodos descritos neste capítulo para a identificação de seus principais parâmetros. Com exceção aos testes para obtenção da corrente de magnetização, todos os demais são realizados na condição de motor parado, através da injeção de corrente contínua na máquina, em duas fases por vez. Também considera-se que a máquina de indução é alimentada por um inversor de frequência do tipo fonte de tensão. As equações da máquina de indução para um referencial arbitrário são apresentadas no Apêndice B.

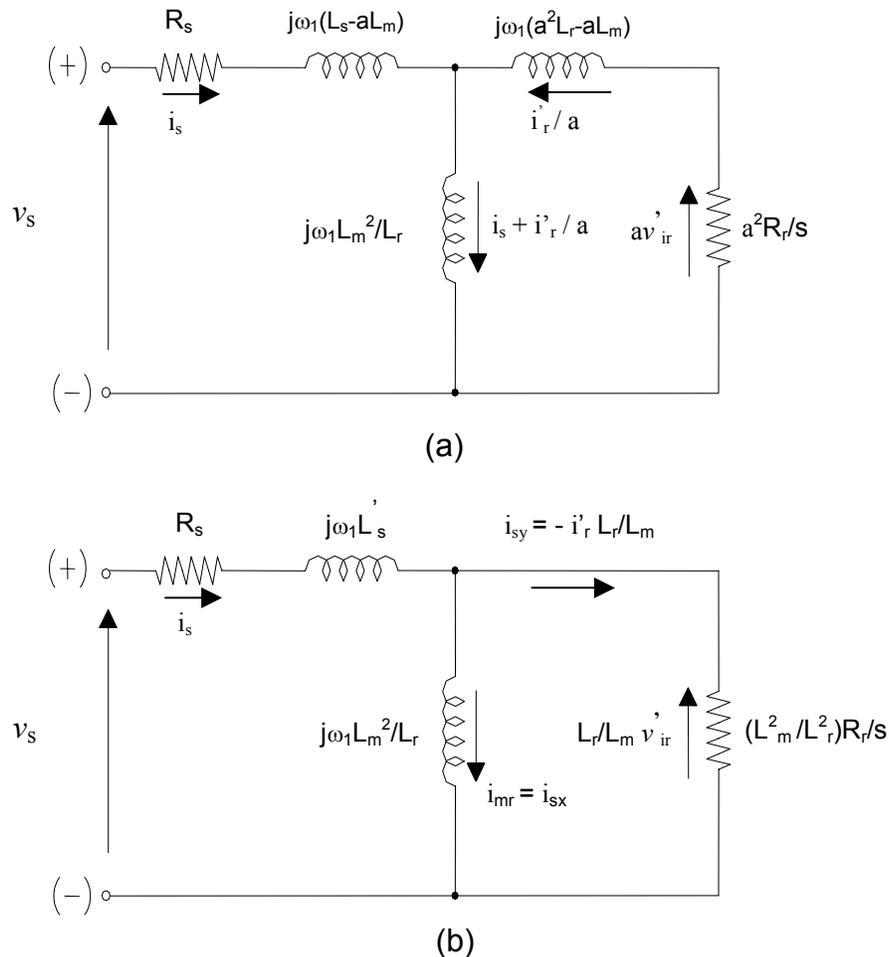


Figura 2.1 – Circuitos equivalentes em regime permanente da MI

A figura 2.1 apresenta o circuito equivalente por fase da máquina de indução em regime permanente. A figura 2.1-a apresenta o circuito para uma razão de enrolamento

genérica igual “a “. Este circuito pode ser obtido a partir das definições de vetores espaciais dos fluxos de estator e rotor com o referencial estacionário [Vas (1993)]. A escolha adequada da razão de enrolamento pode facilitar a análise deste circuito. Assim, com $a = L_m/L_r$, a indutância do ramo do rotor desaparece, como apresentado na figura 2.1-b. Neste circuito tem-se uma parcela da corrente, representada por $i_{mr} = i_{sx}$, responsável pela produção de fluxo e a outra parcela, representada por i_{sy} , responsável pelo conjugado eletromagnético. Desta forma tem-se o circuito equivalente da máquina de indução para a condição de orientação segundo o fluxo do rotor [Lipo et alli (1996), Vas (1993)].

A partir das equações de tensão de estator da máquina de indução, com o referencial estacionário, desprezando-se os efeitos da saturação magnética e considerando-se a condição de motor parado, ou seja, $\omega_r = 0$, tem-se:

$$\bar{v}_s = R_s \bar{i}_s + L'_s \frac{d\bar{i}_s}{dt} + (1-\sigma)L_s \frac{d\bar{i}_{mr}}{dt} \quad (2.1)$$

Onde:

$$L'_s = \sigma L_s \quad (2.2)$$

$$\sigma = \left(1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r} \right) \quad (2.3)$$

Considerando-se as equações de tensão do rotor da máquina de indução, também com o referencial fixo no estator, e escrevendo-se a corrente de rotor em termos da corrente de magnetização, pode-se obter a seguinte expressão:

$$\tau_r \frac{d\bar{i}_{mr}}{dt} = \bar{i}_s - \bar{i}_{mr} + j\omega_r \tau_r \bar{i}_{mr} \quad (2.4)$$

Na condição de motor parado, tem-se:

$$\frac{d\bar{i}_{mr}}{dt} = \frac{\bar{i}_s - \bar{i}_{mr}}{\tau_r} \quad (2.5)$$

Substituindo-se a equação (2.5) em (2.1),

$$\begin{aligned}
\bar{v}_s &= R_s \bar{i}_s + L'_s \frac{d\bar{i}_s}{dt} + (1-\sigma)L_s \left(\frac{\bar{i}_s - \bar{i}_{mr}}{\tau_r} \right) \\
\bar{v}_s &= R_s \bar{i}_s + L'_s \frac{d\bar{i}_s}{dt} + \frac{L_m^2}{L_s L_r} \frac{L_s \bar{i}_s}{\tau_r} - \bar{i}_{mr} (1-\sigma) \frac{L_s}{\tau_r} \\
\bar{v}_s &= (R_s + R_{rref}) \bar{i}_s + L'_s \frac{d\bar{i}_s}{dt} - (1-\sigma) \frac{L_s}{\tau_r} \bar{i}_{mr}
\end{aligned} \tag{2.6}$$

Onde:

$$R_{rref} = \frac{L_m^2}{L_r^2} R_r \tag{2.7}$$

O valor do fluxo de rotor referido ao estator pode ser obtido por:

$$\bar{\lambda}_{rref} = (1-\sigma)L_s \bar{i}_{mr} = \left(\frac{L_m}{L_r} \right) \bar{\lambda}_r \tag{2.8}$$

Substituindo-se a equação (2.8) em (2.6), chega-se a uma nova expressão para a tensão de estator:

$$\bar{v}_s = (R_s + R_{rref}) \bar{i}_s + L'_s \frac{d\bar{i}_s}{dt} - \frac{\bar{\lambda}_{rref}}{\tau_r} \tag{2.9}$$

A variação no tempo do fluxo de rotor referido ao estator pode ser obtido a partir das equações (2.5) e (2.8):

$$\begin{aligned}
\frac{d\bar{\lambda}_{rref}}{dt} &= (1-\sigma)L_s \frac{d\bar{i}_{mr}}{dt} = (1-\sigma)L_s \frac{(\bar{i}_s - \bar{i}_{mr})}{\tau_r} \\
\Rightarrow \frac{d\bar{\lambda}_{rref}}{dt} &= R_{rref} \bar{i}_s - \frac{\bar{\lambda}_{rref}}{\tau_r}
\end{aligned} \tag{2.10}$$

As equações deduzidas neste item formam a base para os métodos de identificação de parâmetros apresentados na seqüência deste trabalho.

2.4 – Identificação da indutância transitória de estator

A indutância transitória de estator pode ser obtida a partir do fator de dispersão e da própria indutância de estator, como apresentado pela equação (2.2). Esta indutância é a relação entre as variações nos fluxos e correntes de estator quando o fluxo de rotor permanece constante [Ong (1997)]. Assim, este parâmetro pode ser obtido considerando-o como a indutância equivalente do circuito de regime permanente da máquina de indução (figura 2.1-a), vista dos terminais do estator, para a condição de velocidade zero ($s=1$), ou seja,

$$\begin{aligned} L'_s &= L_s - aL_m + \left[\frac{aL_m(a^2L_r - aL_m)}{aL_m + a^2L_r - aL_m} \right] \\ L'_s &= L_s - aL_m + \frac{a^3L_mL_r - a^2L_m^2}{a^2L_r} \\ \Rightarrow L'_s &= L_s - \frac{L_m^2}{L_r} = \sigma L_s \end{aligned} \quad (2.11)$$

O procedimento adotado para a estimação desta indutância utiliza a equação (2.9) [Khambadkone et alli (1991), Schierling (1988), Vas (1993)]. O método consiste na aplicação de pulsos de tensão de curta duração entre duas fases do motor e na análise da resposta da corrente medida. O tempo de aplicação dos pulsos de tensão deve ser bem menor que a constante de tempo do rotor. Desta forma, pode-se desconsiderar o efeito do fluxo de rotor e a equação (2.9) pode ser reescrita como:

$$\bar{v}_s = (R_s + R_{ref})\bar{i}_s + L'_s \frac{d\bar{i}_s}{dt} \quad (2.12)$$

Apesar da simplificação, existe ainda a dependência de dois parâmetros desconhecidos, ou seja, R_s e R_{ref} . A estratégia utilizada para eliminação destes parâmetros é a aplicação em seqüência de pulsos de tensão com polaridades invertidas, de forma a se obter dentro do período de análise, uma corrente estator de média igual a zero. Isto reduz a equação (2.9) a uma simples equação envolvendo a tensão de estator e a derivada da corrente de estator (equação (2.13)). A figura 2.2 apresenta esquematicamente o teste em questão.

$$\bar{v}_s = L'_s \frac{d\bar{i}_s}{dt} \quad (2.13)$$

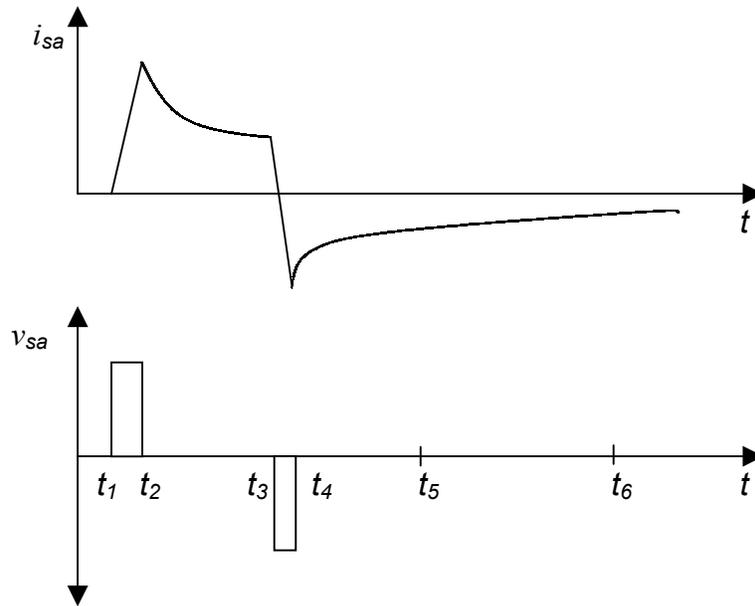


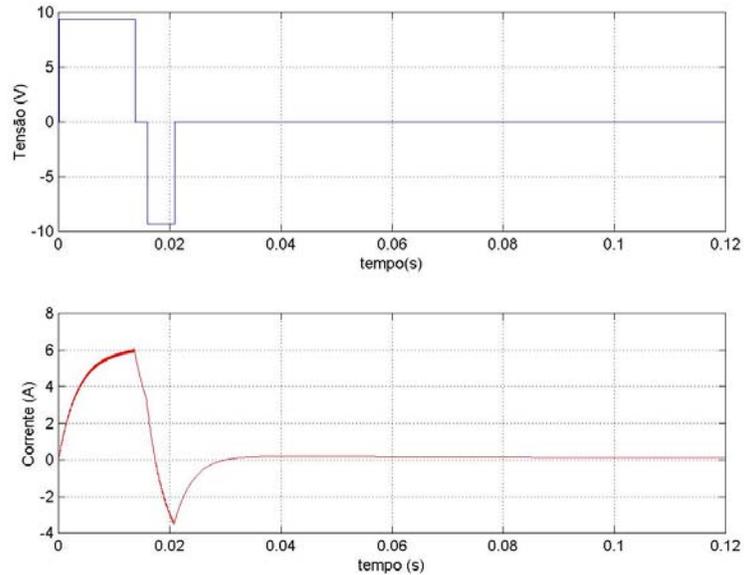
Figura 2.2 – Resposta de corrente para a aplicação de pulsos de tensão de curta duração nos terminais da máquina de indução

Diferentemente dos trabalhos citados [Khambadkone et alli (1991), Schierling (1988), Vas (1993)], onde as chaves do inversor de frequência são acionadas de forma individual, os pulsos de tensão aplicados entre as fases do estator em teste são obtidos a partir do próprio modulador PWM. Estes pulsos devem ser tais que não provoquem excessivos valores de corrente. Uma forma prática de se obter um valor seguro para estes pulsos é através do aumento gradativo da tensão até que se obtenha uma corrente próxima da nominal, adotando-se o valor da tensão correspondente como referência para os pulsos positivos e negativos aplicados neste tipo de procedimento .

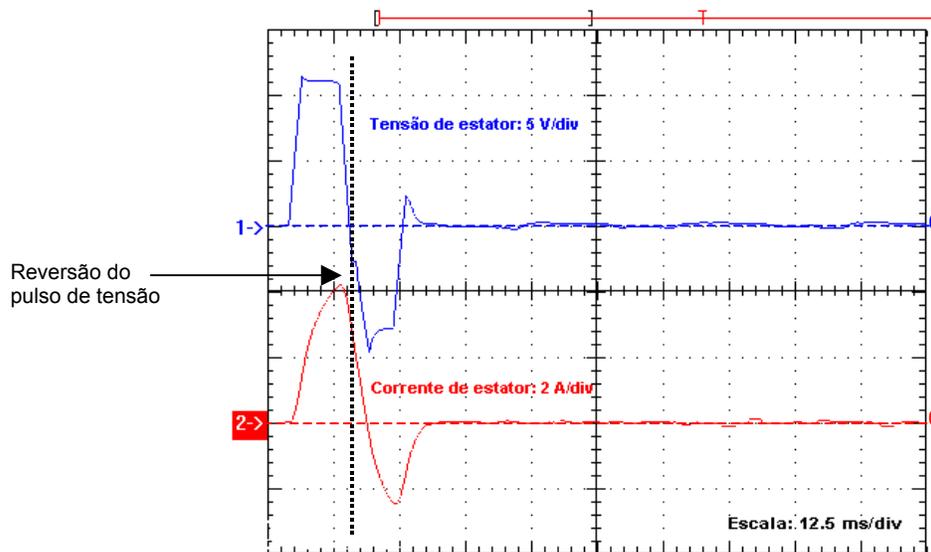
Tomando-se as fases “a” e “b” como referência, aplica-se um pulso positivo de tensão em relação a fase “a” (t_1), mantendo-se o mesmo até que a corrente i_{sa} atinja o seu valor nominal, quando retira-se o pulso de tensão. Quando a corrente atinge aproximadamente a metade do seu valor nominal, aplica-se um novo pulso de tensão, porém com polaridade invertida. Este pulso é retirado quando a corrente medida inverte a polaridade e ultrapassa novamente a metade da corrente nominal da máquina (t_4). A determinação do valor de L_s' é feita entre os tempos t_3 e t_4 , de onde se obtém a variação da corrente, sendo conhecido o intervalo de tempo e a tensão aplicada (equação (2.14)).

$$L_s' = v_{sa} \frac{(t_4 - t_3)}{i_{sa}(t_4) - i_{sa}(t_3)} \quad (2.14)$$

A seguir serão apresentados os resultados de simulações e experimentais para o método de determinação da indutância de estator transitória discutido. Os resultados em questão são obtidos com base no motor cujas características são apresentadas no apêndice A (*motor 1*).



a) Resultados de simulação



b) Resultados experimentais

Figura 2.3 – Resposta de corrente para a aplicação de pulsos de tensão de curta duração nos terminais da máquina de indução

A figura 2.3-a apresenta os resultados de simulação da aplicação de pulsos de tensão de curta duração nos enrolamentos das fases “a” e “b” do estator. A figura 2.3-b apresenta os resultados experimentais. O momento da aplicação do segundo pulso é evidenciada nesta figura, uma vez que o *offset* da medição de tensão poderia levar a uma análise incorreta dos resultados. Além disto, observa-se que os resultados obtidos são bastante semelhantes entre si e em relação aos esboços apresentados na figura 2.2. A tabela 2.1 apresenta, respectivamente, os valores obtidos para a indutância transitória de estator a partir do método convencional [*IEEE Std 112 (1996)*], simulação digital e implementação prática do método de estimação em questão. Vale ressaltar que o termo *método convencional* refere-se aos ensaios a vazio e de rotor bloqueado da máquina de indução.

Tabela 2.1 – Resultados da estimação da indutância transitória de estator

Parâmetro	Método convencional	Simulação	Implementação prática
L_s' (H)	0,005628	0,00570	0,00503

2.5 – Identificação da resistência de estator

A idéia da determinação da resistência dos enrolamentos da máquina a partir da injeção de corrente contínua e medição da tensão nos terminais de estator é bastante simples, como pode ser comprovado pela equação (2.15), não cabendo portanto, nenhum detalhamento da estimação deste parâmetro.

$$\bar{v}_s = R_s \bar{i}_s \quad (2.15)$$

Os resultados de simulação e experimental obtidos são apresentados na tabela 2.2. Deve-se salientar que estes resultados são na verdade a média das resistências das três fases da máquina. Salienta-se que neste teste é possível a identificação de problemas nos enrolamentos do estator da máquina através da comparação das resistências obtidas para cada fase. É claro que esta detecção só será possível, caso hajam diferenças significativas entre os valores obtidos.

Tabela 2.2 – Resultados da estimação da resistência de estator

Parâmetro	Método convencional	Simulação	Implementação prática
R_s (Ω)	0,995	0,993	1,043

2.6 – Identificação da resistência de rotor referida

Nesta etapa de identificação de parâmetros, obtém-se a resistência de rotor referida ao estator, R_{rref} , segundo a relação de transformação $a = L_m/L_r$, conforme apresentado no item 2.3. O método de identificação de R_{rref} utilizado consiste novamente da injeção de corrente contínua nos enrolamentos da máquina, tendo como base as equações (2.7), (2.9) e (2.10) [Vas (1993)]. A figura 2.4 apresenta, esquematicamente, a corrente e tensão aplicadas aos terminais da máquina durante os ensaios para obtenção deste parâmetro.

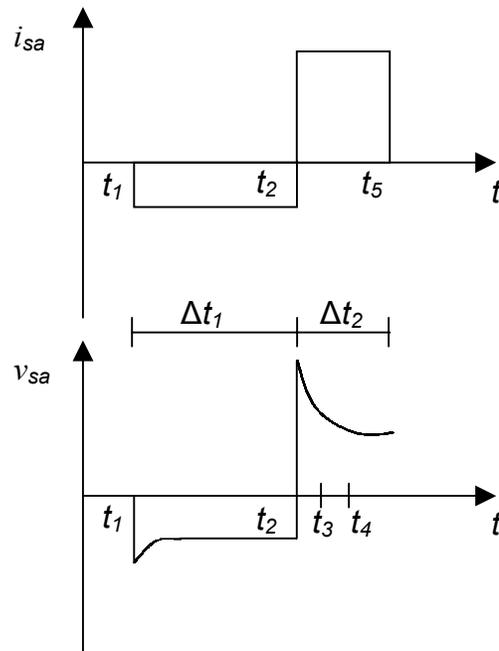


Figura 2.4 – Esboço do ensaio para determinação de R_{rref}

Tendo como referência a figura 2.4 e considerando-se que imediatamente após a inversão da corrente de estator (t_2), tem-se uma corrente contínua estabelecida nos enrolamentos de estator da máquina ($i_{s(\Delta t_2)}$), o segundo termo da equação (2.9) pode ser desprezado, e esta equação torna-se:

$$\bar{v}_s = (R_s + R_{rref}) \bar{i}_{s(\Delta t_2)} - \frac{\bar{\lambda}_{rref}}{\tau_r} \quad (2.16)$$

O segundo termo na equação (2.16) pode ser reescrito como:

$$\frac{\bar{\lambda}_{rref}}{\tau_r} = \frac{\bar{\lambda}_r \frac{L_m}{L_r}}{\frac{L_r}{R_r}} = \frac{\bar{\lambda}_r}{L_m} R_{rref} \quad (2.17)$$

Substituindo-se a equação (2.17) em (2.16), obtém-se:

$$\bar{v}_s = \left(i_{s(\Delta t_2)} - \frac{\bar{\lambda}_r}{L_m} \right) R_{rref} + R_s \bar{i}_{s(\Delta t_2)} \quad (2.18)$$

Sabe-se que:

$$\bar{\lambda}_r = L_r \bar{i}_r + L_m \bar{i}_s \quad (2.19)$$

Como a partir do estabelecimento de corrente contínua nos enrolamentos da máquina a corrente de rotor é igual a zero, a equação (2.19) pode ser escrita como:

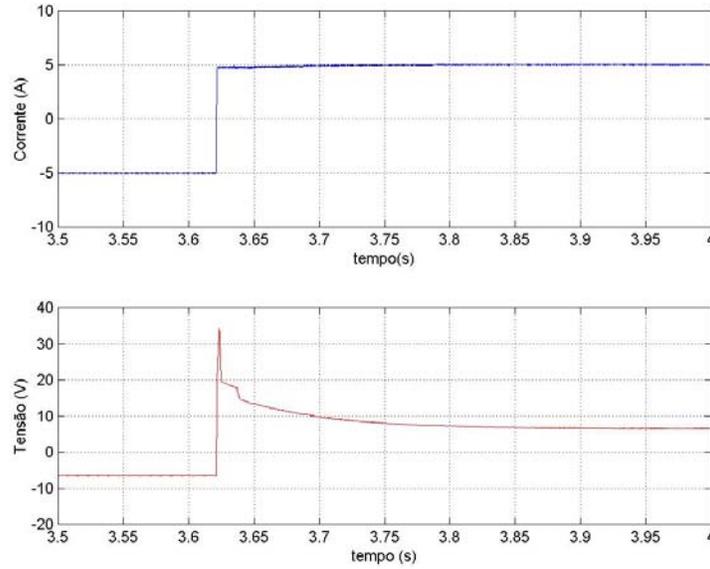
$$\frac{\bar{\lambda}_r}{L_m} = \bar{i}_s \quad (2.20)$$

Desta forma, considerando-se que o fluxo de rotor criado pela corrente contínua injetada nos terminais da máquina durante o intervalo Δt_1 ($i_{s(\Delta t_1)}$) não se altera de forma significativa logo após a inversão da polaridade desta corrente no instante t_2 ($i_{s(\Delta t_2)}$), e levando-se em conta as equações (2.18) e (2.20), R_{rref} pode ser determinada a partir da tensão nos terminais de estator da máquina no instante da inversão de corrente, t_2 , conforme apresentado pela equação 2.21.

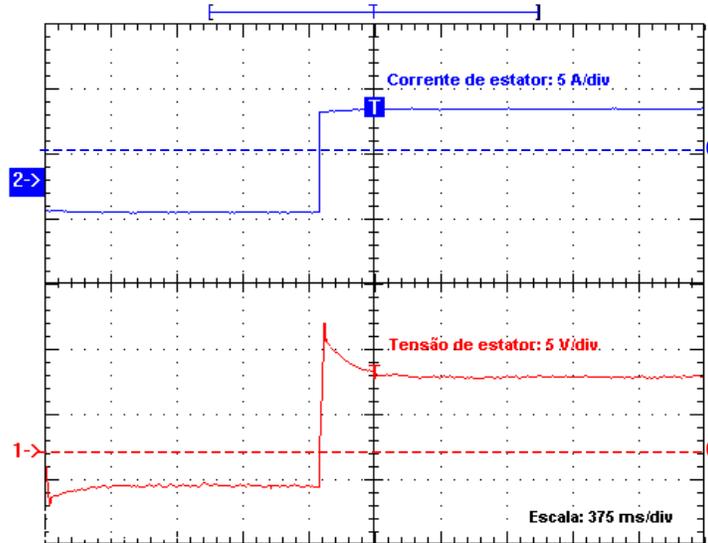
$$R_{rref} = \frac{\bar{v}_{s(t_2)} - R_s i_{s(\Delta t_2)}}{i_{s(\Delta t_2)} - i_{s(\Delta t_1)}} \quad (2.21)$$

Os resultados de simulação e experimental dos valores de tensão e corrente por fase da máquina para o ensaio em questão são apresentados na figura 2.5. Percebe-se que, imediatamente após a inversão da polaridade da corrente, ocorre um transitório na tensão aplicada ao enrolamento sob teste. Neste caso, para que este transitório não prejudique a

estimação deste parâmetro, é utilizado a projeção da exponencial de tensão no instante t_2 . Este valor pode ser obtido através das equações (2.22) e (2.23), onde k representa o *offset* das medições de tensão. A tabela 2.3 apresenta os resultados obtidos.



a) Resultados de simulação



b) Resultados experimentais

Figura 2.5 – Ensaio para a determinação de R_{ref}

$$\tau_{\text{exp}_{v_{sa}}} = \frac{(t_4 - t_3)}{-\ln\left(\frac{v_{sa}(t_4) - k}{v_{sa}(t_3) - k}\right)} \quad (2.22)$$

$$v_{sa_proj}(t_2) = v_{sa}(t_3) e^{-\left(\frac{(t_2 - t_3)}{\tau_{\text{exp}_{v_{sa}}}\right)} \quad (2.23)$$

Tabela 2.3 – Resultados da estimação da resistência do rotor referida

Parâmetro	Método convencional	Simulação	Implementação prática
$R_{ref} (\Omega)$	0,596	0,5998	0,624

2.7 – Identificação da constante de tempo do rotor

Neste item, a partir da identificação da constante de tempo do rotor, outros importantes parâmetros da máquina de indução são obtidos. São eles: a indutância de estator e o coeficiente de dispersão de fluxo.

A constante de tempo do rotor pode ser obtida através da razão entre a indutância e a resistência de rotor, conforme a equação (2.24):

$$\tau_r = \frac{L_r}{R_r} \quad (2.24)$$

A partir da equação (2.7), R_{ref} pode ser reescrito como:

$$R_{ref} = \frac{L_m^2}{L_r \tau_r} \Rightarrow R_{ref} \tau_r = \frac{L_m^2}{L_r}$$

$$R_{ref} \tau_r = (1 - \sigma) L_s \quad (2.25)$$

Desta forma, a indutância de estator pode ser obtida por:

$$R_{ref} \tau_r = L_s - \sigma L_s = L_s - L'_s$$

$$L_s = R_{ref} \tau_r + L'_s \quad (2.26)$$

Já o coeficiente de dispersão pode ser obtido através da equação (2.27):

$$\sigma = \frac{L'_s}{L_s} \quad (2.27)$$

De forma similar à metodologia adotada por *Khambadkone et alli (1991)*, primeiramente injeta-se corrente contínua nos enrolamentos da máquina por alguns segundos, de forma a se estabelecer o fluxo de rotor. Após o estabelecimento do fluxo de rotor, todas as chaves do inversor são abertas, o que torna a corrente de estator nula. Nesta situação, o referido fluxo é produzido unicamente pela corrente de rotor, sendo que este fluxo decai exponencialmente segundo a constante de tempo do rotor da máquina. A tensão presente nos terminais da máquina é a tensão induzida pelo fluxo de rotor, de onde é possível se extrair a informação desejada. *Khambadkone et alli (1991)* utilizam a equação (2.28) como uma boa aproximação para cálculo da constante de tempo de rotor a partir das tensões terminais da máquina, onde v_{si} é a tensão na saída do inversor.

$$\tau_r = \frac{v_{si}(t_1)}{v_{si}(t_2) - v_{si}(t_1)} (t_1 - t_2) \quad (2.28)$$

No caso deste trabalho, utiliza-se a equação da exponencial descrita pela tensão nos terminais do estator a partir da abertura das chaves do inversor (equação (2.29)), de forma a se obter uma melhor estimativa desta constante de tempo. Na equação abaixo, k representa o *offset* na medição de tensão.

$$\tau_r = \frac{(t_1 - t_0)}{-\ln\left(\frac{v_{sab}(t_1) - k}{v_{sab}(t_0) - k}\right)} \quad (2.29)$$

Do ponto de vista de implementação prática, as idéias expostas são bastante simples. Porém, no caso da simulação digital, esta tarefa não se apresenta de forma tão trivial, uma vez que necessita-se determinar a tensão induzida nos terminais da máquina a partir da abertura

das fases conectadas ao inversor. Com outras palavras, nesta situação deve-se trabalhar com um modelo da máquina de indução diferente do modelo até então utilizado em relação às tensões de estator. Esta tarefa é importante para que se consiga simular e validar este método.

2.7.1 – Cálculo da tensão induzida nos terminais da máquina de indução

Como discutido, a abertura simultânea de todas as chaves do inversor provoca a desconexão dos terminais de estator, funcionando como uma abertura de fases. Nesta situação, a tensão nos terminais da máquina será a tensão induzida devida ao fluxo de rotor. Em termos de simulação digital, as tensões de estator presentes nas equações do modelo da máquina, que até então eram as tensões geradas pelo inversor (entradas), tornam-se tensões induzidas (incógnitas) quando da abertura de suas fases. Assim, para que se possa simular o método em questão, faz-se necessário a obtenção de equações que modelem esta situação.

Cruz et alli (1990) apresentam um método de determinação das tensões de flutuação da máquina de indução alimentadas por cicloconversores. Neste tipo de acionamento, em determinados instantes, as fases ficam individualmente desconectadas da fonte de alimentação. Nesta situação, a corrente de estator se torna nula, surgindo uma tensão induzida no terminal desconectado. Assim, a corrente se torna a variável de entrada das equações da máquina, ao passo que a tensão se torna uma variável de saída. A técnica utilizada para a solução deste problema é a de se calcular a tensão que proporcione uma corrente nula no instante desejado, considerando-a como entrada do sistema. A mesma linha é seguida por *Caminhas et alli (1996 b)* no intuito de simular falhas de abertura de fases no estator.

Um ponto em comum destes trabalhos é que em nenhum deles é abordado a situação de abertura simultânea das três fases da máquina, como é o caso do processo de simulação da metodologia para a estimação da constante de tempo do rotor da máquina de indução. Assim, a seguir são desenvolvidas as equações para a determinação das três tensões terminais induzidas na máquina de indução quando da abertura simultânea de todas as chaves do inversor.

O modelo do motor de indução descrito em variáveis dq com referencial fixo no estator, utilizando a nomenclatura adotada por *Caminhas et alli (1996 b)*, é apresentado a seguir.

$$A_1 \begin{bmatrix} \frac{di_{sa}}{dt} \\ \frac{di_{sb}}{dt} \\ \frac{di_{sc}}{dt} \end{bmatrix} = A_2 \begin{bmatrix} v_{sa} \\ v_{sb} \\ v_{sc} \end{bmatrix} + A_3 \begin{bmatrix} i_{sq} \\ i_{sd} \\ i_{s0} \end{bmatrix} + A_4 \begin{bmatrix} i_{rq} \\ i_{rd} \\ i_{r0} \end{bmatrix} \quad (2.30)$$

Onde:

$$A_1 = \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ 0 & -\sqrt{3} & +\sqrt{3} \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad A_2 = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 2a_9 & -a_9 & -a_9 \\ 0 & -\sqrt{3}a_9 & +\sqrt{3}a_9 \\ a_{11} & a_{11} & a_{11} \end{bmatrix}$$

$$A_3 = \begin{bmatrix} -a_1 & -a_{14}w_r & 0 \\ a_{14}w_r & -\sqrt{3}a_9 & \sqrt{3}a_9 \\ a_{11} & a_{11} & a_{11} \end{bmatrix} \quad A_4 = \begin{bmatrix} a_4 & -a_{15}w_r & 0 \\ a_{15}w_r & a_4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Sendo os coeficientes destas matrizes dados por:

$$a_0 = L_s L_r - L_m^2 \quad a_1 = \frac{R_s L_r}{a_0} \quad a_{11} = \frac{1}{L_{ls}}$$

$$a_{14} = \frac{L_m^2}{a_0} \quad a_{15} = \frac{L_r L_m}{a_0} \quad a_3 = \frac{R_s}{L_{ls}}$$

$$a_4 = \frac{R_r L_m}{a_0} \quad a_9 = \frac{L_r}{a_0}$$

Como apresentado por *Caminhas et alli (1996 b)*, a equação (2.30) é do tipo $A\bar{\mathbf{x}} = B$. Assim, em relação a esta equação, pode-se dizer que:

$$A = A_2 \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} v_{sa} \\ v_{sb} \\ v_{sc} \end{bmatrix} \quad B = A_1 \begin{bmatrix} \frac{di_{sa}}{dt} \\ \frac{di_{sb}}{dt} \\ \frac{di_{sc}}{dt} \end{bmatrix} - A_3 \begin{bmatrix} i_{sq} \\ i_{sd} \\ i_{s0} \end{bmatrix} - A_4 \begin{bmatrix} i_{rq} \\ i_{rd} \\ i_{r0} \end{bmatrix}$$

Ou seja, a equação (2.30) pode ser reescrita como:

$$A_2 \begin{bmatrix} v_{sa} \\ v_{sb} \\ v_{sc} \end{bmatrix} = A_1 \begin{bmatrix} \frac{di_{sa}}{dt} \\ \frac{di_{sb}}{dt} \\ \frac{di_{sc}}{dt} \end{bmatrix} - A_3 \begin{bmatrix} i_{sq} \\ i_{sd} \\ i_{s0} \end{bmatrix} - A_4 \begin{bmatrix} i_{rq} \\ i_{rd} \\ i_{r0} \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

Considerando-se a abertura simultânea das três fases do estator da máquina de indução, tem-se que instantes depois desta abertura, di_s/dt e i_s se tornam nulos, o que reduz (2.31) à seguinte equação:

$$-A_2 \begin{bmatrix} v_{sa} \\ v_{sb} \\ v_{sc} \end{bmatrix} = A_4 \begin{bmatrix} i_{rq} \\ i_{rd} \\ i_{r0} \end{bmatrix} \quad (2.32)$$

ou

$$\frac{1}{3} \begin{bmatrix} -2a_9 & a_9 & a_9 \\ 0 & \sqrt{3}a_9 & -\sqrt{3}a_9 \\ -a_{11} & -a_{11} & -a_{11} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{sa} \\ v_{sb} \\ v_{sc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_4 & -a_{15}w_r & 0 \\ a_{15}w_r & a_4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{rq} \\ i_{rd} \\ i_{r0} \end{bmatrix} \quad (2.33)$$

Resolvendo-se o sistema de equações representado pela equação (2.33), obtém-se as tensões induzidas nos terminais de estator da máquina de indução quando da desconexão dos mesmos da fonte de alimentação, no caso, o inversor de frequência, conforme apresentado pelas equações (2.34) à (2.36).

$$v_{sa} = -\frac{L_m}{\tau_r} i_{qr} \quad (2.34)$$

$$v_{sb} = \frac{L_m}{\tau_r} \left(\frac{\sqrt{3}i_{dr} + i_{qr}}{2} \right) \quad (2.35)$$

$$v_{sc} = \frac{L_m}{\tau_r} \left(\frac{-\sqrt{3}i_{dr} + i_{qr}}{2} \right) \quad (2.36)$$

2.7.2 – Resultados de simulação e experimental

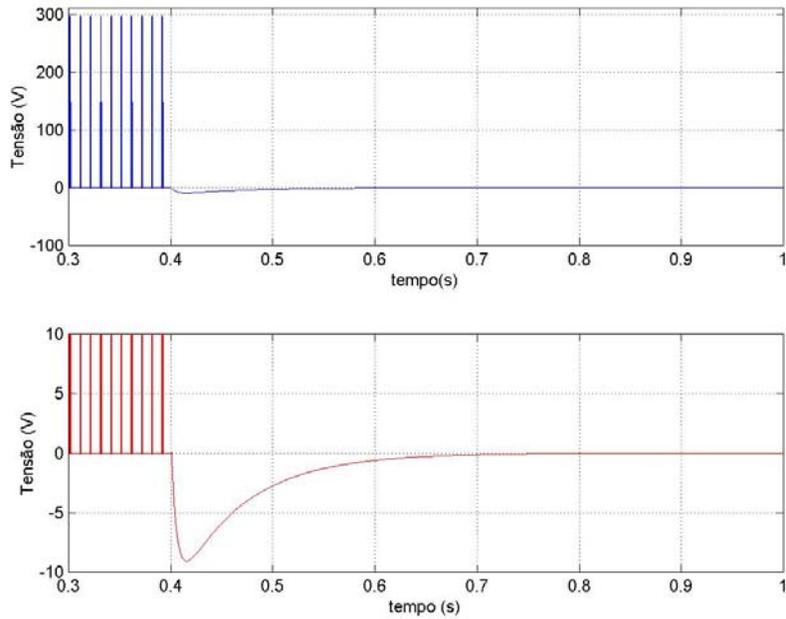
A figura 2.6-a apresenta a tensão nos terminais da máquina durante a simulação da abertura das fases da mesma. Fica evidente o baixo nível da tensão induzida em relação às tensões moduladas pelo inversor em condições normais de operação. Na figura 2.6-b são apresentadas a tensão obtida pela medição direta nos terminais da máquina, durante a implementação prática deste método de estimação da constante de tempo do rotor (curva superior), e a curva da qual se obteve o parâmetro em questão, que é a própria tensão medida após a aplicação de um filtro passa baixa (curva inferior). Para que não haja influência deste filtro na estimação da constante de tempo desejada, armazena-se a tensão medida em um vetor para que em seguida se efetue a filtragem deste sinal nos sentidos reverso e direto, ou seja, efetua-se duas filtragens deste sinal, em direções opostas.

A tabela 2.4 apresenta os resultados para o método de identificação da constante de tempo do rotor. A proximidade dos valores obtidos a partir do método convencional e da simulação digital é plenamente justificada pelo fato de todos os parâmetros utilizados nas simulações digitais apresentadas neste capítulo, terem sido determinados a partir dos métodos convencionais de ensaio da máquina de indução. Isto na verdade, valida o método de estimação da constante de rotor apresentada neste item. Já as diferenças observadas entre estes valores e os obtidos pelo método apresentado são consideradas frutos das imprecisões de ambos os métodos, que envolvem diversas aproximações [Lipo et alli (1996)]. Assim, neste contexto, tais diferenças são consideradas aceitáveis.

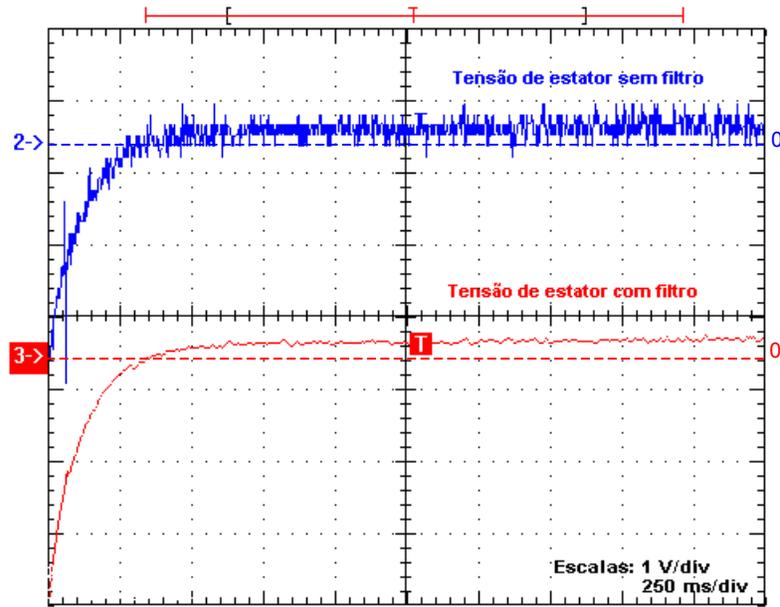
Por fim, com determinação da constante de tempo do rotor, as indutâncias de rotor e de magnetização também são obtidas, conforme apresentado pela tabela 2.4.

Tabela 2.4 – Resultados da estimação da constante de tempo de rotor e determinação da indutância e coeficiente de dispersão de estator

Parâmetro	Método convencional	Simulação	Implementação prática
τ_r (s)	0,07057	0,07082	0,08585
L_s (H)	0,04796	0,04805	0,05863
σ	0,11730	0,11770	0,08740



a) Resultado de simulação: Detalhe do nível da tensão induzida



b) Resultado experimental: Tensão medida nos terminais da máquina antes e após a aplicação de um filtro passa baixa

Figura 2.6 – Teste para determinação de τ_r : abertura das fases da máquina

2.8 – Cálculo dos demais parâmetros

Após os vários ensaios realizados, tendo-se identificado a resistência de estator, R_s , a resistência de rotor referida ao estator, R_{rref} , a indutância transitória de estator, L_s' , e a constante de tempo de rotor, τ_r , torna-se possível a implementação de esquemas de Controle por Orientação pelo Campo – Método Indireto [Blaschke (1972), Bose (1986) e (1996), Boldea (1992), De Doncker et alli (1994), Hasse (1969), Silva (1994)]. Porém, para a implementação de Controle por Orientação de Campo – Método Direto, Controle Direto de Conjugado, ou mesmo para a obtenção do vetor fluxo de rotor a partir da estimação do fluxo de estator, faz-se necessário o conhecimento de outros parâmetros da máquina de indução, quais sejam, a resistência de rotor, R_r , a indutância de rotor, L_r , e a indutância de magnetização, L_m .

Apenas com os dados obtidos relativos aos parâmetros estimados, tendo como base as equações apresentadas no decorrer deste capítulo, percebe-se a impossibilidade de se obter os parâmetros mencionados. Este problema pode ser contornado pela utilização da norma *IEEE Std 112 (1996)*, que padroniza a relação entre as indutâncias de dispersão do estator e do rotor em função da categoria do motor de indução. Esta relação é apresentada pela tabela 2.5. Chama-se a atenção para o fato do motor utilizado não seguir esta padronização, uma vez que o mesmo foi enrolado para atender alguns requisitos necessários para outros experimentos, que não são de interesse no presente trabalho. No caso, o valor considerado para o motor em questão é de 0,67 (Apêndice A – motor 1).

Tabela 2.5 – Relação entre L_{ls}/L_{lr} - *IEEE Std 112 (1996)*

Categoria	L_{ls}/L_{lr}
H	0,43
N	1,67
A, D e rotor bobinado	1,00

Desta forma, utilizando-se esta relação pode-se chegar às equações que permitem a determinação dos parâmetros restantes mencionados acima.

Sejam as seguintes relações:

$$\frac{L_m^2}{L_r} = \tau_r R_{rref} \Rightarrow L_m^2 = \tau_r R_{rref} L_r \quad (2.37)$$

$$\frac{L_{lr}}{L_{ls}} = k_1 \Rightarrow L_{lr} = k_1 L_{ls} \quad (2.38)$$

$$L_m = L_r - L_{lr} \quad (2.39)$$

$$L_m = L_s - L_{ls} \quad (2.40)$$

Das equações (2.38), (2.39) e (2.40) pode-se obter:

$$L_{ls} = \frac{L_s - L_r}{(1 - k_1)} \quad (2.41)$$

Substituindo-se a equação (2.40) em (2.37) e utilizando-se a equação (2.41), tem-se:

$$(L_s - L_{ls})^2 = \tau_r R_{rref} L_r \quad (2.42)$$

$$\left(L_s - \frac{L_s + L_r}{(1 - k_1)} \right)^2 = \tau_r R_{rref} L_r \Rightarrow (L_r - L_s k_1)^2 = (1 - k_1)^2 \tau_r R_{rref} L_r \quad (2.43)$$

Fazendo-se

$$(1 - k_1)^2 = k_2$$

$$k_2 \tau_r R_{rref} = k_3$$

Obtém-se a seguinte equação de segundo grau:

$$(L_r - k_1 L_s)^2 = k_3 L_r \Rightarrow (k_1 L_s)^2 - 2L_s k_1 L_r + L_r^2 - k_3 L_r = 0 \quad (2.44)$$

Esta equação pode ser simplificada a partir das seguintes definições:

$$2L_s k_1 = k_4$$

$$(L_s k_1)^2 = k_5$$

$$(k_3 + k_4) = k_6$$

Assim, a equação (2.44) pode ser reescrita como:

$$L_r^2 - k_6 L_r + k_5 = 0 \quad (2.45)$$

Resolvendo-se a equação (2.45), obtém-se a equação para determinação de L_r :

$$L_r = \frac{k_6 \pm \sqrt{k_6^2 - 4k_5}}{2} \quad (2.46)$$

A partir da equação (2.46), os demais parâmetros da máquina de indução são obtidos: L_{ls} , L_{lr} , L_m e R_r .

2.8.1 – Resultados

Os resultados obtidos a partir de simulações digitais (utilizando os parâmetros obtidos anteriormente) e das equações deduzidas neste item são apresentados pela tabela 2.6.

Tabela 2.6 – Resultados da estimação da indutância de rotor L_r , L_m e R_r

Parâmetro	Método convencional	Simulação	Implementação prática
L_r (H)	0,04912	0,049214	0,05965
L_m (H)	0,04560	0,045676	0,05654
R_r (Ω)	0,696	0,695	0,695

2.8.2 – Estudo de sensibilidade a erros da relação entre L_{ls} e L_{lr}

Como mencionado, a obtenção da resistência de rotor, R_r , da indutância de rotor, L_r , e da indutância de magnetização, L_m , tem como base, além dos parâmetros estimados anteriormente, a relação entre as indutâncias de dispersão de estator e rotor normalizada pela *IEEE Std 112 (1996)*. A seguir é apresentado o desenvolvimento analítico de uma expressão para a determinação do erro sobre a estimação da indutância de rotor devido a possíveis desvios da relação em questão. As expressões analíticas de erro de estimação para os demais parâmetros podem ser obtidas através do mesmo procedimento.

Assim, supondo uma variação em k_1 igual a Δk_1 , ter-se-á:

$$k_1' = \frac{L_{lr}}{L_{ls}} + \Delta \left(\frac{L_{lr}}{L_{ls}} \right) = k_1 + \Delta k_1 \quad (2.47)$$

Reescrevendo as constantes k_5 e k_6 presentes na equação (2.46) em função de τ_r, R_{rref} e do próprio k_1 , tem-se:

$$k_6 = (1 - k_1)^2 \tau_r R_{rref} + 2L_s k_1 = \tau_r R_{rref} - 2k_1 \tau_r R_{rref} + k_1^2 \tau_r R_{rref} + 2L_s k_1 \quad (2.48)$$

$$k_5 = (L_s k_1)^2 \quad (2.49)$$

Levando-se em consideração a variação de k_1 , k_6' será:

$$\begin{aligned} k_6' &= (1 - k_1')^2 \tau_r R_{rref} + 2L_s k_1' = [1 - (k_1 + \Delta k_1)]^2 \tau_r R_{rref} + 2L_s (k_1 + \Delta k_1) \\ k_6' &= [\tau_r R_{rref} - 2k_1 \tau_r R_{rref} + k_1^2 \tau_r R_{rref}] + [2L_s k_1 + (\Delta k_1 + 2k_1 \Delta k_1 + \Delta k_1^2) \tau_r R_{rref} + 2L_s \Delta k_1] \end{aligned} \quad (2.50)$$

Onde o primeiro colchete da equação acima representa k_6 e o segundo colchete representa Δk_6 . Procedendo-se da mesma forma para k_5 :

$$\begin{aligned} k_5' &= L_s^2 (k_1 + \Delta k_1)^2 = L_s^2 (k_1^2 + 2k_1 \Delta k_1 + \Delta k_1^2) \\ k_5' &= [L_s^2 k_1^2] + [L_s^2 (2k_1 \Delta k_1 + \Delta k_1^2)] \end{aligned} \quad (2.51)$$

Da mesma forma que em (2.50), o primeiro colchete da equação (2.51) representa o próprio k_5 e o segundo colchete representa Δk_5 .

Assim, o cálculo da indutância de rotor com a incorporação da variação de k_1 será:

$$L_r' = \frac{(k_6 + \Delta k_6) \pm \sqrt{(k_6 + \Delta k_6) - 4(k_5 + \Delta k_5)}}{2} \quad (2.52)$$

O erro de estimação da indutância de rotor devido a desvios na relação das indutâncias de dispersão de estator e rotor poderá ser obtido pela relação entre as equações (2.52) e (2.46), ou seja,

$$\frac{L_r'}{L_r} = \frac{(k_6 + \Delta k_6) \pm \sqrt{(k_6 + \Delta k_6) - 4(k_5 + \Delta k_5)}}{k_6 \pm \sqrt{k_6^2 - 4k_5}} \quad (2.53)$$

2.8.3 – Avaliação do efeito de erros da relação entre L_{ls} e L_{lr}

Neste sub-item são apresentados os valores estimados de L_r , L_m , L_{lr} , L_{ls} e R_r para um desvio da relação entre L_{ls} e L_{lr} de 50 % a mais que o valor real (tabela 2.7). Observa-se no caso da indutância de rotor, um erro de estimação de aproximadamente 3 %, mesmo com a variação de 50% efetuada na relação em questão. Este padrão de erro se mantém para a indutância de magnetização e para a resistência de rotor. Os maiores desvios são observados nas estimções das próprias indutâncias de dispersão. Porém, como estas são muito menores que as indutâncias de magnetização, de rotor e de estator, o efeito na variação total destes parâmetros sobre os demais é pouco significativa. Assim, pode-se concluir que as estimções de L_r , L_m , e R_r a partir da relação das indutâncias de dispersão do rotor e estator, normalizadas segundo a *IEEE Std 112 (1996)*, são pouco sensíveis a desvios na referida relação.

Tabela 2.7 – Resultados da estimação da indutância de rotor L_r , L_m , L_{lr} , L_{ls} e R_r com um desvio positivo de 50 % na relação entre as indutâncias de dispersão do estator e rotor *IEEE Std 112 (1996)*

Parâmetro	Método convencional	Simulação	Módulo do erro (%)
$L_r (H)$	0,04912	0,04770	2,94
$L_m (H)$	0,04560	0,04500	1,33
$L_{lr} (H)$	0,00236	0,00267	13,14
$L_{ls} (H)$	0,00353	0,00315	12,06
$R_r (\Omega)$	0,696	0,673	3,42

2.9 – Determinação da corrente de magnetização e do fluxo de referência

Após a identificação de todos os parâmetros necessários para implementação de praticamente qualquer método de controle vetorial, necessita-se ainda determinar o valor de referência para a malha de controle da magnetização da máquina. Esta pode ser baseada no fluxo de estator ou de rotor, ou mesmo na corrente de magnetização [Khambadkone et alii (1991), Schierling (1988)].

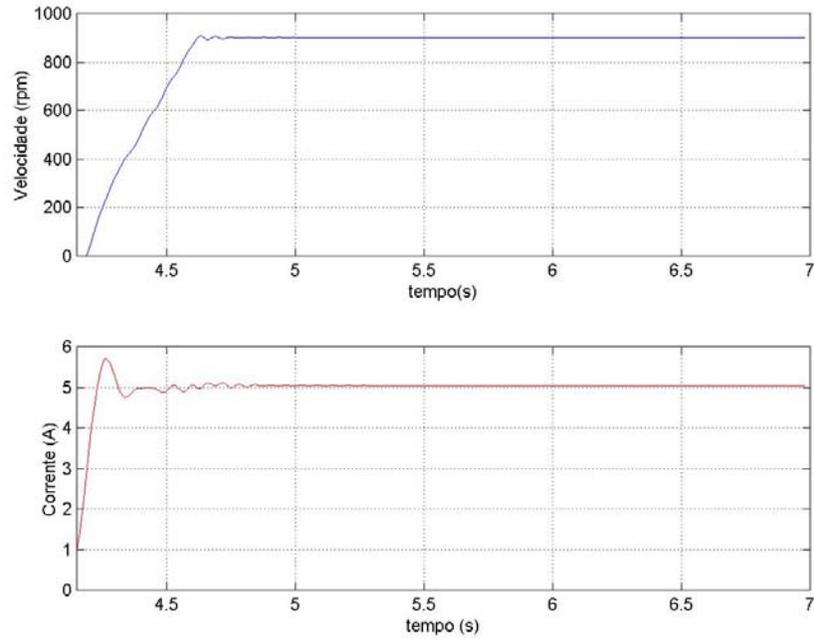
Schierling (1988) obtém o fluxo de rotor e a corrente de magnetização com base nos parâmetros estimados e nos valores nominais de corrente, tensão e frequência da máquina. Já Khambadkone et alii (1991) propõe um método para determinação da corrente de magnetização a partir do acionamento a vazio da máquina até a metade da velocidade nominal, utilizando-se a estratégia de controle escalar *V/f constante*. Não existe uma preocupação na determinação do fluxo de referência, uma vez que o fluxo da máquina é controlado através da própria corrente de magnetização.

No caso deste trabalho, utiliza-se o mesmo procedimento adotado por Khambadkone et alii (1991) para a obtenção da corrente de magnetização, obtendo-se a partir desta e dos parâmetros já estimados, o fluxo de estator de referência. A razão básica desta escolha é a simplicidade desta metodologia, além da independência dos dados de placa da máquina.

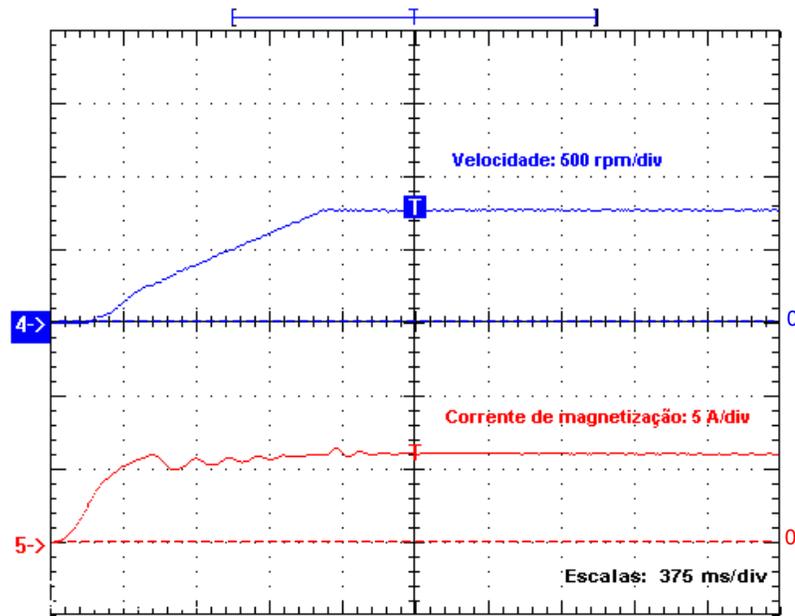
A figura 2.7-a apresenta a velocidade e o módulo da corrente de estator obtidos a partir de simulação digital. A tensão aplicada aos terminais da máquina é obtida a partir da relação *V/f constante*. A figura 2.7-b apresenta as mesmas variáveis apresentadas pela figura 2.7-a, porém para a condição real (implementação prática). A tabela 2.8 apresenta os valores nominais estimados da corrente de magnetização e do fluxo de estator, assim como os valores destas variáveis obtidos a partir dos dados de placa do motor sob teste.

Tabela 2.8 – Resultados de simulações e experimentais da estimação dos valores nominais da corrente de magnetização e do fluxo de estator

Parâmetro	Valores a partir dos dados de placa	Simulação	Implementação prática
$I_m(A)$	5,31	5,58	5,60
$\lambda_s(Wb)$	0,262	0,268	0,316



a) Resultados obtidos a partir de simulação digital



b) Resultados obtidos a partir de implementação prática

Figura 2.7 - Velocidade e corrente de magnetização

2.10 – Discussão dos resultados

A tabela 2.9 apresenta todos os resultados obtidos neste capítulo referentes a estimação dos principais parâmetros da máquina de indução. Percebe-se que os resultados de simulação são muito próximos dos resultados obtidos a partir de métodos convencionais. Isto valida os métodos discutidos, uma vez que os dados utilizados nas simulações são os próprios dados obtidos a partir destes métodos convencionais [IEEE Std 112 (1996)].

Por outro lado, conforme discutido anteriormente, a análise das diferenças observadas entre os valores dos parâmetros obtidos a partir da implementação prática dos métodos de estimação de parâmetros discutidos e os valores referentes aos ensaios convencionais, deve levar em consideração as imprecisões destas metodologias, principalmente no que se refere às diversas aproximações envolvidas nas mesmas [Lipo et alli (1996)]. Desta forma, neste trabalho assume-se como aceitáveis tais diferenças.

Tabela 2.9 – Resultados de simulações e experimentais da estimação dos parâmetros da máquina de indução

Parâmetro	Método Convencional	Simulação	Método proposto
$L_s'(H)$	0,005628	0,00570	0,00503
$L_s(H)$	0,04796	0,04805	0,05863
$L_r(H)$	0,04912	0,04921	0,05965
$L_m(H)$	0,04560	0,04568	0,05654
$R_s(\Omega)$	0,995	0,993	1,043
$R_r(\Omega)$	0,696	0,695	0,695
$\tau_r (s)$	0,07057	0,07082	0,08585
σ	0,11730	0,11770	0,0874
$I_m(A)$	5,31*	5,58	5,60
$\lambda_s(Wb)$	0,262*	0,268	0,316

* Obtidos a partir dos dados de placa do motor

2.11 – Conclusão

Neste capítulo foram discutidos alguns métodos de identificação de parâmetros com o propósito de validá-los através de simulações digitais para posterior implementação prática dos mesmos. A teoria de cada método foi discutida de forma detalhada, possibilitando um melhor entendimento dos mesmos. A condição *standstill* (motor parado) foi utilizada na maioria dos métodos de identificação de parâmetros da máquina de indução apresentados, exceto para a estimação da corrente de magnetização e do fluxo de estator, onde utilizou-se o acionamento *V/f constante* para a geração das variáveis utilizadas para estimação destas grandezas.

As principais contribuições deste capítulo foram:

- Alteração do modelo da máquina de indução para a determinação das tensões induzidas nos seus terminais durante a desconexão das mesmas da fonte de alimentação, permitindo a simulação do método de estimação da constante de tempo do rotor apresentada;
- Estimação dos principais parâmetros da máquina de indução, inclusive com uma análise de sensibilidade de erros na relação normalizada entre as indutâncias de dispersão de estator e rotor;
- Validação dos métodos de estimação de parâmetros discutidos através de simulações digitais, onde não existem problemas relacionados a medições, além do conhecimento prévio dos parâmetros utilizados nas próprias simulações;
- Identificação automática de parâmetros da máquina de indução necessários para as simulações digitais e implementações práticas realizadas neste trabalho, contribuindo para o desenvolvimento das próximas etapas do mesmo, principalmente no que diz respeito à estimação de fluxo de estator e na determinação do valor de referência para a malha de controle de fluxo de estator.

Capítulo 3

Estimação do Fluxo de Estator com Compensação de *Offsets*

3.1 – Introdução

As técnicas de controle vetorial para a máquina de indução podem utilizar qualquer um dos vetores de fluxo magnético, quais sejam, fluxo de estator, de rotor ou de entreferro. Cada uma destas técnicas apresenta características próprias em relação ao desacoplamento do fluxo magnético e conjugado, sensibilidade à variações paramétricas e aos métodos de medição de corrente e tensão de estator [*Silva (1994)*].

É possível se obter o vetor fluxo diretamente através de sensores especiais tais como bobinas exploradoras, sensores de efeito Hall, ou indiretamente através de estimadores ou observadores [*De Doncker et alli (1994)*, *Silva (1994)*]. A instalação de sensores na máquina de indução tem como grande desvantagem a perda da robustez inerente a este tipo de máquina, devendo ser evitada em aplicações industriais. Já os estimadores e observadores de fluxo utilizam tensões, correntes e/ou velocidade da máquina de indução. No caso dos estimadores, também conhecidos como observadores em malha aberta, o vetor fluxo é obtido a partir das equações da máquina, não havendo mecanismos para a correção de erro de predição [*Landim et alli (2000)*, *Rocha (1999)*], sendo portanto sensíveis a variações paramétricas.

Os observadores de fluxo têm como principal diferença em relação aos estimadores o fato de utilizarem informações de entrada e saída do sistema de forma a corrigirem os parâmetros do observador, visando minimizar o erro de predição [*Verghese et alli (1988)*, *Hori et alli (1987)*, *Landim et alli (2000)*]. Porém, a obtenção de uma lei de realimentação adequada para o observador de fluxo, além de uma boa alocação de pólos (que variam com a velocidade, sistema de referência e com o passo de integração) não é uma tarefa trivial, por serem as

máquinas de indução um sistema não linear, não estacionário e multivariável acoplado. Isto resulta em observadores sensíveis a variações paramétricas, ruídos e problemas em baixas velocidades [Landim et alli (2000)]. Neste sentido, algumas propostas surgem no campo da Inteligência Computacional, Modos Deslizantes, dentre outros [Parma et alli (1998), Nied et alli (2004)].

Especificamente em relação ao fluxo de estator, dentre os métodos discutidos, o que teoricamente proporciona uma maior facilidade para sua obtenção, é o estimador que utiliza o modelo de tensão da máquina de indução. Para a implementação deste estimador faz-se necessário apenas o conhecimento das correntes e tensões de estator da máquina, normalmente disponíveis nos inversores de frequência, e o conhecimento da resistência de estator, que pode ser facilmente estimada (estimação *offline*). Porém, alguns problemas de natureza prática podem dificultar sua implementação. Este capítulo discute os principais problemas relacionados ao referido método de estimação, sendo apresentado uma proposta para a eliminação do fator que mais dificulta a sua utilização, que é a presença de *offsets* nas medições de tensão e corrente de estator.

A caracterização dos efeitos destes *offsets* na estimação do fluxo de estator é primeiramente feita através de simulações digitais. Estas simulações facilitam tal tarefa, além de serem úteis no desenvolvimento da metodologia de compensação de *offsets* proposta. Na seqüência, os resultados obtidos a partir da implementação prática do estimador de fluxo aplicado à estratégia de controle vetorial *UFOV*, são apresentados.

3.2 – Considerações iniciais

Em relação às técnicas de controle vetorial por orientação pelo campo, a orientação segundo o fluxo de rotor é considerada a orientação clássica, uma vez que os primeiros trabalhos apresentados tiveram como base este referencial [Blaschke (1972), Hasse (1969)]. A principal vantagem desta técnica é o natural desacoplamento entre fluxo e conjugado eletromagnético para a alimentação em corrente. Como desvantagem, tem-se uma grande dependência da constante de tempo do rotor, que apresenta significativas variações com a temperatura [Silva (1994)]. Orientações segundo os fluxos de estator e de entreferro também são possíveis, porém devem ser previstos circuitos desacopladores, pois não se consegue um desacoplamento entre conjugado e fluxo de forma natural [Silva (1994)].

A orientação pelo fluxo do estator tem como principal vantagem a maior robustez à variações paramétricas, já que o único parâmetro que afeta este método é a resistência de

estator, parâmetro que não apresenta grandes variações como observadas em outros parâmetros, principalmente quando comparado à resistência de rotor. Além disto, técnicas de orientação pelo campo para alimentação em tensão, tais como o UFOV [Silva (1994)], dispensam a utilização de circuitos desacopladores.

A importância da aquisição do vetor fluxo de estator se estende ainda aos métodos de Controle Direto de Conjugado, que também necessitam deste vetor para as suas implementações [Depenbroc, (1988), Nash (1997), Neves (1999), Salvadori (2000)].

Em relação à estimação de fluxo do estator, Rocha (1999) propõe um método para resolver os problemas relacionados aos *offsets* das medições de tensão e corrente, identificando os valores máximo e mínimo das mesmas, de forma a determinar tais *offsets*. As correções destes *offsets* são feitas ao fim de cada período de amostragem. Porém o algoritmo proposto é testado apenas na operação em malha aberta, ou seja, não se utiliza o fluxo estimado diretamente no sistema de controle da máquina de indução.

Holtz et alli (2003) apresentam um trabalho relacionado ao controle tipo *sensorless* para motores de indução tendo como base o fluxo de estator. A compensação de *offsets* da tensão é obtida a partir do próprio fluxo de estator estimado, sendo estes *offsets* eliminados através de um controle *feedforward*. O método para a determinação destes *offsets* também utiliza o método de mínimo e máximo. A tensão de referência do modulador é utilizada no processo de integração para se evitar problemas relacionados ao processo de medição. Como o modulador PWM possui características não lineares, é desenvolvido um modelo para estimação do valor da tensão aplicada ao motor. Também utiliza-se um esquema de adaptação da resistência do estator de forma a se melhorar o desempenho do sistema. O controle do acionamento é realizado em malha fechada através de orientação pelo campo do estator.

No caso do método de compensação de *offsets* proposto neste trabalho, estes *offsets* são determinados para as tensões e correntes e suas integrais. São utilizados os valores de corrente e tensão diretamente medidos nos terminais de saída do inversor. Uma vez que a tensão é medida neste ponto do sistema de acionamento, os efeitos do tempo morto das chaves do inversor já estão incorporados à própria medição. Desta forma, não se faz necessário a utilização de qualquer algoritmo para a compensação das não linearidades do inversor.

Outro ponto a se considerar são os ruídos eletromagnéticos inerentes aos processos de medição. Assim, se o método de mínimo e máximo é utilizado na determinação do *offsets* destas medidas, ruídos maiores ou menores que os valores reais máximo e mínimo destas medidas, respectivamente, podem afetar diretamente os resultados obtidos. Para minimizar este problema, o método de compensação de *offsets* proposto neste trabalho utiliza o cálculo

da média do sinal medido, o que reduz de forma considerável o efeito de ruídos neste processo de identificação de *offsets* das medições.

3.3 – Principais problemas para a estimação do fluxo de estator

As equações que representam o modelo dinâmico da máquina de indução para um referencial arbitrário e (Apêndice B) são:

$$\bar{v}_s^e = R_s \bar{i}_s^e + d \frac{\bar{\lambda}_s^e}{dt} + j\omega_e \bar{\lambda}_s^e \quad (3.1)$$

$$\bar{v}_r^e = R_r \bar{i}_r^e + d \frac{\bar{\lambda}_r^e}{dt} + j(\omega_e - \omega_r) \bar{\lambda}_s^e \quad (3.2)$$

Percebe-se que o fluxo de estator pode ser determinado diretamente a partir da equação (3.1). A tarefa se torna mais simples, caso seja adotado um sistema de referência fixo no estator, o que implica em ω_e igual a zero, proporcionando uma estimação independente de medições de velocidade. Esta característica favorece acionamentos do tipo *sensorless*. Neste caso, a equação (3.1) pode ser reescrita como:

$$\bar{\lambda}_s = \int \bar{v}_s dt - R_s \int \bar{i}_s dt \quad (3.3)$$

Apesar da aparente facilidade para a obtenção do fluxo de estator a partir da equação (3.3), uma vez que corrente e tensão de estator são variáveis disponíveis nos terminais da máquina, além da relativa facilidade para a estimação da resistência de estator, alguns fatores podem contribuir para o insucesso desta estimação [*Oliveira (1991), Rocha (1999), Holtz et alli (2003)*], quais sejam :

- Modulação em amplitude e/ou frequência das tensões e correntes de estator;
- Método numérico de integração e frequência de amostragem;
- Erros de estimação de R_s ;
- Erros de medição das tensões e correntes de estator.

De uma forma geral, os problemas relacionados acima têm como consequência o deslocamento do referencial do vetor fluxo estimado em relação à referência do vetor fluxo real da máquina, funcionando como um fluxo de *offset*. Na realidade, tal componente de fluxo não existe, ou seja, este fluxo de *offset* representado por $\bar{\lambda}_{so}$ na equação (3.4), equivale ao erro cometido pelo estimador.

$$\hat{\lambda}_s = \bar{\lambda}_s + \bar{\lambda}_{so} \quad (3.4)$$

A título de ilustração, as figuras 3.1-a e 3.1-b apresentam de forma genérica, para duas posições distintas do vetor fluxo de estator real, $\bar{\lambda}_s$, o problema descrito. Considera-se a título de simplificação para análise, que o vetor fluxo de *offset*, $\bar{\lambda}_{so}$, permanece inalterado durante um ciclo. Isto tem como consequência a variação do módulo do vetor fluxo estimado, $\hat{\lambda}_s$, sendo esta variação função da posição espacial do fluxo real.

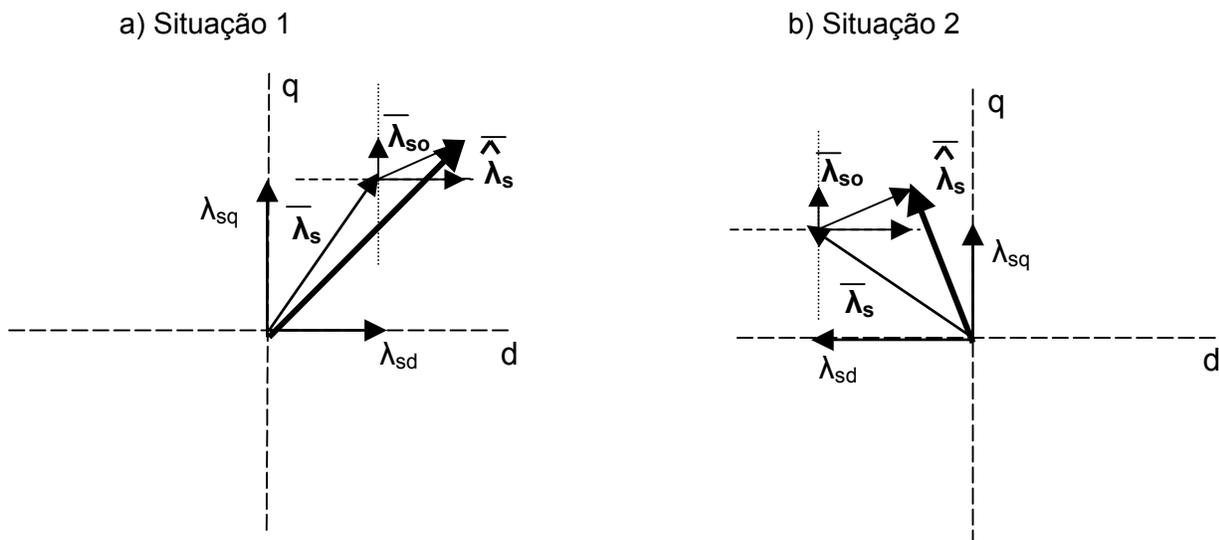
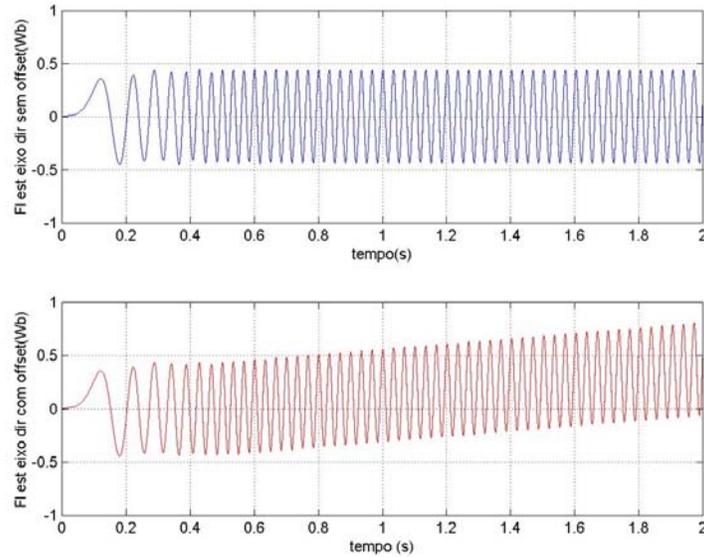


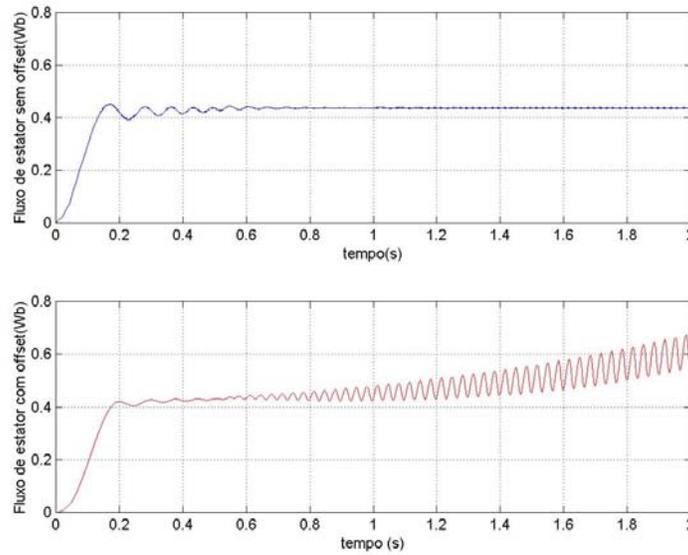
Figura 3.1 – Representação espacial dos efeitos de fluxos de *offset* para duas posições espaciais diferentes do vetor fluxo de estator

Devido aos termos de integrais presentes na equação (3.3), mesmo pequenos valores de *offsets* nas medições de corrente e tensão produzem erros crescentes na estimação do fluxo de estator. Tendo como base simulações digitais, a figura 3.2-a apresenta os componentes de eixo direto do fluxo de estator sem *offset* de tensão e com um *offset* de 0.25 mV. Como consequência, o módulo do fluxo estimado diverge do fluxo de estator real da máquina, conforme pode ser observado através da figura 3.2-b. O deslocamento do referencial

do fluxo estimado nesta condição de *offset* na tensão de estator, pode ser observado através das figuras 3.3-a e 3.3-b. É obvio que nesta condição, torna-se impraticável a utilização desta informação tanto para a orientação de campo em uma estratégia de controle vetorial, quanto para o fechamento de uma malha de controle de fluxo.

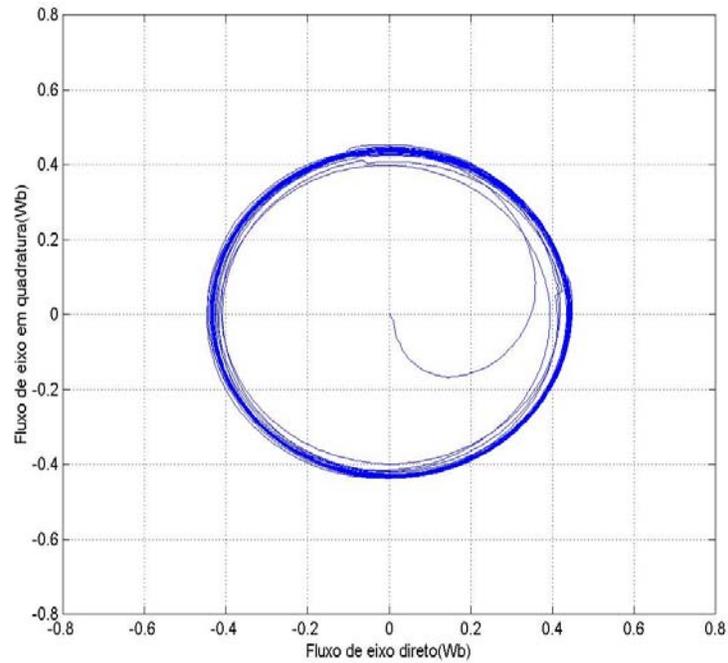


a) Efeito do *offset* de tensão no componente de eixo direto do fluxo de estator

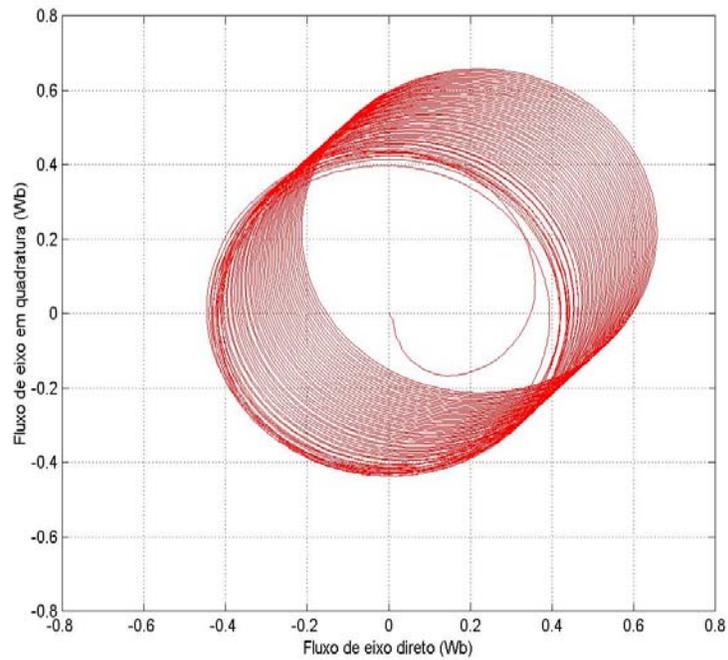


b) Efeito do *offset* de tensão no módulo do fluxo de estator estimado

Figura 3.2 – Simulação: efeito do *offset* de tensão na estimação do fluxo de estator



a) Plano de fase do fluxo de estator sem *offset* de tensão



b) Plano de fase do fluxo de estator com *offset* de tensão

Figura 3.3 – Simulação: efeito do *offset* de tensão no plano de fase do fluxo de estator estimado

Além dos *offsets* nas medições de tensão e corrente, que na verdade se constituem erros de medição, problemas como modulação em amplitude e/ou frequência, método de integração, além do erro na estimação de R_s , têm também como consequência o deslocamento do referencial do fluxo estimado em relação ao fluxo real da máquina.

Os erros de medição são normalmente decorrentes dos métodos adotados. A utilização de circuitos analógicos, que utilizam amplificadores operacionais, está sujeita a problemas inerentes a estes componentes, tais como *offset*, *drift*, etc., comprometendo a qualidade das medições.

Devido à característica indutiva do motor de indução, que funciona como um filtro para sinais de alta frequência, a medição da corrente de estator não se constitui uma tarefa complicada [Rocha (1999)]. Porém, para a tensão de estator, que geralmente é fornecida por um inversor do tipo fonte de tensão modulado em largura de pulsos (PWM), a obtenção de sua componente fundamental pode se tornar uma tarefa mais difícil. Esta dificuldade aumenta à medida que a velocidade do motor diminui, uma vez que nestas condições tem-se a redução da frequência e amplitude desta tensão, o que implica em pulsos de curta duração aplicados ao motor.

Em função da maior dificuldade de se obter a fundamental da tensão de estator em inversores PWM, algumas estratégias utilizam a própria referência de tensão para estimação do fluxo de estator. Como as não-linearidades do inversor dificultam a obtenção de uma tensão de saída idêntica à referência, tem-se como consequência um pobre desempenho deste tipo de estimador, a menos que tais não-linearidades sejam compensadas [Holtz et alli (2003)]. Entretanto, diversos esquemas de medição vêm sendo propostos na literatura visando melhorar o desempenho destes sistemas, destacando-se os métodos de medições digitais [Rocha (1999), Parma (2000)], que proporcionam bons resultados em relação a medição da tensão de estator.

Vale ainda destacar o efeito do erro de estimação da resistência de estator. Conforme discutido por Rocha (1999), este erro introduz componentes contínuos (*offsets*) e alternados no fluxo estimado. Os componentes alternados são atenuados a partir de uma melhor estimação da resistência de estator, tendo entretanto, um pequeno efeito no erro global da estimação do fluxo de estator, quando comparados aos efeitos proporcionados pelos componentes contínuos. Estes últimos funcionam como um fator de escala para o componente de fluxo estimado relativo à queda de tensão na resistência de estator. Além disto, o efeito dos componentes contínuos são dependentes da corrente de estator [Holtz et alli (2003)].

As figura 3.4, 3.5 e 3.6 apresentam o fluxo de estator obtido a partir de simulações digitais para as condições de correta estimação da resistência de estator e para um valor 50%

menor que o valor real. Observa-se o mesmo efeito de *ripple* no módulo do fluxo de estator estimado e deslocamento do referencial do lugar geométrico deste fluxo, obtidos quando da simulação de *offsets* na medição de tensão de estator. A diferença está no fato deste efeito não ser crescente como no primeiro caso. Além disto, nas figuras 3.6-a e 3.6-b observa-se o deslocamento do plano de fase do fluxo estimado devido aos efeitos dos componentes contínuos nas integrais de tensão e corrente que surgem durante a magnetização da máquina. Tais componentes são função do ângulo de fase das tensões de alimentação do motor.

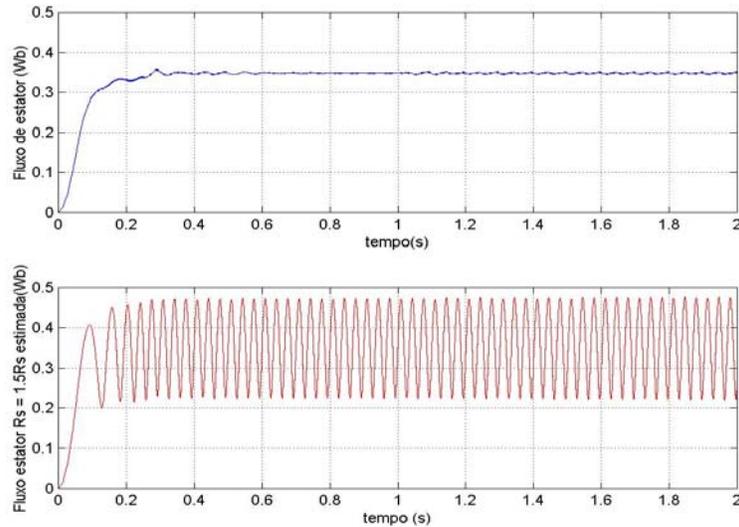


Figura 3.4 – Simulação: efeitos do erro de estimação da resistência de estator no módulo do fluxo de estator estimado

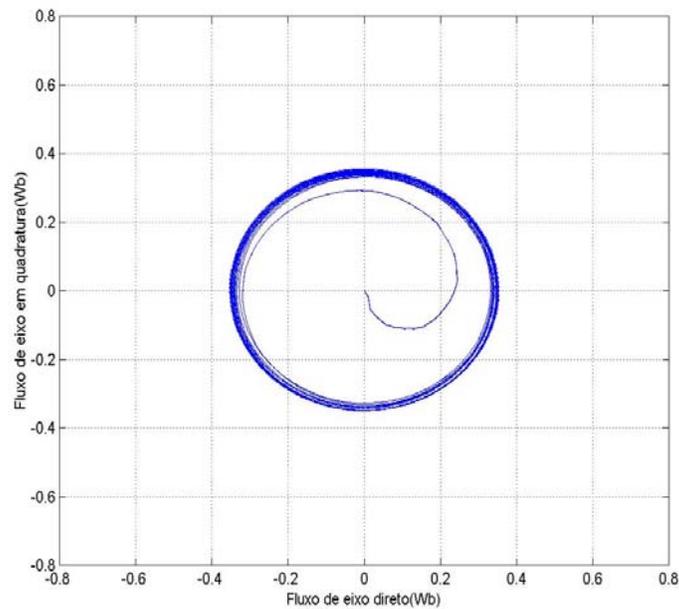
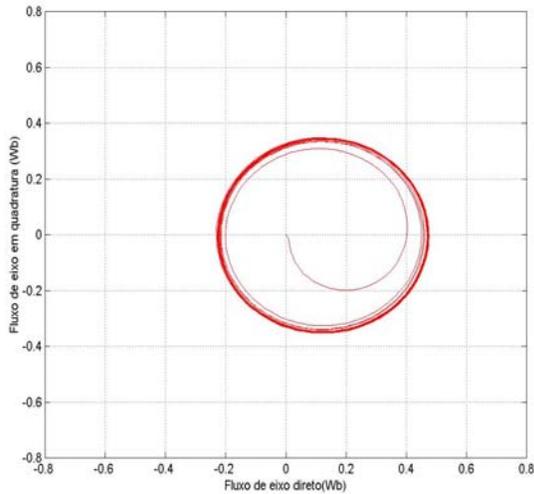
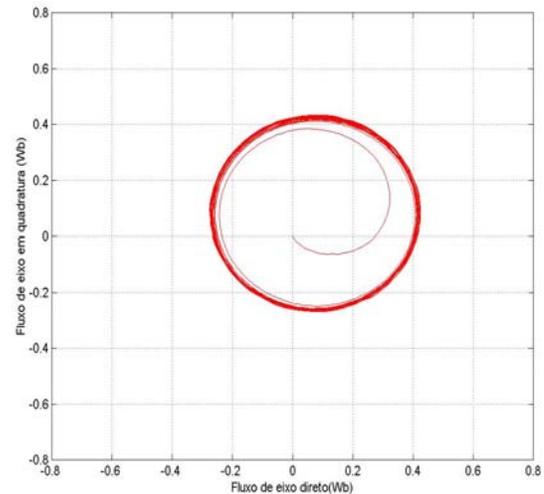


Figura 3.5 – Simulação: Lugar geométrico do fluxo de estator sem erros na estimação de R_s



a) Ângulo de fase igual a zero



b) Ângulo de fase igual a $\pi/4$

Figura 3.6 – Simulação: efeitos do erro de estimação da resistência de estator no lugar geométrico do fluxo de estator estimado

Deve ser destacado ainda que, com menos intensidade que os *offsets* nas medições de tensão e corrente, além de erros de estimação da resistência de estator, outros fatores também dificultam a estimação do fluxo de estator a partir da equação (3.3). O problema da modulação em amplitude e/ou frequência é característico dos acionamentos a velocidade variável, uma vez que durante alterações de velocidade, ocorrem variações na amplitude e na frequência das tensões e correntes da máquina, tendo-se ciclos positivos diferentes de ciclos negativos, o que proporciona o aparecimento de componentes contínuas nas integrais. Além disto, o método de integração e o intervalo de tempo entre cálculos, devido a amostragem das medições, são fatores que influenciam a precisão das integrais.

3.4 – Compensação de offsets na estimação do fluxo de estator

Como discutido anteriormente, o fator que mais dificulta a estimação do fluxo de estator através da equação (3.3) está relacionado aos *offsets* presentes nas medições de tensão e corrente de estator, que têm como principal efeito o deslocamento do lugar geométrico do fluxo estimado em relação ao fluxo real da máquina. Este mesmo efeito é também observado quando da existência de erros na estimação da resistência do estator. Desta forma, este item apresenta o desenvolvimento de um método para eliminação destes *offsets*, atuando diretamente na minimização do deslocamento do lugar geométrico do fluxo estimado, e assim, contribuindo também para a atenuação dos efeitos de erros de estimação da resistência de estator.

As equações (3.5), (3.6), (3.7) e (3.8) são utilizadas para o cálculo dos *offsets* de tensão, corrente e integrais de tensão e correntes, respectivamente. O subscrito *sdc* refere-se aos termos de *offsets* e T_V é o período da referência de tensão de estator gerada pelo sistema de controle do acionamento. O cruzamento por zero deste sinal sincroniza o processo de cálculo dos *offsets*.

$$\bar{v}_{sdc} = \frac{1}{T_V} \int \bar{v}_s dt \quad (3.5)$$

$$\bar{i}_{sdc} = \frac{1}{T_V} \int \bar{i}_s dt \quad (3.6)$$

$$\bar{v}_{sintegraldc} = \frac{1}{T_V} \int \bar{v}_{sintegral} dt \quad (3.7)$$

$$\bar{i}_{sintegraldc} = \frac{1}{T_V} \int \bar{i}_{sintegral} dt \quad (3.8)$$

A figura 3.7 apresenta o diagrama em blocos que representa a lógica utilizada para a compensação de *offsets* no processo de estimação do fluxo de estator. Conforme mencionado, estes *offsets* são obtidos através do cálculo dos valores médios das medições de tensão e corrente e de suas integrais. Ao fim de um período da referência de tensão do estator, T_V , executa-se os cálculos de todos os *offsets*. Neste momento realiza-se a compensação de *offsets* no fluxo estimado indiretamente pela compensação dos *offsets* nas integrais de tensão e corrente. Caso tal compensação fosse feita diretamente no fluxo estimado, um efeito

cumulativo ocorreria na variável responsável pelo armazenamento dos valores de compensação de *offsets*, com um conseqüente *overflow* da mesma. Já as compensações dos *offsets* das medições de tensões e correntes são realizadas a cada período de amostragem. As equações (3.9), (3.10) e (3.11) descrevem este processo, onde o subscrito *m* refere-se aos valores medidos e o subscrito *dc* presente nos símbolos das integrais, refere-se aos *offsets* destes termos.

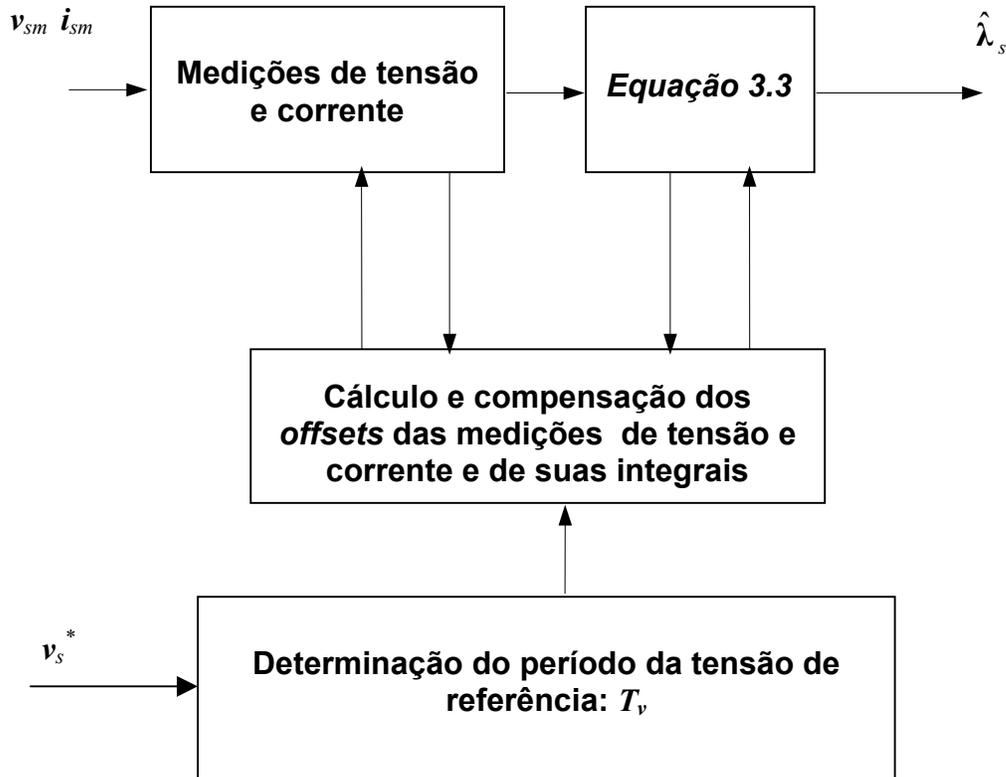


Figure 3.7 – Diagrama em blocos do estimador de fluxo de estator com compensação de *offsets*

$$\bar{v}_s(k) = \bar{v}_{sm}(k) - \bar{v}_{sdc}(T_v) \quad (3.9)$$

$$\bar{i}_s(k) = \bar{i}_{sm}(k) - \bar{i}_{sdc}(T_v) \quad (3.10)$$

$$\int \bar{v}_s = \int \bar{v}_s - m \int_{dc} \bar{v}_s \quad \begin{cases} m = 1 & \text{ao fim de } T_v \\ m = 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3.11)$$

$$\int \bar{i}_s = \int \bar{i}_s - m \int_{dc} \bar{i}_s$$

3.5 – Resultados experimentais

3.5.1 – Resultados experimentais em malha aberta

Assim como nas simulações realizadas para a caracterização dos efeitos do *offset* de tensão do estator na estimação do fluxo de estator (item 3.3), os resultados apresentados pela figura 3.8 foram obtidos a partir da estratégia de controle *V/f constante*. Na figura 3.8-a podem ser observadas as integrais da tensão de estator nas condições de não utilização do método de compensação de *offsets* desenvolvido neste trabalho, e na condição de utilização do referido método. A figura 3.8-b apresenta o módulo do fluxo de estator estimado nestas duas condições. Apesar destes resultados terem sido obtidos a partir de um sistema de controle em malha aberta, ou seja, sem a influência do vetor fluxo de estator estimado no sistema de controle, existem indícios da eficácia do método de compensação de *offsets* no fluxo de estator em questão. Outro fato importante observado através da figura 3.8, diz respeito às semelhanças dos resultados experimentais obtidos em relação aos resultados de simulação apresentados na figura 3.2, reforçando a validade das análises baseadas em simulações digitais desenvolvidas no item 3.3.

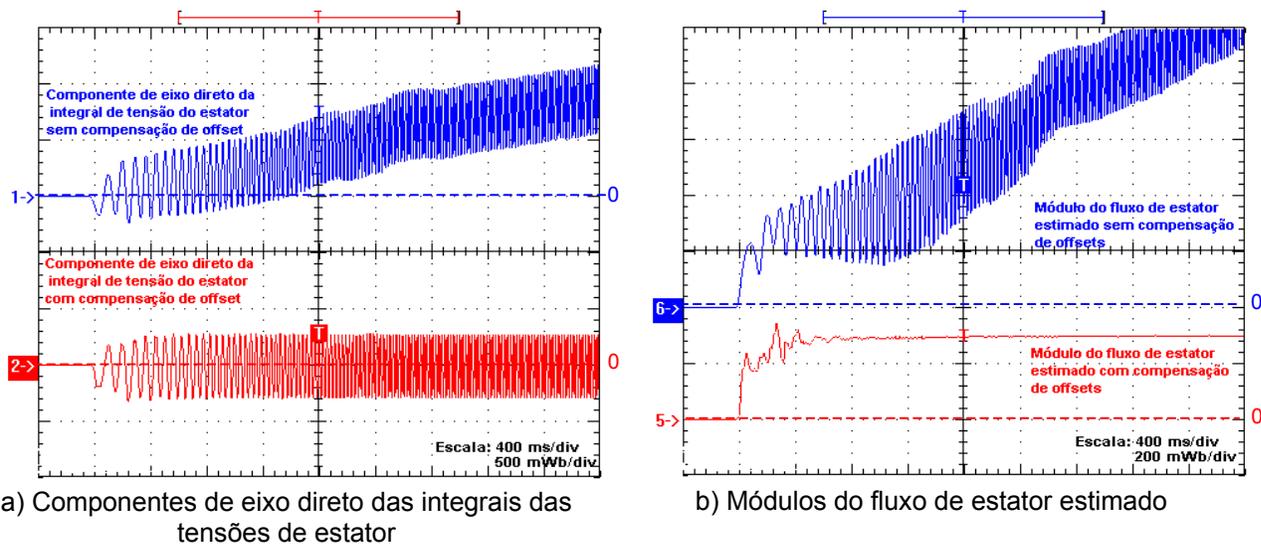


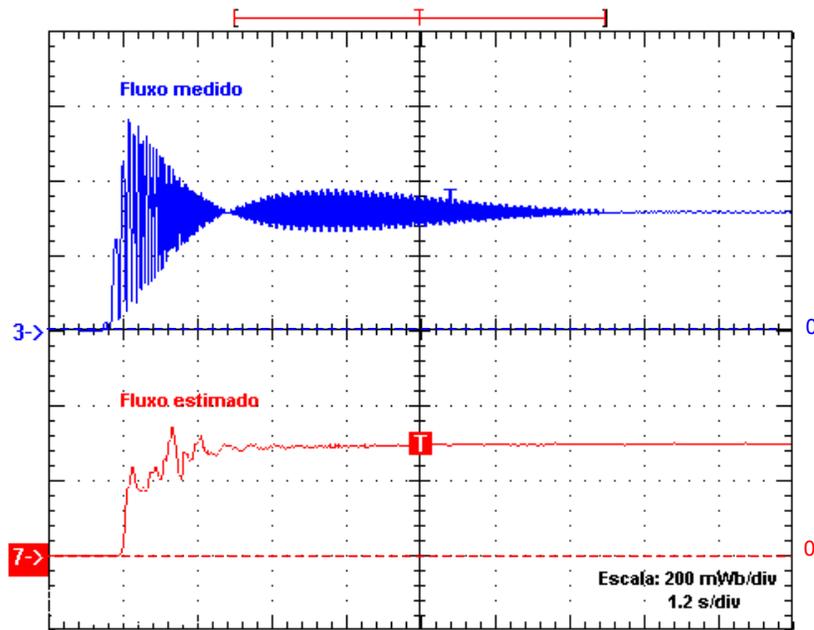
Figura 3.8 – Resultados experimentais para as condições sem compensação e com compensação de *offsets* na estimação do fluxo de estator

3.5.2 – Resultados comparativos à medição do fluxo de estator através de bobinas exploradoras

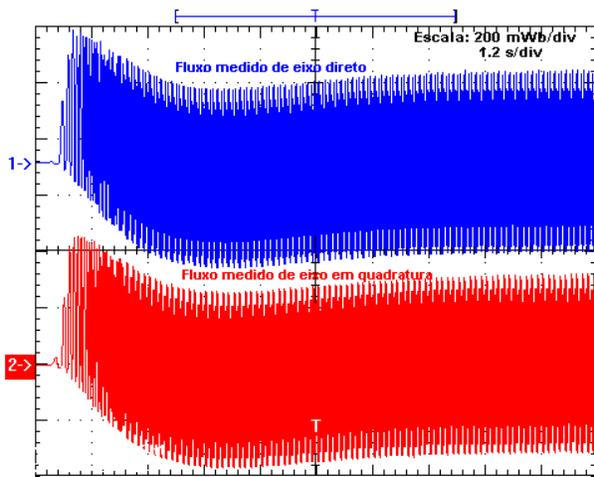
Com o objetivo de avaliar o desempenho do método de estimação do fluxo de estator desenvolvido neste trabalho, alguns resultados obtidos na condição de malha aberta, são comparados aos resultados obtidos a partir de bobinas exploradoras [Lipo et alli (1977)]. Este sistema de medição é uma das facilidades disponibilizadas na bancada experimental utilizada neste trabalho [Parma (2000)].

Primeiramente, os resultados obtidos durante a partida do motor são apresentados pela figura 3.9. O módulo do fluxo de estator obtido através do sistema de medição e através do estimador são apresentadas pela figura 3.9-a. Os componentes de fluxos medidos e estimados de eixos direto e em quadratura são apresentados pelas figuras 3.9-b e 3.9-c, respectivamente. Por estes resultados percebe-se que durante a partida do sistema de acionamento, a compensação de *offsets* das medições realizadas diretamente via *hardware* [Parma (2000)], para o caso da medição do fluxo, é menos eficaz que a compensação de *offsets* realizada via *software*, para o caso do estimador proposto.

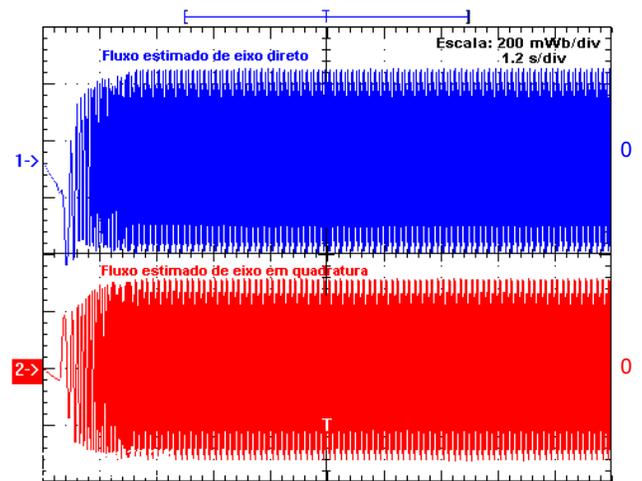
Os resultados obtidos em regime permanente para as velocidades de 50, 200 e 300rad/s são apresentados, respectivamente, pelas figuras 3.10, 3.11 e 3.12. Como pode ser observado através destas figuras, os erros obtidos entre os componentes de eixo direto e em quadratura são relativamente baixos, o que aponta para uma equivalência de desempenho em regime permanente, do sistema de medição de fluxo e do estimador desenvolvido neste trabalho.



a) Módulos do fluxo de estator medido e estimado

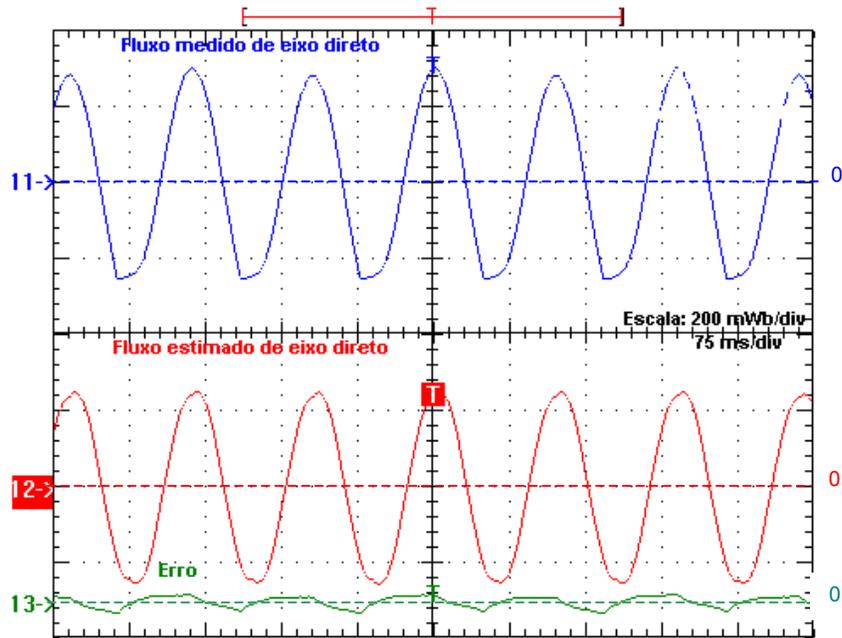


b) Componentes de eixo direto e em quadratura do fluxo medido

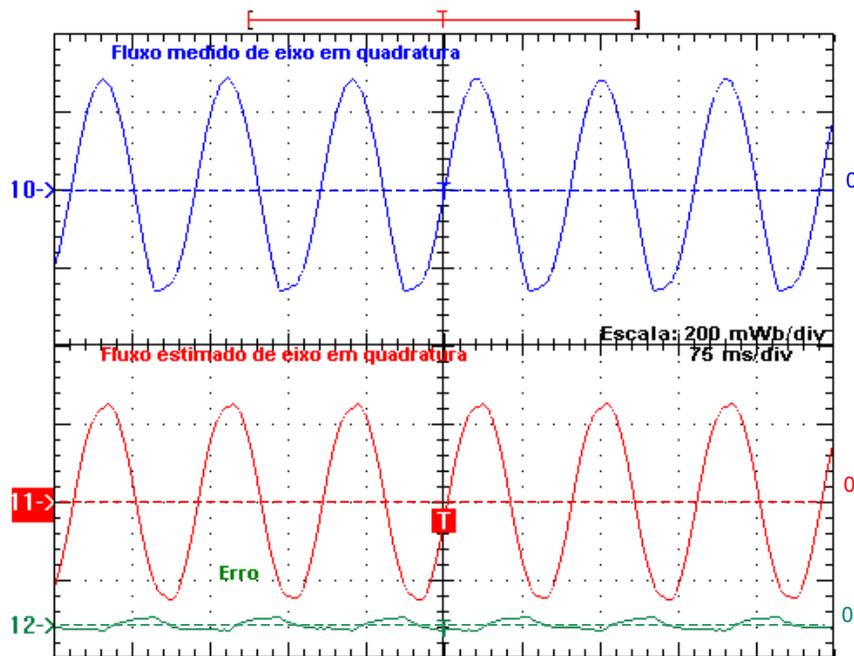


b) Componentes de eixo direto e em quadratura do fluxo estimado

Figura 3.9 – Resultados experimentais da medição e estimação do fluxo de estator: Partida

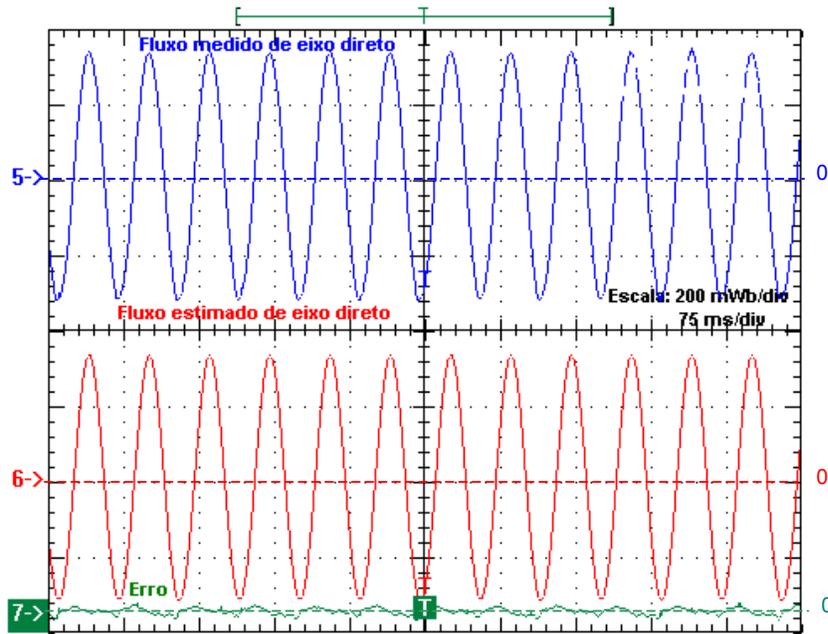


a) Componentes de eixo direto do fluxo medido e estimado

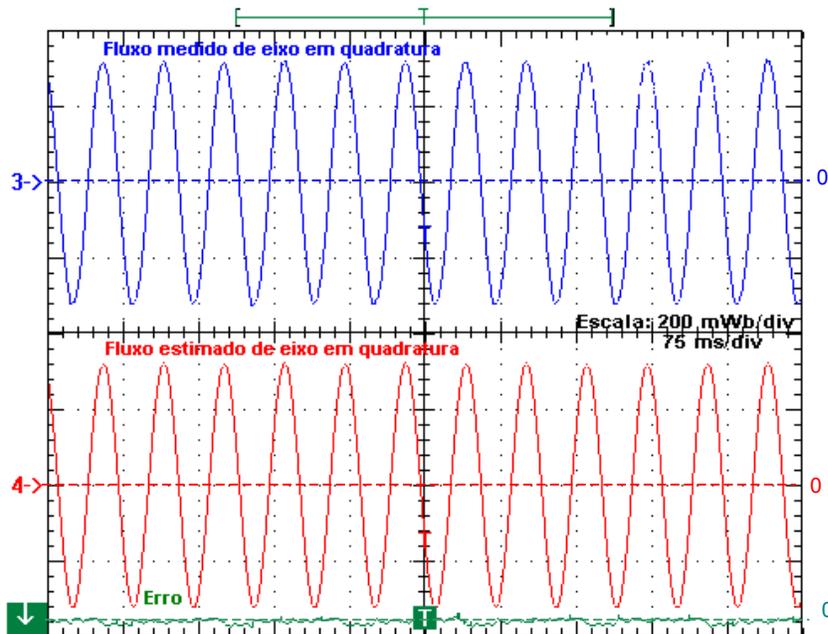


b) Componentes de eixo em quadratura do fluxo medido e estimado

Figura 3.10 – Resultados experimentais: componentes de eixo em quadratura do fluxo medido e estimado em regime permanente: 50 rad/s

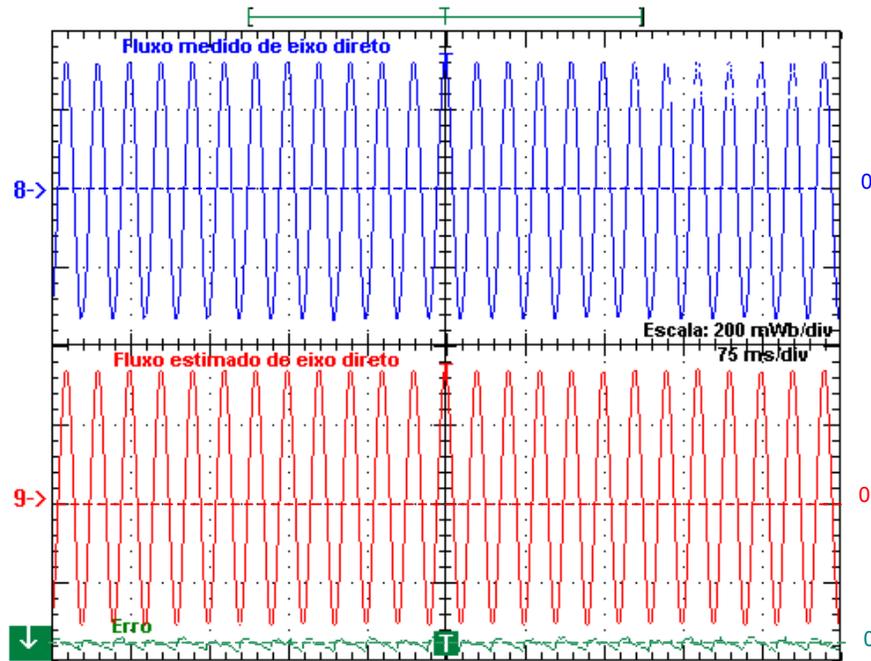


a) Componentes de eixo direto do fluxo medido e estimado

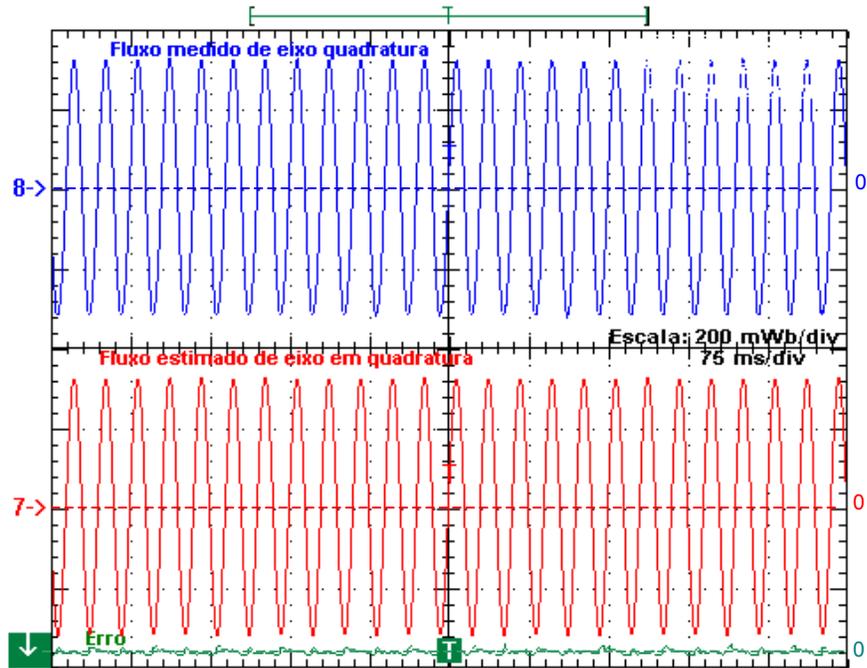


b) Componentes de eixo em quadratura do fluxo medido e estimado

Figura 3.11 - Resultados experimentais: componentes de eixo em quadratura do fluxo medido e estimado em regime permanente: 200 rad/s



a) Componentes de eixo direto do fluxo medido e estimado



b) Componentes de eixo em quadratura do fluxo medido e estimado

Figura 3.12 - Resultados experimentais: componentes de eixo em quadratura do fluxo medido e estimado em regime permanente: 300 rad/s

3.5.3 – Resultados experimentais em malha fechada

Por fim, para se comprovar a real eficácia do método de compensação de *offsets* na estimação de fluxo de estator desenvolvido neste trabalho, faz-se necessário a utilização deste fluxo no controle da máquina de indução. Para tanto é utilizada a estratégia de controle vetorial direto com orientação pelo fluxo de estator - *UFOV* [Silva (1994)]. Assim, tanto o módulo do fluxo de estator estimado, quanto sua posição são necessários nesta implementação prática. Além disto, são utilizados controladores convencionais do tipo *PI*. O diagrama em blocos desta estratégia de controle é apresentado pela figura 3.13.

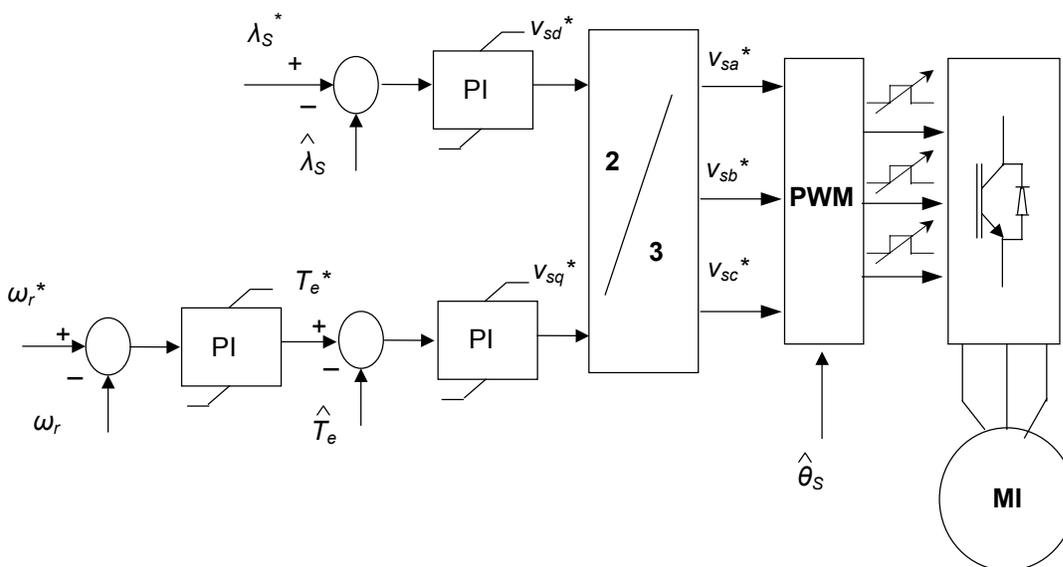


Figure 3.13 – Diagrama em blocos do *UFOV*

A figura 3.14 apresenta o módulo do fluxo de estator e a velocidade do motor durante a sua partida. A figura 3.15 apresenta os componentes de eixo direto e em quadratura do fluxo de estator estimado, além do seu módulo.

Uma condição mais severa para a estimação do fluxo de estator é apresentada pela figura 3.16. Durante a reversão de velocidade, observa-se uma certa oscilação do módulo do fluxo de estator estimado, que é função da não compensação dos *offsets* durante a passagem da velocidade por zero. O bloqueio da lógica de compensação de *offsets* nesta condição se faz necessário devido a dificuldade de determinação dos períodos das grandezas elétricas da máquina. Erros na determinação destes períodos levam inevitavelmente a correções indevidas de *offsets*.

Finalmente, a figura 3.17 apresenta o comportamento do fluxo de estator estimado durante um degrau de conjugado. Percebe-se mais uma vez o bom desempenho do método de compensação de *offsets* proposto.

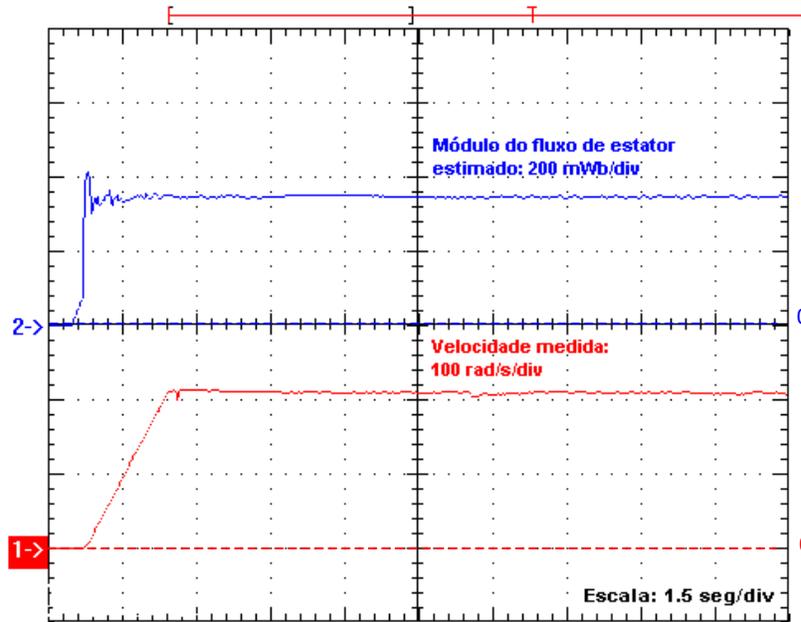


Figura 3.14 – Resultados experimentais: Módulo do fluxo de estator estimado e velocidade durante a partida do motor

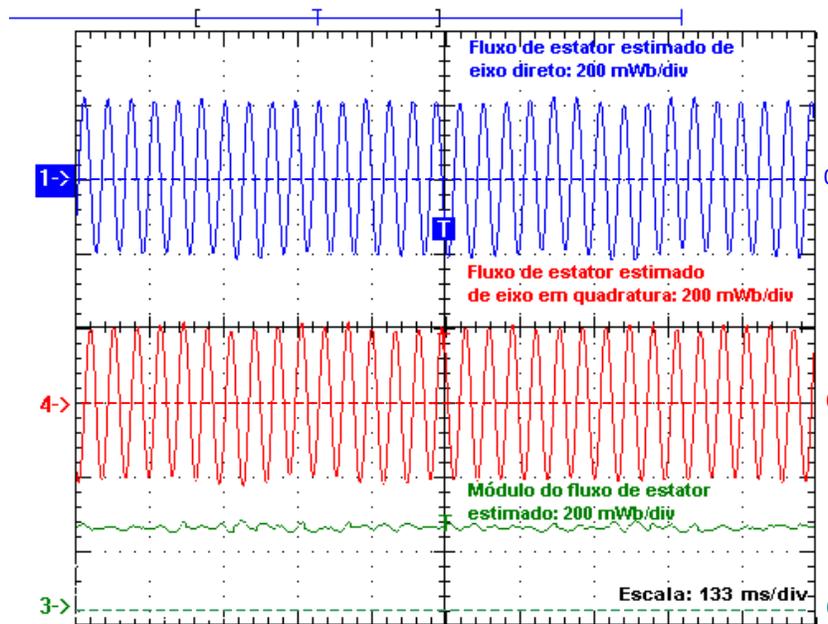


Figura 3.15 – Resultados experimentais: componentes de eixo direto e em quadratura e módulo do fluxo de estator estimado

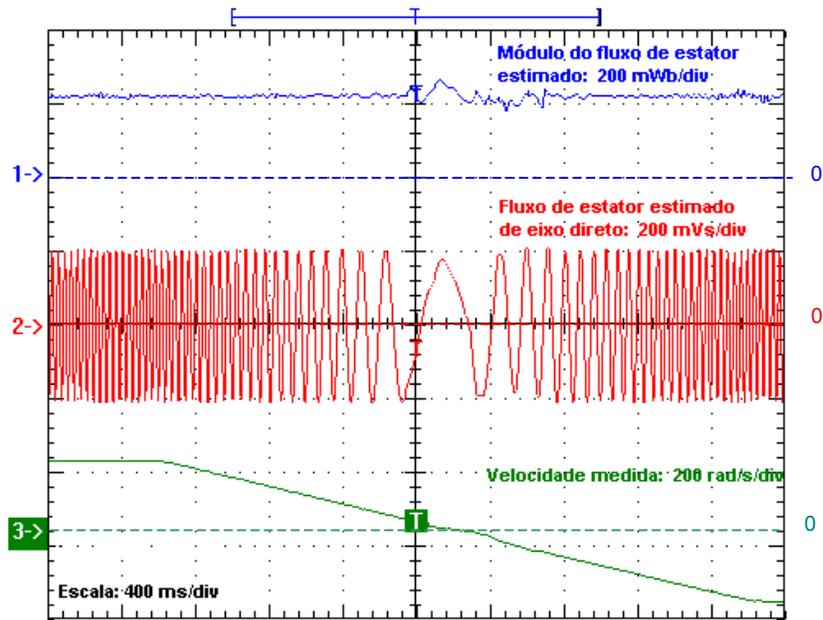


Figura 3.16 – Resultados experimentais: módulo e componente de eixo direto do fluxo de estator estimado e velocidade durante reversão de velocidade do motor

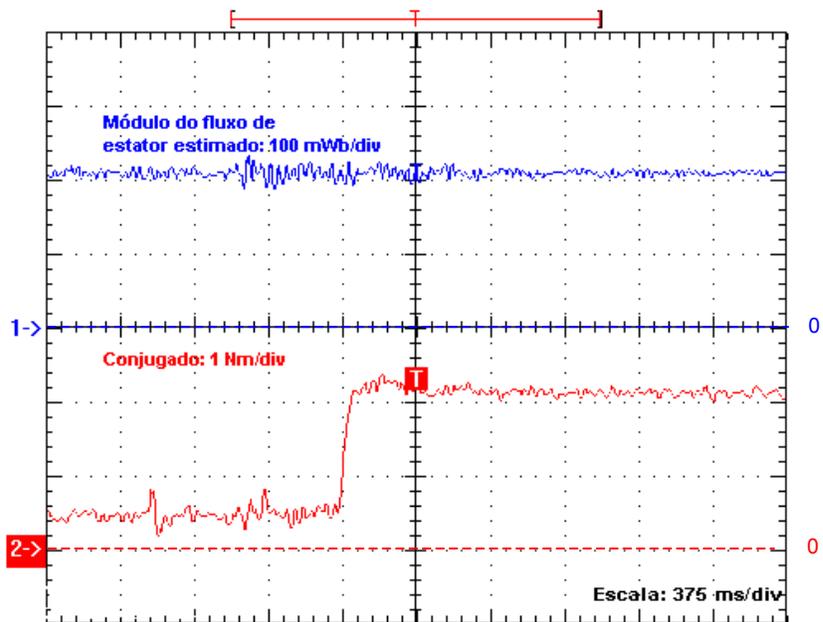


Figura 3.17 – Resultados experimentais: módulo do fluxo de estator estimado durante um degrau de carga

3.6 – Conclusão

Neste capítulo, a estimação do fluxo de estator através do modelo de tensão da máquina de indução foi abordada de forma mais detalhada. A principal vantagem deste esquema de obtenção do fluxo de estator é a sua maior robustez frente a variações paramétricas, já que o único parâmetro que afeta o método é a resistência de estator, que além de não apresentar grandes variações, pode ser estimada com relativa facilidade (estimação *offline*). Caso se adote o referencial do sistema fixo no estator, elimina-se a necessidade do conhecimento da velocidade do rotor da máquina de indução.

Porém, alguns problemas podem contribuir para o insucesso deste método de estimação, podendo-se citar os erros de medição das tensões e correntes de estator, modulação em amplitude e/ou frequência destas medições, método numérico de integração, além de erros na estimação de R_s . Os aspectos mais importantes destes problemas foram discutidos, bem como as conseqüências dos mesmos sobre a estimação do fluxo de estator.

Frente a estes problemas, neste capítulo foi desenvolvido uma metodologia para a identificação e compensação dos *offsets* nas medições de tensão e corrente e suas integrais, de forma a permitir implementações práticas de estratégias de controle da máquina de indução utilizando o método de estimação proposto. Esta metodologia também contribui para o aumento da robustez deste estimador em relação a erros na estimação da resistência de estator. Os resultados obtidos a partir do estimador de fluxo na condição de malha aberta, foram comparados aos resultados obtidos a partir de bobinas exploradoras. Além disto, o estimador proposto foi aplicado na implementação prática da estratégia de controle vetorial *UFOV*. Em ambos os casos, os resultados obtidos demonstraram um bom desempenho do estimador de fluxo em questão.

Deve-se salientar ainda que, mesmo os observadores de fluxo de rotor, podem ser afetados de certa forma pelos problemas descritos neste capítulo, podendo estes se valerem também do método proposto para a compensação de *offsets* das medições.

Portanto, ao fim desta fase, tem-se desenvolvidos os procedimentos necessários para a identificação dos parâmetros da máquina de indução, além de uma metodologia simples e eficaz para a estimação do fluxo de estator. Desta forma, está estabelecida a base para a implementação prática de diversas estratégias de controle da máquina de indução, incluindo a estratégia de controle *neurofuzzy* proposta no próximo capítulo.

Capítulo 4

Redes Neurofuzzy Aplicadas ao Projeto de Controladores

4.1 – Introdução

O objetivo básico dos Sistemas Nebulosos (*Fuzzy*), segundo *Zadeh (1965)*, é modelar o comportamento de especialistas. Não se trata de uma modelagem matemática, e sim de um sistema que procura imitar as ações de um especialista para a solução de problemas, sem necessariamente chegar aos níveis de detalhes obtidos com o desenvolvimento de um modelo matemático. A estratégia básica deste sistema é a obtenção do conhecimento através de observações e do próprio processo de aprendizado.

A forma mais usual de se modelar o conhecimento é através de representações lógicas baseadas em estruturas simbólicas. Porém, esta estratégia encontra problemas no tratamento de incertezas e informações vagas. Já os Sistemas Nebulosos e as Redes Neurais Artificiais apresentam-se como uma ferramenta conveniente para a solução destes problemas, pois permitem tratar com mais facilidade incertezas e informações vagas [*Rosenblatt (1958)*, *Rosenblatt (1962)*, *Mamdani (1975)*, *Takagi (1979)*, *Sugeno (1988)*, *Braga et alli (2000)*]. A rapidez de desenvolvimento, além da facilidade e o baixo custo de implementação são algumas das características destes sistemas. Em contrapartida, os modelos obtidos para os referidos sistemas são geralmente aproximações dos sistemas reais [*Nauck (1997)*].

Além disto, nos últimos anos, o potencial de manuseio de incertezas e de controle de sistemas complexos, tornados possíveis pela teoria dos sistemas nebulosos, estão sendo combinados às Redes Neurais Artificiais, que por sua vez apresentam como principais

características, a capacidade de adaptação e aprendizagem. Desta combinação, surgem os Sistemas *Neurofuzzy*.

Dentro da perspectiva de controle, várias aplicações de sistemas nebulosos são encontradas associadas à funções para ajuste de controladores *PI*'s. *Miki et alli (1993)* apresentam um método de auto-sintonia dos controladores *PI*'s de um sistema de controle vetorial de motor de indução, onde o processamento nebuloso é utilizado na determinação *offline* dos ganhos destes controladores a partir de testes de resposta ao degrau de velocidade. Após os ajustes dos ganhos destes controladores, uma nova alteração dos mesmos só é possível através de uma nova bateria de testes e ajustes *offline*, o que implica necessariamente na parada do equipamento.

Hong-Wen et alli (2003) utilizam controladores *fuzzy* em substituição aos controladores por histerese utilizados em estratégias de Controle Direto de Conjugado (DTC). Nenhum esquema especial de aprendizado é apresentado no sentido de proporcionar ao sistema uma maior adaptabilidade às variações do processo sob controle.

Kouzi et alli (2003) propõem um controlador *fuzzy* com adaptação de ganhos, aplicados ao controle vetorial indireto do motor de indução. Este esquema apresenta um melhor desempenho quando comparado ao controlador *fuzzy* convencional (sem capacidade de aprendizado). Porém, estas comparações têm como base apenas simulações digitais.

Em relação às RNA, somente a partir do trabalho de *Rumelhart (1986)*, com o desenvolvimento do algoritmo de treinamento conhecido como *backpropagation*, iniciou-se efetivamente o desenvolvimento de controladores baseados em RNA. Características de aproximadores universais de funções [*Hornik et alli (1989)*], além da capacidade de aprendizagem destas redes e inerente tolerância a falhas, devido ao potencial de paralelismo de sua estrutura interna, favorecem a utilização das mesmas em sistemas de controle. Como fator negativo pode-se citar uma característica geralmente apresentada por estas redes, que é a dificuldade de interpretação física de sua estrutura e de utilização de conhecimento prévio, podendo serem vistas como “caixas pretas”.

Conforme discutido por *Justino (2004)*, em um sistema de controle neural, a RNA é utilizada na geração do sinal de controle, direta ou indiretamente. A sua atuação pode ser na estimação de parâmetros para um controlador convencional, como um *PI*, ou assumindo o papel do próprio controlador. Diversos trabalhos de aplicações das RNA em controle são encontrados na literatura [*Jang et alli (1997)*, *Maia et alli (1998)*, *Parma (2000)*, *Justino (2004)*]. Entre eles, *Justino (2004)* apresenta duas propostas de utilização de RNA no controle do motor de indução. Na primeira proposta de controle neural, a RNA é utilizada como filtro não-linear adaptativo que tem como função a minimização do erro entre a saída da planta e o valor

desejado. São utilizadas duas redes do tipo MLP, uma responsável pelo controle de fluxo do motor e a outra responsável pelo controle da velocidade. A outra proposta de controle utiliza um controlador *PID* com ganhos variáveis, ajustados automaticamente em função dos pesos da RNA. Apesar dos bons resultados obtidos, principalmente em relação a estratégia que utiliza a RNA como filtro não-linear adaptativo, é discutida a dificuldade de ajuste das taxas de aprendizagem, bem como a definição da estrutura da própria rede.

Em relação às redes *neurofuzzy*, os controladores que se baseiam neste tipo de estrutura se propõem a agregar algumas das características positivas dos controladores nebulosos e dos controladores neurais. Assim, a possibilidade de utilização de conhecimento prévio e a capacidade de adaptação de sua estrutura proporcionam ao controlador *neurofuzzy* um grande apelo para sua aplicação em sistemas de controle.

Uma classe de estruturas *neurofuzzy* bastante difundida são as redes ANFIS (*Adaptative Neuro-Fuzzy Inference System*) [Jang et alli (1997)]. Apesar de sua utilização em diversas aplicações, incluindo sistemas de controle, estas redes têm como desvantagem o fato do número de regras (neurônios) aumentar exponencialmente com o número de entradas, o que pode implicar em uma estrutura relativamente complexa, além da possibilidade de demandar um considerável esforço computacional. Por outro lado, as redes NFN (*Neo Fuzzy Neuron*) [Yamakawa (1992)] apresentam uma estrutura bem mais simples que as redes ANFIS, tendo sido utilizadas com sucesso em diversas aplicações, destacando-se trabalhos na área de identificação de falhas em sistemas dinâmicos [Caminhas et alli (1996 a), (1996 b)], identificação e previsão de sistemas [Yamakawa (1992), Caminhas et alli (1998), Landim et alli (2000)]. Nesta estrutura o número de regras ativas varia linearmente com o número de entradas.

Observa-se porém, uma lacuna em relação à aplicação das redes NFN em sistemas de controle. Desta forma, neste capítulo será apresentada uma nova proposta de controlador *neurofuzzy*, que tem como base a estrutura NFN. Este controlador tem como principal característica, além da simplicidade de sua estrutura, a utilização do erro entre a saída desejada e saída real do sistema, tanto como entrada, quanto para correção *online* de seus pesos (parâmetros livres).

4.2 – Estrutura Neo-Fuzzy-Neuron

Como discutido por *Caminhas et alli (1998)*, a principal motivação do *Neo Fuzzy Neuron (NFN)* é a de solucionar o problema apresentado por aproximadores de funções como as RNA, em relação a mínimos locais. A figura 4.1 apresenta a estrutura de um NFN, conforme proposto por *Yamakawa (1992)*. As características de cada sinapse são representadas por uma função não-linear $f_i(x_i)$, determinada a partir de processos de *fuzzificação* e *defuzzificação*. A recodificação dos sinais sinápticos deixa de ser caracterizada por uma função sigmoideal, como nas redes convencionais, passando a ser obtida simplesmente por uma soma algébrica. Isto faz com que a função erro do NFN seja quadrática e convexa com relação aos pesos que são ajustados durante o seu treinamento. Portanto, o mínimo local é mínimo global [*Caminhas et alli (1998)*].

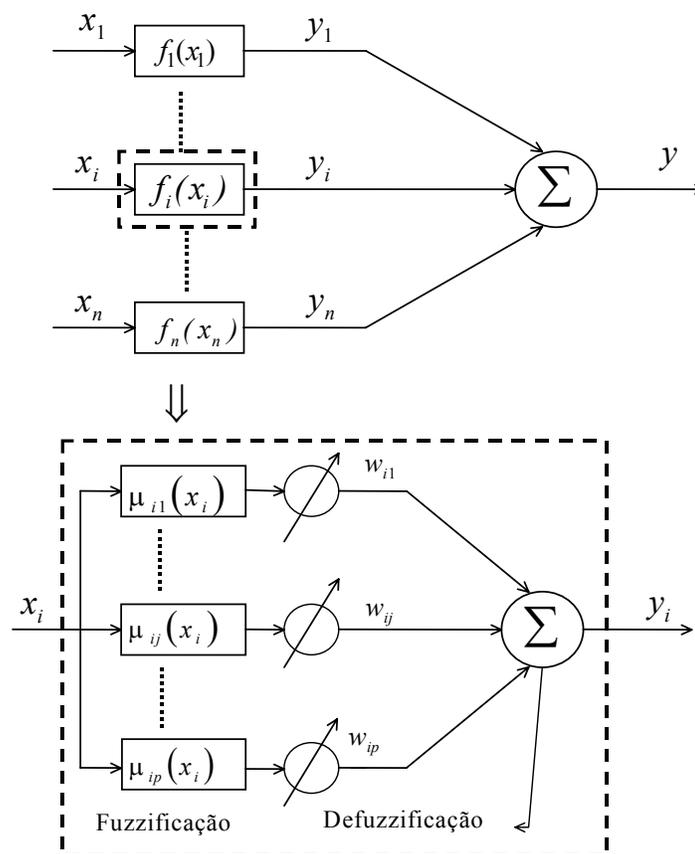


Figura 4.1 - Estrutura de uma rede NFN

A saída de um NFN pode ser representada pela seguinte equação:

$$y = \sum_{i=1}^n y_i = \sum_{i=1}^n f_i(x_i) \quad (4.1)$$

Os valores y_i são determinados a partir de um conjunto de regras *fuzzy* do tipo *if-then*. Considerando que o universo de discurso da entrada x_i é dividido por p conjuntos *fuzzy*, descritas por funções de pertinência triangulares e complementares, conforme apresentado pela figura 4.2, tem-se as seguintes p regras:

Se x_i é A_{i1} então y_i é w_{i1}
 Se x_i é A_{i2} então y_i é w_{i2}
 Se x_i é A_{ip} então y_i é w_{ip}

Para este conjunto de regras, as variáveis x_i e y_i são determinísticas e A_j são conjuntos *fuzzy*, definidos por $\mu_{ij}(x_i)$. Isto exige as etapas de *fuzzificação* para x_i e *defuzzificação* para a determinação dos valores de y_i . Considerando funções de pertinência complementares, os valores das funções de pertinência são diferentes de zero para, no máximo, duas funções vizinhas. Isto equívale a dizer que, para cada valor da variável de entrada x_i , no máximo duas das p regras são ativadas, sendo indexadas por k_i e k_{i+1} . Com isto, utilizando o esquema de inferência *max-min* e o centro de gravidade para efetuar a *defuzzificação*, ambos apresentados na figura 4.3, os valores de $f_i(x_i)$ podem ser determinados a partir da seguinte equação:

$$f_i(x_i) = \frac{\sum_{j=1}^p \mu_{ij}(x_i) w_{ij}}{\sum_{j=1}^p \mu_{ij}(x_i)} = \frac{\mu_{ik_i}(x_i) w_{ik_i} + \mu_{ik_{i+1}}(x_i) w_{ik_{i+1}}}{\mu_{ik_i}(x_i) + \mu_{ik_{i+1}}(x_i)} \quad (4.2)$$

Como as funções de pertinência são complementares, a soma de duas funções sucessivas é igual a 1. Portanto, tem-se a seguinte expressão:

$$f_i(x_i) = \mu_{ik_i}(x_i) \cdot w_{ik_i} + \mu_{ik_{i+1}}(x_i) w_{ik_{i+1}} \quad (4.3)$$

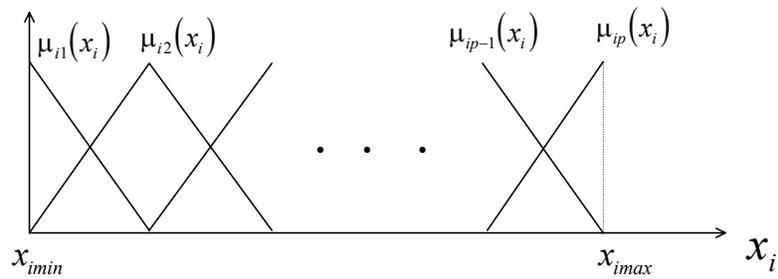


Figura 4.2 - Funções de pertinência para o NFN

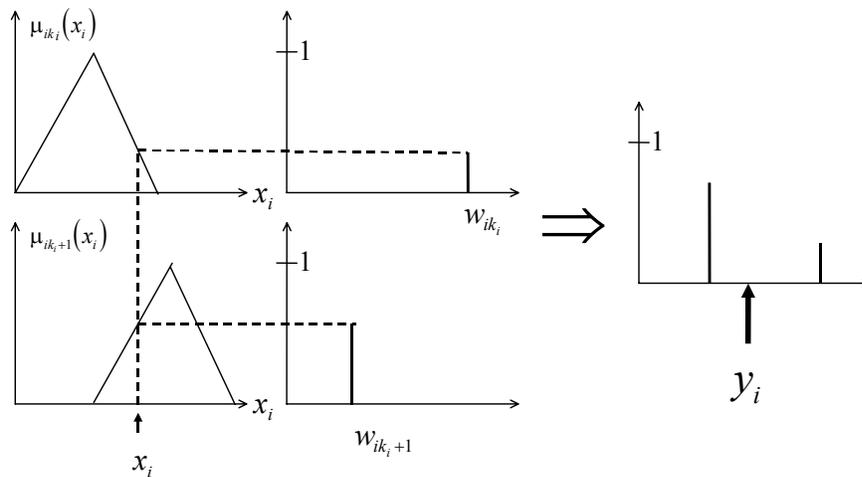


Figura 4.3 - Mecanismo de inferência da rede NFN

Como pode ser percebido, somente os ramos ativos são relevantes para o processamento da rede. Assim, somente os pesos correspondentes aos ramos ativos são ajustados durante o treinamento de uma estrutura NFN. Este mecanismo sugere que esta estrutura apresente um período de treinamento menor do que redes neurais convencionais [Nunes (1996)], além de uma maior simplicidade.

4.2.2 – Processo de aprendizagem da rede NFN

Assim como as RNA, o método de aprendizagem de um NFN consiste em ajustes de seus parâmetros e funções. É utilizado o aprendizado supervisionado baseado na correção do erro entre a saída desejada e a saída obtida através da rede, de forma a minimizá-lo. Neste caso, somente serão ajustados os parâmetros consequentes das regras *fuzzy*, w_{ij} , que podem

ser vistos como pesos da rede NFN [Caminhas et alli (1998), Landim et alli (2000)]. As equações (4.4) e (4.5) descrevem este processo, onde t representa o t -ésimo padrão de entrada aplicado ao NFN.

$$w_{ik_i}^{j+1} = w_{ik_i}^j - \alpha^j \cdot \frac{\partial e(w_{ik_i}^j)}{\partial w_{ik_i}^j} \quad (4.4)$$

$$w_{ik_i}^{j+1} = w_{ik_i}^j - \alpha^j (y_t^j - y_t^d) \mu_{ik_i}(x_{ti}) \quad (4.5)$$

O tamanho do passo, o termo α , que no caso de treinamento de redes neurais ou *neurofuzzy* é chamado de taxa de aprendizado, pode ser determinado empiricamente, ou utilizando algum método de busca unidirecional indireta ou direta [Bazaraa (1993)].

4.3 – Estruturas Neo-Fuzzy-Neuron aplicadas ao projeto de controladores

Como discutido anteriormente, a utilização de redes *neurofuzzy* tem como grande vantagem a agregação de características positivas dos sistemas nebulosos e das redes neurais. A possibilidade de utilização de conhecimento prévio e a capacidade de aprendizado destes sistemas são sem dúvida importantes características das redes *neurofuzzy*. Especificamente em relação à estrutura NFN, conforme apresentado, tem-se uma simplicidade muito grande de sua estrutura quando comparada à outras estruturas *neurofuzzy*. Neste trabalho, esta simplicidade é maximizada na estrutura do controlador proposto, uma vez que cada controlador é composto apenas por uma entrada, duas funções de pertinência e uma saída. A figura 4.4 apresenta o diagrama em blocos de um sistema genérico controlado pelo *Online Neurofuzzy Controller (ONFC)*. A figura 4.5 apresenta a estrutura interna do *ONFC*, evidenciando a sua simplicidade.

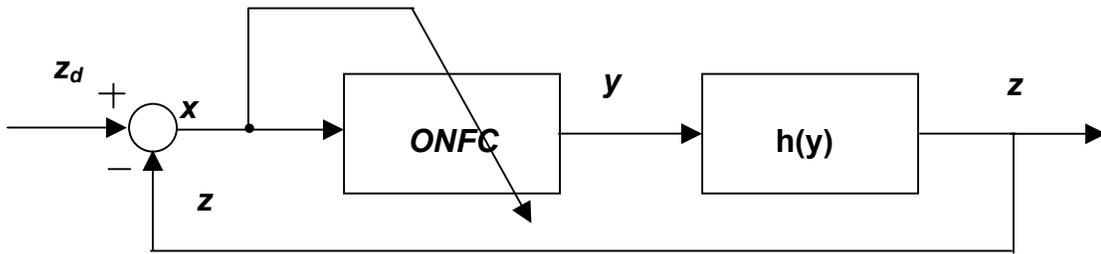


Figura 4.4 – Diagrama em blocos de um sistema controlado por um *ONFC*

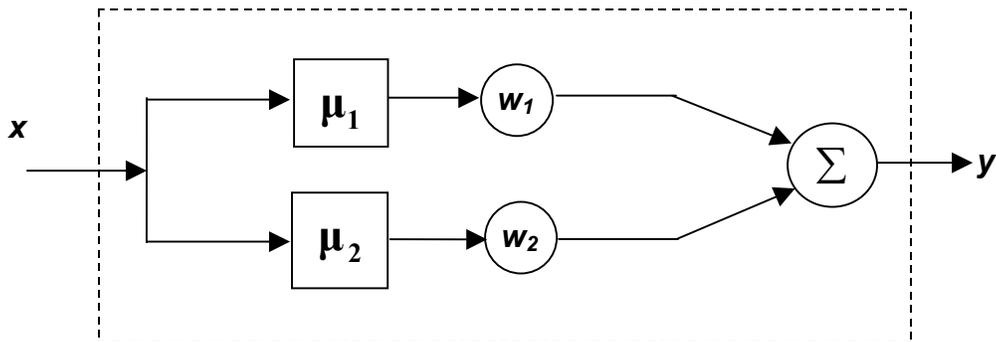


Figura 4.5 – Estrutura do *ONFC*

4.3.1 – Cálculo da saída do *ONFC*

Nesta estrutura *neurofuzzy*, as duas funções de pertinência estão ativas em todo o processo de controle, desde que a entrada da mesma não ultrapasse os limites mínimo e máximo definidos para o universo de discurso desta entrada. Fora destes limites, apenas uma função permanece ativa, isto é, terá um valor não nulo. Na verdade, como será visto a seguir, estes limites não representam realmente uma restrição deste universo de discurso. A saída do *ONFC* é obtida através da equação (4.6). Já o processo de *fuzzificação* para a estrutura da figura 4.5, onde as funções de pertinência são triangulares e complementares, é representado pelas equações (4.7) ou (4.8) e (4.9). A visualização deste processo é apresentada pela figura 4.6. Vale ressaltar que, como este controlador apresenta apenas duas funções de pertinência, os parâmetros μ e w são indexados apenas com os subscritos 1 e 2

$$y = \mu_1 w_1 + \mu_2 w_2 \quad (4.6)$$

$$\mu_1 = \begin{cases} -\frac{x}{\Delta_{\text{lim}}} + \frac{1}{2} & x_{\text{min}} < x < x_{\text{max}} \\ 0 & x \geq x_{\text{max}} \\ 1 & x \leq x_{\text{min}} \end{cases} \quad (4.7)$$

Ou

$$\mu_1 = \max \left[0, \min \left(-\frac{x}{\Delta_{\text{lim}}} + \frac{1}{2}; 1 \right) \right] \quad (4.8)$$

$$\mu_2 = 1 - \mu_1 \quad (4.9)$$

Onde:

$$|x_{\text{min}}| = |x_{\text{máx}}|$$

$$\Delta_{\text{lim}} = x_{\text{max}} - x_{\text{min}} = 2x_{\text{max}} = |2x_{\text{min}}|$$

$$x = z_d - z$$

$$z = h(y)$$

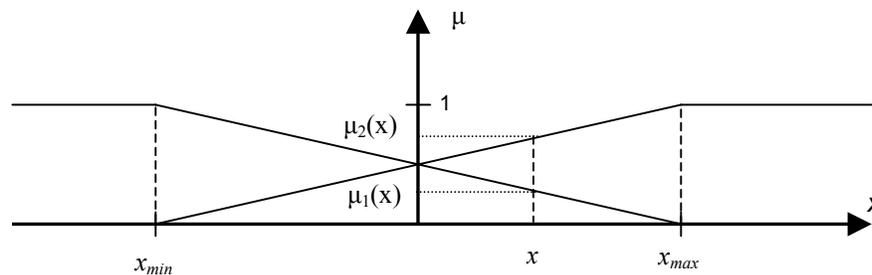


Figura 4.6 – Processo de *fuzzificação* do ONFC

4.3.2 – Processo de aprendizagem do ONFC

Como ressaltado anteriormente, uma das diferenças do ONFC em relação a maioria dos controladores neurais disponíveis na literatura é que neste, o erro entre a saída desejada e a saída real do sistema, utilizado para a correção dos parâmetros do controlador, é também utilizado como entrada para o mesmo. As equações que determinam a correção dos parâmetros livres do ONFC (w_1 e w_2) são obtidas a seguir.

Deseja-se determinar os pesos (parâmetros de controle) de forma a minimizar o erro entre a entrada desejada, z_d , e a saída da planta, z . Por definição tem-se que:

$$e = \frac{1}{2}(z - z_d)^2 \quad (4.10)$$

A atualização dos pesos da rede, relativa ao processo de aprendizagem do controlador proposto, é realizada uma única vez a cada amostragem do sistema de controle (correção *online*). Este processo é descrito pela equação (4.11).

$$w_i(k) = w_i(k-1) - \alpha \frac{\partial e(k)}{\partial w_i} \quad i = 1, 2 \quad (4.11)$$

Aplicando-se a regra da cadeia, tem-se:

$$\frac{\partial e}{\partial w_i} = \frac{\partial e}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial w_i} \quad (4.12)$$

Sendo

$$\frac{\partial e}{\partial z} = (z - z_d) = -x \quad (4.13)$$

$$\frac{\partial y}{\partial w_i} = \mu_i \quad (4.14)$$

A derivada parcial da saída da planta, z , em relação a saída do controlador, y , descreve a dinâmica da planta em relação ao sinal aplicado a ela, variando em função de cada planta. Com o intuito de simplificação da equação (4.11), esta derivada será incorporada à própria taxa de aprendizagem, conforme apresentado pela equação (4.15), onde α_0 é considerada uma constante maior que zero:

$$\alpha_0 = \alpha \frac{\partial z}{\partial y} \quad (4.15)$$

Substituindo-se as equações (4.13) e (4.14) em (4.12), e esta em (4.11), considerando-se é claro a equação (4.15), obtém-se a seguinte expressão para a atualização dos pesos do *ONFC*, onde k representa o instante de amostragem:

$$w_i(k) = w_i(k-1) + \alpha_0 \mu_i x(k) \quad (4.16)$$

Analisando-se as equações (4.15) e (4.16), percebe-se que caso o sinal da derivada parcial da saída da planta em relação a saída do controlador seja positivo, a atualização dos pesos da rede será na direção contrária ao gradiente da função erro, tendendo a minimizá-la. Porém, se este sinal for negativo, a direção seguida será a mesma do gradiente desta função, tendendo a aumentar o erro do sistema de controle. Esta análise é demonstrada a seguir.

4.3.2.1 – Análise dos efeitos do sinal de derivada parcial da saída da planta em relação a saída do controlador na correção dos pesos do ONFC

Supõe-se a aplicação de um degrau positivo de referência, q , ao sistema de controle de uma planta genérica utilizando um ONFC (figura 4.4), sendo os pesos da rede corrigidos pela equação (4.16) e com as seguintes condições iniciais:

$$z(k-1) = w_i(k-1) = y(k-1) = 0$$

$$1^\circ \text{ caso: } \frac{\partial z}{\partial y} > 0$$

Neste caso, as variações de y provocarão variações na mesma direção em z . Assim, no instante k , ter-se-á:

$$\begin{aligned} x(k) &= z_d(k) - z(k-1) = q > 0 \\ w_i(k) &= \alpha_0 \mu_i(k) x(k) > 0 \\ y(k) &= f(x(k), w_i(k)) > 0 \\ z(k) &= h(y(k)) \\ \Rightarrow z(k) &= r > 0 \end{aligned}$$

Na iteração $k+1$, o erro do sistema será

$$\begin{aligned} x(k+1) &= z_d(k+1) - z(k) \\ x(k+1) &= q - r < q \\ \Rightarrow x(k+1) &< x(k) \end{aligned}$$

Assim, nesta condição o erro do sistema tende a ser minimizado.

2° caso: $\frac{\partial z}{\partial y} < 0$

Nesta condição, as variações de y provocarão variações na direção oposta em z .

$$\begin{aligned}x(k) &= z_d(k) - z(k-1) = q > 0 \\w_i(k) &= \alpha_0 \mu_i(k) x(k) > 0 \\y(k) &= f(x(k), w_i(k)) > 0 \\z(k) &= h(y(k)) \\\Rightarrow z(k) &= -r\end{aligned}$$

No instante $k+1$, o erro do sistema será:

$$\begin{aligned}x(k+1) &= z_d(k+1) - z(k) \\x(k+1) &= q - (-r) = q + r \\\Rightarrow x(k+1) &> x(k)\end{aligned}$$

Portanto, neste caso o erro do sistema tende a aumentar. As situações analisadas acima podem ser resumidas da seguinte forma:

$$\begin{array}{llll} \text{Se} & \frac{\partial z}{\partial y} > 0 & e(k+1) < e(k) & \Rightarrow \text{Erro tende a diminuir} \\ \text{Se} & \frac{\partial z}{\partial y} < 0 & e(k+1) > e(k) & \Rightarrow \text{Erro tende a aumentar} \end{array}$$

4.3.2.2 – Equação final para a correção dos pesos do ONFC

Conforme demonstrado no item anterior, faz-se necessário a consideração do sinal das variações das saídas do controlador e da planta. A equação (4.17) apresenta a solução utilizada para o problema discutido, onde β representa a taxa de aprendizagem já considerando o sinal correto para que a minimização do erro do sistema seja efetiva.

$$\beta = \alpha_0 \operatorname{sgn}(\Delta z) \operatorname{sgn}(\Delta y) \quad (4.17)$$

Onde:

$$\begin{aligned}
\operatorname{sgn}(\Delta z) &= 1 && \text{para } \Delta z > 0 \\
\operatorname{sgn}(\Delta z) &= -1 && \text{para } \Delta z < 0 \\
\operatorname{sgn}(\Delta y) &= 1 && \text{para } \Delta y > 0 \\
\operatorname{sgn}(\Delta y) &= -1 && \text{para } \Delta y < 0
\end{aligned}$$

Assim, chega-se a equação (4.18), que é utilizada para correção dos pesos do *ONFC*. Esta equação em conjunto com as equações (4.6), (4.7) ou (4.8) e (4.9) formam a base para a implementação prática do *ONFC*.

$$w_i(k) = w_i(k-1) + \beta \mu_i x(k) \quad i = 1, 2 \quad (4.18)$$

Deve-se salientar que, caso não se incluisse na taxa de aprendizagem a derivada parcial da saída da planta em relação a saída do controlador, seria necessário para cada tipo de planta, a obtenção da referida derivada, o que poderia eliminar uma das características objetivadas para este controlador, que é a simplicidade. Outro fato importante diz respeito à quantidade de parâmetros a ser ajustada nesta rede. Basicamente, além dos parâmetros livres que são automaticamente corrigidos, apenas a taxa de aprendizagem e os limites do universo de discurso da entrada devem ser ajustados previamente.

4.3.3 – Análise de convergência do *ONFC*

Pode-se perceber que o processo de convergência do *ONFC* está diretamente ligado ao erro do sistema de controle, ou seja, a convergência se dará quando o sistema atingir o erro nulo. Assumindo-se que a taxa de aprendizado β seja tal que não provoque instabilidade no sistema, a prova de convergência pode ser obtida considerando que nesta condição não há necessidade de correção dos pesos da rede. Assim, a equação (4.18) se torna:

$$\beta \mu_1 x(k) = w_1(k) - w_1(k-1) = \Delta w_1 = 0 \quad (4.19)$$

$$\beta \mu_2 x(k) = w_2(k) - w_2(k-1) = \Delta w_2 = 0 \quad (4.20)$$

Reescrevendo as equações (4.19) e (4.20) em função das equações (4.7) e (4.9) e desprezando-se os índices relativos às amostragens, obtém-se:

$$\Delta w_1 = \beta \left[\frac{-x^2}{\Delta_{lim}} + \frac{x}{2} \right] \Rightarrow x(-2x + \Delta_{lim}) = 0 \Rightarrow \begin{cases} x = 0 \\ \text{ou} \\ x = \frac{\Delta_{lim}}{2} \end{cases} \quad (4.21)$$

$$\Delta w_2 = \beta \left[\frac{x^2}{\Delta_{lim}} + \frac{x}{2} \right] \Rightarrow x(2x + \Delta_{lim}) = 0 \Rightarrow \begin{cases} x = 0 \\ \text{ou} \\ x = \frac{-\Delta_{lim}}{2} \end{cases} \quad (4.22)$$

Analisando-se as soluções obtidas para as equações (4.21) e (4.22), conclui-se que a solução que satisfaz simultaneamente as equações (4.19) e (4.20), corresponde a $x = 0$, ou seja, erro nulo. Esta conclusão é evidenciada através da simulação digital de uma planta característica de ação reversa na seção 5.2, onde observa-se a convergência dos pesos da rede para a condição de erro nulo (figura 5.1-b).

4.4 – Aplicação do *ONFC* na configuração em cascata

Neste item, são desenvolvidas as equações para a correção dos pesos do *ONFC* para n controladores na configuração em cascata, conforme apresentado pela figura 4.7. O desenvolvimento se inicia a partir da malha mais interna de controle e se estende para a n -ésima malha, ou seja, a malha mais externa da cascata de controladores.

A principal motivação para o desenvolvimento desta estrutura se deve ao fato de se fazer necessário em diversas situações, o controle não só da variável principal de um sistema, mas também o controle de variáveis auxiliares. Um exemplo de aplicação desta estrutura de controle é apresentado no próximo capítulo em relação aos controles de velocidade (variável principal) e conjugado (variável auxiliar) de um motor de indução.

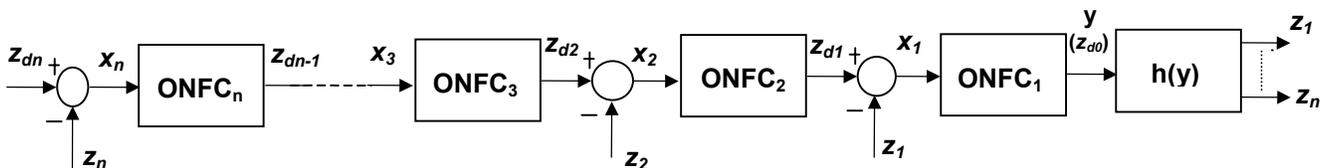


Figura 4.7 – Conexão em cascata de controladores *ONFC*

4.4.1 – Equações básicas

Com o objetivo de facilitar o desenvolvimento proposto, as equações básicas do *ONFC* são reescritas a seguir.

$$x_j = z_{d_j} - z_j \quad (4.23)$$

$$e_j = \frac{1}{2}(z_j - z_{d_j})^2 \quad (4.24)$$

$$z_{d_{j-1}} = \left(-\frac{x_j}{\Delta_{\text{lim}_j}} + \frac{1}{2} \right) w_{j1} + \left(\frac{x_j}{\Delta_{\text{lim}_j}} + \frac{1}{2} \right) w_{j2} \quad (4.25)$$

$$w_{ji}(k) = w_{ji}(k-1) + \beta_j \mu_{ji} x_j(k) \quad (4.26)$$

$$\beta_j = \alpha_j \text{sgn}(\Delta z_j) \text{sgn}(\Delta y) \quad (4.27)$$

Onde:

$$i = 1, 2$$

$$j = 1 \rightarrow n$$

4.4.2 – Correção dos pesos para o *ONFC* da primeira malha de controle

As equações para a correção dos pesos do controlador mais interno da cascata são basicamente, as mesmas equações desenvolvidas para o *ONFC* em malha simples. A única diferença é a utilização do índice 1 para identificar este controlador. Desta forma, as equações (4.28) à (4.32) descrevem este processo de correção dos pesos do *ONFC*₁.

$$\frac{\partial e_1}{\partial w_{1i}} = \frac{\partial e_1}{\partial z_1} \frac{\partial z_1}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial w_{1i}} \quad (4.28)$$

$$\frac{\partial e_1}{\partial z_1} = (z_1 - z_{d1}) = -x_1 \quad (4.29)$$

$$\frac{\partial y}{\partial w_{1i}} = \mu_{1i} \quad (4.30)$$

$$\frac{\partial e_1}{\partial w_{1i}} = -x_1 \mu_{1i} \frac{\partial z_1}{\partial y} \quad (4.31)$$

$$w_{1i}(k) = w_{1i}(k-1) + \beta_1 \mu_{1i} x_1(k) \quad (4.32)$$

4.4.3 – Correção dos pesos para o ONFC da segunda malha de controle

Com o intuito de facilitar a compreensão do processo de cálculo do gradiente do erro do *j-ésimo* controlador em relação aos seus respectivos pesos, a partir da segunda malha de controle é adicionado mais um termo à equação deste gradiente. Este termo relaciona a saída do controlador mais interno, ou seja, o sinal aplicado a entrada da planta (y), à saída do ONFC_{*j*}, conforme apresentado pela equação (4.33), para o caso da segunda malha de controle.

$$\frac{\partial e_2}{\partial w_{2i}} = \frac{\partial e_2}{\partial z_2} \frac{\partial z_2}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial z_{d1}} \frac{\partial z_{d1}}{\partial w_{2i}} \quad (4.33)$$

$$\frac{\partial e_2}{\partial z_2} = -x_2 \quad (4.34)$$

$$\frac{\partial z_{d1}}{\partial w_{2i}} = \mu_{2i} \quad (4.35)$$

A menos da terceira derivada parcial do lado direito da equação (4.33), os demais termos podem ser resolvidos seguindo-se os mesmos procedimentos adotados para o primeiro controlador (equações (4.34) e (4.35)). A solução deste novo termo, a derivada parcial de y em relação a z_{d1} , pode ser resolvida escrevendo-se y como função de z_{d1} , valendo-se as equações (4.23) e (4.25), conforme apresentado abaixo.

$$y = \left[\frac{z_{d_1} - z_1}{\Delta_{\text{lim}_1}} + \frac{1}{2} \right] w_{12} - \left[\frac{z_{d_1} - z_1}{\Delta_{\text{lim}_1}} + \frac{1}{2} \right] w_{11} \quad (4.36)$$

Desta forma, o termo $\frac{\partial y}{\partial z_{d_1}}$ é obtido conforme a equação (4.37).

$$\frac{\partial y}{\partial z_{d_1}} = \frac{w_{12} - w_{11}}{\Delta_{\text{lim}_1}} \quad (4.37)$$

Fazendo

$$\Delta_{w_1} = \frac{w_{12} - w_{11}}{\Delta_{\text{lim}_1}} \quad (4.38)$$

Obtém-se finalmente, a equação para atualização dos pesos do $ONFC_2$:

$$w_{2_i}(k) = w_{2_i}(k-1) + \Delta_{w_1}(k-1) \beta_2 \mu_{2_i} x_2(k) \quad (4.39)$$

A razão para a dependência de Δ_{w_1} em relação ao período de amostragem $k-1$, pode ser entendida através das equações (4.38) e (4.39), uma vez que o ajuste dos pesos do controlador mais externo, neste caso o $ONFC_2$, depende dos pesos do controlador mais interno, o $ONFC_1$. Assim, faz-se necessário que o ajuste dos pesos do controlador mais externo utilize os pesos do controlador mais interno, ajustado na amostragem anterior. Portanto, para a configuração em cascata dos $ONFC$, os pesos dos controladores internos não podem ser inicializados com zero.

4.4.4 – Correção dos pesos para o ONFC da terceira malha de controle

Seguindo os procedimentos adotados para a segunda malha, obtém-se:

$$\frac{\partial e_3}{\partial w_{3i}} = \frac{\partial e_3}{\partial z_3} \frac{\partial z_3}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial z_{d2}} \frac{\partial z_{d2}}{\partial w_{3i}} \quad (4.40)$$

$$\frac{\partial e_3}{\partial z_3} = -x_3 \quad (4.41)$$

$$\frac{\partial z_{d2}}{\partial w_{3i}} = \mu_{3i} \quad (4.42)$$

A saída desejada do segundo controlador, z_{d1} , pode ser obtida em função de z_{d2} , conforme apresentado pela equação (4.43).

$$z_{d1} = \left[\frac{z_{d2} - z_2}{\Delta_{\text{lim}2}} + \frac{1}{2} \right] w_{22} - \left[\frac{z_{d2} - z_2}{\Delta_{\text{lim}2}} + \frac{1}{2} \right] w_{21} \quad (4.43)$$

Como o objetivo é cálculo do termo $\frac{\partial y}{\partial z_{d2}}$, a título de simplificação, a equação (4.43) é reescrita através da equação (4.44), apenas em função dos termos que contêm z_{d2} , já que as derivadas dos demais termos em relação a esta variável são iguais a zero.

$$z_{d1} = \frac{z_{d2} w_{22}}{\Delta_{\text{lim}2}} - \frac{z_{d2} w_{21}}{\Delta_{\text{lim}2}} \quad (4.44)$$

$$z_{d1} = z_{d2} \left(\frac{w_{22} - w_{21}}{\Delta_{\text{lim}2}} \right) \quad (4.45)$$

Por analogia à equação (4.38), tem-se:

$$\Delta_{w2} = \frac{w_{22} - w_{21}}{\Delta_{\text{lim}2}} \quad (4.46)$$

Desta forma,

$$z_{d1} = z_{d2} \Delta_{w2} \quad (4.47)$$

Substituindo a equação (4.47) na equação (4.36) obtém-se a equação que relaciona y e z_{d2} . Considerando-se novamente apenas os termos dependentes de z_{d2} , obtém-se a equação (4.48).

$$y = \frac{z_{d2} \Delta_{w2} w_{12}}{\Delta_{lim1}} - \frac{z_{d2} \Delta_{w2} w_{11}}{\Delta_{lim1}} \quad (4.48)$$

Esta equação pode ser reescrita como:

$$y = z_{d2} \Delta_{w2} \Delta_{w1} \quad (4.49)$$

Resolvendo-se o termo $\frac{\partial y}{\partial z_{d2}}$, obtém-se:

$$\frac{\partial y}{\partial z_{d2}} = \Delta_{w2} \Delta_{w1} \quad (4.50)$$

Portando, a correção dos pesos do terceiro controlador conectado em cascata, $ONFC_3$, será obtida através da seguinte equação:

$$w_{3i}(k) = w_{3i}(k-1) + \Delta_{w2}(k-1) \Delta_{w1}(k-1) \beta_3 \mu_{3i} x_3(k) \quad (4.51)$$

4.4.5 – Correção dos pesos para o ONFC da n-ésima malha de controle

A partir das equações para correção dos pesos do ONFC desenvolvidas nos itens anteriores, a seguir são apresentadas as equações generalizadas para n controladores ONFC conectados em cascata.

$$\frac{\partial e_n}{\partial w_{ni}} = \frac{\partial e_n}{\partial z_n} \frac{\partial z_n}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial z_{d_{n-1}}} \frac{\partial z_{d_{n-1}}}{\partial w_{ni}} \quad (4.52)$$

$$\frac{\partial e_n}{\partial z_n} = -x_n \quad (4.53)$$

$$\frac{\partial y}{\partial z_{d_{n-1}}} = \prod_{j=1}^n \Delta_{w_{j-1}} \quad (4.54)$$

$$\frac{\partial z_{d_{n-1}}}{\partial w_{ni}} = \mu_{ni} \quad (4.55)$$

Onde:

$$\Delta_{w_0} = 1$$

Por fim, a equação que atualiza os pesos do n-ésimo controlador ONFC na configuração cascata é obtido, conforme apresentado pela equação (4.56).

$$w_{ni}(k) = w_{ni}(k-1) + \beta_n \mu_{ni} x_n(k) \prod_{j=1}^n \Delta_{w_{j-1}}(k-1) \quad (4.56)$$

4.5 – O ONFC como um caso particular do Modelo de Sugeno de Ordem Zero

Apesar do NFNC ser oriundo do neurônio nebuloso NFN [Yamakawa (1992)], devido ao fato do mesmo possuir apenas uma entrada, este controlador pode ser visto como um caso particular do modelo nebuloso proposto por Takagi, Sugeno e Kang [Takagi (1985), Sugeno (1988)], mais conhecido como Modelo Nebuloso de Sugeno.

Este modelo é um esforço no desenvolvimento de uma sistemática de geração de regras nebulosas a partir de um determinado conjunto de dados de entrada e saída [Jang et alli (1997)]. As regras nebulosas do Modelo Nebuloso de Sugeno têm a seguinte forma:

$$\text{Se } x_1 \text{ é } A_{1j}, \dots, x_i \text{ é } A_{ij} \text{ e } x_n \text{ é } A_{nj}, \text{ então } y_j = f_j(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

Onde A_{ij} ($i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m$) são conjuntos nebulosos antecedentes, sendo f_j funções polinomiais (conseqüentes).

A saída do modelo de Sugeno é obtida a partir da média ponderada de cada regra, conforme equações (4.57) e (4.58).

$$y = \frac{\sum_{j=1}^n h_j y_j}{\sum_{j=1}^n h_j} \quad (4.57)$$

$$h_j = \prod_{i=1}^n \mu_{ji} \quad (4.58)$$

Quando os conseqüentes são de primeira ordem, o sistema resultante é conhecido como Modelo Nebuloso de Sugeno de Primeira Ordem. Um caso particular é o Modelo Nebuloso de Sugeno de Ordem Zero, onde $y_j = q_j$. Para esta condição, este modelo também pode ser visto como um caso particular do Sistema de Inferência Nebulosa de Mamdani, com os conseqüentes das regras sendo números reais [Jang et alli (1997)].

Considerando-se o Modelo Nebuloso de Sugeno de Ordem Zero com uma entrada e duas regras, obtém-se:

$$\text{Se } x \text{ é } A_1 \text{ então } y_1 = q_1$$

$$\text{Se } x \text{ é } A_2 \text{ então } y_2 = q_2$$

A saída do modelo para estas regras será:

$$y = \frac{\mu_1 q_1 + \mu_2 q_2}{\mu_1 + \mu_2} \quad (4.59)$$

Pode-se perceber que a equação (4.59) tem a mesma forma da equação (4.2). Assim, se as funções de pertinência μ_1 e μ_2 são triangulares e complementares, o denominador da equação (4.59) será igual a um, e esta poderá ser escrita conforme apresentado pela equação (4.60).

$$y = \mu_1 q_1 + \mu_2 q_2 \quad (4.60)$$

Observa-se que esta equação é semelhante à equação (4.6), onde q_1 e q_2 são equivalentes a w_1 e w_2 . Desta forma, fica evidenciado que o controlador *neurofuzzy* proposto pode ser visto como um caso particular do Modelo Nebuloso de Sugeno de Ordem Zero, acrescido de um método de correção de seus parâmetros (pesos) em função do erro do sistema, que no caso é também utilizado como sua entrada. A vantagem desta constatação reside no fato de ser o Modelo de Sugeno um dos modelos nebulosos mais difundidos na literatura, principalmente quando comparado ao neurônio nebuloso proposto por Yamakawa - NFN.

4.6 – Conclusão

Neste capítulo foi apresentada uma rápida discussão relativa às redes *neurofuzzy*. Além disto, uma estrutura específica destas redes foi discutida de forma mais detalhada. Trata-se das redes NFN, utilizadas no desenvolvimento do controlador *neurofuzzy* proposto neste trabalho. As principais características apresentadas por este tipo de rede *neurofuzzy* são a simplicidade de sua estrutura, o seu baixo esforço computacional e a adaptação *online* de seus parâmetros. As duas primeiras características citadas são maximizadas na estrutura do controlador proposta neste trabalho, denominado *ONFC (Online Neurofuzzy Controller)*, uma vez que esta utiliza uma rede NFN com apenas uma entrada, duas funções de pertinência e uma saída.

Observa-se que uma importante característica do *ONFC* é o fato de que, diferentemente de outras estruturas de controladores neurais e *neurofuzzy* que utilizam o erro da saída desejada do sistema para a correção dos respectivos pesos, este controlador utiliza este erro também como entrada da própria rede. Além disto, este controlador apresenta uma estrutura extremamente simples, facilitando a sintonia de seus parâmetros fixos, podendo ainda abranger uma maior classe de sistemas, incluindo sistemas variantes no tempo, uma vez que possuem a capacidade de adaptação através do ajuste automático de seus parâmetros livres.

Dando continuidade ao desenvolvimento deste capítulo, a estrutura do *ONFC* foi apresentada. A partir desta estrutura, foram desenvolvidas as equações que descrevem o funcionamento do controlador proposto para a configuração em malha simples. As equações para a correção *online* dos pesos de controladores *ONFC's* foram desenvolvidas para um, dois e três controladores conectados em cascata. A partir daí, estas equações foram generalizadas para n *ONFC's* na configuração em cascata. Além disto, um estudo de convergência do erro de controle foi apresentado.

Por fim, o *ONFC* foi analisado como um caso particular de um Modelo Nebuloso de Sugeno de Ordem Zero, composto por uma entrada, duas funções de pertinência triangulares e complementares, com a incorporação de um método de minimização de erro, no caso, o método do gradiente. Assim, apesar de originalmente o controlador *neurofuzzy* proposto ter sido obtido através de redes NFN, a visão deste controlador como um caso particular do difundido Modelo Nebuloso de Sugeno, evidencia ainda mais a simplicidade da estrutura de controle *neurofuzzy* proposta neste trabalho.

Capítulo 5

Avaliação do Desempenho do *ONFC* Através de Simulações Digitais e de Implementações Práticas

5.1 – Introdução

Este capítulo apresenta uma análise do desempenho do controlador proposto nas configurações em malha simples e em cascata, a partir de simulações digitais e implementações práticas. Primeiramente, utiliza-se uma planta com característica de ação reversa para a simulação da operação do *ONFC* na configuração em malha simples. Esta característica permite a validação do método apresentado no capítulo anterior relativo à utilização dos sinais das derivadas das saídas da planta e do controlador para correção dos pesos do *ONFC*.

Na seqüência, o controlador proposto é utilizado na simulação de uma estrutura de controle vetorial direto da máquina de indução – *UFOV*. Nesta estrutura, o controle do fluxo de estator é obtido através de um *ONFC* em malha simples, sendo os controles da velocidade e conjugado eletromagnético obtidos através de dois *ONFC*'s na configuração em cascata. Os resultados obtidos a partir da utilização das equações para a correção dos pesos do *ONFC* na configuração em cascata, desenvolvidos no capítulo anterior, são confrontados aos resultados obtidos a partir de uma proposta de simplificação da equação (4.56), onde os efeitos da dependência dos pesos das malhas mais internas na atualização dos pesos de um determinado controlador são desconsiderados.

Dando seqüência à avaliação do *ONFC* através de simulações digitais, este é utilizado no controle vetorial de motores de indução com diferentes valores de potência. O principal objetivo destas simulações é o de se avaliar a faixa de variação dos ajustes dos parâmetros fixos deste controlador, comparando-a à faixa de variação dos ganhos dos controladores *PI's*, quando aplicados no controle destes motores, para as mesmas condições de teste.

A etapa final deste capítulo diz respeito à comparação do desempenho do *ONFC* em relação aos controladores *PI's*, tanto a partir de simulações digitais, quanto a partir de implementações práticas, em relação a um motor de 2 CV (Apêndice A: *motor 1*). São apresentadas ainda, algumas considerações de ordem prática no sentido de se anular problemas relacionados à tendência de aumento dos pesos do *ONFC* durante a condição de regime permanente.

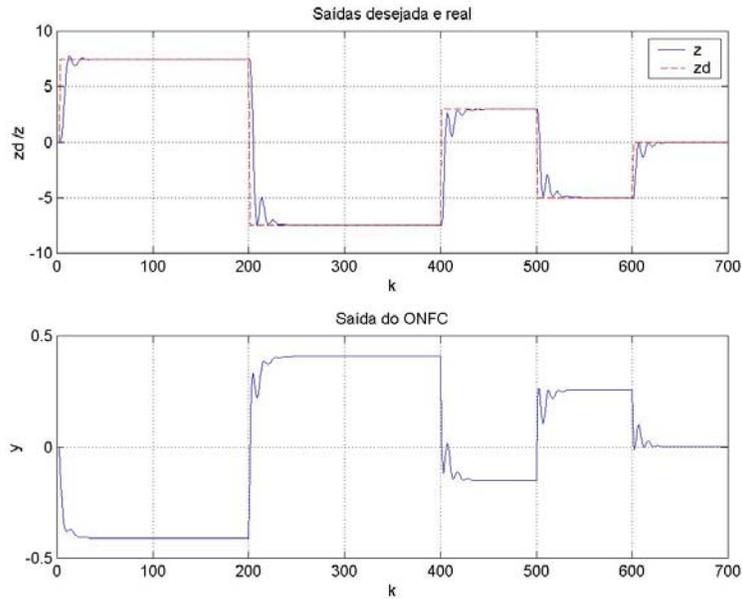
5.2 – Avaliação do desempenho do *ONFC* aplicado a uma planta com características de ação reversa através de simulações digitais

Este item apresenta a simulação de uma planta com características de ação reversa utilizada para a validação da análise desenvolvida no item 4.3.2, referente a utilização dos sinais das derivadas das saídas da planta e do controlador no processo de correção dos pesos do *ONFC* através das equações (4.17) e (4.18). Esta planta é utilizada por *Maia et alli (1998)*, onde é apresentada uma técnica de projeto de controlador neural via *gain scheduling* para plantas não-lineares. A equação (5.1) refere-se ao modelo discreto da planta em questão.

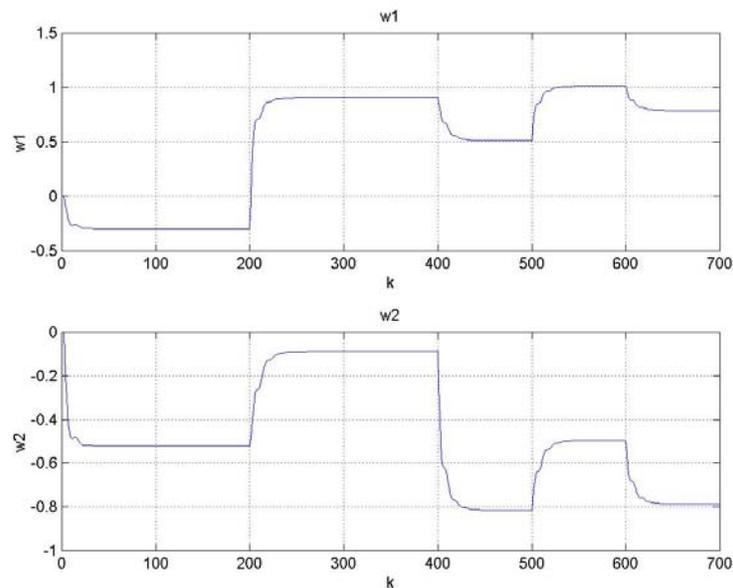
$$z(k) = 1,4z(k-1) - 0,6z(k-2) + y^3(k-1) + 2y(k-1) + y^3(k-2) - 2y(k-2) \quad (5.1)$$

As figuras 5.1-a e 5.1-b apresentam os resultados obtidos para a aplicação de degraus de entrada na planta descrita pela equação (5.1), tendo um *ONFC* na configuração em malha simples como elemento de controle. Na figura 5.1-a são apresentadas as saídas desejada e real da planta (figura superior), e o sinal de saída do controlador (figura inferior). Observa-se que o sinal de saída da planta é invertido em relação ao sinal aplicado à sua entrada (saída do controlador). Caso não fosse adotado o artifício de inversão do sinal de β , devido ao fato da derivada do sinal de saída em relação ao sinal de entrada ser negativa para a planta simulada, haveria a perda de estabilidade do sistema de controle. Os pesos do *ONFC* são apresentados

pela figura 5.1-b, ilustrando a prova de convergência apresentada na seção 4.3.3 em relação à convergência dos pesos do controlador proposto para a condição de erro nulo. Desta forma, comprova-se a importância do conhecimento do sinal da derivada parcial da saída da planta em relação a saída do controlador, quando da utilização do *ONFC*.



a) Saída desejada e real, e sinal de saída do controlador (entrada da planta)



b) Pesos do *ONFC*: w_1 e w_2

Figura 5.1 – Simulação: resposta ao degrau para uma planta com característica de ação reversa tendo um *ONFC* (configuração em malha simples) como elemento de controle

5.3 – Avaliação do desempenho do ONFC aplicado ao controle vetorial do motor de indução através de simulações digitais

Conforme mencionado, o sistema de controle vetorial do motor de indução utilizado neste trabalho, tanto em relação aos resultados de simulações digitais apresentadas neste item, quanto para os resultados experimentais apresentados no item 5.4, têm como base o controlador para alimentação em tensão UFOV [Silva (1994)]. As figuras 5.2 e 5.3 apresentam as estruturas básicas da estratégia de controle vetorial UFOV com a utilização de controladores PI e ONFC, respectivamente.

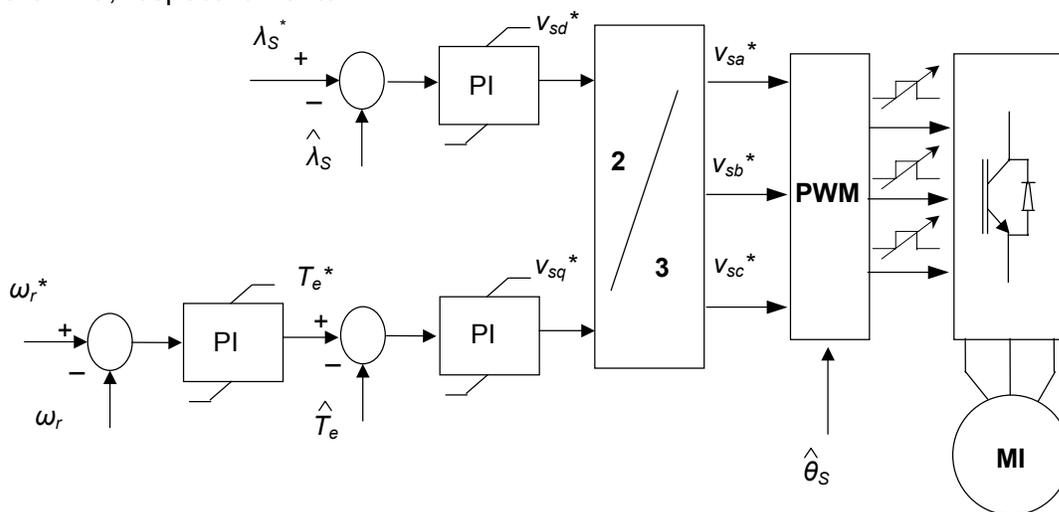


Figura 5.2 – Diagrama esquemático do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator (UFOV) através de controladores PI's

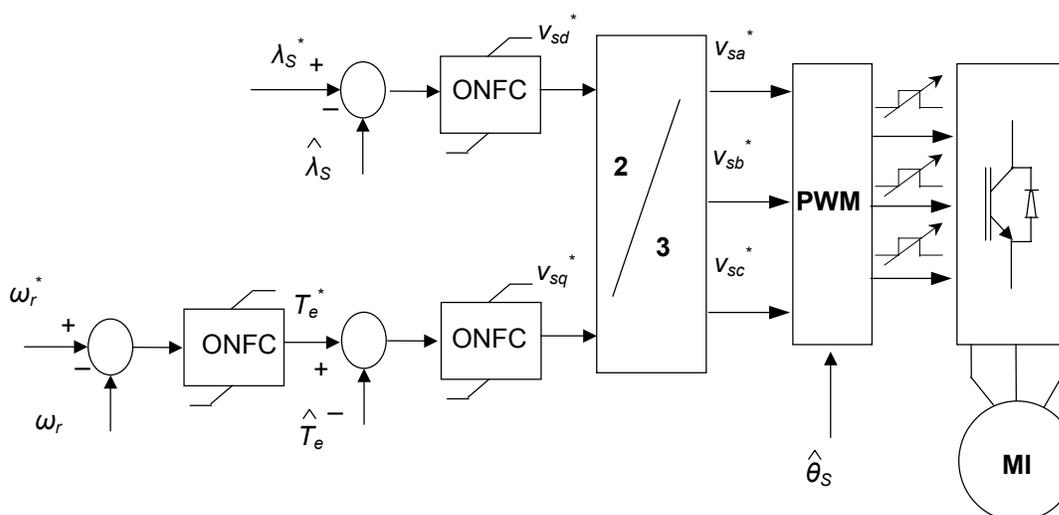


Figura 5.3 – Diagrama esquemático do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator (UFOV) através do ONFC

5.3.1 – Controle vetorial da máquina de indução com a utilização do *ONFC* na configuração em cascata: Proposta de simplificação

Neste item uma proposta de simplificação da equação para correção dos pesos deste controlador, quando da configuração em cascata, é avaliada. Para tanto, duas metodologias de ajuste dos pesos dos controladores em cascata são simuladas no controle vetorial de um motor de 2 CV (Apêndice A - *motor 1*).

No primeiro caso, utiliza-se a equação (4.56), que conforme desenvolvimento apresentado no capítulo anterior, tem como principal característica a dependência dos pesos das malhas mais internas, relativos à amostragem anterior ($k-1$), para o ajuste dos pesos das malhas mais externas no instante de amostragem k . Os resultados obtidos são apresentados pela figura 5.4. Nesta figura, além do módulo do fluxo de estator, velocidade e conjugado eletromagnético, também o produto $\Delta w_1 \beta_{2,}$, relativo a malha de controle mais externa (velocidade), é apresentado. Observa-se a variação deste produto à medida que os estados da máquina se alteram. Esta variação é função dos pesos da malha de conjugado, conforme apresentado pela equação (4.38), especificamente para dois *ONFC*'s na configuração em cascata.

A outra metodologia de ajuste dos pesos das malhas mais externas de *ONFC*'s na configuração em cascata tem como objetivo a simplificação deste processo através da não utilização dos pesos das malhas mais internas. Procedese o ajuste individual da taxa de aprendizagem de cada controlador, de forma que a propagação dos sinais de controle através dos *ONFC*'s, bem como a atualização dos seus respectivos pesos, ocorram do controlador mais externo para o mais interno, semelhantemente ao que ocorre em um sistema de controle com controladores *PI*'s em cascata. Assim, a equação (5.2) é apresentada como uma simplificação da equação (4.56).

A figura 5.5 apresenta os resultados obtidos para esta estratégia, nas mesmas condições simuladas para o caso anterior. Comparando-se as figuras 5.4 e 5.5, não se percebe significativas diferenças no desempenho do sistema de acionamento simulado. Desta forma, os próximos resultados a serem apresentados neste trabalho, relativos ao controle vetorial da máquina de indução, tanto para simulações digitais quanto para implementações práticas, terão como base a equação (5.2) para ajuste dos pesos do *ONFC*.

$$w_{ni}(k) = w_{ni}(k-1) + \beta_n \mu_{ni} x_n(k) \quad (5.2)$$

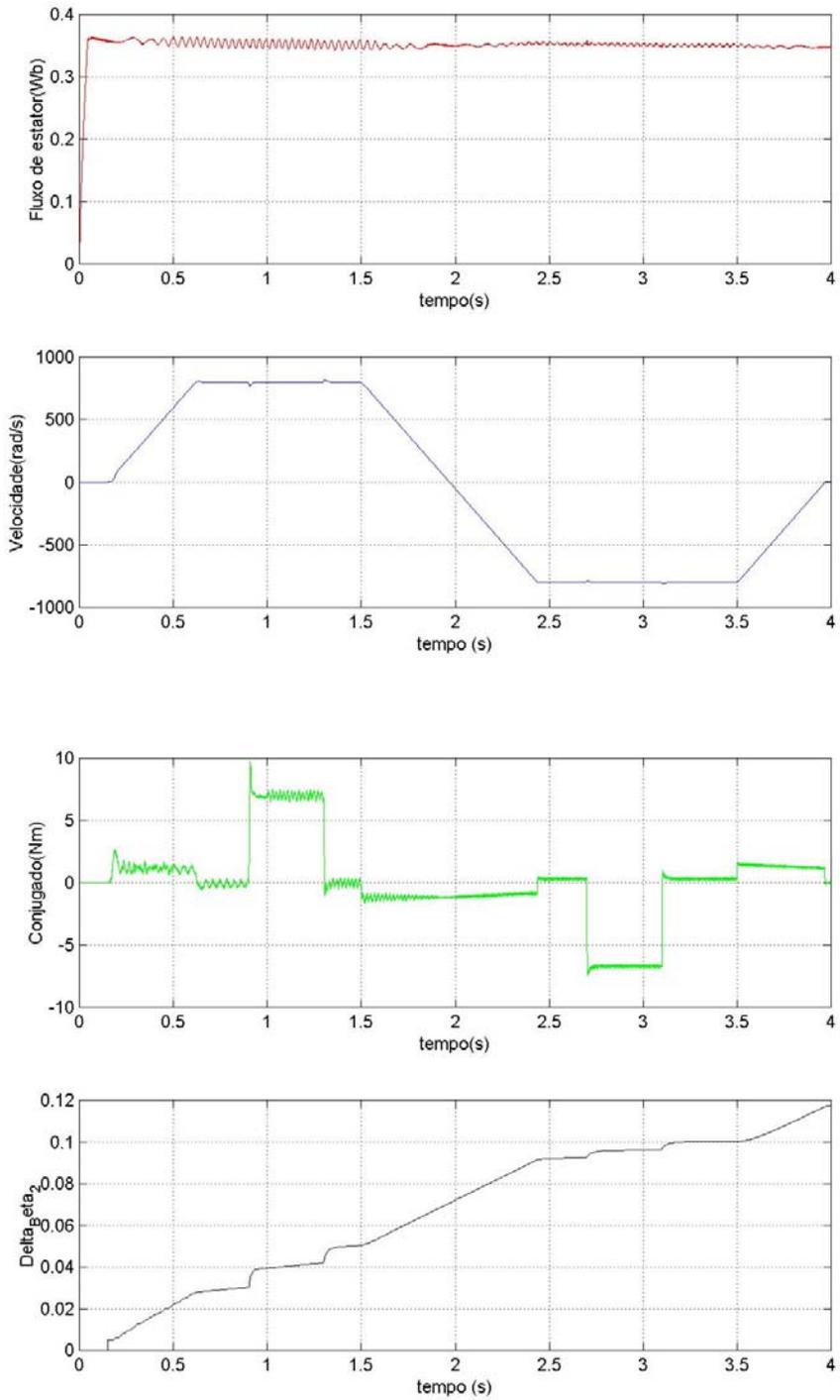


Figura 5.4 – Resultados de simulação para o ONFC utilizando-se a equação(4.56) para correção dos pesos do controlador

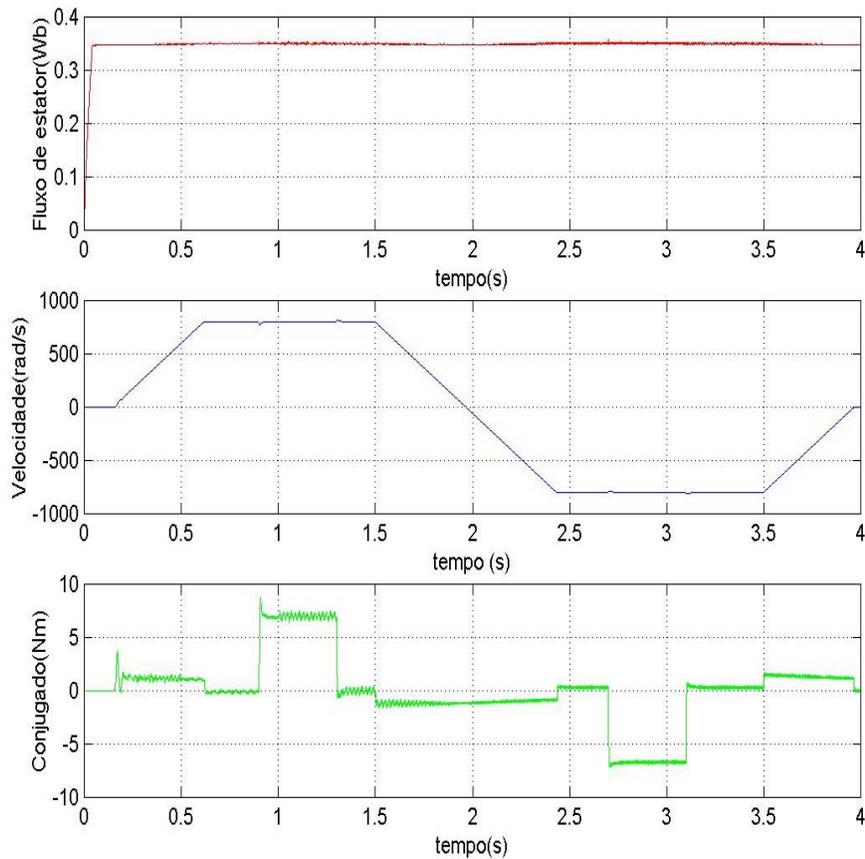


Figura 5.5 – Resultados de simulação para o *ONFC* utilizando-se a equação (5.2) para correção dos pesos do controlador

5.3.2 – Avaliação do desempenho do *ONFC* no acionamento de motores com diferentes potências nominais através de simulações digitais

Neste item, são apresentados resultados de simulações de motores de 2, 50 e 2250 CV no intuito de se avaliar a faixa de variação dos ajustes dos parâmetros fixos do *ONFC*, α e Δ_{lim} , comparando-a à faixa de variação dos ganhos dos controladores *PI*'s, simulados no controle destes motores, para as mesmas condições de teste.

As figuras 5.6 à 5.11 apresentam os resultados obtidos nestas simulações, onde o motor é acelerado até aproximadamente a metade de sua velocidade nominal, e após a

estabilização da velocidade, um degrau de carga é aplicado ao sistema de acionamento. Este processo é repetido após a reversão da velocidade do motor.

As tabelas 5.1 e 5.2 apresentam, respectivamente, os valores dos parâmetros dos controladores *PI*'s e *ONFC*'s para as malhas de fluxo de estator, velocidade e conjugado eletromagnético. Observa-se que as variações dos parâmetros do *ONFC* estão basicamente, concentradas na taxa de aprendizagem das malhas de velocidade e conjugado (β_j), tendo sido mantidos constantes os universos de discurso destes controladores ($\Delta_{lim j}$). Além disto, estes últimos parâmetros são funções dos valores nominais das próprias variáveis sob controle. Observa-se ainda que, para a malha de fluxo, nenhuma alteração dos parâmetros fixos do controlador foi necessária. Em contrapartida, os ganhos de todos os controladores *PI*'s sofreram variações, que em alguns casos, foram significativas.

Desta forma, fica evidenciada a boa adaptabilidade do controlador *neurofuzzy* proposto à variações da planta sob controle. Além disto, estes resultados demonstram a significativa redução de esforços para ajuste do controlador *neurofuzzy* proposto neste trabalho, quando comparado ao esforço para sintonia de um controlador *PI*.

Tabela 5.1 – Parâmetros dos controladores *PI*'s

Potência (CV)	Malha de fluxo		Malha de velocidade		Malha de Conjugado	
	k_p	k_i	k_p	k_i	k_p	k_i
2	3000	1800	3,8	2,8	20	3000
50	500	100	500	50	3,0	1,0
2250	300	30	7000	500	0,3	0,1

Tabela 5.2 – Parâmetros dos *ONFC*

Potência (CV)	Malha de fluxo		Malha de velocidade		Malha de Conjugado	
	Δ_{lim}	β	Δ_{lim}	β	Δ_{lim}	β
2	$0,4 * \lambda_{s_n}$	2,0	$0,025 * W_{r_n}$	0,05	$1,0 * T_{e_n}$	0,1
50	$0,4 * \lambda_{s_n}$	2,0	$0,025 * W_{r_n}$	5,0	$1,0 * T_{e_n}$	0,1
2250	$0,4 * \lambda_{s_n}$	2,0	$0,025 * W_{r_n}$	50	$1,0 * T_{e_n}$	0,01

Motor 2 CV

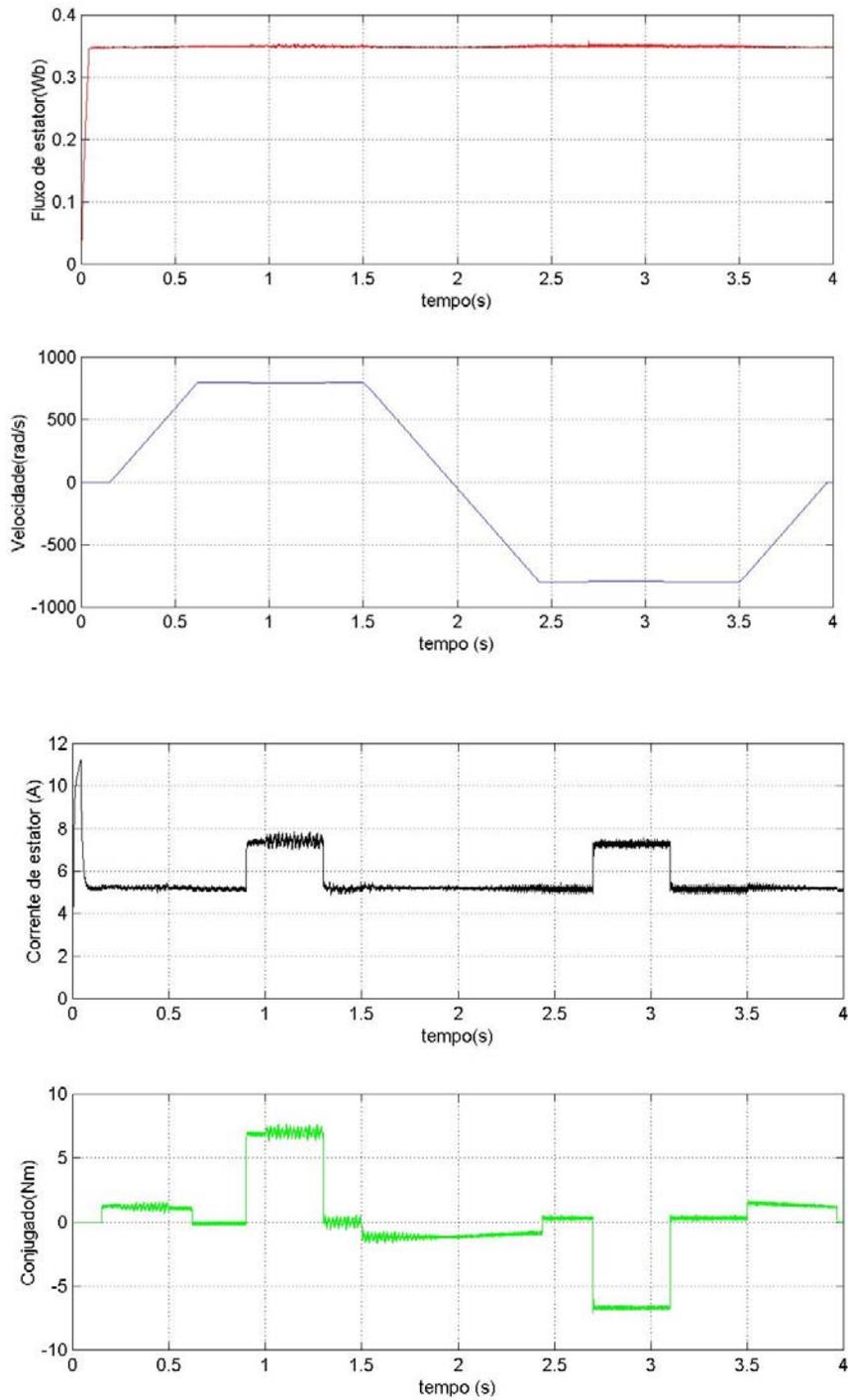


Figura 5.6 – Resultados de simulação do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores PI 's: motor de 2 CV

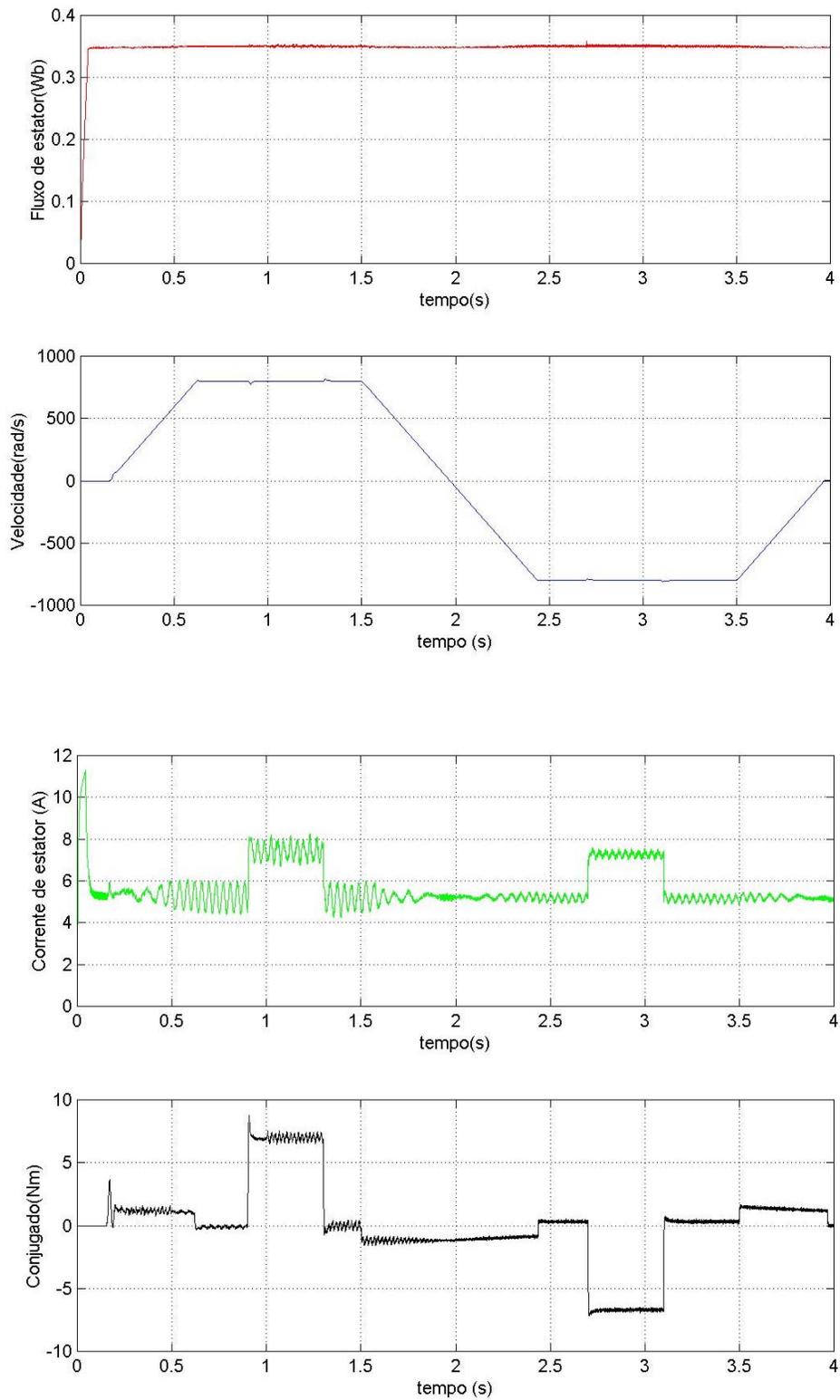


Figura 5.7 – Resultados de simulação do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores *ONFC*'s: motor de 2 CV

Motor 50 CV

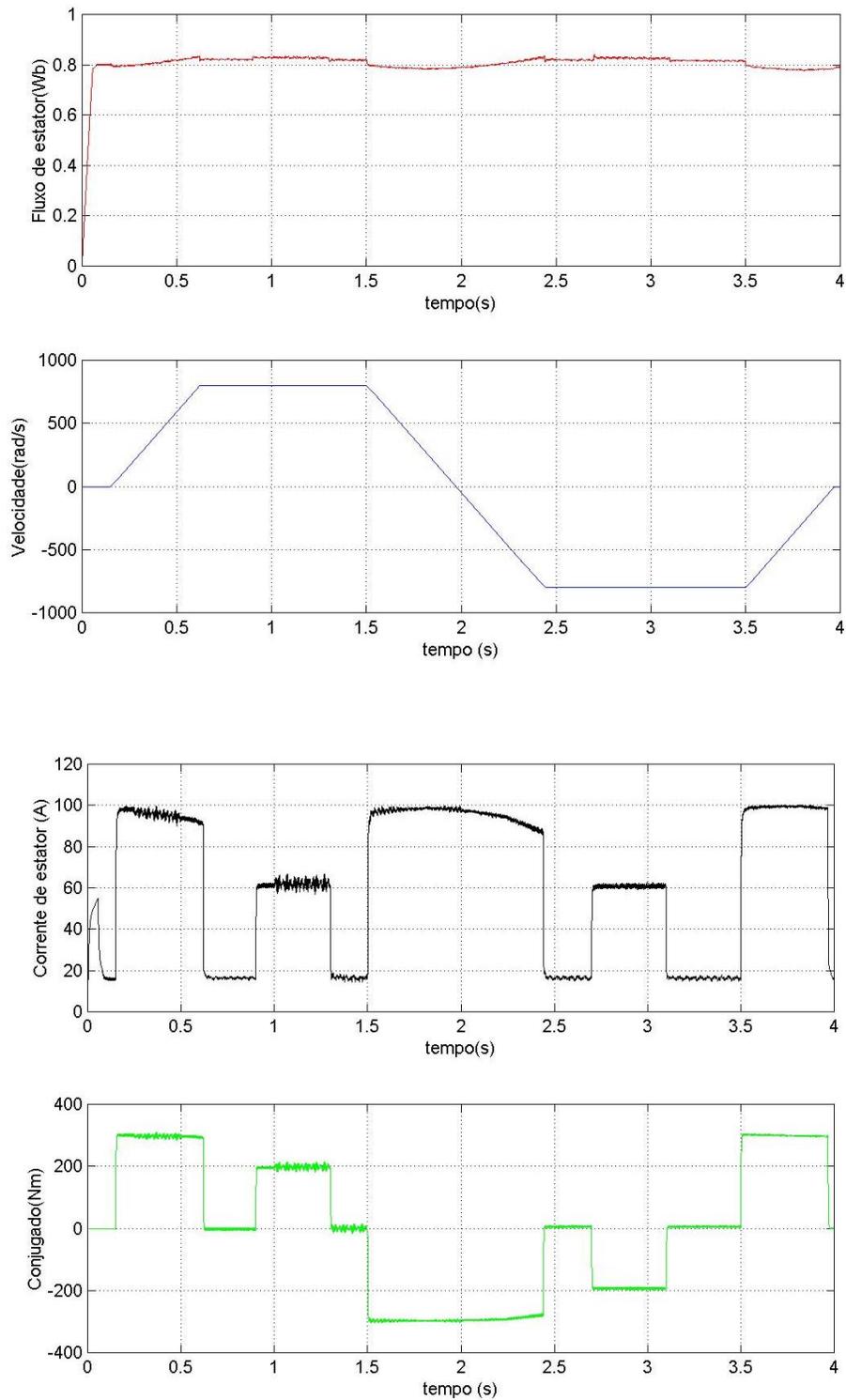


Figura 5.8 – Resultados de simulação do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores PI 's: motor de 50 CV

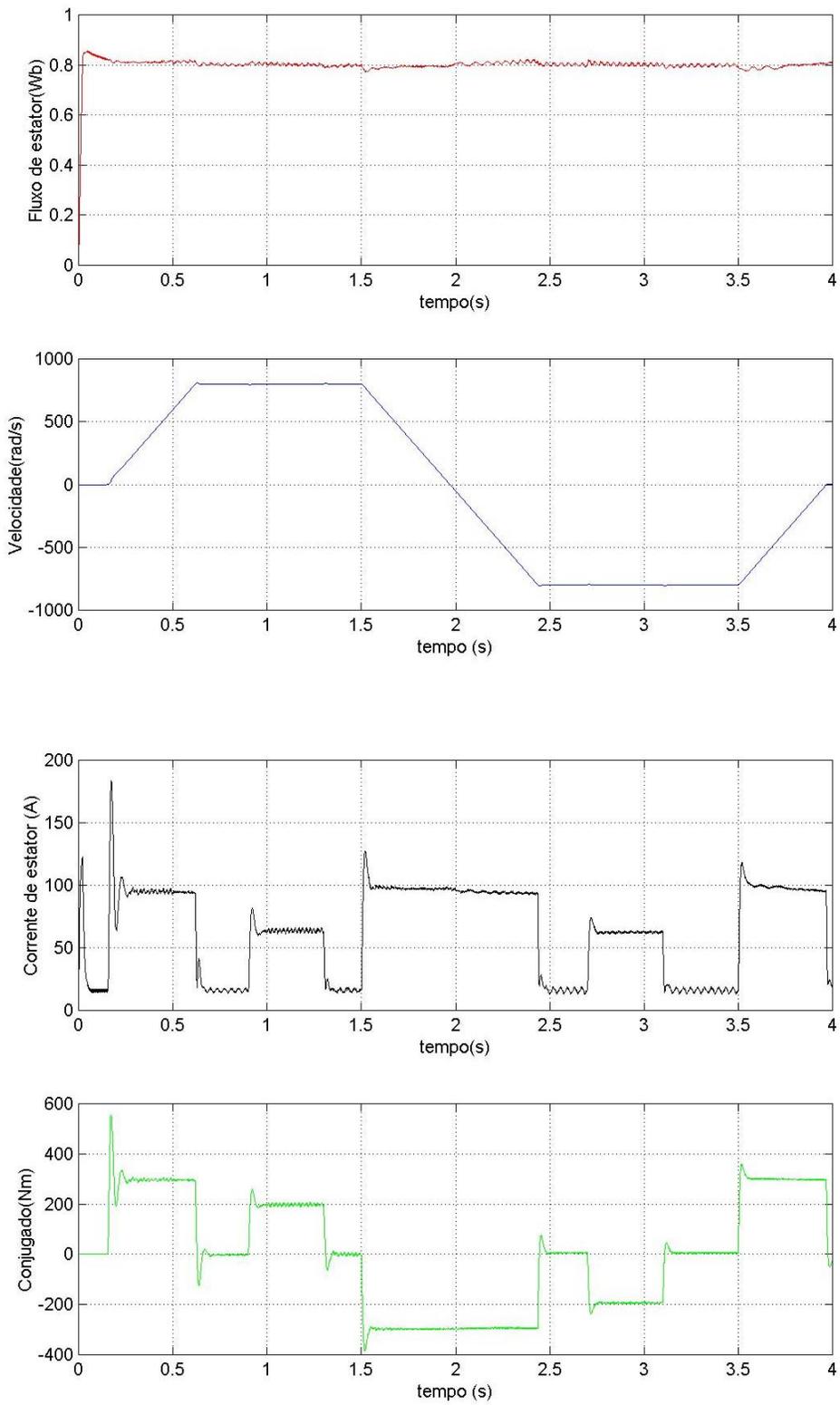


Figura 5.9 – Resultados de simulação do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores *ONFC*: motor de 50 CV

Motor 2250 CV

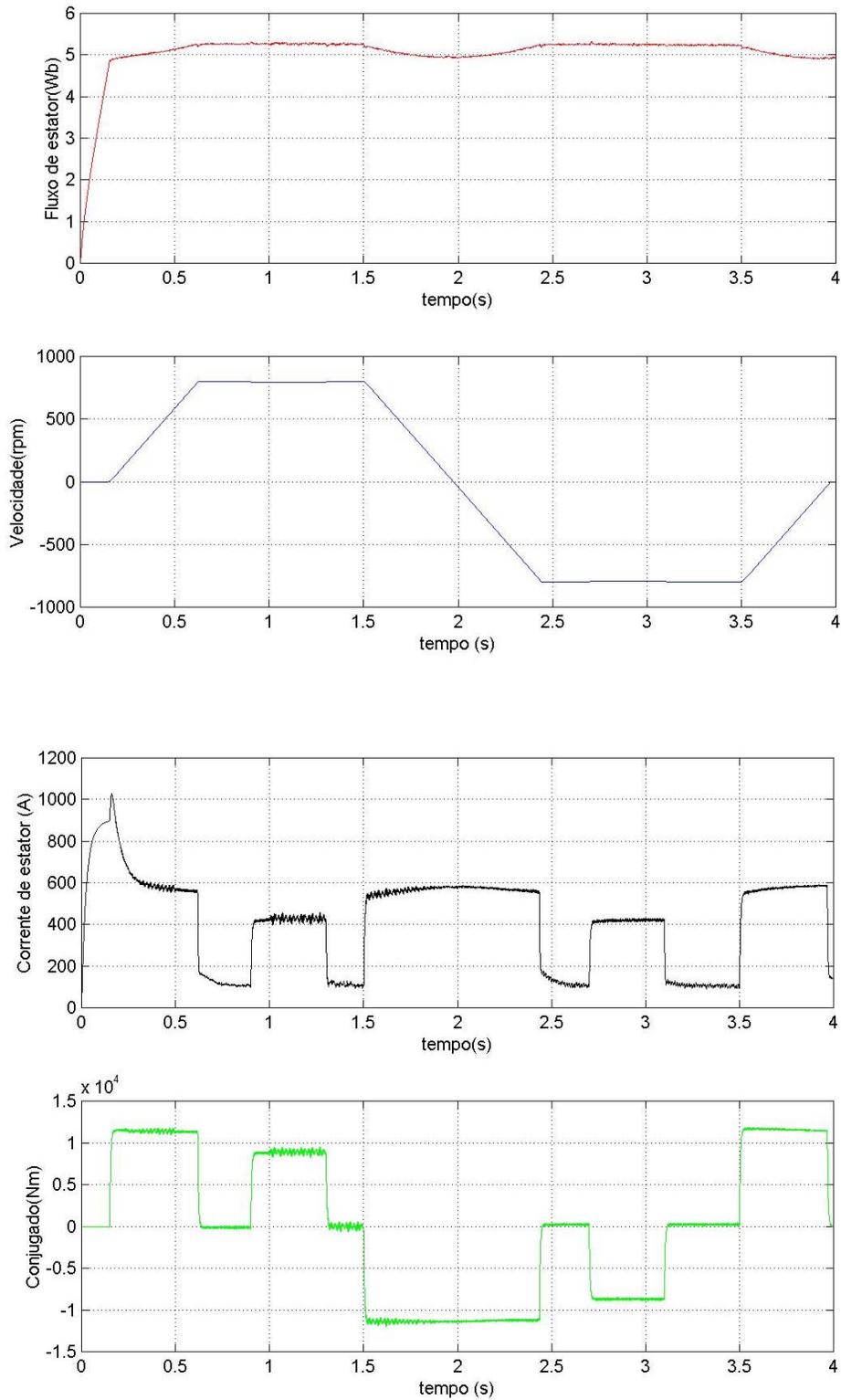


Figura 5.10 – Resultados de simulação do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores PI 's: motor de 2250 CV

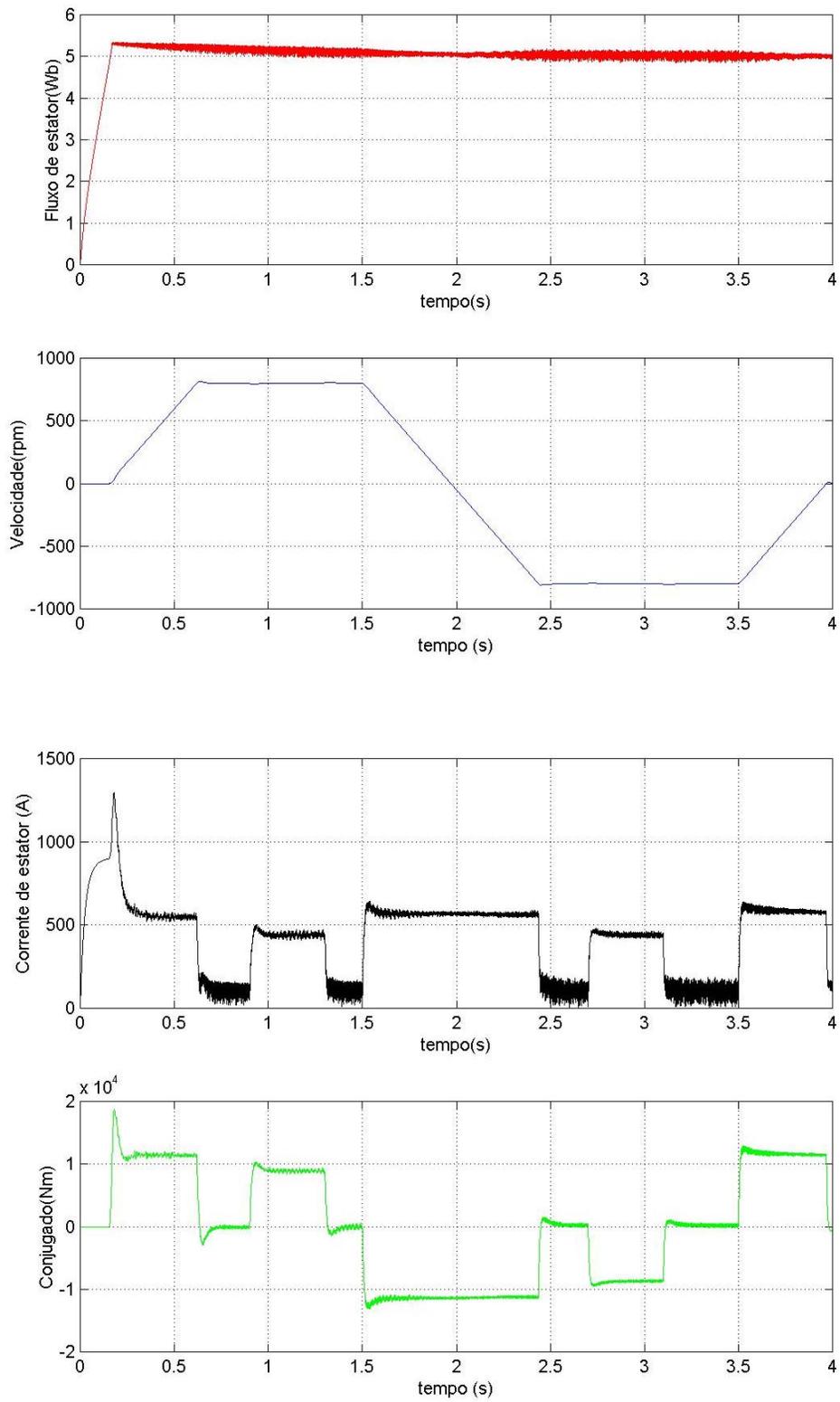


Figura 5.11 – Resultados de simulação do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores *ONFC*: motor de 2250 CV

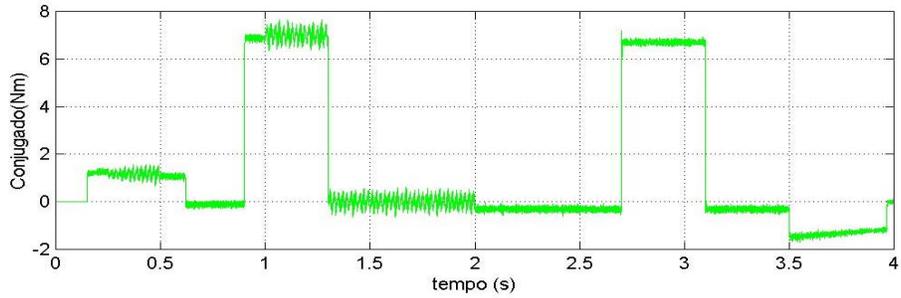
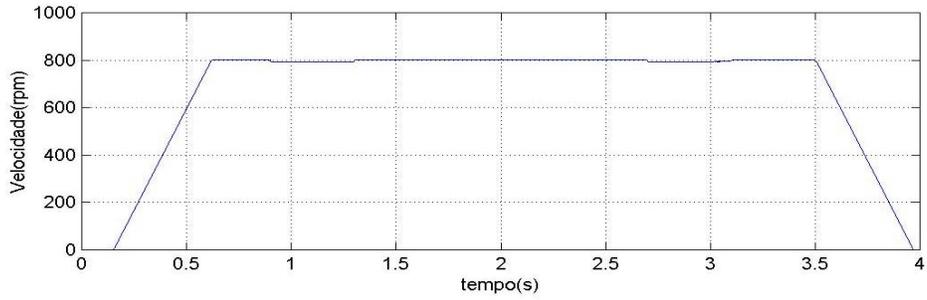
5.3.3 – Avaliação do desempenho do *ONFC* segundo critérios preestabelecidos

Ainda dentro do campo das simulações digitais, neste item é avaliado o desempenho dinâmico do controlador proposto neste trabalho, utilizado no acionamento de um motor de indução de 2 CV, segundo critérios preestabelecidos. Novamente, esta avaliação tem como base a comparação dos resultados obtidos para o *ONFC* aos resultados obtidos para os controladores *PI*'s, no controle vetorial do motor em questão. Para tanto, são utilizadas como figuras mérito o *IQVD* (Índice de Queda de Velocidade ao Degrau) – equação (5.3), que avalia a variação da velocidade do motor durante variações de carga no eixo do motor, o *TRD* (Tempo de Recuperação ao Degrau), que é o tempo gasto para que a perturbação na velocidade do motor seja anulada pelo sistema de controle, ainda durante variações de carga, além da difundida Integral do Erro Quadrático – *ISE* (*Integral of Square Error*). Estes mesmos índices também serão utilizados para a avaliação dos resultados obtidos a partir de implementações práticas.

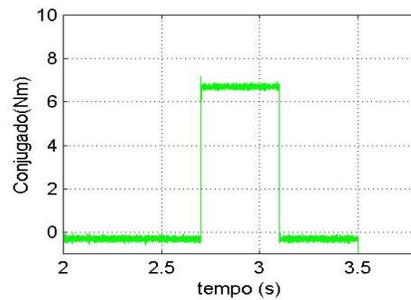
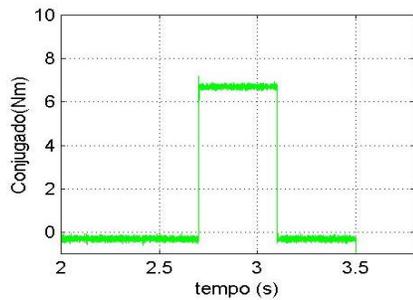
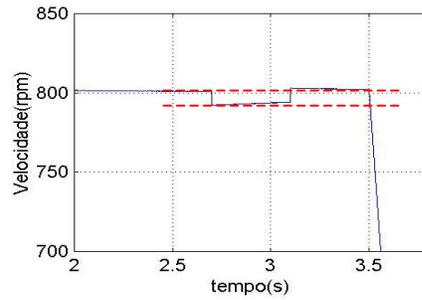
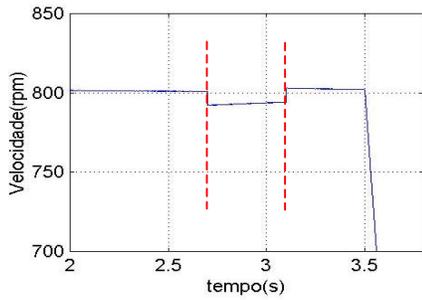
$$IQVD(\%) = \frac{\Delta\omega_{r\text{ degra}}}{\omega_{r\text{ nominal}}} 100\% \quad (5.3)$$

As figuras 5.12-a e 5.13-a apresentam os resultados de simulações que evidenciam as respostas dos controladores *PI*'s e *ONFC*, respectivamente, a um degrau de carga nominal no motor sob controle. As figuras 5.12-b, 5.12-c, 5.13-b e 5.13-c apresentam em detalhes a queda de velocidade e o tempo de recuperação da velocidade para o teste em questão. A figura 5.14 apresenta a integral do erro quadrático de velocidade.

Os índices *IQVD* e *TRD*, bem com o valores finais da *ISE* são apresentados pela tabela 5.3. Como pode ser observado por estas figuras e pela tabela 5.3, para o motor em questão, o *ONFC* apresenta uma maior variação na velocidade quando submetido à variações de carga, porém com uma rápida recuperação de velocidade, além de um menor valor da integral do erro quadrático, o que denota um menor erro global, levando-se em conta o período de simulação. O valor indefinido de *TRD* para o controlador *PI* se deve ao fato de não ter havido recuperação da velocidade durante todo o tempo de aplicação do degrau de carga.



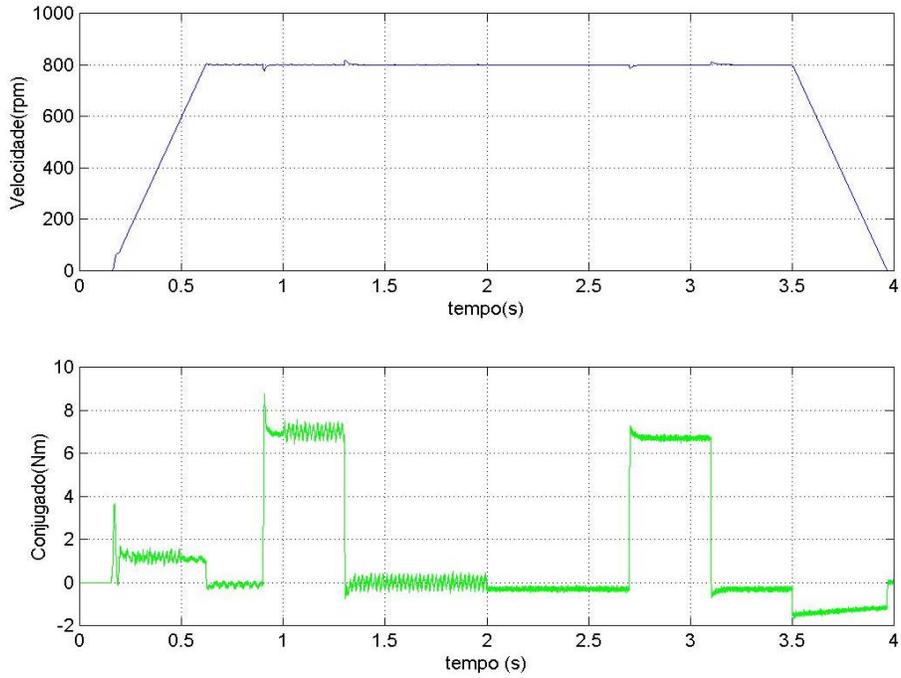
a) Simulação da resposta a um degrau nominal de carga



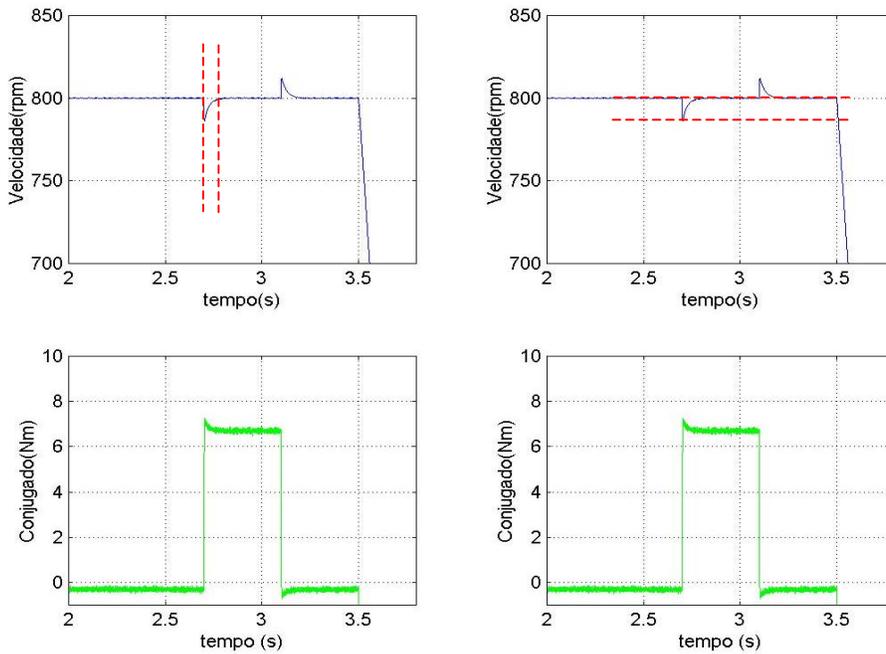
b) Tempo para recuperação da velocidade quando da aplicação de um degrau nominal de conjugado

c) Nível de queda de velocidade quando da aplicação de um degrau nominal de conjugado

Figura 5.12 – Resultados de simulação do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores PI 's: Avaliação da resposta ao degrau



a) Simulação da resposta a um degrau nominal de carga



b) Tempo para recuperação da velocidade quando da aplicação de um degrau nominal de conjugado

c) Nível de queda de velocidade quando da aplicação de um degrau nominal de conjugado

Figura 5.13 – Resultados de simulação do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores *ONFC*'s: Avaliação da resposta ao degrau

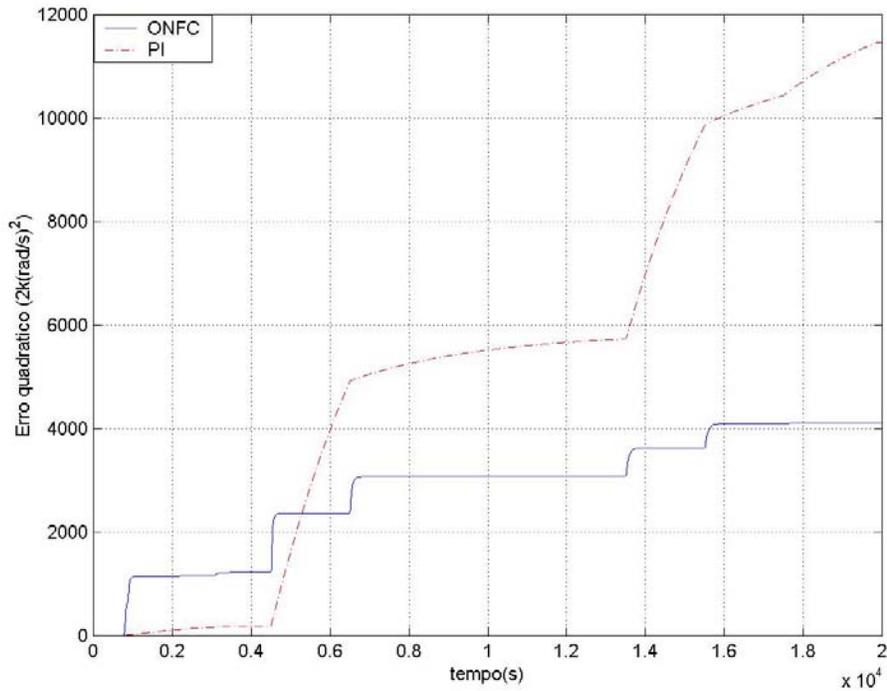


Figura 5.14 – Resultados de simulação do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores *ONFC*'s: *ISE* – Integral do Erro Quadrático de Velocidade

Tabela 5.3 – Resultados da resposta ao degrau de carga nominal: *PI* e *ONFC*

Tipo de controlador	<i>IQVD</i> (%)	<i>TRD</i> (s)	<i>ISE</i> (rad/s) ² x10 ³
<i>PI</i>	0,52	-	11,33
<i>ONFC</i>	0,76	0,178	4,09

5.4 – Resultados experimentais da aplicação do *ONFC* no controle vetorial do motor de indução

Após a apresentação e análise dos resultados de simulação do *ONFC* aplicado a sistemas de controle de acionamento de motores de indução, neste item é avaliado o desempenho deste controlador através de implementações práticas, onde as idealidades das simulações digitais não existem. Para tanto, foi utilizada a bancada experimental desenvolvida por *Parma (2000)*, cujos principais dados são apresentados no apêndice A. Porém, deve ser salientado em relação ao motor que compõe a bancada em questão (Apêndice A - motor 2 CV) que, os parâmetros utilizados no programa para acionamento deste motor foram obtidos a partir dos métodos de identificação de parâmetros apresentados no capítulo 2 [(*Gouvêa et alli,*

(2004 b)]. Além disto, ao contrário das simulações realizadas no item anterior, quando utilizou-se o fluxo ideal do motor, nesta implementação prática foi utilizado o fluxo de estator estimado a partir das equações de tensão da máquina de indução, com compensação de *offsets*, método desenvolvido e apresentado no capítulo 3 [Gouvêa et alli (2004 a)].

Desta forma, neste item são reunidos os três sistemas desenvolvidos neste trabalho:

- Sistema de identificação *offline* de parâmetros do motor através do inversor de frequência;
- Sistema de estimação do fluxo de estator através do modelo de tensão da máquina de indução, com compensação de *offsets*;
- Sistema de controle *neurofuzzy* baseado no *Neo Fuzzy Neuron: ONFC*.

5.4.1 – Parâmetros dos controladores

Assim como no item 5.3, em relação às simulações digitais, os resultados da implementação prática do acionamento do motor de indução com a utilização do *ONFC* são apresentados juntamente com os resultados obtidos a partir dos controladores *PI*'s. As tabelas 5.4 e 5.5 apresentam os parâmetros destas duas estruturas de controladores.

Tabela 5.4 – Implementação prática: parâmetros dos controladores *PI*'s

Potência (CV)	Malha de fluxo		Malha de velocidade		Malha de Conjugado	
	k_p	k_i	k_p	k_i	k_p	k_i
2	50	1800	0,4	1,2	5,0	5,0

Tabela 5.5 – Implementação prática: parâmetros do *ONFC*

Potência (CV)	Malha de fluxo		Malha de velocidade		Malha de Conjugado	
	Δ_{lim}	β	Δ_{lim}	β	Δ_{lim}	β
2	$1,0 * \lambda_{s_n}$	2,0	$0,27 * W_{r_n}$	0,0008	$2,0 * T_{e_n}$	1,0

Comparando-se os valores destas duas tabelas aos valores das tabelas 5.1 e 5.2 relativos ao motor de 2 CV, percebe-se diferenças consideráveis em alguns parâmetros. No caso dos controladores *PI*'s, as diferenças mais acentuadas estão no ganho proporcional do controlador de fluxo, que caiu de 3000 para 50, e no ganho integral do controlador de conjugado, que caiu de 3000 para 5. No caso do *ONFC*, a maior variação foi observada na taxa de aprendizagem da malha de velocidade, que passou de 0.05 para 0.0008. A explicação para estas variações está relacionada ao fato de se utilizar nas simulações condições ideais em

relação às variáveis realimentadas para as malhas de controle, principalmente em relação a inexistência de ruídos e *offsets*.

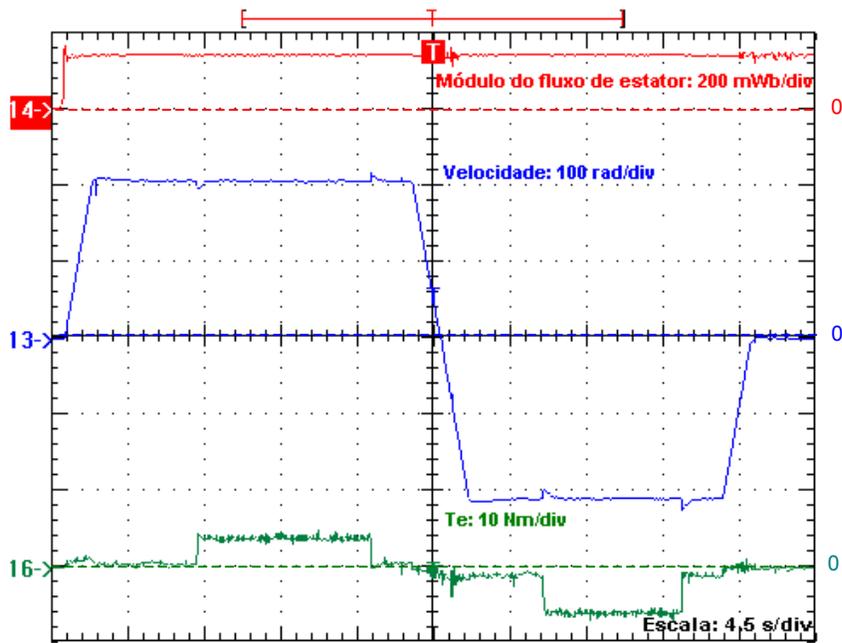
Deve ser salientado ainda que, o processo de ajuste dos parâmetros fixos do *ONFC* foi relativamente rápido se comparado ao processo de ajuste dos parâmetros dos controladores *PI*'s. Cabe ressaltar que *Justino (2004)* utilizou os métodos clássicos de alocação e cancelamento de pólos no projeto dos controladores deste mesmo sistema de acionamento, tendo sido necessárias alterações nos valores dos parâmetros dos controladores obtidos, de forma a se obter resultados satisfatórios durante as implementações práticas.

5.4.2 – Resultados experimentais

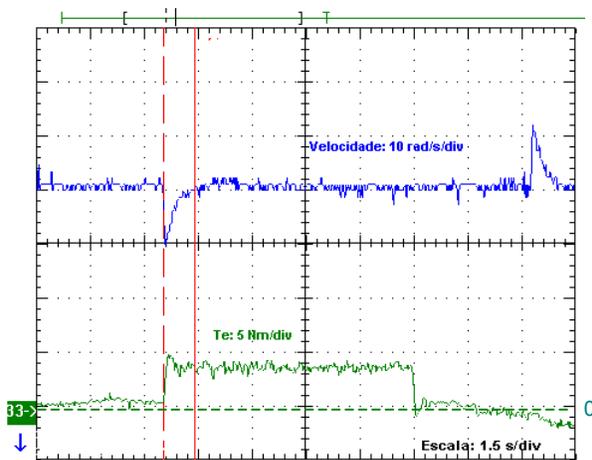
Primeiramente, a figura 5.15 apresenta os resultados experimentais do controle vetorial de um motor de indução (Apêndice A) com orientação pelo fluxo do estator, através de controladores *PI*'s. Os detalhes do tempo de recuperação e nível de queda da velocidade, quando da aplicação do degrau de conjugado, são apresentados pelas figuras 5.15-b e 5.15-c, respectivamente. O mesmo procedimento é adotado para a figura 5.16. Porém neste caso, os resultados são referentes ao *ONFC*. A figura 5.17 apresenta de forma conjunta, as curvas de velocidades e erros de velocidades para os dois controladores em questão, ou seja, o *PI* e o *ONFC*. A figura 5.18 apresenta as integrais dos erros quadráticos para os dois controladores.

Como pode ser percebido pelos resultados apresentados através das figuras 5.15, 5.16, 5.17, 5.18 e 5.19, para uma mesma magnitude de carga aplicada ao eixo do motor, a resposta obtida para controlador *PI* em relação a queda de velocidade (*IQVD*), foi melhor que a resposta obtida para o *ONFC*. Pela tabela 5.6, observa-se que a queda de velocidade do sistema utilizando o controlador proposto, é aproximadamente 30% maior que a queda de velocidade quando da utilização do controlador *PI*. Em contrapartida, o tempo de recuperação da velocidade, *TRD*, para o controlador *PI*, é aproximadamente 200% maior que o tempo de recuperação do *ONFC*. Além do mais, a integral do erro quadrático da velocidade – *ISE*, é menor para o *ONFC*.

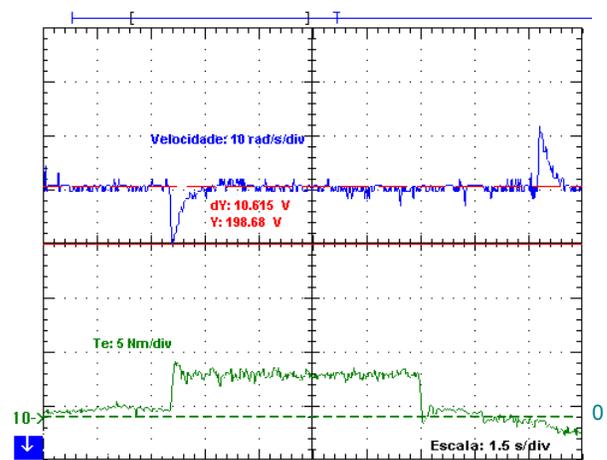
Assim, tendo-se como base os resultados obtidos pelas simulações digitais e pelos resultados experimentais apresentados neste item, percebe-se que uma característica importante observada no controlador proposto, é a sua capacidade de reduzir rapidamente erros decorrentes de perturbações, com um erro global menor que o *PI*, apesar de sua tendência de apresentar um erro transitório maior que o erro apresentado pelo *PI*.



a) Resposta ao degrau de carga

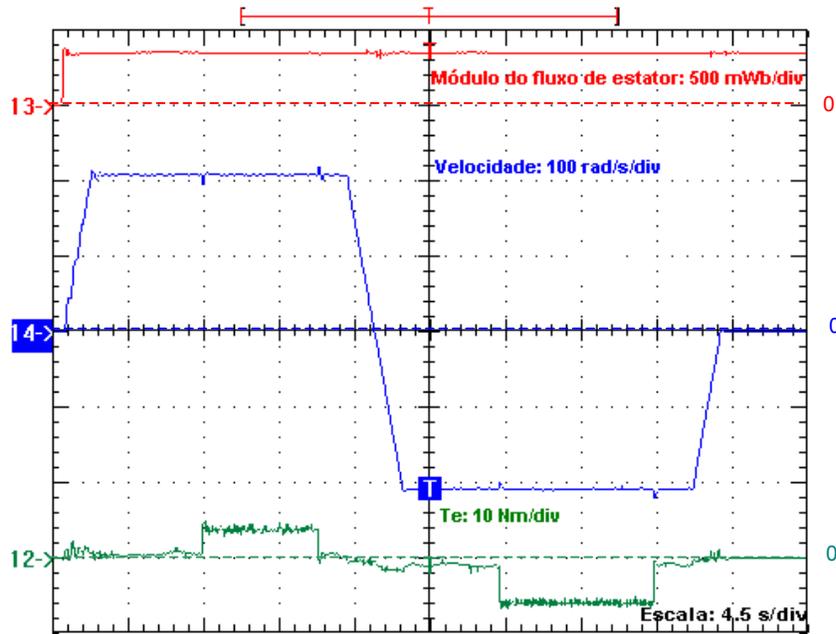


b) Tempo para recuperação da velocidade quando da aplicação de um degrau de conjugado

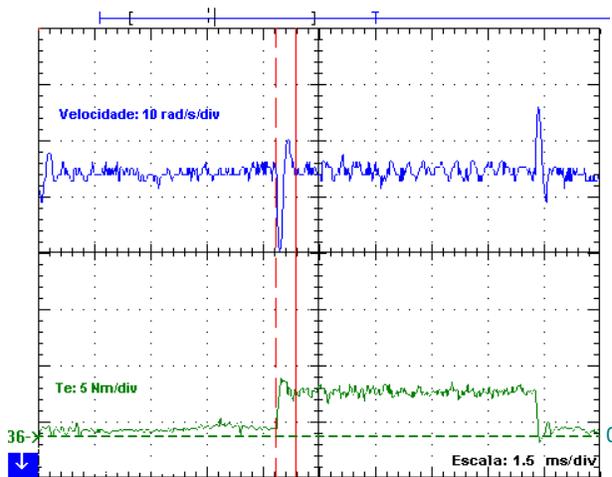


c) Nível de queda de velocidade quando da aplicação de um degrau nominal de conjugado

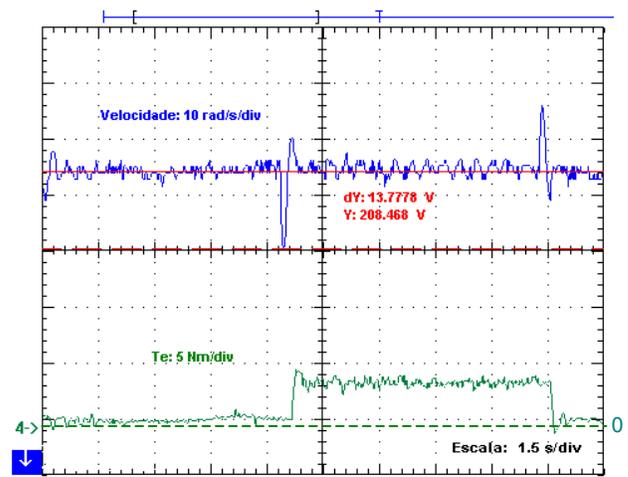
Figura 5.15 – Resultados experimentais do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores PI 's: Avaliação da resposta ao degrau



a) Resposta ao degrau de carga



b) Tempo para recuperação da velocidade quando da aplicação de um degrau de conjugado



c) Nível de queda de velocidade quando da aplicação de um degrau nominal de conjugado

Figura 5.16 – Resultados experimentais do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores ONFC's: Avaliação da resposta ao degrau

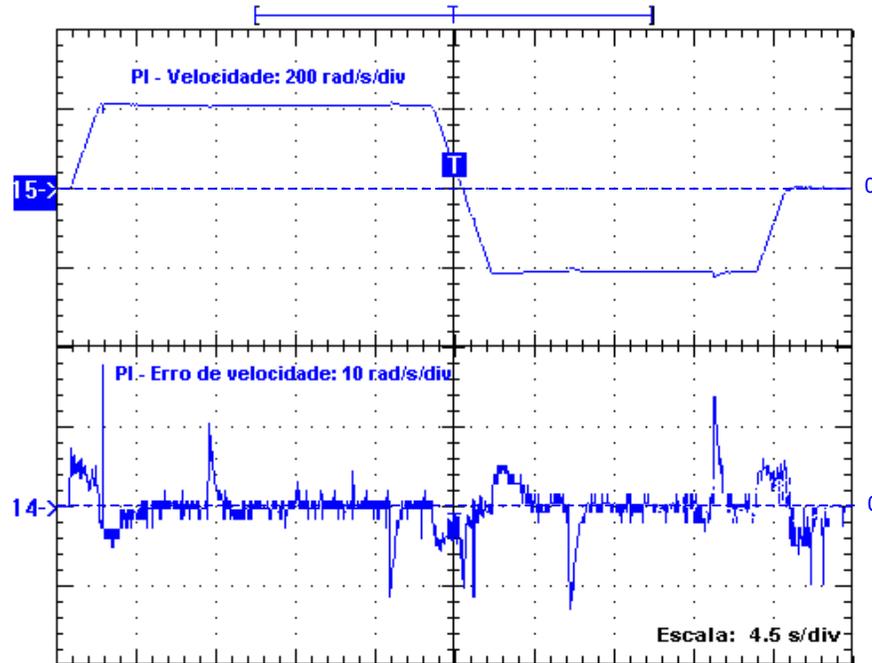


Figura 5.17 – Resultados experimentais do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores *PI*: Velocidade e erro de velocidade

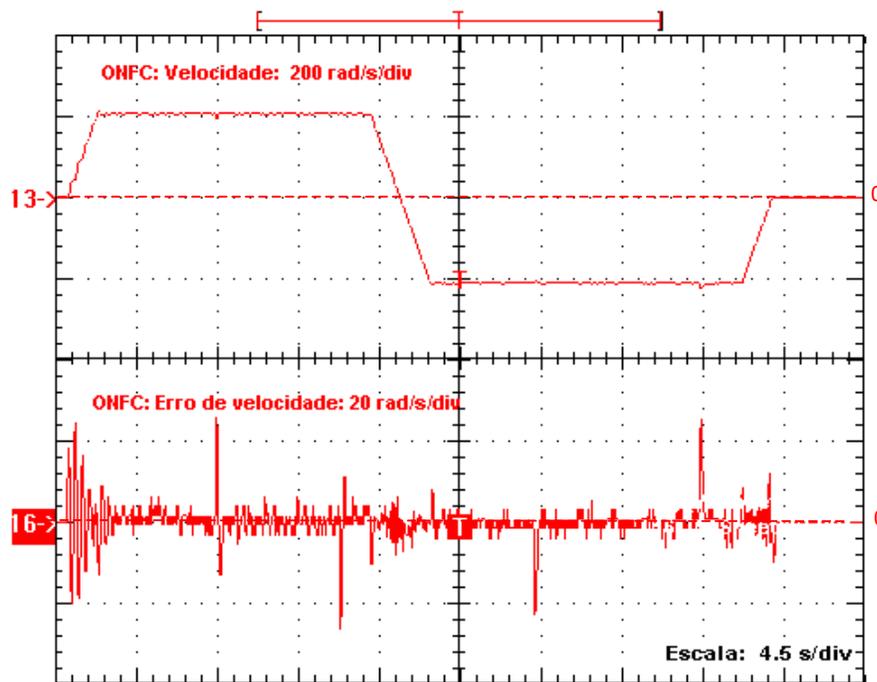


Figura 5.18 – Resultados experimentais do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores *ONFC*: Velocidade e erro de velocidade

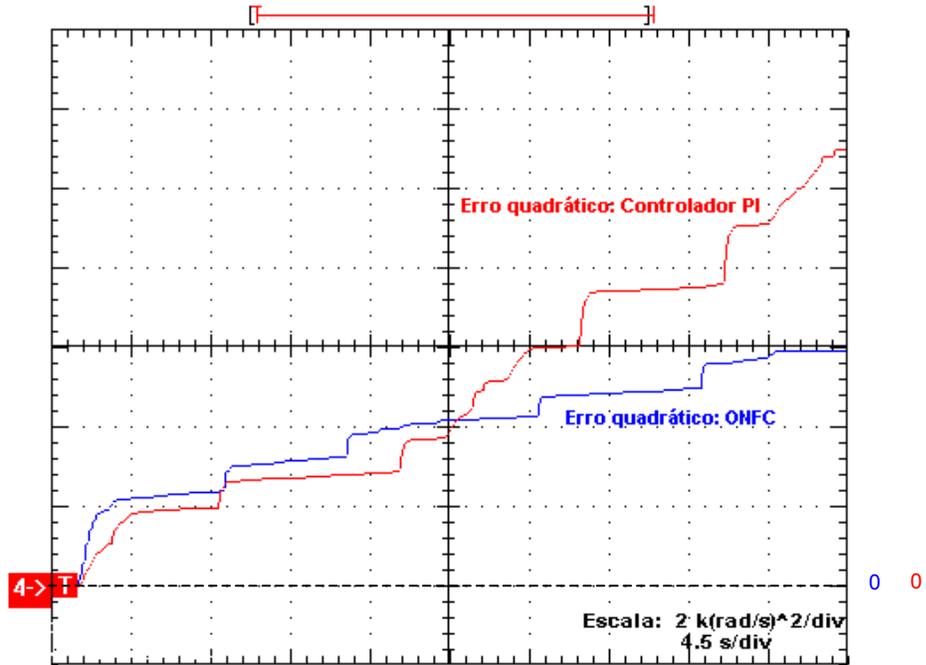


Figura 5.19 – Resultados experimentais do controle vetorial com orientação pelo fluxo do estator através de controladores *ONFC* e *PI*: *ISE* – Integral do Erro Quadrático de Velocidade

Tabela 5.6 – Resultados experimentais para a resposta ao degrau de carga nominal: *PI* e *ONFC*

Tipo de controlador	<i>IQVD</i> (%)	<i>TRD</i> (s)	<i>ISE</i> (rad/s) ² x10 ³
<i>PI</i>	2,83	0,9	10,93
<i>ONFC</i>	3,65	0,3	5,87

5.4.3 – Considerações para implementação prática do ONFC

Na implementação prática do ONFC, assim como em qualquer sistema com mecanismo de aprendizagem por erro, alguns cuidados devem ser tomados para evitar que o sistema perca a estabilidade com o passar do tempo. A razão para isto é o fato de que na prática, não é possível se obter um erro totalmente nulo. Como os ajustes dos pesos dependem deste erro, o processo de correção estará sempre atuando na modificação dos pesos da rede, podendo provocar um aumento gradativo do módulo dos mesmos.

No caso específico do ONFC, apenas dois pesos são ajustados. Conforme apresentado no capítulo anterior, a combinação destes pesos com o valor *fuzzificado* do erro de entrada, determina a saída da rede *neurofuzzy*. A figura 5.20 apresenta a saída e os pesos do ONFC utilizado na malha de conjugado durante uma reversão de velocidade (curvas com a mesma escala e a mesma referência, exceto a curva de velocidade). Por esta figura, percebe-se que a saída da rede, v_{q_ref} , está entre os valores de $w1_Te$ e $w2_Te$, que são os dois pesos do ONFC em questão. Na verdade existe um “equilíbrio” entre estes dois parâmetros em relação a saída da rede, caracterizando o processo de *defuzzificação* da mesma.

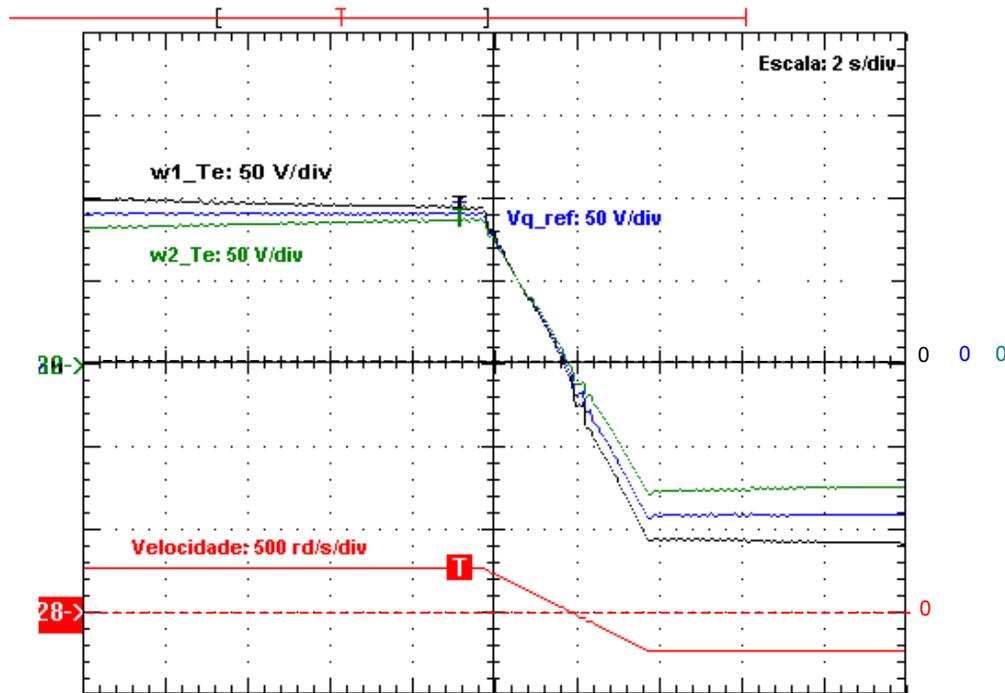


Figura 5.20 – Comportamento dos pesos do ONFC da malha de controle de velocidade durante uma reversão de velocidade

Dependendo da polaridade do erro do sistema de controle, a atuação de um dos parâmetros do *ONFC* poderá ter mais ou menos peso na sua saída. A medida que estes parâmetros vão crescendo, mesmo que para a condição de erro estabilizado, as variações destes pesos entre cada amostragem tornam-se maiores. Uma possível consequência deste fato é a tendência do sistema de controle iniciar um processo de oscilações, com consequente perda de estabilidade. Desta forma, alguma estratégia deve ser adotada para se anular este processo.

Duas estratégias são avaliadas neste trabalho: A primeira, denominada *Bloqueio por Zona Morta*, define uma faixa de erro para qual as atualizações dos pesos do *ONFC* são bloqueadas. Assim, somente quando o erro da variável sob controle ultrapassa os limites desta faixa de zona morta é que o controlador atua na planta no sentido de diminuir novamente o erro. A figura 5.21 apresenta os resultados desta estratégia aplicada ao *ONFC* da malha de controle de fluxo de estator. Percebe-se uma oscilação de baixa frequência na variável controlada, que é função da largura da faixa da zona morta, que no caso é de 3% do valor de referência (380 mWb). Chama-se a atenção para o fato das curvas dos pesos, $w1_{Fs}$ e $w2_{Fs}$, e da saída do controlador, vd_{ref} , utilizarem as mesmas escalas e referencial.

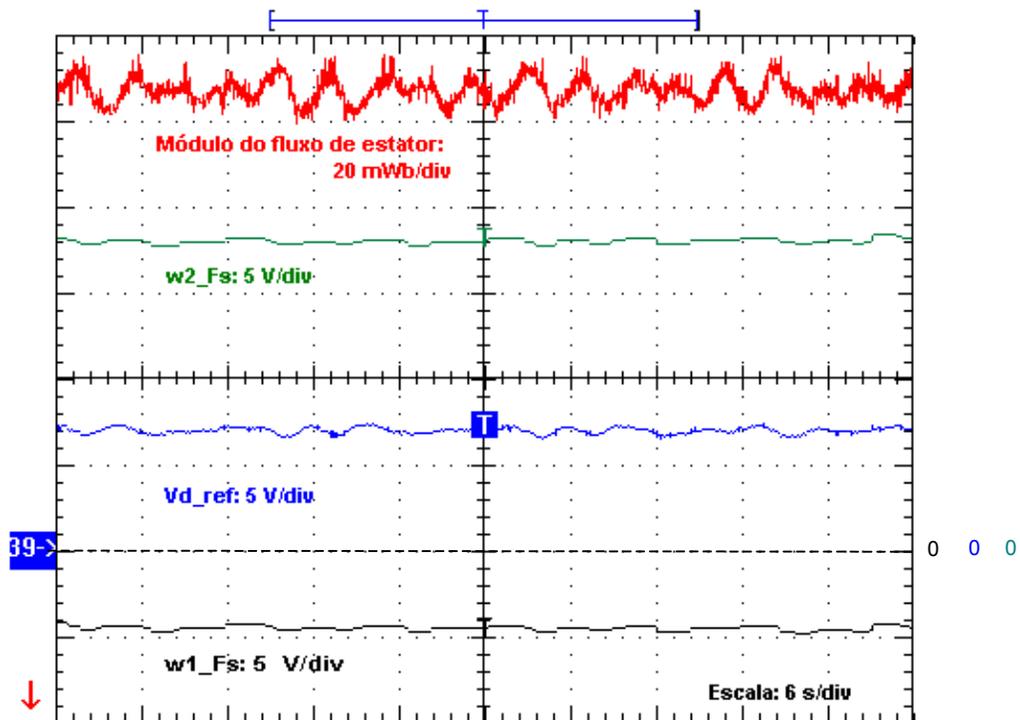


Figura 5.21 – Avaliação da estratégia de *Bloqueio por Zona Morta* aplicada a malha de controle de fluxo de estator

A estratégia de *Bloqueio por Zona Morta* exige um compromisso entre a estabilidade do sistema de controle e a qualidade do próprio controle. Além do mais, pode-se inferir que após um longo tempo de funcionamento do sistema na condição de regime permanente, possa ainda haver uma tendência de elevação dos pesos da rede, mesmo que mais lentamente. Assim, outra estratégia mais eficiente deve ser desenvolvida.

Como discutido anteriormente, a saída do *ONFC* está sempre entre os pesos da rede. Na verdade esta saída é uma combinação linear destes pesos e da própria saída da rede, conforme apresentado pela equação (4.6). Assim, desde que se mantenha o valor da saída entre os pesos do *ONFC*, pode-se arbitrar um destes pesos e calcular o outro em função do peso arbitrado e a própria saída do *ONFC*. Desta forma, a alteração do valor de um dos pesos arbitrados é compensada pelo cálculo do outro peso do *ONFC*, não havendo portanto, nenhuma alteração do valor de saída do controlador. A equação (5.4) apresenta o cálculo de w_2 em função de w_1 .

$$w_2 = \frac{y - w_1(1 - \mu_2)}{\mu_2} \quad (5.4)$$

A lógica de redução dos pesos atua diretamente no peso que ultrapassa um determinado limite, recalculando o outro. Este limite pode ser previamente definido, tendo como base o valor absoluto máximo da saída do *ONFC*, ou como um percentual desta saída. A esta estratégia de redução dos pesos do *ONFC* denomina-se *Correção por Limite*.

A figura 5.22 apresenta em detalhe o módulo do fluxo de estator estimado, a saída do *ONFC* utilizado no controle de fluxo e seus respectivos pesos, tendo como estratégia de redução destes pesos, a estratégia de *Correção por Limite*. Neste caso, quando $w1_Fs$ atinge um valor pré determinado, este é reduzido e $w2_Fs$ é imediatamente recalculado e alterado de maneira a não haver alterações na saída do controlador. Ao contrário da estratégia anterior, não se observa oscilações de baixa frequência no módulo do fluxo estimado, o que evidencia o bom desempenho desta estratégia de limitação dos pesos do controlador proposto. Vale ressaltar que todos os resultados experimentais apresentados anteriormente, referentes ao controlador *neurofuzzy* proposto, utilizaram esta última estratégia de limitação de pesos.

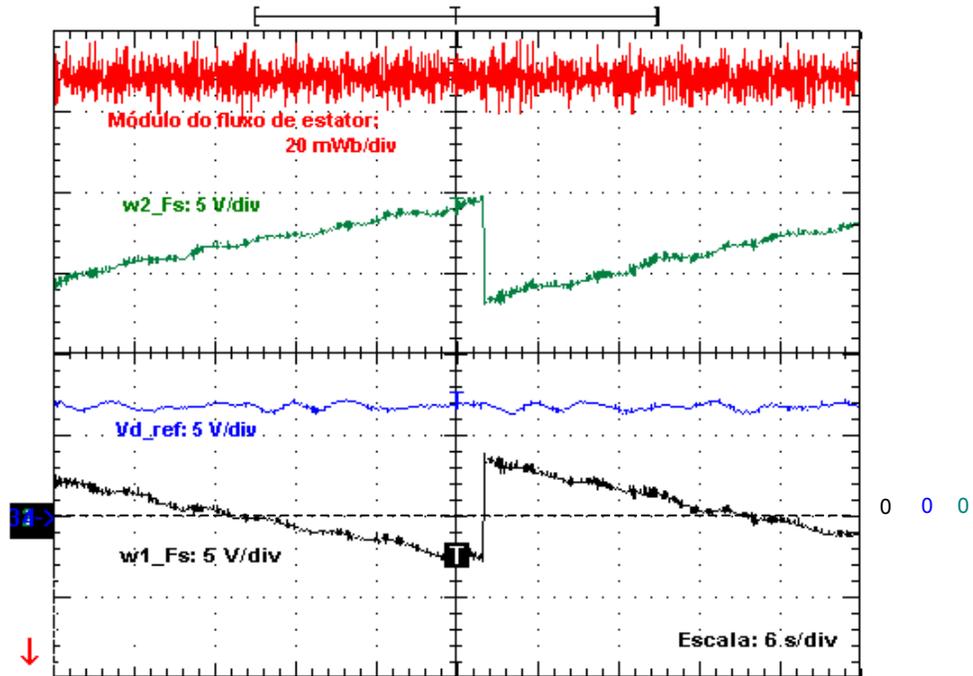


Figura 5.22 – Avaliação da estratégia de *Correção por Limite* aplicada a malha de controle de fluxo de estator

5.4 – Conclusão

Este capítulo apresentou uma avaliação de desempenho do *ONFC*, tanto na configuração em malha simples, quanto na configuração em cascata. A primeira etapa desta avaliação foi desenvolvida tendo como base simulações digitais para dois tipos de plantas. Na primeira, aplicou-se o controlador proposto, para a configuração em malha simples, no controle de uma planta com características de ação reversa. Esta característica permitiu a validação do método apresentado no capítulo anterior relativo à utilização dos sinais das derivadas das saídas da planta e do controlador para correção de seus pesos.

Já a avaliação da operação em cascata do *ONFC* foi desenvolvida baseada na estrutura de controle vetorial direto da máquina de indução para a alimentação em tensão – *UFOV*. Os resultados obtidos a partir da utilização das equações para a correção dos pesos do *ONFC* na configuração em cascata, foram confrontados aos resultados obtidos a partir da proposta de simplificação da equação (4.56), onde os efeitos da dependência dos pesos das malhas mais internas na atualização de um determinado controlador foram desprezados.

Diferentes simulações foram realizadas para o controle vetorial de motores com diferentes valores de potência. O principal objetivo destas simulações foi o de se avaliar a faixa de variação dos ajustes dos parâmetros fixos deste controlador (β e Δ_{lim}), quando comparados à faixa de variação dos ganhos dos controladores *PI*'s, para as mesmas condições de teste. Foi observada uma boa adaptabilidade do *ONFC* à estas variações na planta sob controle, com uma redução significativa no esforço de ajuste dos parâmetros fixos deste controlador quando comparado ao controlador *PI*.

Além disto, foram utilizadas três figuras de mérito para a comparação do desempenho destes controladores, válidos tanto para as simulações digitais, quanto para as implementações práticas realizadas. São elas o Índice de Queda de Velocidade ao Degrau - *IQVD*, o Tempo de Recuperação ao Degrau - *TRD* e a Integral do Erro Quadrático – *ISE (Integral of Square Error)*.

Dando seqüência ao desenvolvimento deste capítulo, o desempenho do controlador *neurofuzzy* proposto foi avaliado através de sua implementação prática do controle vetorial de um motor de indução de 2 CV, ainda adotando-se a estratégia de comparação com os controladores *PI*'s. Os resultados obtidos confirmaram os bons resultados observados a partir das simulações digitais.

Por fim, foram apresentadas algumas considerações para implementação prática do *ONFC*, principalmente no que tange à tendência de crescimento dos módulos de seus pesos durante o regime permanente. Este crescimento se deve ao processo de aprendizagem que leva em conta o erro do sistema de controle, que na prática, nunca é nulo. Duas estratégias para solução deste problema foram desenvolvidas. A estratégia que apresentou um melhor desempenho, a *Correção por Limite*, reduz o valor dos pesos quando estes ultrapassam um valor limite, sem que hajam perturbações no sistema de controle.

Desta forma, este capítulo encerra a apresentação das três principais propostas desenvolvidas neste trabalho, quais sejam, o procedimento de identificação de parâmetros da máquina de indução, o desenvolvimento do estimador de fluxo de estator com a utilização do modelo de tensão da máquina de indução com compensação de *offsets* e o desenvolvimento do controlador *neurofuzzy ONFC*.

Capítulo 6

Conclusões e Considerações Finais

O desenvolvimento deste trabalho foi realizado em três principais etapas. A primeira compreendeu o detalhamento e implementação prática de procedimentos para identificação de parâmetros da máquina de indução. A segunda etapa tratou do desenvolvimento de um estimador de fluxo de estator utilizando o modelo de tensão da máquina de indução com compensação de *offsets*. A terceira e mais importante etapa deste trabalho, compreendeu o desenvolvimento de uma nova proposta de controladores *neurofuzzy*, o *ONFC - Online Neurofuzzy Controller*.

Os procedimentos para identificação de parâmetros da máquina de indução utilizando o próprio inversor como elemento de teste, envolveram o detalhamento dos aspectos teóricos de cada método avaliado. A condição *standstill* (motor parado) foi utilizada como base para a maioria dos métodos de identificação apresentados, com exceção da estimação da corrente de magnetização e fluxos de estator e rotor, onde utilizou-se a estratégia *V/f constante* para a obtenção das variáveis utilizadas para estimação destas grandezas.

As principais contribuições desta etapa do trabalho foram a alteração do modelo da máquina de indução para a determinação das tensões induzidas nos seus terminais durante a desconexão das mesmas da fonte de alimentação, permitindo a simulação do método de estimação da constante de tempo de rotor apresentada; a estimação dos principais parâmetros da máquina de indução, inclusive com uma análise de sensibilidade de erros na relação normalizada entre as indutâncias de dispersão de estator e rotor; a validação dos métodos de estimação de parâmetros discutidos através de simulações digitais, onde não existem problemas relacionados à medições; a disponibilização dos parâmetros utilizados no programa de acionamento da máquina de indução desenvolvido neste trabalho.

A etapa relativa à estimação de fluxo do estator através do modelo de tensão da máquina de indução apresentou um estudo dos principais problemas relacionados a este estimador. Os efeitos dos *offsets* das medições de corrente e tensão nesta estratégia de estimação de fluxo de estator foram analisados com mais profundidade, por se tratarem dos maiores responsáveis pela dificuldade de utilização deste estimador em aplicações práticas. A partir destes estudos, foi desenvolvida uma metodologia para a identificação e compensação dos *offsets* das medições de tensão e corrente e suas integrais, de forma a permitir implementações práticas deste tipo de estimador de fluxo de estator. Os resultados experimentais obtidos, tanto no acionamento do motor de indução em malha aberta (estratégia *V/f constante*), quanto no acionamento em malha fechada (controle vetorial – *UFOV*), comprovaram o bom desempenho do estimador proposto.

A principal etapa deste trabalho, relativa ao desenvolvimento do *ONFC*, envolveu primeiramente, a apresentação dos conceitos básicos da rede *neurofuzzy* NFN, que é a base do controlador proposto. Na seqüência, a estrutura do *ONFC* foi apresentada. A partir daí, foram desenvolvidas as equações de saída do *ONFC*, bem como as equações de atualização de seus pesos, tanto para a configuração em malha simples, quanto para a configuração em cascata.

A principal estratégia de análise do desempenho do controlador proposto envolveu a sua utilização no controle vetorial de motores de indução. Diferentes simulações foram realizadas para o controle de motores com diferentes valores de potência, tendo sido observada uma menor variação dos ajustes dos parâmetros fixos do *ONFC*, quando comparados à faixa de variação dos ganhos dos controladores *PI*'s, para as mesmas condições de teste. Além disto, foi observado uma boa adaptabilidade do *ONFC* frente a estas variações na planta sob controle, com uma redução significativa no esforço de ajuste dos parâmetros fixos deste controlador quando comparado aos controladores convencionais *PI*.

A implementação prática do controle da máquina de indução com o *ONFC* e o *PI* confirmaram os resultados obtidos nas simulações digitais, principalmente em relação a boa resposta dinâmica proporcionada pelo *ONFC*, e ao reduzido esforço para ajuste dos parâmetros fixos do controlador proposto.

Finalmente deve-se salientar que a implementação prática do *ONFC* evidenciou a necessidade de limitação dos pesos da rede quando da operação do sistema em regime permanente. A razão desta necessidade é a tendência de crescimento dos pesos do controlador nesta condição de operação, devido ao processo de aprendizagem que leva em conta o erro do sistema de controle, que na prática, nunca é nulo. Foram desenvolvidas duas estratégias para solução deste problema. A estratégia que apresentou melhores resultados, a

Correção por Limite , reduz o valor dos pesos quando estes ultrapassam um valor limite, sem que haja perturbações no sistema de controle.

PROPOSTAS DE CONTINUIDADE

Os bons resultados obtidos nas três etapas deste trabalho relativos a procedimentos para identificação de parâmetros da máquina de indução, à estimação de fluxo de estator através do modelo de tensão desta máquina e ao desenvolvimento de um novo controlador *neurofuzzy*, apontam para a exploração mais detalhada destes tópicos, principalmente em relação ao *ONFC*. Desta forma, a seguir são relacionadas algumas propostas de continuidade do trabalho aqui apresentado:

- Implementação prática em sistemas de acionamentos com características industriais dos métodos de identificação de parâmetros e estimação de fluxo de estator da máquina de indução, além do controle vetorial desta máquina através do controlador *neurofuzzy* proposto (sistemas de acionamento baseados em *DSP's*).
- Aplicação do *ONFC* em outros tipos de processos de controle industrial, através de equipamentos tais como *CLP's* e *SDCD's*.
- Desenvolvimento de uma metodologia para ajuste automático dos parâmetros fixos do *ONFC*.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Altug et alli (1997)* Altug, S.; Chow, Mo-Yen – *Comparative Analysis of Fuzzy Inference Systems Implemented on Neural Structures (97)*, Neural Networks, IEEE, Internal Conference on, pp. 426 – 431, 1997.
- Bazaraa (1993)* Bazaraa, M. S.; Sherali, H. D. & Shetty, C. M., *Nonlinear Programming: Theory and Algorithms*, John Wiley & Sons, New York, 1993.
- Blaschke (1972)* Blaschke, F.; *The Principle of Field Orientation as Applied to the New Transvector Closed-Loop System for Rotating Field Machines*. Siemens Review, vol. 34, pp. 217-220, 1972.
- Boldea (1992)* Boldea, I., Nasar, S. A.; *Vector Control of AC Drives*, Florida: CRC Press, Inc., 1992.
- Bose (1986)* Bose, B. K.; *Power Eletronics and AC Drives*, Prentice Hall Inc., Englewood Cliffs, 1986.
- Bose (1996)* Bose, B. K.; *Power Eletronics and Variable Frequency Drives. Techonology and applications*, Wiley-IEEE Press, September, 1996.
- Braga et alli (2000)* Braga, A. P.; Ludermir, T. B.; Carvalho, A. C. P. L. F, *Redes Neurais Artificiais – Teoria e aplicações*, Editora LTC – 2000.
- Caminhas et alli (1996 a)* Caminhas, W.M.; Tavares, H.M.F. & Gomide, F.A.C. *Rede Lógica Neurofuzzy; Aplicação em Diagnóstico de Falhas em Sistemas Dinâmicos*, Anais do XI Congresso Brasileiro de Automática, vol I, pp. 495-464, São Paulo, Brasil, 1996.
- Caminhas et alli (1996 b)* Caminhas, W.M.; Tavares, H.M.F. & Gomide, F.A.C. *A Neurofuzzy Approach for Fault Diagnosis in Dynamic System*, Proc IEEE International Conference on Fuzzy Systems FUZZ - IEEE, vol 3, pp. 2032-2037, New Orleans, USA, September, 1996.

- Caminhas et alli (1998)* Caminhas, W.M.; Pereira, G. A. S.; Tavares, H.M.F. & Gomide, F.A.C. *Identificação de Sistemas Dinâmicos: Abordagem Baseada em Neurônio Nebuloso*. In Anais do V Simpósio Brasileiro de Redes Neurais (SBRN 98), Belo Horizonte – MG, pp. 105 – 110, Dezembro 1998.
- Chow et alli (1998)* Chow, Mo-Yuen – *Methodologies of Using Neural Network and Fuzzy-Logic Technologies for Motor Incipiente Fault Detection* – 1998 – World Scientific Publishing Co Inc, January, 1998.
- Cruz et alli (1990)* Cruz, F. R. B., Duarte, M. A., Júnior, Pyramo P. C.; *Simulação Digital de Correntes Descontínuas em Motores de Indução*. 8^o CBA, pp. 1009 - 1014 – UFPA – Belém – PA, 1990.
- De Doncker et alli (1994)* De Doncker, R. W., Novotny, D. W.; *The Universal Field Oriented Controller*. IEEE Trans. On Ind. Appl., vol. 30, n. 1, pp. 367-376, Jan/Feb 1994.
- Dexter et alli (1997)* Dexter, A.L.; Benouarets, M. *Model-Based Fault Diagnosis Using Fuzzy Matching*. IEEE Transactions on Systems, Part A. vol 27, no 5, pp. 673-682 – 1997.
- Depenbroc, (1988)* Depenbrock, M. *Direct Self-control (DSC) of Inverter-fed Induction Machine*. IEEE Trans. Power Electronics, vol. 3, no. 4, pp. 420 – 429, October 1988.
- Filippeti et alli (1973)* Filippeti, F.; Francischini, G.; Tassoni, C – *Recent Developments of Induction Motor Drives Fault Diagnosis using AI Techniques (98)* IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 47, pp. 994 - 1004.
- Gouvêa (1995)* Gouvêa, Marlon R.; *Controle de Velocidade de Sistemas de Içamento de Cargas de Pontes Tenazes*, Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, UFMG, Belo Horizonte, 1995.
- Gouvêa et alli (1996)* Gouvêa, Marlon R.; Menezes, B. R.; Silva, S. R.; *Estudo comparativo de técnicas de acionamento de motores de indução aplicados à sistemas de içamento de cargas*, XI Congresso Brasileiro de Automática, São Paulo, Setembro de 1996.

- Gouvêa et alli (2001)* Gouvêa, Marlon R.; Santos, Manuel E.; Nazareth, Paulo R. P.; *Conservação de energia na Açominas com acionamentos a velocidade variável com motor de indução*, XXIII Seminário de Balanços Energéticos Globais e Utilidades, Timóteo - MG, julho de 2001.
- Gouvêa et alli (2002 a)* Gouvêa, Marlon R.; Baccarini, Lane M. R.; Caminhas, Walmir M.; *Detecção e Diagnóstico de Falhas em Conversores Duais Aplicados a Acionamentos Elétricos de Corrente Contínua*. Neural Networks, 2002. Proceedings. VII Brazilian Symposium on, pp. 11 – 14, Nov. 2002.
- Gouvêa et alli (2002 b)* Gouvêa, Marlon R.; Braga, A. P; Caminhas, Walmir M. *Aplicação de Inteligência Computacional na Determinação da Força de Laminação*. VI Seminário de Automação de Processos, Vitória, ES. Anais do VI Seminário de Automação de Processos, 2002. vol. 1, pp. 134 – 143, 09 e 10 de outubro de 2002.
- Gouvêa et alli (2004 a)* Gouvêa, Marlon R.; Menezes, B. R.; Figueiredo, E. S.; Baccarini, Lane M. R.; Parma, G. G.; Caminhas, Walmir M. *Stator Flux Estimation with DC Offset Compensation*. XV Congresso Brasileiro de Automática, pp. 1 – 6, Gramado, Setembro de 2004.
- Gouvêa et alli, (2004 b)* Gouvêa, Marlon R.; Menezes, B. R.; Figueiredo, E. S.; Baccarini, Lane M. R.; Caminhas, Walmir M. *Practical Implementation of Induction Motor Parameters Identification Methods Using Frequency Inverters*. VI INDUSCON, cd-rom,. Joinville, outubro de 2004.
- Hasse (1969)* Hasse, K. *On the Dynamics of Speed Control off Static ac Drives with Squirrel-cage Induction Machines*. Phd Thesum, TH Darmstadt, Darmstadt – Germain, 1969.
- Holtz et alli (2003)* Holtz, J.; Quan, J. *Drift-and Parameter-Compensated Flux Estimator for Persistent Zero-Stator-Frequency Operation of Sensorless-Controlled Induction Motors*. IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 39, n. 4, July/August 2003.
- Hong-Wen et alli (2003)* Hong_Wen, W.; Gang Ge; Nan. T; Han-PO Z.; Li-Ping Y;. *Ac Induction Motor Direct Torque Control System with Fuzzy Controller*. IEEE Machine Learning and Cybernetics, International Conference on, vol. 2, pp. 800-802, nov, 2003.

- Hori et alli (1987)* Y. Hori, V. Cotter and Y. Kaya. *A Novel Induction Machine Flux Observer and Its Application to a High Performance AC Drive System*. Proceedings of 10th World Congress on Automatic Control – IFAC, Vol. 3, pp. 355-360, Munich, 1987.
- Hornik et alli (1989)* Hornik, K.; Stinchcombe, M., White, H.. *Multilayer Feedforward Networks Are Universal Approximations*. Neural Networks, vol. 2, pp. 359-366, 1989.
- IEEE Std 112 (1996)* *IEEE- Stander 112 Standart Test Procedure for Polyphase Induction Motors and Generators*. 1996.
- Jang et alli (1997)* Jang, J. S. R.; C. T. Sun, E. Mizutani. *Neurofuzzy and Soft Computing*. Prentice Hall, 1997.
- Justino (2004)* Justino, Júlio C. G. *Redes Neurais Artificiais com Treinamento On-line Aplicadas ao Controle do Motor de Indução*. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, UFMG, Belo Horizonte, 2004.
- Khambadkone et alli (1991)* Khambadkone, A. M.; Holtz, J.; *Vector-Controlled Induction Motor Drive with a Self-Commissioning Scheme*. IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 38, p. 322 – 327, October 1991.
- Kouzi et alli (2003)* Kouzi, K; Mokrani, L.; Nait-Said, M-S. *A New Design of Fuzzy Logic Controller with Fuzzy Adapted Gains Based on Indirect Vector Control for Induction Motor Drive*. IEE, System Theory 2003. Proceedings of the 35th Southeastern Symposium on, pp. 362 – 366, 2003.
- Landim et alli (2000)* Landim, Régis P.; Menezes, Benjamim R.; Silva, Selênio R.; Caminhas, Walmir M.; *On-Line Neo-Fuzzy-Neuron State Observer*, IEEE, Proceedings Sixth Brazilian Symposium, pp. 196 - 203, nov 2000.
- Lipo et alli (1977)* Lipo, T. A. *Flux Sensing and Control of Static AC Drives by the Use of Flux Coils*. IEEE Trans. on Magnetics, 13(5), pp. 1403 – 1408, 1977.
- Lipo et alli (1986)* Lipo, T. A. & Chang, K. C. A. *New Approach to Flux and Torque-Sensing in Induction Machines*. IEEE Trans. on Industry Applications, 22, 731-733 – 1986.

- Lipo et alli (1996)* Lipo, T. A. & Novotny, D. W. *Dynamics and Control of AC Drives*. Clarendon Press, Oxford, USA, 1996.
- Maia et alli (1998)* Maia, Carlos A.; Resende, Peterson. *Um Controlador Neural Gain Scheduling Para Plantas não-lineares*. SBA Controle & Automação. vol. 9, n. 3. Outubro e Dezembro de 1998.
- Mamdani (1975)* E. H Mamdani and S. Assilian. *Na experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controler*. International urnal of Man-Machine Studies, 7(1): pp. 1-13, 1975.
- Miki et alli (1993)* Miki, I.; Kumano, T.; Yamada, T. *Auto-Tuning based on Fuzzy Reasoning for Speed Controller in Vector-Controlled Induction Motor Drives*. IEEE. Industry Applications Society. Annual Meeting, 1993.
- Nash (1997)* Nash, James N.; *Direct Torque Control, Induction Motor Vector Control Without an Encoder*. IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 33, Issue 2, pp 333 – 341, March-April 1997.
- Nauck (1997)* Nauck, D.; Klawonn, F.; Kruse, R., *Foundations of Neurofuzzy Systems*, John Wiley & Sons Ltd. 1997.
- Neves (1999)* Neves, Francisco, *Acionamento de Alto Desempenho com Máquinas de Indução Alimentadas em Tensão: Desenvolvimento de Novas Estratégias de Controle*. Tese de Doutorado, Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, UFMG, Belo Horizonte, 1999.
- Nied et alli (2004)* Nied, Ademir; Gouvêa, Marlon R.; Caminhas, W. M.; Menezes, B. R.; Junior, Seleme I. S; Parma, G. G. *Performance Evaluation of Flux Estimators and Observers for Induction Motors*. VI INDUSCON, Joinville, outubro de 2004.
- Nunes (1996)* Nunes, W. & Gomide, F. A. C. (1996). *Previsão de Temperaturas para Alimentos em Congelamento*. Relatório Técnico do Projeto Rhae-CNPq/Multibras - Processo 16081-96, DCA/FEEC/Unicamp.
- Oliveira (1991)* Oliveira, J. C. R. *Contrôle d'un Variateur Asynchrone sons Capteur de Vitesse. Estimation du Flux, du Couple et de la Vitesse. Réalisation de la Commande Numérique*. These de Doctour, INPT, Toulouse – France, 1991.

- Ong (1997) Ong, Chee-Mun. *Dynamic of Electric Machinery*. School of Electrical & Computer Engineering, Purdue University - West Lafayette, Indiana. Prentice Hall PTR, 1997
- Parma et alli (1998) Parma, G. G.; Menezes, B. R.; Braga, A. P.; Oliveira, J. C. R. and Aguirre, L. A. *Observador neural de fluxo estatórico com treinamento on-line*. Proceedings of XII Brazilian Automatic Control Conference – XII CBA, vol. IV, pp. 1301-1306, 1998.
- Parma (2000) Parma, Gustavo G. *Treinamento de Redes Neurais Artificiais Baseado em Sistemas de Estrutura Variável com Aplicações em Acionamentos Elétricos*. Tese de Doutorado, Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, UFMG, Belo Horizonte, 2000.
- Peixoto (2000) Peixoto, Zélia M. A. *A Estimação de Parâmetros e os Conversores Multiníveis com Capacitor Flutuante no Acionamento de Máquinas de Indução*. Tese de Doutorado, Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, UFMG, Belo Horizonte, 2000.
- Rocha (1999) Rocha, Anderson V.; *Implementação Digital de um Observador de Fluxo Estatórico e da Medição do Fundamental de Tensão*, Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, UFMG, Belo Horizonte, 1999.
- Rumelhart (1986) D. E. Rumelhart, G. E. Hilton, and R.j. Williams. *Learning representations by back-propagation errors*. Nature, 323:pp. 533-536, 1986.
- Rosenblatt (1958) F. Rosenblatt. *The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain*. Psychological Review, vol. 65, pp. 386-408, 1958.
- Rosenblatt (1962) Rosenblatt, F. *Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the theory of brain mechanisms*. Spartan Books, New York, 1962.
- Salvadori (2000) Salvadori, Fabiano. *Sistema de Acionamento Digital para Máquina Assíncrona Utilizando Estratégias de Controle Mono e Multivariáveis sem Sensor de Velocidade*, Tese de Doutorado, Universidade Federal da Paraíba, Campina Grande, 2000.

- Schierling (1988)* Schierling, H. *Self-Commissioning – A Novel Feature of Modern Inverter-Fed Induction Motor Drives*. Power Electronics and Variable-Speed Drives, Third International Conference on, jul. 1988, pp. 287-290.
- Silva (1994)* Silva, S. R., *Sistemas Elétricos de Alto Desempenho a Velocidade Variável: Estratégia de Controle e Aplicações*. Tese para concurso de Professor Titular do Departamento de Engenharia Elétrica da UFMG - CPDEE, Belo Horizonte, outubro de 1994.
- Stopa (1997)* Stopa, M. M.; *Controle do Motor de Indução por Orientação de Campo: Uma Implementação Utilizando um Conversor PWM Reversível*. Dissertação de Mestrado, PPGEE-UFMG, 1997.
- Sugeno (1988)* M. Sugeno and G. T. Kang. *Structure identification of fuzzy model*. Fuzzy Sets and Systems, 28: pp.15-33, 1988.
- Takagi (1979)* T. Takagi and M. Sugeno. *An approach to fuzzy reasoning method*. In Madan M. Gupta, Rammohan K. Ragade, and Ronald R. Yager, editors, *Advances in fuzzy set theory and applications*, pp. 137-149. North-Holland, Amsterdam, 1979.
- Takagi (1985)* T. Takagi and M. Sugeno. *Fuzzy Identification System and Its Applications to Modeling and Control*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 15: pp.116-132, 1985.
- Vas (1990)* Vaz, Peter; *Vector Control of Ac Machines*, Clarendon Press, Oxford, 1990.
- Vas (1993)* Vas, Peter. *Parameter Estimation, Condition Monitoring, and Diagnosis of Electrical Machines*. Clarendon Press Oxford, 1993.
- Verghese et alii (1988)* G. C. Verghese and S. R. Sanders. *Observers for flux estimation in induction machines*. IEEE Trans. on Industrial Electronics, vol. 35, no. 1, February 1988.
- Yamakawa (1992)* Yamakawa, T.; Uchino, E.; Miki, T. & Kusanagi. *A Neo Fuzzy Neuron and its Applications to System Identification and Predictions to System Behavior*. Proc. Of the 2nd IIZUKA, Iizuka-Japan, pp. 477-483, 1992.
- Zadeh (1965)* Zadeh, L. A. *Fuzzy Sets*. Information e Control - 1965.

APÊNDICE A: DADOS DA BANCADA EXPERIMENTAL E DOS MOTORES UTILIZADOS

A seguir são apresentados os principais dados dos motores de indução tipo gaiola de esquilo utilizados para obtenção dos resultados de simulações e experimentais (*motor 1*) apresentados neste trabalho, além dos principais dados da bancada de teste.

Motor 1 (2 CV):

Tensão nominal	$V_n = 160 \text{ V}$
Corrente nominal	$I_n = 8.5 \text{ A}$
Resistência de estator :	$R_s = 0,995 \Omega$
Indutância de dispersão de estator:	$L_{ls} = 0,00236 \text{ H}$
Resistência de rotor :	$R_r = 0,696 \Omega$
Indutância de dispersão de rotor:	$L_{lr} = 0,00352 \text{ H}$
indutância de magnetização:	$L_m = 0,0456 \text{ H}$
Momento inércia referido ao eixo do motor:	$J_m = 0,00655 \text{ kgm}^2$

Motor 2 (50 CV):

Tensão nominal	$V_n = 440 \text{ V}$
Corrente nominal	$I_n = 58.0 \text{ A}$
Resistência de estator :	$R_s = 0,087 \Omega$
Indutância de dispersão de estator:	$L_{ls} = 0,0008011 \text{ H}$
Resistência de rotor :	$R_r = 0,0.228 \Omega$
Indutância de dispersão de rotor:	$L_{lr} = 0,0008011 \text{ H}$
indutância de magnetização:	$L_m = 0,034694 \text{ H}$
Momento inércia referido ao eixo do motor:	$J_m = 1,662 \text{ kgm}^2$

Motor 3 (2250 CV):

Tensão nominal	$V_n = 2300 \text{ V}$
Corrente nominal	$I_n = 496.0 \text{ A}$
Resistência de estator :	$R_s = 0,029 \Omega$
Indutância de dispersão de estator:	$L_{ls} = 0,0006 \text{ H}$
Resistência de rotor :	$R_r = 0,0.22 \Omega$
Indutância de dispersão de rotor:	$L_{lr} = 0,0006 \text{ H}$
indutância de magnetização:	$L_m = 0,0345\text{H}$
Momento inércia referido ao eixo do motor:	$J_m = 63,87 \text{ kgm}^2$

Sistema de controle e acionamento:

Micro PC Pentium - 350 MHz

Placa de aquisição de dados sendo amostrada a 4 kHz.

Interface PWM, com uma frequência de chaveamento de 8 kHz.

APÊNDICE B: EQUAÇÕES DA MÁQUINA DE INDUÇÃO TRIFÁSICA PARA UM REFERENCIAL ARBITRÁRIO

O modelo dq da máquina de indução trifásica para um referencial arbitrário é apresentado abaixo. O sobrescrito “e” observado nas equações (B1) à (B4) denota este referencial. Para o caso de um motor de indução do tipo gaiola de esquilo, onde o rotor é curto-circuitado, as tensões de rotor são iguais a zero.

$$\bar{v}_{sd}^e = R_s \bar{i}_{sd}^e + \frac{d\bar{\lambda}_{sd}^e}{dt} - \omega_e \bar{\lambda}_{sq}^e \quad (\text{B.1})$$

$$\bar{v}_{sq}^e = R_s \bar{i}_{sq}^e + \frac{d\bar{\lambda}_{sq}^e}{dt} + \omega_e \bar{\lambda}_{sd}^e \quad (\text{B.2})$$

$$\bar{v}_{rd}^e = R_r \bar{i}_{rd}^e + \frac{d\bar{\lambda}_{rd}^e}{dt} - (\omega_e - \omega_r) \bar{\lambda}_{rq}^e \quad (\text{B.3})$$

$$\bar{v}_{rq}^e = R_r \bar{i}_{rq}^e + \frac{d\bar{\lambda}_{rq}^e}{dt} + (\omega_e - \omega_r) \bar{\lambda}_{rd}^e \quad (\text{B.4})$$

$$T_e = T_{carga} + J \frac{d\omega_r}{dt} + B\omega_r \quad (\text{B.5})$$