



Universidade Federal da Paraíba

Centro de Tecnologia

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica

- Mestrado - Doutorado

**UTILIZAÇÃO DE FILTRO NEURAL ADAPTATIVO PARA ELIMINAR NÍVEIS
DE CC NA ESTIMAÇÃO DO CONJUGADO ELETROMAGNÉTICO EM
MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICO**

Por

Haeckel Van der Linden Filho

*Dissertação de Mestrado apresentada à Universidade Federal da Paraíba para obtenção
do grau de Mestre*

João Pessoa – Paraíba

Março, 2012

HAECKEL VAN DER LINDEN FILHO

**UTILIZAÇÃO DE FILTRO NEURAL ADAPTATIVO PARA ELIMINAR NÍVEIS
DE CC NA ESTIMAÇÃO DO CONJUGADO ELETROMAGNÉTICO EM
MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICO**

Dissertação apresentada ao curso de Pós-Graduação
em Engenharia Mecânica da Universidade Federal
da Paraíba, em cumprimento às exigências para
obtenção do Grau de Mestre.

Orientador: Professor Dr. Simplicio Arnaud da Silva

L744u

Linden Filho, Haeckel Van Der.

Utilização de filtro neural adaptativo para eliminar níveis de CC na estimação do conjugado eletromagnético em motores de indução trifásico / Haeckel Van Der Linden Filho.-- João Pessoa, 2012.

73f. : il.

Orientador: Simplício Arnaud da Silva

Dissertação (Mestrado) – UFPB/CT

1. Engenharia Mecânica. 2. Motor de indução. 3. Filtro adaptativo. 4. Estimação de fluxo. 5. Estimação do conjugado.

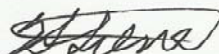
UTILIZAÇÃO DE FILTRO NEURAL ADAPTATIVO PARA ELIMINAR NÍVEIS DE CC NA ESTIMAÇÃO DO CONJUGADO ELETROMAGNÉTICO EM MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS

por

HAECKEL VAN DER LINDEN FILHO

Dissertação aprovada em 28 de março de 2012

Período letivo 2012.1



Prof. Dr. SIMPLICIO ARNAUD DA SILVA
Orientador – UFPB



Prof. ISAAC SOARES DE FREITAS
Examinador Interno – UFPB



Prof. Dr. JOSÉ BEZERRA DE MENEZES FILHO
Examinador Externo – IFPB

DEDICATÓRIA

Dedico esta trabalho a minha esposa Marta Gomes Van der Linden, pelo incentivo e apoio absoluto.

Dedico também a minha mãe Iolanda Barros Cavalcante pelo amor materno e incondicional que sempre dedicou aos seus filhos.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu orientador Professor Dr. Simplício Arnaud da Silva por ter acreditado na minha capacidade de realizar este trabalho, pela sua dedicação ao ensino e a pesquisa científica..

Agradeço também ao Professor Dr. Isaac Soares de Freitas, e ao Doutorando Me. Alexander Patrick Chaves de Sena pelas sugestões que levaram-me a novas ideias na condução deste trabalho.

UTILIZAÇÃO DE FILTRO NEURAL ADAPTATIVO PARA ELIMINAR NÍVEIS DE CC NA ESTIMAÇÃO DO CONJUGADO ELETROMAGNÉTICO EM MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICO

RESUMO

Apresenta-se neste trabalho um estudo do emprego de rede neural ADALINE funcionando como “*notch filter*”, aplicada na estimação do fluxo estatórico para consequente obtenção do conjugado eletromagnético de Motores de Indução Trifásicos (MIT). A estimação do fluxo do estator foi feita por meio do modelo de tensão da máquina de indução, em que é aplicado um integrador diretamente sobre a força contra eletromotriz do estator. O filtro neural adaptativo ADALINE é empregado nesta pesquisa com o objetivo de eliminar os níveis de cc presentes devido ao problema de valores iniciais do integrador nas medições de tensão e corrente. São apresentados resultados simulados e experimentais para validação da estratégia proposta. O algoritmo utilizado nas simulações do filtro neural adaptativo ADALINE foi elaborado na linguagem computacional MATLABTM, e o algoritmo utilizado tanto nas simulações, como nas experiências em laboratório para estimação do fluxo e do conjugado foram elaboradas na linguagem computacional C/C⁺⁺. O hardware utilizado para comprovar a eficácia do método proposto neste trabalho tem como base a plataforma DSP TMS320F28335 da Texas InstrumentsTM, juntamente com o um motor de indução fabricado pela WEG modelo W21 Alto Rendimento.

Palavras-chave: filtro adaptativo, estimação de fluxo, motor de indução, estimação do conjugado

**APPLICATION OF AN ADAPTIVE NEURAL FILTER NETWORK IN ORDER
TO CUT OFF THE DC COMPONENT TO ESTIMATE THE
ELECTROMAGNETIC TORQUE OF THREE-PHASE INDUCTION MOTORS**

ABSTRACT

This work presents a study on the application of an ADALINE neural network acting as a notch filter applied to the estimation of the stator flux, in order to obtain the resulting electromagnetic torque of three-phase induction motors (MIT). The estimation of the stator flux was performed by means of the voltage model of the induction machine, in which a integrator is directly applied over the stator counter electromotive force. The ADALINE neural network adaptive filter is employed in this research with the purpose of eliminating existing CC levels, which are present due to the problem of the initial values of the integrator and in the voltage and current measurements. Simulated and experimental results are presented to validate the proposed strategy. The algorithm used in the ADALINE adaptive neural filter simulations was created on the MATLABTM language, and the algorithm used for both the simulations and the laboratory experiments to estimate the flux and the torque was created in the C/C++ language. The hardware used to confirm the effectiveness of the proposed method is based on the Texas InstrumentsTM DSP TMS320F28335 platform, along with an induction motor manufactured by WEG, model W21 High Efficiency.

Keywords: adaptive filter, flux estimation, induction engine, torque estimation

SUMÁRIO

CAPITULO I.....	001
INTRODUÇÃO GERAL.....	001
1.1 MOTIVAÇÃO E RELEVÂNCIA DO TRABALHO.....	001
1.2 DESCRIÇÃO DOS CAPÍTULOS.....	003
 CAPITULO II.....	 004
FILTRO NEURAL ADAPTATIVO ADALINE USANDO ALGORITMO LMS.....	004
2.1 INTRODUÇÃO.....	004
2.2 FILTRO NEURAL ADAPTATIVO.....	004
2.2.1 ALGORITMO LMS.....	007
2.2.2 CONVERGÊNCIA DO ALGORITMO LMS.....	008
2.3 FILTRO NEURAL ADAPTATIVO CANCELADOR DE RUÍDO ADALINE.....	010
2.4 VERIFICAÇÃO DA EFICÁCIA DO FILTRO NEURAL ADAPTATIVO CANCELADOR DE RUÍDOS ADALINE.....	012
2.5 COMENTÁRIOS E CONCLUSÕES PRELIMINARES.....	014
 CAPITULO III.....	 015
MODELO DINÂMICO DE MOTORES DE INDUÇÃO.....	015
3.1 INTRODUÇÃO.....	015
3.2 MODELO DINÂMICO DE MOTORES DE INDUÇÃO.....	015
3.3 TRANSFORMAÇÃO dq0.....	018
 CAPITULO IV.....	 022
ESTIMAÇÃO DO CONJUGADO DINÂMICO USANDO DOIS FILTROS ADAPTATIVO NEURAIAS ADALINE E UM INTEGRADOR.....	022
4.1 UTILIZANDO FILTROS NEURAIAS.....	022

4.2 SIMULAÇÃO.....	023
4.2.1 SIMULAÇÃO COM MOTOR SUBMETIDO A UMA TENSÃO TRIFÁSICA SENOIDAL 220V _{RMS} 60 Hz.....	024
4.2.2 SIMULAÇÃO COM MOTOR SUBMETIDO A UMA TENSÃO TRIFÁSICA PWM 220V _{RMS} 60 Hz.....	026
4.2.3 SIMULAÇÃO COM MOTOR SUBMETIDO A UMA TENSÃO TRIFÁSICA PWM 110V _{RMS} 30 Hz.....	028
4.2.4 SIMULAÇÃO COM MOTOR SUBMETIDO A UMA TENSÃO TRIFÁSICA PWM 38V _{RMS} 10 Hz.....	030
4.2.5 COMENTÁRIOS E CONCLUSÕES PRELIMINARES.....	032
 CAPITULO V.....	 033
EXPERIÊNCIA LABORATORIAL PARA COMPROVAÇÃO PRÁTICA DA ESTIMAÇÃO DO FLUXO ESTATÓRICO E DO CONJUGADO	 033
5.1 ESPAÇO FÍSICO DA EXPERIÊNCIA.....	033
5.2 RESULTADOS EXPERIMENTAIS.....	036
5.2.1 RESULTADOS COM MOTOR EM VAZIO SUBMETIDO A UMA TENSÃO TRIFÁSICA SENOIDAL 380V _{RMS} 60Hz.....	037
5.2.2 RESULTADOS COM MOTOR COM CARGA SUBMETIDO A UMA TENSÃO TRIFÁSICA SENOIDAL 380V _{RMS} 60 Hz	040
5.2.3 RESULTADOS COM MOTOR EM VAZIO SUBMETIDO A UMA TENSÃO TRIFÁSICA PWM 380V _{RMS} 60 Hz.....	043
5.2.4 RESULTADOS COM MOTOR COM CARGA SUBMETIDO A UMA TENSÃO TRIFÁSICA PWM 380V _{RMS} 60 Hz.....	046
5.2.5 RESULTADOS COM MOTOR COM CARGA SUBMETIDO A UMA TENSÃO TRIFÁSICA PWM 190V _{RMS} 30 Hz.....	049
5.2.6 RESULTADOS COM MOTOR COM CARGA SUBMETIDO A UMA TENSÃO TRIFÁSICA PWM 38V _{RMS} 10 Hz	052
5.2.7 COMENTÁRIOS E CONCLUSÕES PRELIMINARES.....	055
 CAPITULO VI	 056
CONCLUSÕES E SUGESTÕES.....	056

REFERENCIAS.....	057
ANEXOS.....	059
A.1 PROGRAMA NA LINGUAGEM MATLABTM UTILIZADO NO CAPITULO II.....	059
A.2 ESPECIFICAÇÕES DO MOTOR DE INDUÇÃO W21Alto Rendimento Plus.....	062

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1 Diagrama em blocos de um combinador adaptativo linear	005
Figura 2.2 Curva 3D típica do MSE de um combinador linear com dois pesos.....	007
Figura 2.3 Curva de aprendizagem idealizada do algoritmo LMS.....	009
Figura 2.4 Diagrama em blocos do filtro adaptativo cancelador de ruídos.....	011
Figura 2.5 a) a) Curva do sinal	013
Figura 2.5 b) Curva da integral de $\sin(2\pi 60nT + \pi/4)$	013
Figura 2.5 c) Curva do desajustamento “ Δ ”	013
Figura 2.5 d)) Curva da integral de $\sin(2\pi 60nT + \pi/4)$ filtrada pelo filtro neural adaptativo.....	013
Figura 3.1 Diagrama esquemático de um motor de indução.....	015
Figura 3.2 Convenções utilizadas em uma bobina.....	017
Figura 3.3 (a) Enrolamento trifásico.....	018
Figura 3.3 (b) Enrolamento dq0 equivalente.....	018
Figura 4.1 Diagrama em blocos do integrador baseado em filtro neural.....	023
Figura 4.2 Fluxo estatórico “d” e “q” com alimentação senoidal (60Hz).....	024
Figura 4.3 Diferença entre os fluxos “d” e “q” calculado e estimado, senoidal (60Hz)....	024
Figura 4.4 Curvas dos conjugados estimado e calculado, senoidal (60Hz).....	025
Figura 4.5 Diferença entre os conjugados estimado e calculado, senoidal (60Hz).....	025
Figura 4.6 Curvas dos conjugados estimado e calculado nos primeiros 15 segundos.....	025
Figura 4.7 Fluxos estatórico “d” e “q” calculado e estimado, PWM (60 Hz).....	026
Figura 4.8 Diferença entre os fluxos “d” e “q” calculado e estimado, PWM (60 Hz).....	026
Figura 4.9 Curvas dos conjugados estimado e calculado, PWM (60 Hz).....	027
Figura 4.10 Diferença entre o conjugado calculado e o conjugado estimado.....	027
Figura 4.11 Curvas dos conjugados estimado e calculado nos primeiros 12 segundos.....	027
Figura 4.12 Fluxo estatórico “d” e “q” calculado e estimado, PWM (30 Hz).....	028
Figura 4.13 Diferença entre os fluxos “d” e “q” calculado e estimado PWM (30 Hz).....	028

Figura 4.14	Curvas dos conjugados estimado e calculado alimentação PWM (30Hz).....	029
Figura 4.15	Diferença entre os conjugados estimado e calculado PWM (30 Hz).....	029
Figura 4.16	Curvas dos conjugados estimado e calculado nos primeiros 12 segundos.....	029
Figura 4.17	Fluxos estático “d” e “q” calculado e estimado PWM (10Hz).....	030
Figura 4.18	Diferença entre os fluxos “d” e “q” calculado e estimado PWM (10 Hz).....	030
Figura 4.19	Curvas do conjugado estimado e conjugado calculado PWM (10Hz).....	031
Figura 4.20	Diferença entre os conjugados calculado e estimado PWM (10Hz).....	031
Figura 4.21	Curvas dos conjugados estimado e calculado nos primeiros 10 s	031
Figura 5.1	Diagrama em blocos do protótipo para acionamentos.....	034
Figura 5.2	Hardware “eZdsp TM F28335 Starter Kit.....	034
Figura 5.3	Motor de indução e kit simulador de carga.....	035
Figura 5.4	Inversor utilizado na experiência.....	035
Figura 5.5	Vista panorâmica do protótipo para acionamento de motor de indução	036
Figura 5.6	Motor WEG W21 Alto Rendimento.....	037
Figura 5.7	a) Corrente i_{sd}^s , b) Tensão v_{sd}^s , c) Fluxo λ_{sd}^s	037
Figura 5.8	a) Corrente i_{sq}^s , b) Tensão v_{sq}^s , c) Fluxo λ_{sq}^s	038
Figura 5.9:	a) Fluxos estático “d” e “q”.....	039
Figura 5.9:	b) Conjugado estimado com e sem filtro.....	039
Figura 5.9:	c) Conjugado medido com e sem filtro	039
Figura 5.9:	d) Conjugado medido e estimado com filtro.....	039
Figura 5.10	a) Corrente i_{sd}^s , b) Tensão v_{sd}^s , c) Fluxo λ_{sd}^s	040
Figura 5.11	a) Corrente i_{sq}^s , b) Tensão v_{sq}^s , c) Fluxo λ_{sq}^s	041
Figura 5.12	a) Fluxos estático “d” e “q”.....	042
Figura 5.12	b) Conjugado estimado com e sem filtro	042
Figura 5.12	c) Conjugado medido com e sem filtro	042
Figura 5.12	d) Conjugado medido e estimado com filtro.....	042
Figura 5.13	a) Corrente i_{sd}^s , b) Tensão v_{sd}^s , c) Fluxo λ_{sd}^s	043
Figura 5.14	a) Corrente i_{sq}^s , b) Tensão v_{sq}^s , c) Fluxo λ_{sq}^s	044
Figura 5.15	a) fluxos estático “d” e “q”.....	045
Figura 5.15	b) Conjugado estimado com e sem filtro.....	045
Figura 5.15	c) Conjugado medido com e sem filtro	045
Figura 5.15	d) Conjugados medido e estimado com filtro.....	045
Figura 5.16	a) Corrente i_{sd}^s , b) Tensão v_{sd}^s , c) Fluxo λ_{sd}^s	046

Figura 5.17 a) Corrente i_{sq}^s , b) Tensão v_{sq}^s , c) Fluxo λ_{sq}^s	047
Figura 5.18 a) Fluxos estatórico “d” e “q”.....	048
Figura 5.18 b) Conjugado estimado com e sem filtro.....	048
Figura 5.18 c) Conjugado medido com e sem filtro.....	048
Figura 5.18 d) Conjugado medido e estimado com filtro.....	048
Figura 5.19 a) Corrente i_{sd}^s , b) Tensão v_{sd}^s , c) Fluxo λ_{sd}^s	049
Figura 5.20 a) Corrente i_{sq}^s , b) Tensão v_{sq}^s , c) Fluxo λ_{sq}^s	050
Figura 5.21 a) Fluxos estatórico “d” e “q”.....	051
Figura 5.21 b) Conjugado estimado com e sem filtro	051
Figura 5.21 c) Conjugado medido com e sem filtro.....	051
Figura 5.21 d) Conjugado medido e estimado com filtro.....	051
Figura 5.22 a) Corrente i_{sd}^s , b) Tensão v_{sd}^s , c) Fluxo λ_{sd}^s	052
Figura 5.23 a) Corrente i_{sq}^s , b) Tensão v_{sq}^s , c) Fluxo λ_{sq}^s	053
Figura 5.24 a) Fluxos estatórico “d” e “q”.....	054
Figura 5.24 b) Conjugado estimado com e sem filtro.....	054
Figura 5.24 c) Conjugado medido com e sem filtro.....	054
Figura 5.24 d) Conjugado medido e estimado com filtro.....	054

LISTA DE SÍMBOLOS

ADALINE - ADaptive LInear NEuron

C_e = Conjugado eletromagnético

C_{mec} – Conjugado mecânico estimado

dq0 = Eixo direto e em quadratura

DSP – Digital Signal Processor

$E[.]$ - “Expectation function”

i_r^r = Matriz de correntes trifásicas do rotor

i_{sdq}^g = Matriz de correntes estatóricas “dq”

i_s^s = Matriz de correntes trifásicas do estator

LMS – Least-Mean-Square

$\bar{L}_{ss}$ = Matriz de indutâncias do estator

$\bar{L}_{rr}$ = Matriz de indutâncias do rotor

$\bar{L}_{sr}$ = Matriz de indutância mútua entre estator e rotor

$\bar{L}_{rs}$ = Matriz de indutância mútua entre rotor e estator

MIT – Motor de Indução Trifásico

MSE - Mean Square Error

n - Numero de interações

n_1 - Entrada de referencia no filtro neural adaptativo

P = Par de polos

$r_1 = r_2 = r_3 = r_r^r$: Fases do rotor trifásico do motor de indução

$s+n_0$ – Entrada primaria no filtro neural adaptativo

$s_1 = s_2 = s_3 = s_s^s$: Fases do estator trifásico do motor de indução

v_r^r = Matriz de tensões trifásicas do rotor

v_s^s = Matriz de tensões trifásicas do estator

μ - taxa de aprendizagem

Δ - Taxa de desajustamento em porcentagem

λ_{s123}^s = Fluxo nos enrolamentos do estator trifásico

λ_{r123}^r = Fluxo nos enrolamentos do rotor trifásico.

λ_{sdq}^g = Fluxo estatórico “d” e “q”

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO GERAL

A exigência por melhorias na qualidade dos produtos aliada a uma maior produtividade nos processos industriais tem impulsionado as pesquisas de desenvolvimento de sistemas de acionamentos de máquinas elétricas de alto desempenho.

Segundo a WEG Equipamentos Elétricos S.A os motores de indução trifásicos (MIT), principalmente os que utilizam rotor tipo *gaiola de esquilo*, devido a sua grande robustez e simplicidade e por custarem menos que os outros motores elétricos equivalentes, são os mais utilizados nos sistemas de máquinas acionadas.

Este trabalho apresenta uma estratégia para a estimação em tempo real do conjugado eletromagnético de um MIT com rotor tipo *gaiola de esquilo*, utilizando dois filtros neurais adaptativos (ADALINE¹) e uma integral pura.

1.1 MOTIVAÇÃO E RELEVÂNCIA DO TRABALHO

Nas últimas duas décadas a comunidade científica tem realizado diversas pesquisas para aperfeiçoar as técnicas de acionamentos de motor de indução produzindo sistemas cada vez mais eficientes. Segundo ZANG, C., CAO, X., 2009, em sistemas de alta performance aplicado a controle de velocidade e torque de motores de indução, duas estratégias são mais usuais: a) o controle de campo orientado, b) o controle direto de torque. De acordo com (CIRRINCIONE, M. *et al.*, 2004) na maioria dos sistemas de controle de torque de alto desempenho abrangendo a conversão de energia elétrica para energia mecânica, em particular com uso de motores de indução, um dos elementos chave é a estimação do fluxo eletromagnético, seja do rotor, utilizando modelos de corrente, ou

¹ ADALINE ADaptive LINEar Element termo criado por Bernard Widrow e Ted Hoff na Stanford University em 1960

do estator utilizando modelos da tensão, sendo que a estimação do fluxo do estator é a preferida dos sistemas de alto desempenho, pois permite a utilização de técnicas *sensorless*. A vantagem de se usar esta técnica é que a estimação do fluxo é feita em malha aberta sem o uso de sensores de velocidade. A eliminação dos sensores de velocidade, concomitante com cabos para os respectivos sensores, reduz a complexidade da estrutura física de acionamento, torna o sistema menos propenso a captação de ruídos eletromagnéticos indesejáveis, aumenta a confiabilidade do sistema, reduz a necessidade de manutenção, e consequentemente reduz também o custo proveniente da manutenção.

O surgimento nos últimos anos dos microprocessadores especializados em processamento digital de sinal “DSPs” operando em ponto flutuante, tem possibilitado o surgimento de novos algoritmos que utilizam operações matemáticas mais precisas para estimação do fluxo eletromagnético do controle de velocidade e do conjugado de uma máquina de indução em tempo real.

Ao utilizar integrais puras nos algoritmos para a estimação do fluxo do estator das máquinas de indução, depara-se com a presença de níveis de cc que afetam a precisão da estimação do fluxo. Em particular haverá sempre um nível de cc no sinal a ser processado antes do integrador. Caso o nível de cc não seja eliminado o integrador será levado à saturação.

Dependendo das condições iniciais, poderá haver também um nível de cc na saída do integrador puro. Ao se integrar um sinal senoidal, o nível de cc apenas não ocorrerá nas situações em que o sinal de entrada no integrador puro iniciar e terminar nos picos. Esta condição é praticamente impossível de acontecer em sistemas de controles de máquinas em tempo real. A não eliminação deste nível de cc levará a uma estimação incorreta do fluxo, e consequentemente a estimação com erros não toleráveis do conjugado eletromagnético.

Este trabalho propõe o uso de filtros neurais adaptativos ADALINE para o cancelamento dos níveis de cc que estão sempre presentes durante o cálculo do fluxo estatórico e do conjugado eletromagnético do motor de indução.

Segundo ZANG, C., CAO, X., 2009, as vantagens de se usar filtro neural adaptativo ADALINE para a eliminação de níveis de cc em detrimento dos “notch filter” convencionais, são que os filtros neurais adaptativos ADALINE têm custo computacional muito baixo, utilizam algoritmo bem mais simples e são muito mais fáceis de implementar.

1.2 DESCRIÇÃO DOS CAPÍTULOS

Os próximos capítulos estão organizados conforme descrição a seguir:

O Capítulo 2 apresenta uma síntese da teoria do filtro neural adaptativo ADALINE e uma simulação de um filtro neural adaptativo utilizado para eliminar o nível de cc presente na saída de um integrador baseado na equação de *Newton-Cotes*, ou “Regra do Trapézio” como é mais conhecida. A simulação do filtro neural utiliza o algoritmo do mínimo quadrado médio (LMS), em plataforma do programa computacional MATLABTM.

No Capítulo 3 é apresentado um modelo da máquina de indução elétrica. A transformação matemática das grandezas de estator em suas componentes de eixo direto e em quadratura dq0 é formalizada.

No Capítulo 4 o fluxo e conjugado dinâmico de um motor de indução são estimados através de simulações em algoritmo que utiliza a plataforma do programa de computador C/C++. Nestas simulações dois filtros neurais são utilizados para eliminar os níveis de cc na entrada e na saída de um integrador, baseado na equação de *Newton-Cotes*, ou “Regra do Trapézio”.

No capítulo 5 são apresentados os resultados dos experimentos realizados nos laboratórios do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal da Paraíba, para comprovar na prática a eficácia do filtro neural adaptativo ADALINE na estimação do fluxo estatórico e do conjugado de um motor de indução.

CAPÍTULO II

FILTRO NEURAL ADAPTATIVO ADALINE UTILIZANDO ALGORITMO LMS

2.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo é apresentada uma síntese da teoria do filtro neural adaptativo ADALINE e uma simulação do filtro ADALINE no programa computacional MATLAB, com o objetivo de eliminar o nível de cc na saída de um integrador baseado na equação de *Newton-Cotes*, ou “Regra do Trapézio”.

O termo ADALINE foi utilizado pela primeira vez por WIDROW e HOFF em 1960 (ARBIB, 2003 pp.871). Na literatura sobre redes neurais o termo ADALINE é algumas vezes substituído por neurônios adaptativos. No contexto deste estudo, enfoca-se a análise do filtro neural adaptativo ADALINE empregado como filtro cancelador de ruídos, utilizando o algoritmo dos mínimos quadrados (LMS), conforme descrito por WIDROW, & WALACH. (2008).

2.2 FILTRO NEURAL ADAPTATIVO

O principal componente da maioria dos sistemas neurais adaptativos é o combinador adaptativo linear apresentado em blocos na Figura 2.1.

Os “n” dados da entrada são multiplicados por seu peso correspondente e somado para formar o sinal de saída “ y_k ”. As entradas devem ocorrer simultaneamente e discretamente no tempo.

O vetor sinal de entrada é dado por:

$$\mathbf{X}_k = [x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{lk}, \dots, x_{nk}]^T \quad (2.1)$$

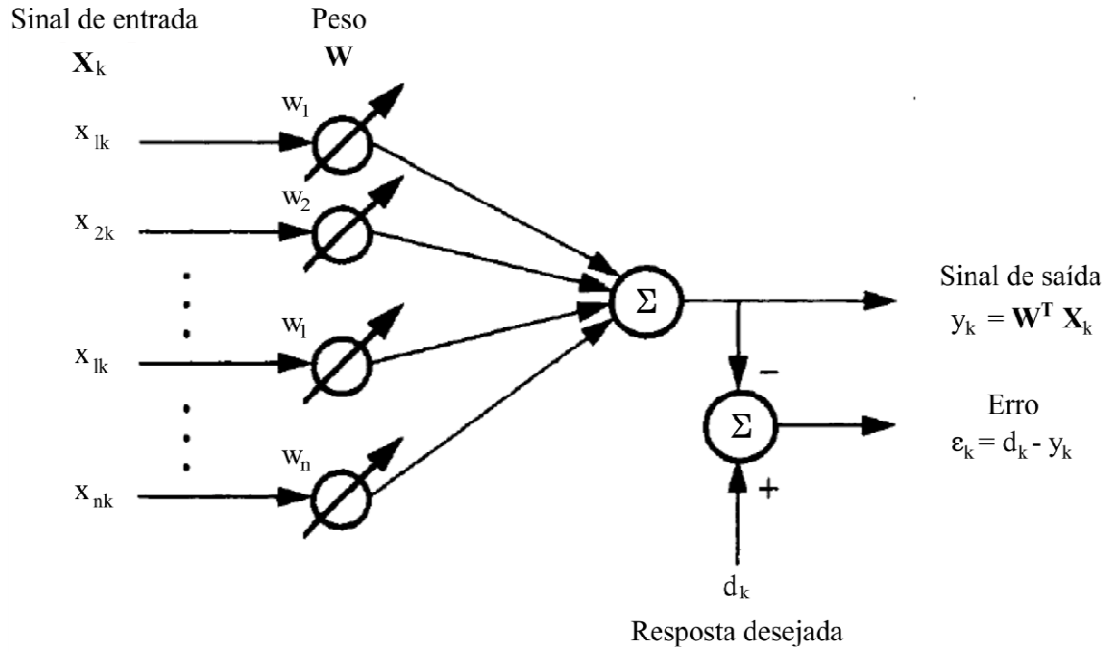


Figura 2.1 Diagrama em blocos de um combinador adaptativo linear
Adaptado de WIDROW & WALACH (2008 pp. 61)

Os pesos são representados pelo vetor:

$$\mathbf{W}^T = [w_1, w_2, \dots, w_l, \dots, w_n] \quad (2.2)$$

Considerando-se que não haja variação nos pesos o sinal de saída “ y_k ” é dado por:

$$y_k = \sum_{l=1}^n w_l x_{lk} = \mathbf{W}^T \mathbf{X}_k = \mathbf{X}_k^T \mathbf{W} \quad (2.3)$$

Assumindo-se que os sinais de entrada $\mathbf{X}_k$ e a resposta desejada “ d_k ” são processos estocásticos estacionários, o erro “ ϵ_k ” é dado por:

$$\epsilon_k = d_k - y_k = d_k - \mathbf{W}^T \mathbf{X}_k = d_k - \mathbf{X}_k^T \mathbf{W}. \quad (2.4)$$

Elevando o erro “ ϵ_k ” ao quadrado tem-se:

$$\epsilon_k^2 = d_k^2 - 2 d_k \mathbf{W}^T \mathbf{X}_k + \mathbf{W}^T \mathbf{X}_k \mathbf{X}_k^T \mathbf{W} \quad (2.5)$$

O erro médio quadrático MSE (“*mean square error*”) , do valor esperado de ε_k é:

$$\text{MSE} = E[\varepsilon_k^2] = E[d_k^2] - 2E[d_k \mathbf{X}_k^T] \mathbf{W} + \mathbf{W}^T E[\mathbf{X}_k \mathbf{X}_k^T] \mathbf{W} \quad (2.6)$$

$$\text{MSE} = E[\varepsilon_k^2] = E[d_k^2] - 2\mathbf{P}^T \mathbf{W} + \mathbf{W}^T \mathbf{R} \mathbf{W} \quad (2.7)$$

Onde:

$$\mathbf{P} \triangleq E[d_k \mathbf{X}_k^T] = \begin{pmatrix} d_k x_{1k} \\ d_k x_{2k} \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ d_k x_{nk} \end{pmatrix} \quad (2.8)$$

$$\mathbf{R} \triangleq E[\mathbf{X}_k \mathbf{X}_k^T] = E \begin{pmatrix} x_{1k} x_{1k} & x_{1k} x_{2k} & \cdot & \cdot & \cdot \\ x_{2k} x_{1k} & x_{2k} x_{2k} & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & & & \\ \cdot & \cdot & & & \\ \cdot & \cdot & & & x_{nk} x_{nk} \end{pmatrix} \quad (2.9)$$

Por meio da expressão (2.7) mostra-se que o MSE é uma função quadrática dos pesos e tem uma aparência geométrica semelhante ao mostrado na Figura 2.2.

A Figura 2.2 apresenta uma típica curva 3D do MSE de um combinador linear com dois pesos. No processo adaptativo os pesos são ajustados pelo algoritmo LMS continuamente de forma a minimizar o valor do MSE.

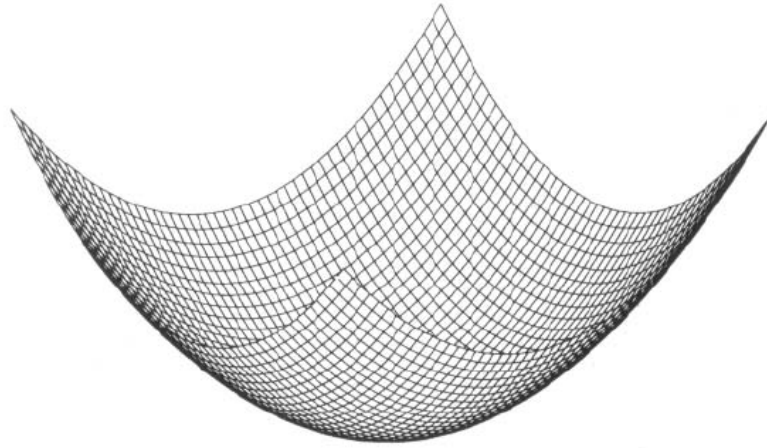


Figura 2.2 Curva 3D típica do MSE de um combinador linear com dois pesos
Reproduzido de WIDROW & WALACH (2008 pp. 440)

2.2.1 ALGORITMO LMS

O método da descida mais íngreme (*steepest descent*) faz cada mudança no vetor peso proporcional ao negativo do vetor gradiente, conforme a expressão (2.10):

$$\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_k + \mu(-\nabla_k) \quad (2.10)$$

Onde ∇_k é o valor do gradiente de estimação em um ponto na superfície do MSE correspondendo a $\mathbf{W} = \mathbf{W}_k$, e “ μ ” é a “taxa de aprendizado”. A taxa de aprendizado tem uma grande influência no desempenho do processo de aprendizado da rede neural, sendo que uma taxa muito baixa torna o aprendizado muito lento, enquanto uma taxa muito alta provoca oscilações e impede a convergência do processo de aprendizagem.

Pode-se calcular ∇_k diferenciando-se a expressão (2.5) em relação ao peso w como se “ ε_k^2 ” fosse o erro médio quadrado MSE :

$$\nabla_k = \begin{pmatrix} \partial \varepsilon_k^2 / \partial w_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \partial \varepsilon_k^2 / \partial w_n \end{pmatrix} = 2\varepsilon_k \begin{pmatrix} \partial \varepsilon_k / \partial w_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \partial \varepsilon_k / \partial w_n \end{pmatrix} = -2\varepsilon_k \mathbf{X}_k \quad (2.11)$$

Substituindo a expressão (2.11) na expressão (2.10) obtém o algoritmo LMS:

$$\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_k + 2\mu \varepsilon_k \mathbf{X}_k \quad (2.12)$$

O algoritmo LMS é simples de implementar e no entanto muito efetivo em relação à sua aplicação como filtro adaptativo.

Como um novo gradiente de estimação é obtido em cada nova amostragem de dados, uma interação adaptativa é efetivada em cada aquisição de dados na entrada.

Vale salientar que o gradiente de estimação é obtido em um sistema de processamento prático com baixo custo computacional, sem a necessidade de utilizar algoritmos matemáticos complexos como por exemplo, equações diferenciais, ou algum tipo de média.

2.2.2 CONVERGÊNCIA DO ALGORITMO LMS

Os fatores que contribuem para a convergência do algoritmo LMS são o vetor de entrada $\mathbf{X}_k$ e a taxa de aprendizagem “ μ ”. Ou seja, para uma dada entrada $\mathbf{X}_k$ precisa-se ter cuidado na escolha da taxa de aprendizado “ μ ” para que o algoritmo seja convergente.

Segundo WIDROW & WALACH (2008 pp.66), na literatura existem várias demonstrações sobre a convergência do algoritmo LMS. De acordo com os referidos autores o algoritmo LMS será convergente sempre que:

$$1/(\text{tr } \mathbf{R}) > \mu > 0 \quad (2.13)$$

Onde a variável “ μ ” corresponde a taxa de aprendizagem e “ $\text{tr } \mathbf{R}$ ” representa o traço da matriz “ $\mathbf{R}$ ”. O traço da matriz “ $\mathbf{R}$ ” é definido como sendo uma função matricial que corresponde a soma da diagonal da matriz “ $\mathbf{R}$ ”, ou seja, $\text{tr } \mathbf{R} = x_{1k} x_{1k} + x_{2k} x_{2k} \dots x_{nk} x_{nk}$.

Uma maneira de examinar o comportamento de convergência do algoritmo LMS, ou de um filtro adaptativo é traçar-se a curva de aprendizagem do filtro, que é um gráfico do MSE, em função do número de interações “ n ”.

Para SIMON,(1999 pp. 153) sempre que a curva de aprendizagem convergir para uma constante, na medida em que o número de interações tender ao infinito o algoritmo LMS também irá convergir , ou seja, a convergência do algoritmo LMS ocorrerá conforme expressão abaixo :

$$E[\varepsilon_k^2(n)] \rightarrow \text{constante quando } n \rightarrow \infty \quad (2.14)$$

Na Figura 2.3 é mostrado a curva de aprendizagem idealizada do algoritmo LMS. Devido à natureza inerentemente estocástica do filtro adaptativo, a curva de aprendizagem consiste de exponenciais ruidosas. Para suavizar os efeitos do ruído calcula-se a média das curvas de aprendizagem das amostras sobre o grupo de filtros adaptativos utilizados no experimento. O gráfico representando a curva de aprendizagem visualiza então a média das amostras do $E[\varepsilon_k^2(n)]$ do grupo de filtros adaptativos em função do número de interações.

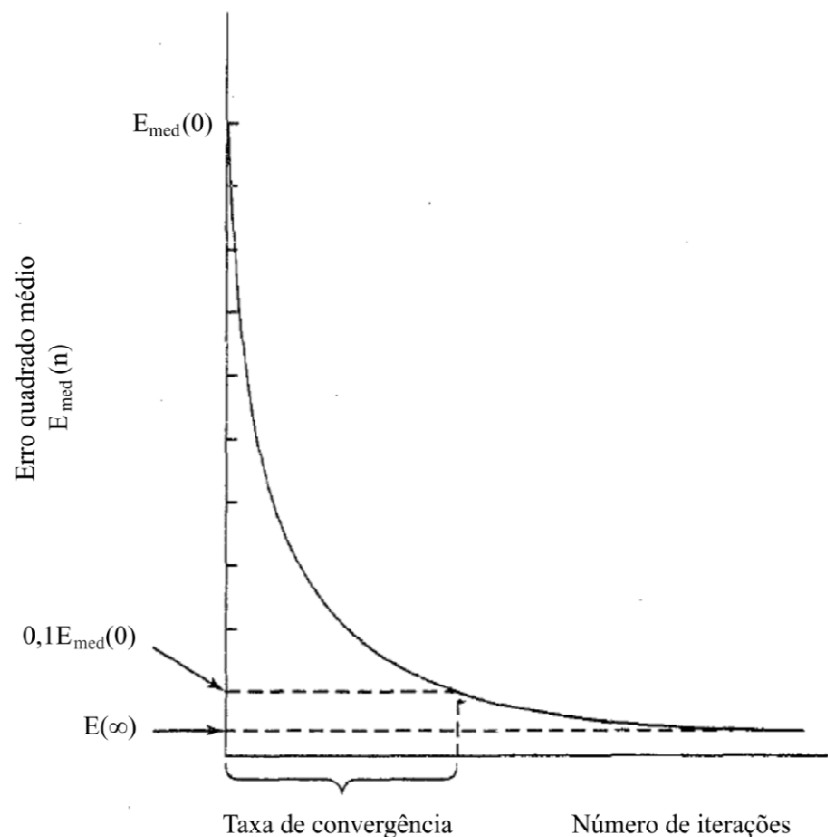


Figura 2.3 Curva de aprendizagem idealizada do algoritmo LMS

Adaptado de SIMON., (1999 pp. 156)

Observando-se o gráfico da aprendizagem da Figura 2.3 constata-se que a curva de aprendizagem média começa em um valor muito alto em $E[0]$ que é determinado pelas condições iniciais e decresce a uma taxa que depende do filtro utilizado e finalmente converge para um valor estável para $E[\infty]$.

Outra característica útil que pode ser deduzida da curva de aprendizagem é o desajustamento, definido como:

$$\Delta = (E[\infty]/E[.] - 1) * 100 \quad (2.15)$$

Onde:

Δ é a taxa de desajustamento em porcentagem.

$E[\infty]$ é o MSE quando “n” tende a infinito.

$E[.]$ é o erro quadrático mínimo produzido pelo filtro de Wiener correspondente.

Quanto menor for “ Δ ” mais exata será a ação de filtragem adaptativa do algoritmo. De acordo com SIMON, (1999 pp. 156) na maioria das aplicações práticas um desajustamento igual a 10% é considerado satisfatório.

2.3 FILTRO NEURAL ADAPTATIVO CANCELADOR DE RUÍDO ADALINE

Na Figura 2.4 é apresentado o diagrama de blocos do filtro neural adaptativo ADALINE utilizado como cancelador de ruídos. A entrada primária contém o sinal desejado “s” e um ruído aditivo “ n_0 ”; vale salientar que o ruído aditivo “ n_0 ” não pode ser correlacionado com “s”. Um ruído de referência “ n_1 ” deve estar disponível, o qual necessariamente tem que ser correlacionado com o ruído aditivo original “ n_0 ”. O filtro neural adaptativo recebe o ruído de referencia “ n_1 ”, o qual é filtrado e em seguida subtraído do sinal da entrada primária ($s+n_0$) resultando na saída:

$$\varepsilon = s+n_0 - y \quad (2.16)$$

Do ponto de vista do filtro neural adaptativo, a entrada primária ($s+n_0$) atua como se fosse o sinal desejado “ d_k ” e a saída do sistema, que é o sinal filtrado, atua como se fosse o erro “ ε ”.

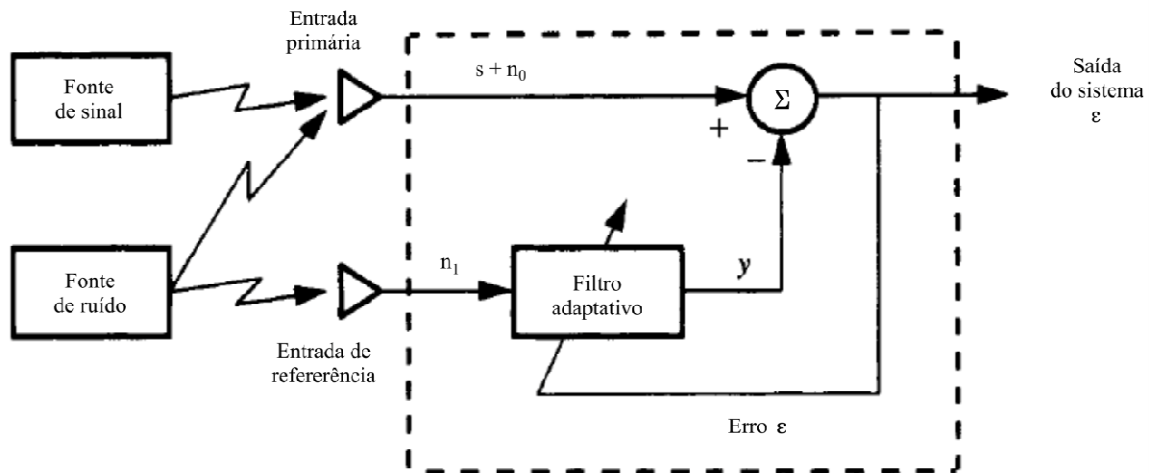


Figura 2.4 Diagrama em blocos do filtro adaptativo cancelador de ruídos

Reproduzida de WIDROW, B., WALACH, E., (2008) p. 78

Destaque-se que, diferentemente dos filtros convencionais, o sinal da entrada primária ($s+n_0$) não é filtrado e o cancelamento do ruído na saída é obtido pela subtração de “y” do sinal da entrada primária ($s+n_0$).

Além do mais, não é necessário nenhum conhecimento anterior do sinal “s” ou dos ruídos “ n_0 ” e “ n_1 ” para que o filtro neural adaptativo possa se adaptar e produzir o sinal o cancelador de ruído “y”. A única exigência para garantir o cancelamento do ruído é que “ n_1 ” seja correlacionado com “ n_0 ” e que “s” não seja de forma alguma correlacionado com “ n_1 ” e nem com “ n_0 ”.

O ruído “ n_1 ” é filtrado para produzir uma saída “y” que é uma réplica do ruído aditivo “ n_0 ”. A saída “y” é subtraída da entrada primária ($s+n_0$) para produzir a saída do sistema, que é igual ao sinal filtrado, cujo valor é dado pela equação 2.16.

O algoritmo LMS é processado pelo neurônio com intuito de minimizar o MSE na saída

Elevando-se ao quadrado ambos os membros da equação 2.16 temos:

$$\varepsilon^2 = s^2 + (n_0 - y)^2 + 2s(n_0 - y) \quad (2.17)$$

Quando a equação (2.17) é minimizada o valor de y aproxima-se de n_0 , os termos $(n_0 - y)^2 + 2s(n_0 - y)$ tendem a zero, e ε^2 converge para s^2

O objetivo de se usar o filtro neural adaptativo cancelador de ruídos é eliminar componentes de nível de cc que aparecem nos sinais a serem processados, como por

exemplo, na saída de integradores devido às condições iniciais. Em outras palavras, deseja-se utilizar o filtro neural adaptativo como “*notch filter*” em zero Hz.

Uma rede neural como apresentado na Figura 2.4 com apenas um neurônio e um único bias como peso sináptico e cuja entrada é uma constante, por exemplo -1, tem habilidade para remover além de um nível de cc constante, extrai também um nível de cc que varie lentamente. A regra de aprendizagem do filtro neural da Figura 2.4 é dado por:

$$y(k+1) = y(k) + 2\mu \varepsilon_k \quad (2.17)$$

$$y(k+1) = y(k) + 2\mu(d_k - y_k) \quad (2.18)$$

Onde:

$$d_k = (s+n_0)$$

μ = taxa de aprendizagem

$y(k)$ = saída do filtro no instante atual

$y(k+1)$ = saída do filtro no instante seguinte

ε_k = O erro, no nosso caso é também o sinal filtrado = $(d_k - y_k)$

k = instante atual

2.4 VERIFICAÇÃO DA EFICÁCIA DO FILTRO NEURAL ADAPTATIVO CANCELADOR DE RUÍDO ADALINE

Para verificar a eficácia do filtro neural adaptativo cancelador de ruído ADALINE foi feito um algoritmo de teste no programa computacional MATLABTM, simulando a integração de uma tensão senoidal. Os parâmetros utilizados no algoritmo foram:

Tensão a ser integrada = $\text{sen}(2\pi 60nT + \pi/4)$

Taxa de aprendizagem $\mu = 0,00038$

Na Figura 2.5 (a) pode ser observado a curva do sinal $\text{sen}(2\pi 60nT + \pi/4)$. Na Figura 2.5 (b) é mostrada a curva da integral de $\text{sen}(2\pi 60nT + \pi/4)$, a Figura 2.5 (c) mostra a curva do desajustamento “ Δ ” e a Figura 2.5 (d) é apresentada a curva da integral de $\text{sen}(2\pi 60nT + \pi/4)$ filtrada pelo filtro neural adaptativo

O nível de cc observado na Figura 2.5 (a) é devido a integração do $\text{sen}(2\pi 60nT + \pi/4)$ não inicializar nos pontos de máximos da função seno. O desajustamento mostrado na Figura 2.5 (c) adquire um valor menor que 10% em 0,35 segundos. Observa-se na Figura 2.5 (d) após 0,35 segundos o nível de sinal cc na saída do integrador está bastante reduzido e continua a ser reduzido nos instantes seguintes.

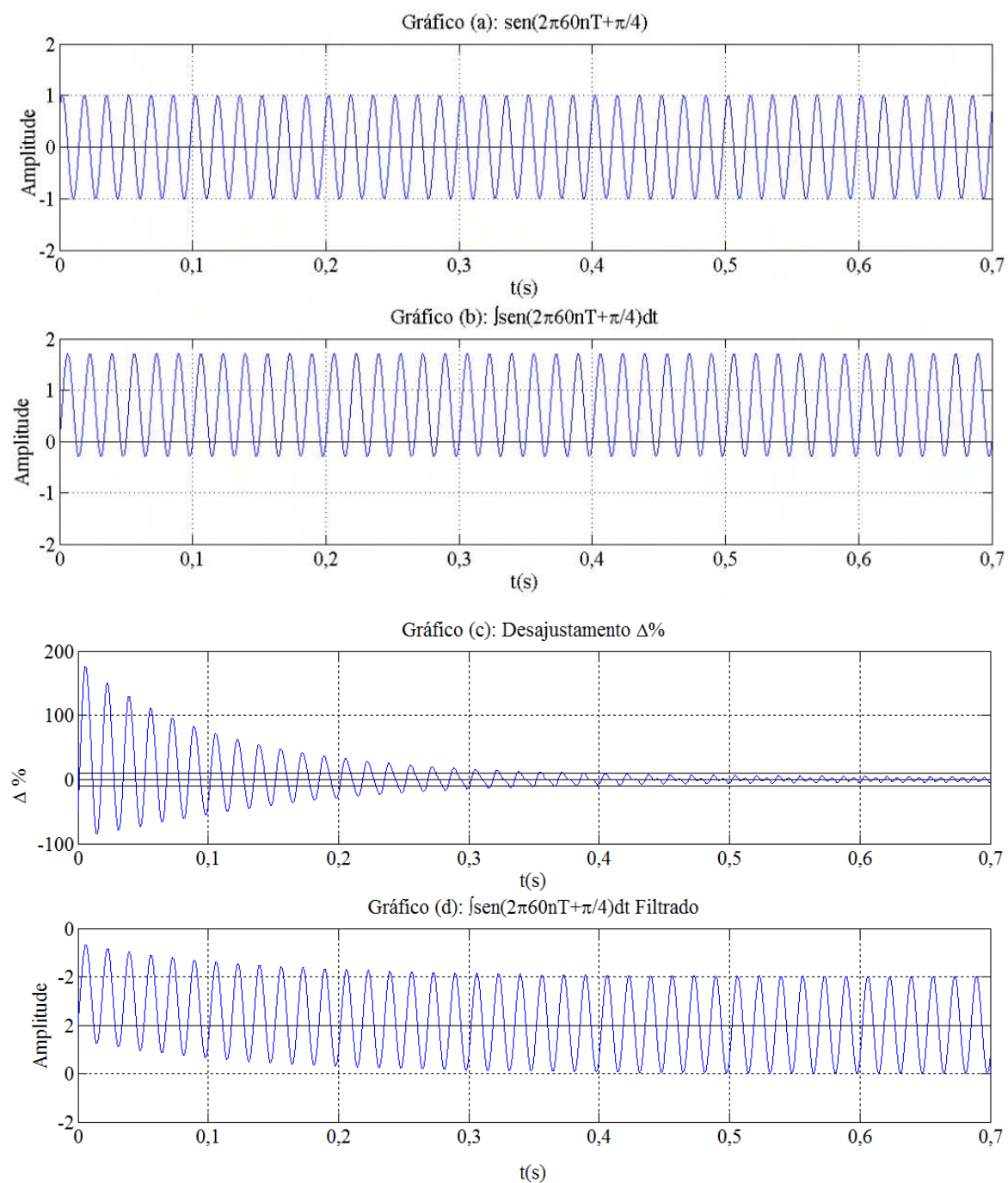


Figura 2.5 a) Curva do sinal $\text{sen}(2\pi 60nT + \pi/4)$, b) Curva da integral de $\text{sen}(2\pi 60nT + \pi/4)$, c) Curva do desajustamento “ $\Delta\%$ ”, d) Curva da integral de $\text{sen}(2\pi 60nT + \pi/4)$ filtrada pelo filtro neural adaptativo

2.5 COMENTÁRIOS E CONCLUSÕES PRELIMINARES

O tempo necessário para que o filtro neural convirja depende do valor escolhido para a taxa de aprendizagem. A vantagem de usarmos uma taxa de aprendizagem baixa é que o sinal tende a um valor muito próximo do ideal na curva de aprendizagem. A desvantagem é que são necessários vários ciclos para a curva convergir. Uma taxa de aprendizagem alta pode fazer com que a curva de desajustamento não fique abaixo de 10%. Qualquer que seja o valor escolhido para a taxa de aprendizagem, a equação 2.13 precisa ser respeitada.

Em algumas aplicações é necessário obter-se uma convergência rápida nos instantes iniciais mantendo um erro pequeno nos instantes finais da curva de desajuste. Com intuito de tornar a convergência mais rápida e com taxa de erro “aceitável” nos instantes finais da curva de desajuste WIDROW & WALACH (2008 p. 77) sugere o uso de “ μ ” com valores diferentes. Nas amostras referentes aos instantes iniciais o valor de “ μ ” deve ser escolhido de forma que haja uma rápida convergência e nas demais amostragens o valor de “ μ ” deve ser escolhido de forma a ter um erro muito pequeno no sinal filtrado.

CAPÍTULO III

MODELO DINÂMICO DE MOTORES DE INDUÇÃO

3.1 INTRODUÇÃO

O modelo da máquina elétrica apresentado neste capítulo teve como base o estudo realizado por JACOBINA (2005).

Foram considerados que em um motor de indução do tipo *gaiola de esquilo* não há efeitos devidos a saliências e a distribuição do fluxo magnético é senoidal e que a máquina contém enrolamentos trifásicos simétricos e idênticos no estator e no rotor, isto é $s_1 = s_2 = s_3 = s_s^s$; e $r_1 = r_2 = r_3 = r_r^r$

3.2 MODELO DINÂMICO DE MOTORES DE INDUÇÃO

O motor de indução trifásico pode ser representado pelo diagrama esquemático mostrado na Figura 3.1.

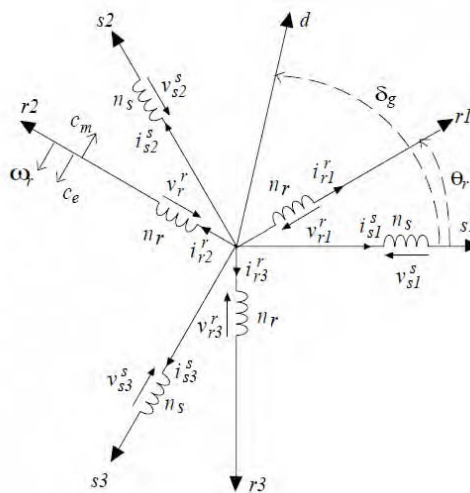


Figura 3.1 Diagrama esquemático de um motor de indução

Para a máquina não saturada os fluxos por armadura e no rotor podem ser obtidos por meio das expressões abaixo:

$$\lambda_{s123}^s = \bar{L}_{ss} i_{s123}^s + \bar{L}_{sr} i_{r123}^r \quad (3.1)$$

$$\lambda_{r123}^r = \bar{L}_{rs} i_{s123}^s + \bar{L}_{rr} i_{r123}^r \quad (3.2)$$

Onde:

$$i_{s123}^s = \begin{bmatrix} i_{s1}^s \\ i_{s2}^s \\ i_{s3}^s \end{bmatrix} \quad i_{r123}^r = \begin{bmatrix} i_{r1}^r \\ i_{r2}^r \\ i_{r3}^r \end{bmatrix} \quad \lambda_{s123}^s = \begin{bmatrix} \lambda_{s1}^s \\ \lambda_{s2}^s \\ \lambda_{s3}^s \end{bmatrix} \quad \lambda_{r123}^r = \begin{bmatrix} \lambda_{r1}^r \\ \lambda_{r2}^r \\ \lambda_{r3}^r \end{bmatrix}$$

$$\bar{L}_{ss} = \begin{bmatrix} L_s & M_s & M_s \\ M_s & L_s & M_s \\ M_s & M_s & L_s \end{bmatrix} \quad \bar{L}_{rr} = \begin{bmatrix} L_r & M_r & M_r \\ M_r & L_r & M_r \\ M_r & M_r & L_r \end{bmatrix}$$

$$\bar{L}_{sr} = M_{sr} \begin{bmatrix} \cos(\theta_r) & \cos(\theta_r + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta_r + \frac{4\pi}{3}) \\ \cos(\theta_r + \frac{4\pi}{3}) & \cos(\theta_r) & \cos(\theta_r + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta_r + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta_r + \frac{4\pi}{3}) & \cos(\theta_r) \end{bmatrix}$$

$$\bar{L}_{rs} = M_{sr} \begin{bmatrix} \cos(\theta_r) & \cos(\theta_r + \frac{4\pi}{3}) & \cos(\theta_r + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta_r + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta_r) & \cos(\theta_r + \frac{4\pi}{3}) \\ \cos(\theta_r + \frac{4\pi}{3}) & \cos(\theta_r + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta_r) \end{bmatrix}$$

Por convenção, foi adotado que o fluxo é positivo quando o mesmo tem sentido do eixo e a corrente que cria o referido fluxo é também positiva, conforme mostrado na Figura 3.2. Quando a bobina pertencer ao estator a letra “g” é substituída pela letra “s”, e quando for do rotor a letra “g” é substituída pela letra “r”.

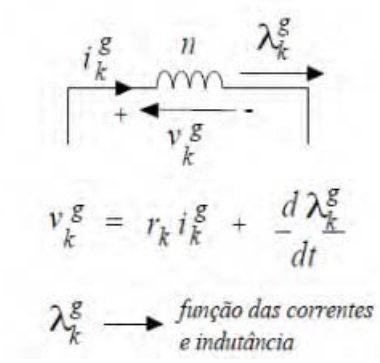


Figura 3.2 Convenções utilizadas em uma bobina

A tensão induzida nos terminais das bobinas pode ser escrita na forma matricial como:

$$v_{s123}^s = R_s i_{s123}^s + \frac{d\lambda_{s123}^s}{dt} \quad (3.3)$$

$$v_{r123}^r = R_r i_{r123}^r + \frac{d\lambda_{r123}^r}{dt} \quad (3.4)$$

$$v_{s123}^s = R_s i_{s123}^s + \bar{L}_{ss} \frac{di_{s123}^s}{dt} + \bar{L}_{sr} \frac{di_{r123}^r}{dt} + \omega_r \left| \frac{d\bar{L}_{sr}}{dt} \right| i_{r123}^r \quad (3.5)$$

$$v_{r123}^r = R_r i_{r123}^r + \bar{L}_{rr} \frac{di_{r123}^r}{dt} + \bar{L}_{rs} \frac{di_{s123}^s}{dt} + \omega_r \left| \frac{d\bar{L}_{rs}}{dt} \right| i_{s123}^s \quad (3.6)$$

Onde:

$$v_{s123}^s = \begin{bmatrix} v_{s1}^s & v_{s2}^s & v_{s3}^s \end{bmatrix}^T \quad v_{r123}^r = \begin{bmatrix} v_{r1}^r & v_{r2}^r & v_{r3}^r \end{bmatrix}^T$$

A expressão geral para a energia é dada por:

$$W = \frac{1}{2} \bar{i}^{-T} \bar{L} \bar{i} \quad (3.7)$$

O conjugado é obtido diferenciando a expressão 3.7 em relação ao ângulo mecânico “ θ_m ”:

$$C_e = \frac{dW}{d\theta_m} \quad (3.8)$$

Substituindo em (3.8) a expressão da energia (3.7) obtém-se:

$$C_e = P i_{s123}^{sT} \left| \frac{d\bar{L}_{sr}}{d\theta r} \right| i_{r123}^r \quad (3.9)$$

$$C_e = P i_{r123}^{rT} \left| \frac{d\bar{L}_{sr}}{d\theta r} \right| i_{s123}^s \quad (3.10)$$

3.3 TRANSFORMAÇÃO dq0

De acordo com JACOBINA (2005) o modelo de máquina representado pelas expressões de fluxo (3.1 e 3.2) , tensão (3.3 e 3.4) e do conjugado (3.9) pode sofrer uma transformação de tal forma que a máquina pode ser vista por um modelo bifásico com a mesma potência mecânica, torque, número de pólos e velocidade que o modelo equivalente trifásico.

Na Figura 3.3 é apresentado o modelo da máquina trifásica e o correspondente bifásico. Como estes modelos são equivalentes a indução criada no entreferro é igual nos mesmos sendo representado pelo ponto “m”. O expoente “g” indica o referencial genérico dos eixos dq, quando se referir ao estator a letra “g” será substituída pela letra “s” e quando se referir ao rotor a letra “g” será substituída pela letra “r”. Para que a transformação seja biunívoca introduziu-se uma corrente homopolar “ i_0 ” que é proporcional à soma das correntes trifásicas. Esta corrente não gera indução no entreferro da máquina e não produz conjugado eletromagnético.

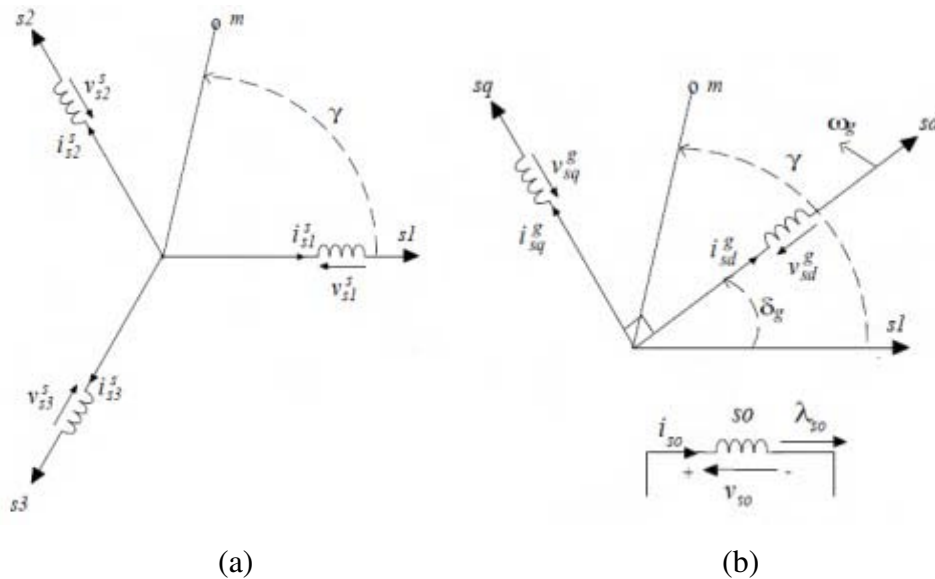


Figura 3.3 (a) Enrolamento trifásico (b) Enrolamento dq0 equivalente

As correntes dq0 do estator podem ser representadas na forma matricial por

$$\begin{bmatrix} i_{s0} \\ i_{sd}^g \\ i_{sq}^g \end{bmatrix} = \frac{n_3}{n_2} \begin{bmatrix} k & k & k \\ \cos(\delta g) & \cos(\delta g - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\delta g - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin(\delta g) & -\sin(\delta g - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\delta g - \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{s1}^s \\ i_{s2}^s \\ i_{s3}^s \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

Onde n_3/n_2 são o número de bobinas da armadura trifásica e bifásica, respectivamente e k é uma constante que depende da estrutura geométrica e do meio magnético. Para a matriz ser ortogonal o valor de n_3/n_2 foi escolhido como $\sqrt{2/3}$ e o valor de $k = 1/\sqrt{2}$.

Analogamente a expressão (3.11) pode ser utilizada para as tensões e o fluxo bastando substituir as correntes pelas tensões ou fluxos.

Considerando apenas os componentes dq na representação dq0, podemos escrever as expressões que representam a máquina bifásica dq:

$$v_{sdq}^g = r_s i_{sdq}^g + \frac{d\lambda_{sdq}^g}{dt} + \omega_g \begin{vmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{vmatrix} \lambda_{sdq}^g \quad (3.12)$$

$$v_{rdq}^g = r_r i_{rdq}^g + \frac{d\lambda_{rdq}^g}{dt} + (\omega_g - \omega_r) \begin{vmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{vmatrix} \lambda_{rdq}^g \quad (3.13)$$

$$\lambda_{sdq}^g = l_s i_{sdq}^g + l_m i_{rdq}^g \quad (3.14)$$

$$\lambda_{rdq}^g = l_r i_{rdq}^g + l_m i_{sdq}^g \quad (3.15)$$

$$C_e = Pl_m (i_{sq}^g i_{rd}^g - i_{sd}^g i_{rq}^g) \quad (3.16)$$

Onde as variáveis estatóricas são dadas por:

$$v_{sdq}^g = \begin{bmatrix} v_{sd}^g \\ v_{sq}^g \end{bmatrix} \quad i_{sdq}^g = \begin{bmatrix} i_{sd}^g \\ i_{sq}^g \end{bmatrix} \quad \lambda_{sdq}^g = \begin{bmatrix} \lambda_{sd}^g \\ \lambda_{sq}^g \end{bmatrix}$$

e as variáveis rotóricas são semelhantes, obtidas destas trocando-se o índice “s” por “r”.

Neste trabalho a localização do par do eixo dq está no estator segundo a fase s1, com isto $\delta g = 0$, ω_g fazendo com que em regime permanente as variáveis dq senoidais tenham a mesma frequência das correntes estatóricas e particularmente a equação 3.12 tenha a seguinte forma:

$$v_{sdq}^g = r_s i_{sdq}^g + \frac{d\lambda_{sdq}^g}{dt} \quad (3.17)$$

A expressão do conjugado pode ser obtida tomando-se por base a expressão da potência instantânea nos terminais do motor de indução:

$$P_e = [v_{s1}^s i_{s1}^s + v_{s2}^s i_{s2}^s + v_{s3}^s i_{s3}^s] \quad (3.18)$$

Tomando-se $n_3/n_2 = \sqrt{2/3}$ e $k = 1/\sqrt{2}$ na expressão (3.11) a expressão (3.18) pode ser expressa em componente dq0 como:

$$P_e = [v_{sd}^g i_{sd}^g + v_{sq}^g i_{sq}^g + 2v_{s0}^g i_{s0}^g] \quad (3.19)$$

Em componentes dq0 os valores de v_{s0}^g e i_{s0}^g são iguais a zero para sistemas equilibrados.

Aplicando-se os valores das tensões da expressão (3.12) nas tensões da expressão (3.19) temos:

$$P_e = [i_{sd}^g (r_s i_{sd}^g + \frac{d\lambda_{sd}^g}{dt} - \omega_g \lambda_{sq}^g) + i_{sq}^g (r_s i_{sq}^g + \frac{d\lambda_{sq}^g}{dt} + \omega_g \lambda_{sd}^g) + 2i_{s0}^g (r_s i_{s0}^g + \frac{d\lambda_{s0}^g}{dt})] \quad (3.20)$$

Reordenando os termos de (3.20) temos:

$$P_e = [(i_{sd}^g \frac{d\lambda_{sd}^g}{dt} + i_{sq}^g \frac{d\lambda_{sq}^g}{dt}) + (i_{sq}^g \lambda_{sd}^g - i_{sd}^g \lambda_{sq}^g) \omega_g + r_s (i_{sd}^g)^2 + (i_{sq}^g)^2 + 2(i_{s0}^g)^2] \quad (3.21)$$

O primeiro termo da expressão (3.21) representa a taxa de redução da energia magnética da armadura, o segundo termo, indica a transferência de potência através do entreferro e o terceiro termo representa a perda na resistência da armadura.

A equação do conjugado é obtida a partir do segundo termo da expressão (3.21). Para tanto a potência transferida através do entreferro deve ser dividida pela velocidade do rotor ω_g , onde $\omega_g = \frac{d\theta}{dt}$. O conjugado elétrico no sistema dq para um motor de indução pode ser dado por:

$$C_e = P(i_{sq}^g \lambda_{sd}^g - i_{sd}^g \lambda_{sq}^g) \quad (3.22)$$

Onde P é a quantidade de pares de polos.

CAPÍTULO IV

ESTIMAÇÃO DO CONJUGADO DINÂMICO UTILIZANDO DOIS FILTROS ADAPTATIVOS NEURAIS ADALINE E UM INTEGRADOR

4.1 UTILIZANDO FILTROS NEURAIS

O fluxo estatórico em tempo real neste trabalho foi estimado diretamente por meio da integração da força contra eletromotriz, que é a tensão medida nos terminais da máquina subtraída da queda de tensão na resistência do estator.

Tomando como base a expressão (3.17) os fluxos λ_{ds}^s e λ_{qs}^s podem ser facilmente estimados com as expressões abaixo:

$$\lambda_{ds}^s = \int (V_{ds}^s - i_{ds}^s r_s) dt \quad (4.1)$$

$$\lambda_{qs}^s = \int (V_{qs}^s - i_{qs}^s r_s) dt \quad (4.2)$$

Um dos principais problemas do uso da integração em malha aberta na estimação do fluxo quando utilizado em sistemas de alta performance é a presença de níveis de cc durante o processamento. Níveis de cc estarão sempre presente no sinal antes de ser integrado, podendo levar o integrador a saturação. Após a integração também aparecerá níveis de cc devido às condições iniciais. Os níveis de cc antes e após o integrador podem ocasionar erros não aceitáveis na estimação do fluxo.

Para eliminar os níveis de cc que aparecem na estimação do fluxo estatórico em tempo real, utilizou-se dois filtros neurais adaptativos ADALINE, sendo um antes e um outro após o integrador puro.

Escolheu-se usar filtros neurais adaptativos ADALINE para eliminar os níveis de cc porque além de serem bastante confiáveis e simples de implementar, os filtros ADALINE também são pouco densos, ocupam relativamente pouco espaço de memória e

não apresentam frequência de corte inferior. Estes filtros, teoricamente, são eficientes para eliminar níveis de cc em qualquer frequência acima de 0 Hz.

O diagrama em blocos do integrador baseado em filtro neural pode ser visto na figura 4.1

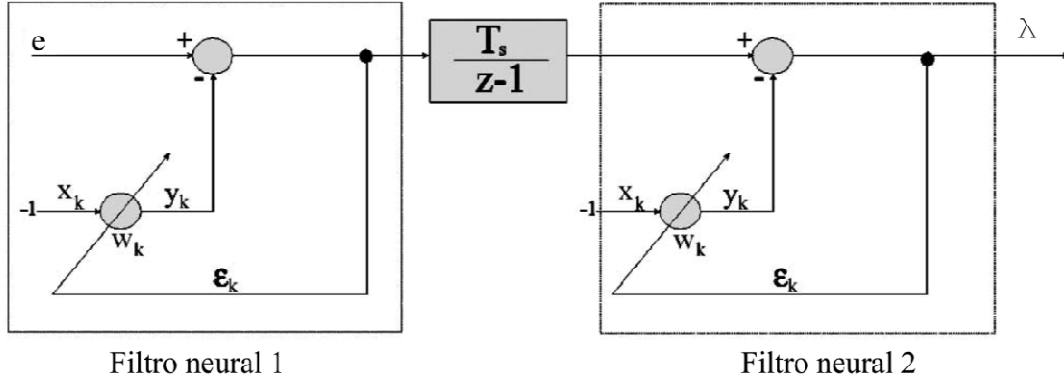


Figura 4.1 Diagrama em blocos do integrador baseado em filtro neural

Reproduzida de CIRINCIONE *et al.*, (2004) p. 27

Conforme visto no capítulo III, o conjugado elétrico pode ser estimado através da expressão abaixo:

$$C_e = P(\lambda_{ds}^s i_{qs}^s - \lambda_{qs}^s i_{ds}^s) \quad (4.3)$$

4.2 SIMULAÇÃO

Para verificar a eficácia do diagrama mostrado na Figura 4.1 foram feitas simulações de um motor de indução em ambiente **C/C++** e com os resultados obtidos traçou-se as curvas correspondentes no programa computacional MATLABTM.

Nessa simulação, um motor de indução foi inicialmente alimentado com um sinal senoidal trifásico de 380V na frequências de 60 Hz. Em seguida foram realizadas novas simulações onde o motor recebeu uma alimentação PWM trifásica nas frequências de 60 Hz, 30 Hz, 10 Hz e 1 Hz. As taxas de aprendizagem e as tensões utilizadas foram $\mu = 0,00038$ e $V = 220V_{RMS}$ para 60 Hz, $\mu = 0,000187$ e $V = 110V_{RMS}$ para 30 Hz, $\mu = 0,0000584$ e $V = 38V_{RMS}$ para 10 Hz .

Para melhor analisar o comportamento do sistema no transitório, entre o regime em vazio e com carga, foi considerado nas simulações que inicialmente o motor trabalha em

vazio e após 6 segundos uma carga é aplicada no eixo do motor. Os parâmetros da máquina simulada foram: Tensão de alimentação $220V_{RMS}$ trifásico, $R_s = 5,8\Omega$, $R_r = 3,42\Omega$, $L_s = L_r = 0,386$ H e $M_{sr} = 0,3667$ H. As simulações estão apresentadas graficamente nas Figuras 4.2 até 4.20 a seguir.

4.2.1 SIMULAÇÃO COM MOTOR SUBMETIDO A UMA TENSÃO TRIFÁSICA SENOIDAL $220V_{RMS}$, 60 Hz

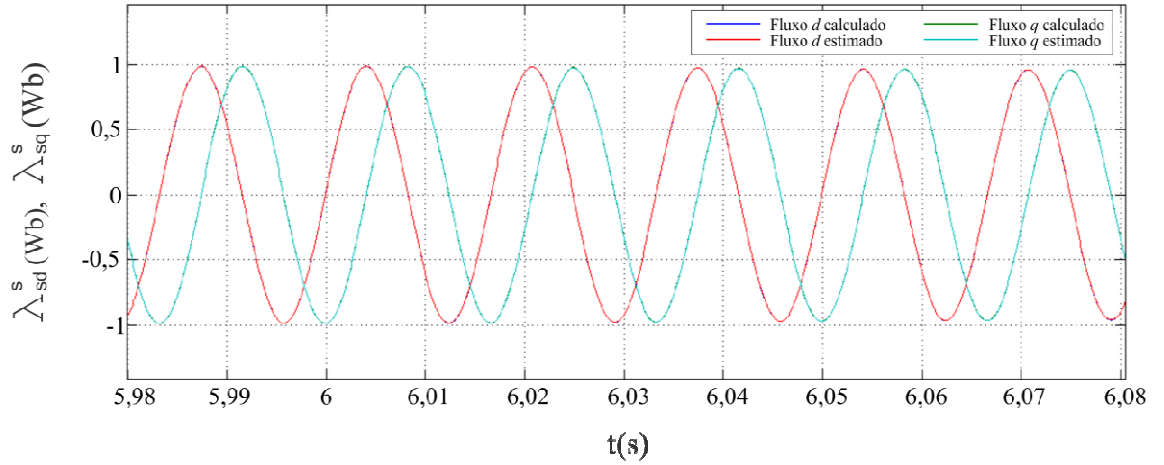


Figura 4.2 Fluxo estático “d” e “q” com alimentação senoidal (60Hz)

Na Figura 4.3 pode ser observado a diferença entre os fluxos “d” e “q” calculado e estimados para alimentação senoidal (60 Hz) nos instantes próximos a 6 segundos. Constata-se que a diferença entre os fluxos corresponde a menos que 0,2% do valor do fluxo calculado, confirmando os dados observados da Figura 4.2.

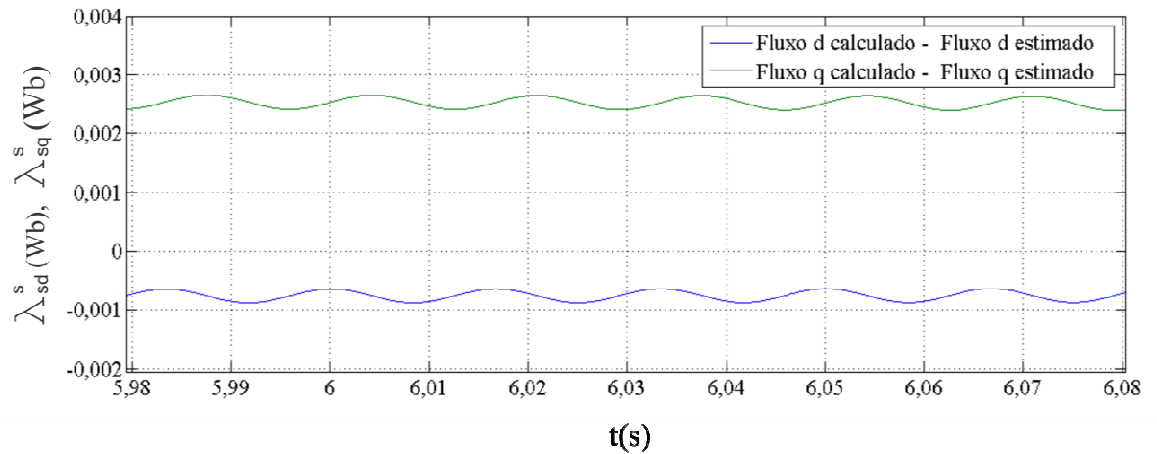


Figura 4.3 Diferença entre os fluxos “d” e “q” calculado e estimado, senoidal (60Hz)

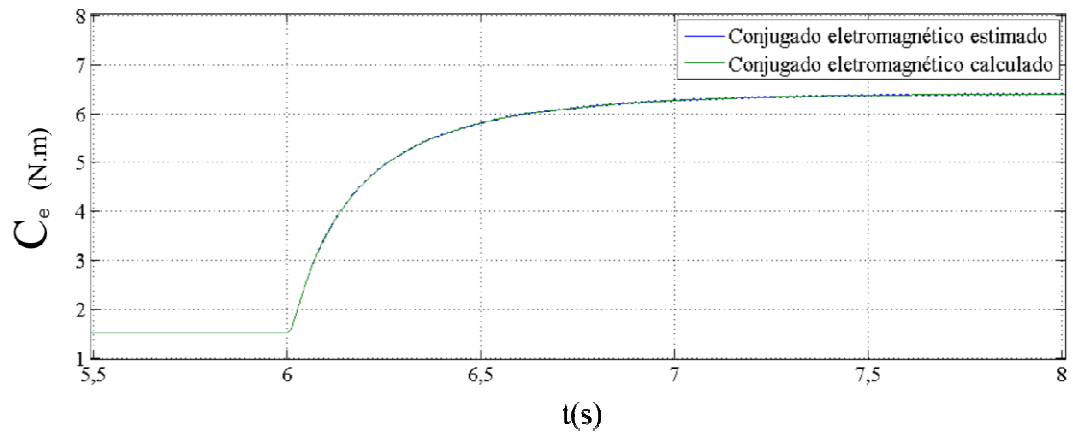


Figura 4.4 Curvas dos conjugados estimado e calculado, senoidal (60Hz)

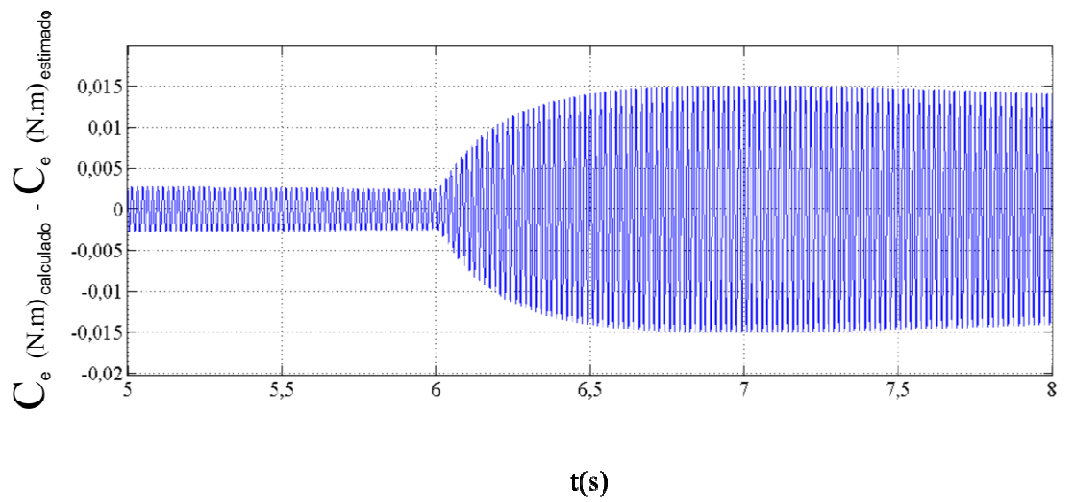


Figura 4.5 Diferença entre os conjugados estimado e calculado, senoidal (60Hz)

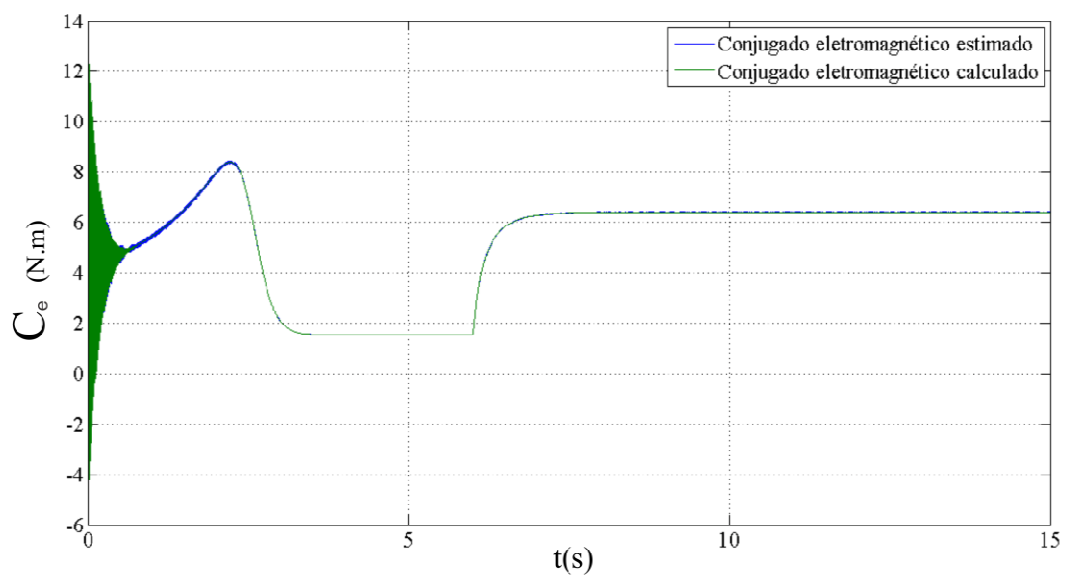


Figura 4.6 Conjugados estimado e calculado nos primeiros 15 segundos, senoidal (60Hz).

4.2.2 SIMULAÇÃO COM MOTOR SUBMETIDO A UMA TENSÃO TRIFÁSICA PWM 220V_{RMS} 60 Hz

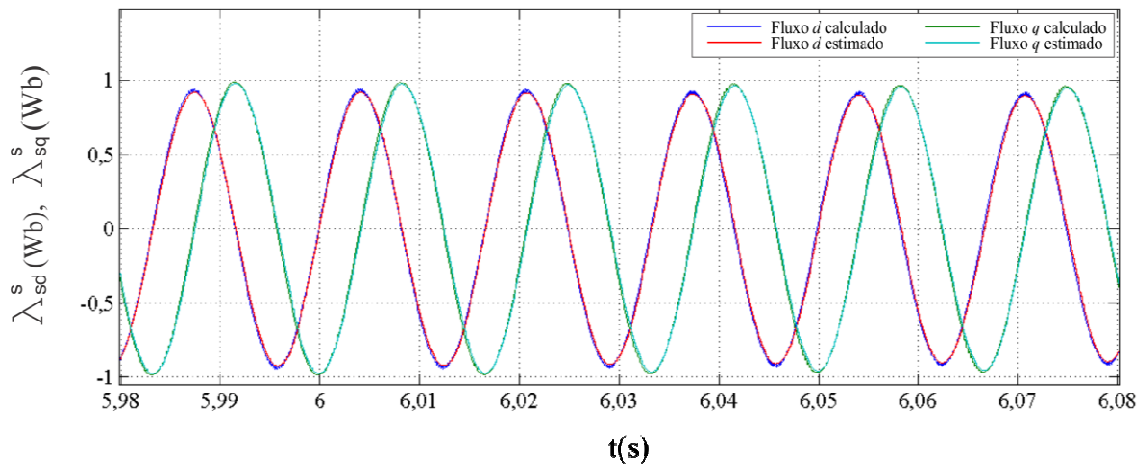


Figura 4.7 Fluxos estatórico “d” e “q” calculado e estimado, PWM (60Hz)

Na Figura 4.8 pode ser observada a diferença entre os fluxos “d” e “q” calculados e estimados com tensão de alimentação PWM (60Hz) nos instantes próximos a 6 segundos. A diferença entre os fluxos varia de 0 a $\pm 0,045$ Wb.

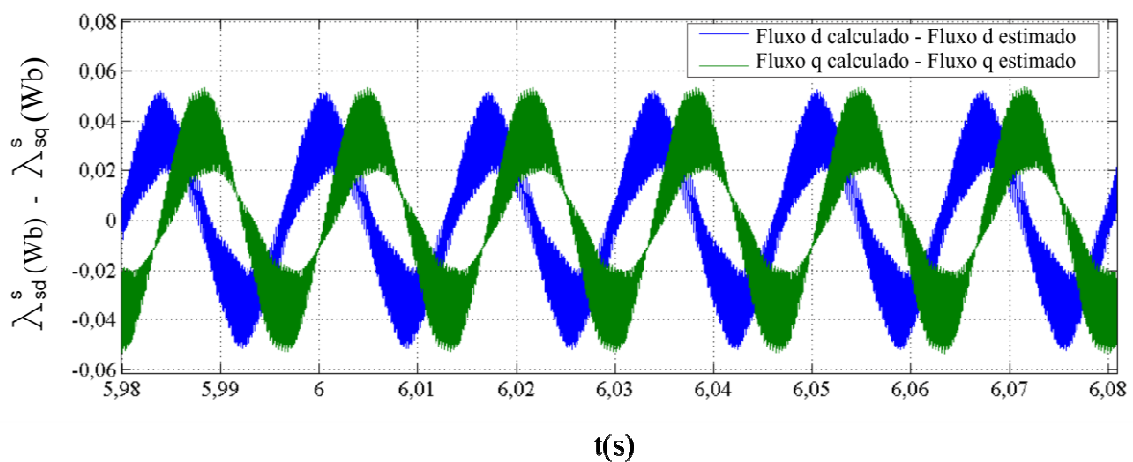


Figura 4.8 Diferença entre os fluxos “d” e “q” calculado e estimado, PWM (60Hz)

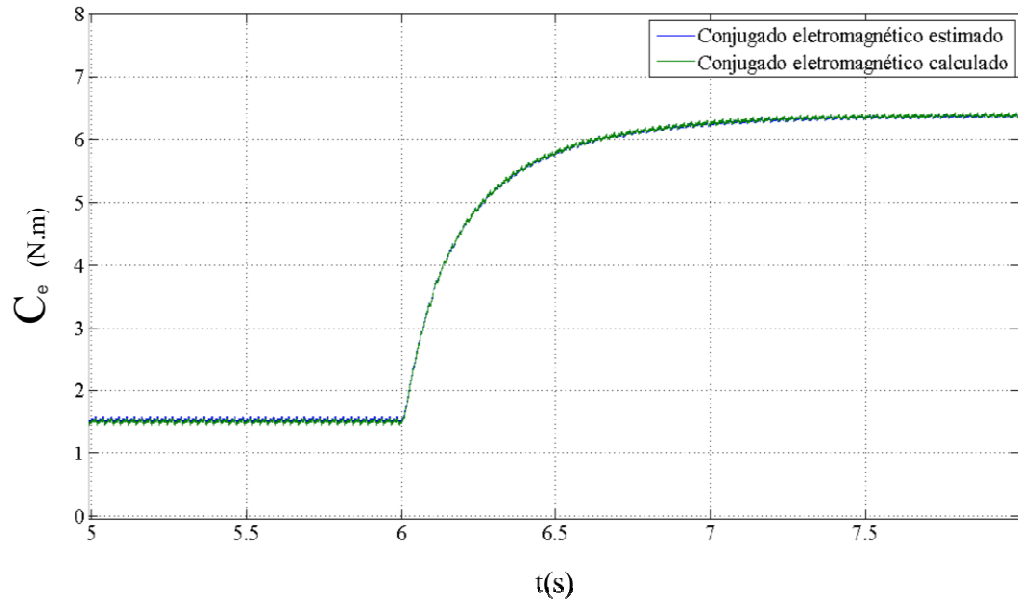


Figura 4.9 Curvas dos conjugados estimado e calculado, PWM (60Hz)

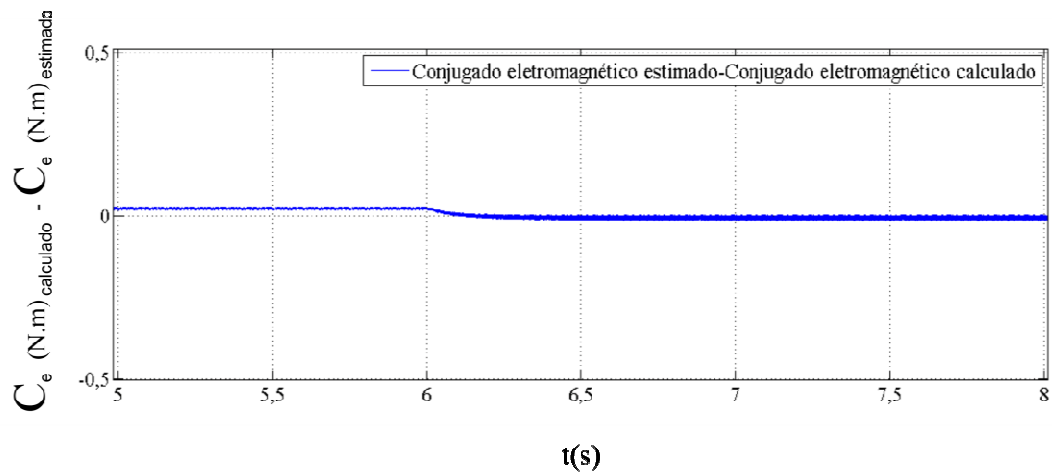


Figura 4.10 Diferença entre o conjugado calculado e o conjugado estimado

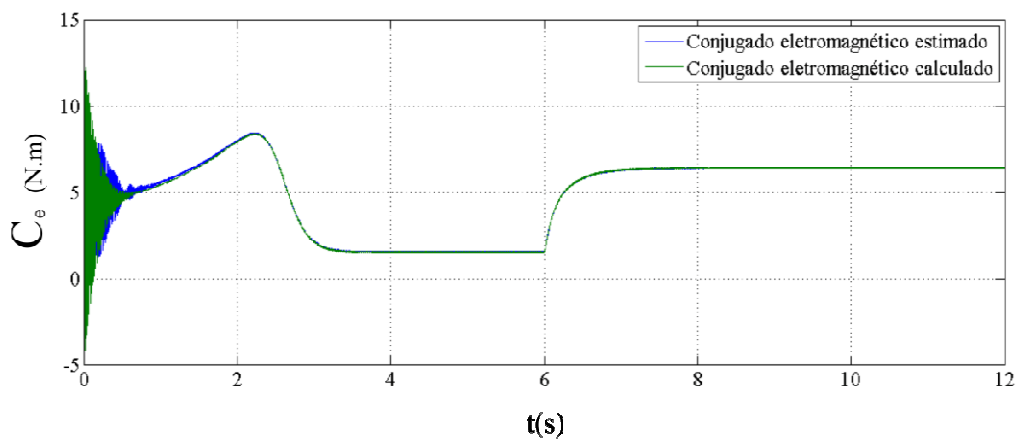


Figura 4.11 Conjugados estimado e calculado nos primeiros 12 segundos, PWM (60Hz)

4.2.3 SIMULAÇÃO COM MOTOR SUBMETIDO A UMA TENSÃO TRIFÁSICA PWM 110V_{RMS} 30 Hz

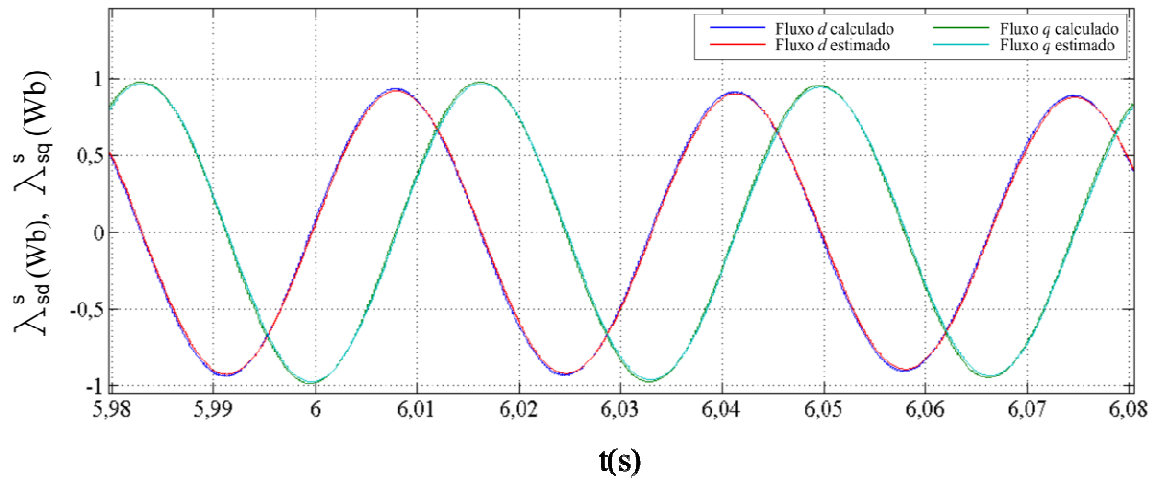


Figura 4.12 Fluxo estatórico “d” e “q” calculado e estimado, PWM (30Hz)

Na Figura 4.13 pode ser observada a diferença entre os fluxos “d” e “q”, calculado e estimado, nos instantes próximos a 6 segundos após o acionamento do motor em PWM 30 Hz . Nota-se que a diferença entre as curvas varia de 0 a 0 a $\pm 0,04$ Wb

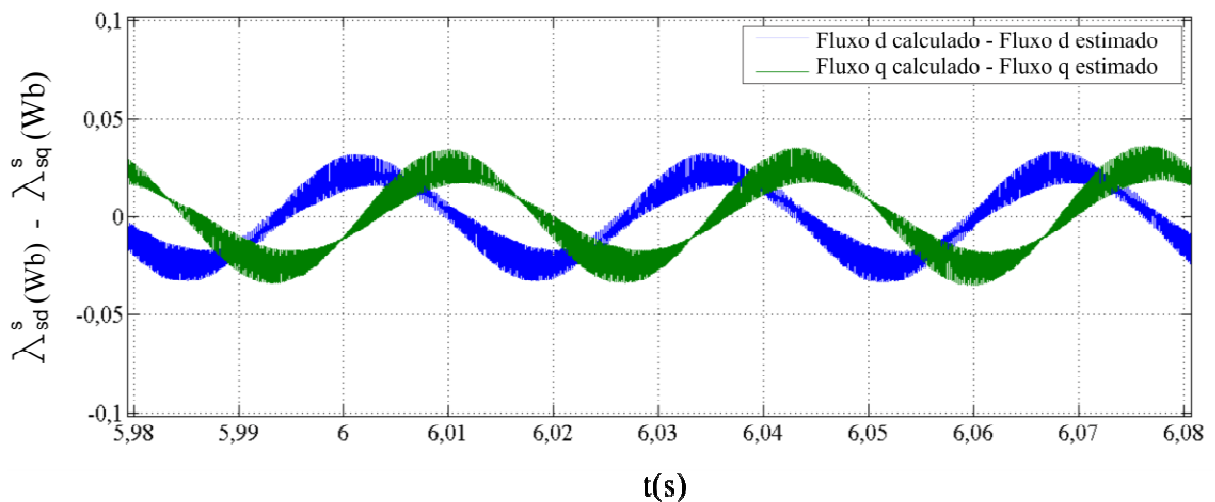


Figura 4.13 Diferença entre os fluxos “d” e “q” calculado e estimado PWM (30 Hz)

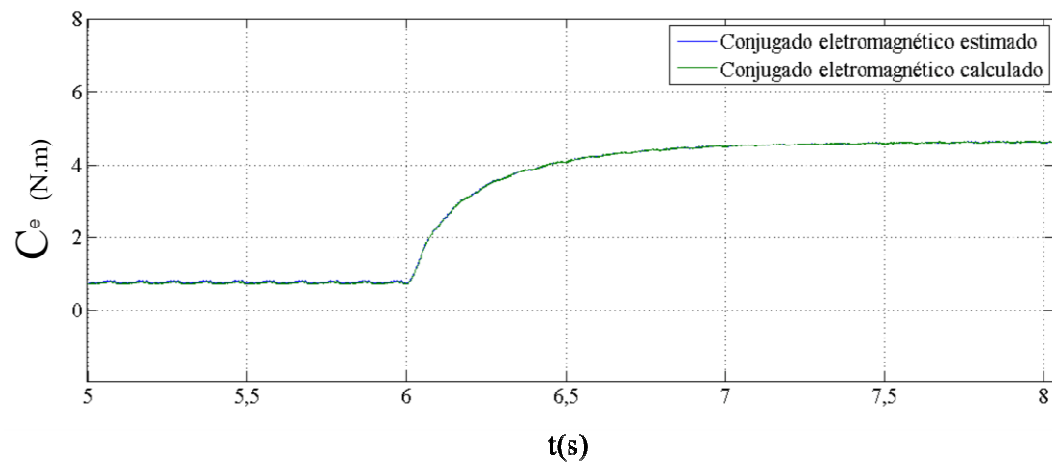


Figura 4.14 Curvas dos conjugados estimado e calculado com alimentação PWM (30Hz).

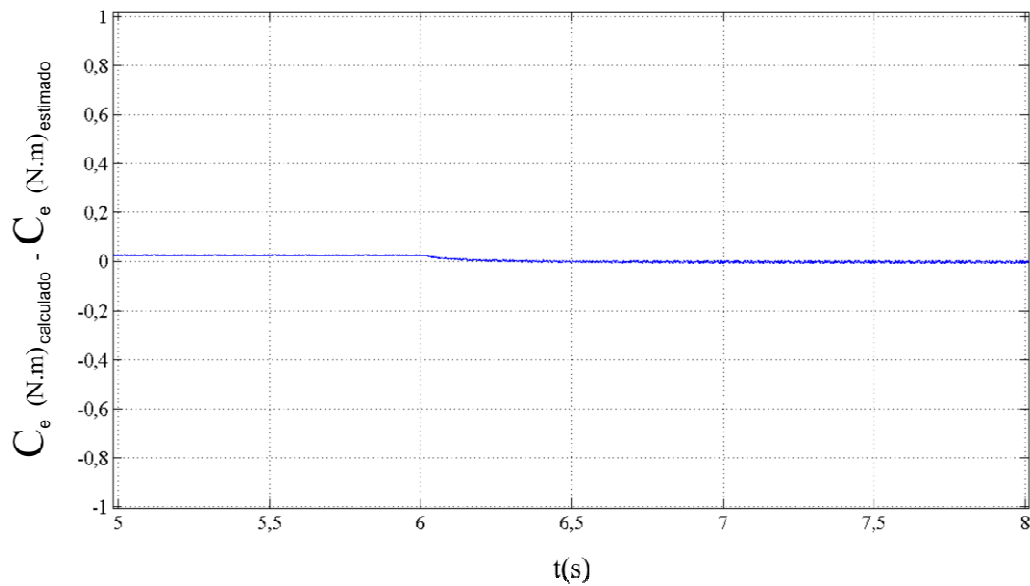


Figura 4.15 Diferença entre os conjugados estimado e calculado, PWM (30Hz)

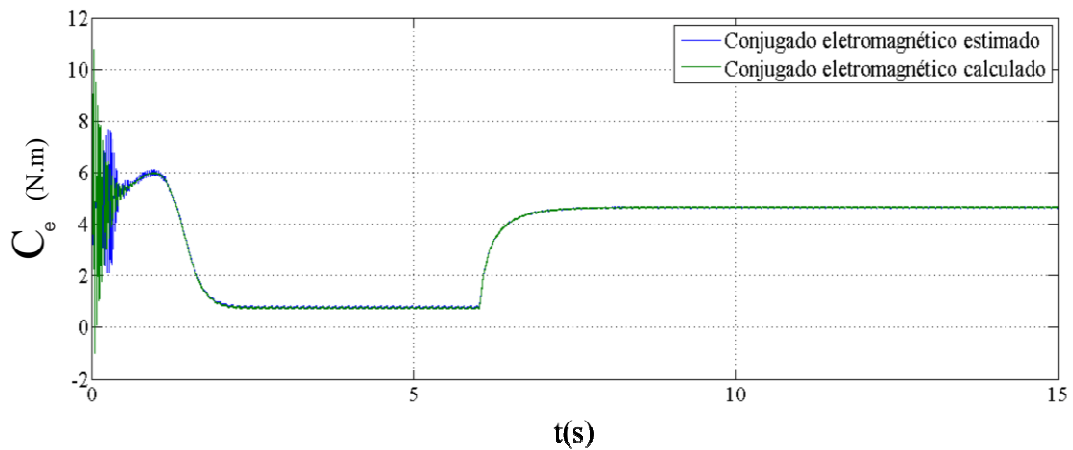


Figura 4.16 Conjugados estimado e calculado nos primeiros 12 segundos, PWM (30Hz)

4.2.4 SIMULAÇÃO COM MOTOR SUBMETIDO A UMA TENSÃO TRIFÁSICA PWM 38V_{RMS} 10 Hz

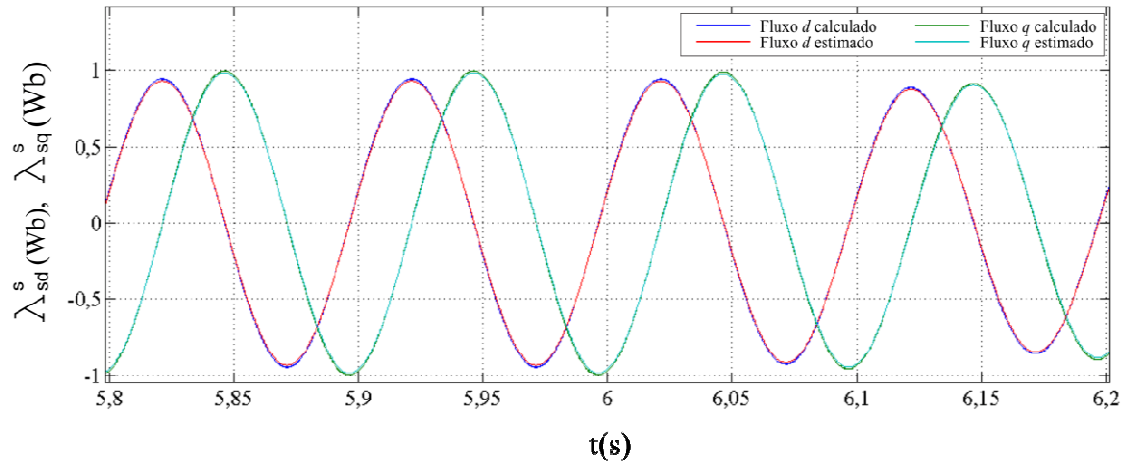


Figura 4.17 Fluxos estático “d” e “q” calculado e estimado PWM (10Hz)

Na Figura 4.18 pode ser observado a diferença entre os fluxos “d” e “q” calculado e estimado nos instantes próximos a 6 segundos, com o motor sendo alimentado com tensão trifásica PWM (10Hz). Nota-se que a diferença entre os fluxos varia de 0 a $\pm 0,015$ Wb.

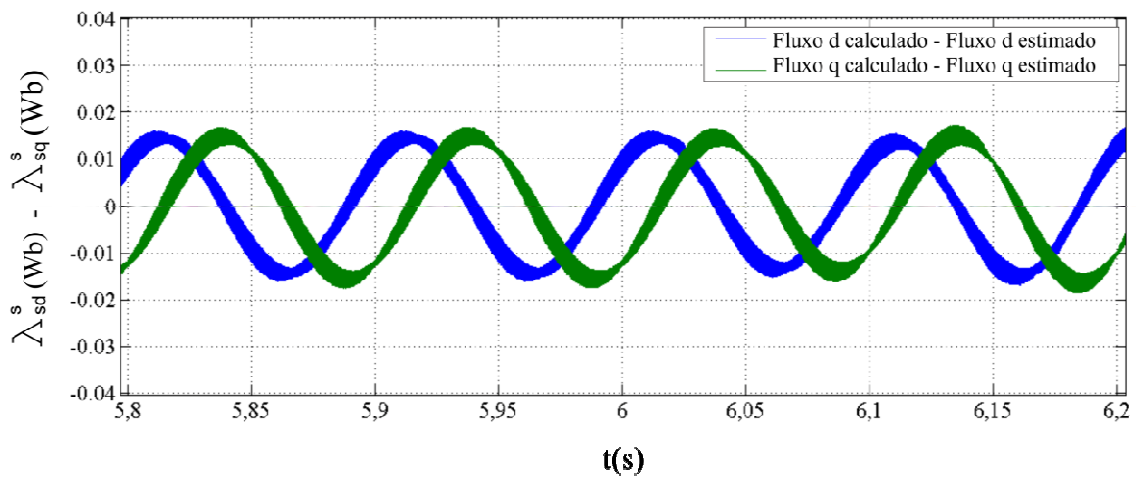


Figura 4.18 Diferença entre os fluxos “d” e “q” calculado e estimado PWM (10 Hz)

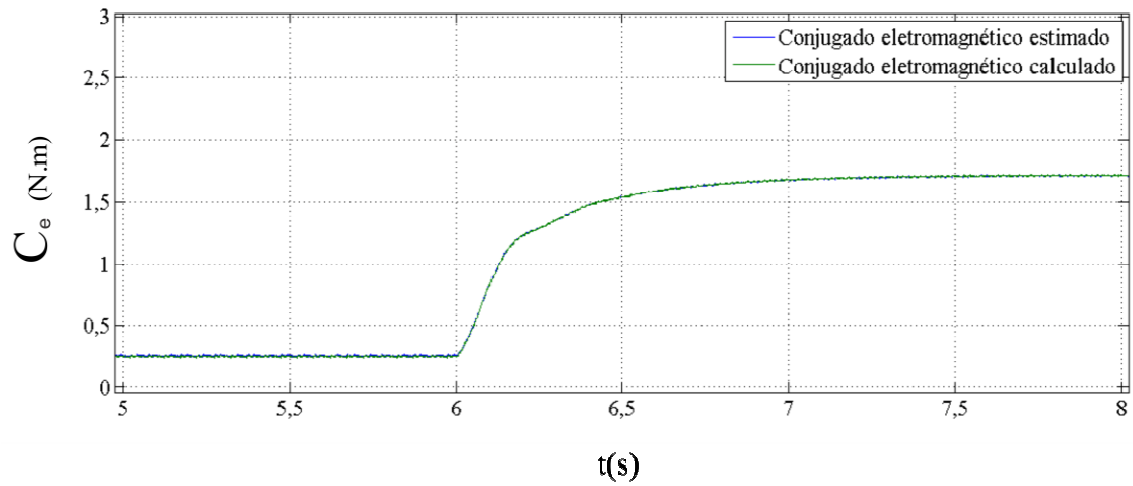


Figura 4.19 Curvas do conjugado estimado e conjugado calculado PWM (10Hz)

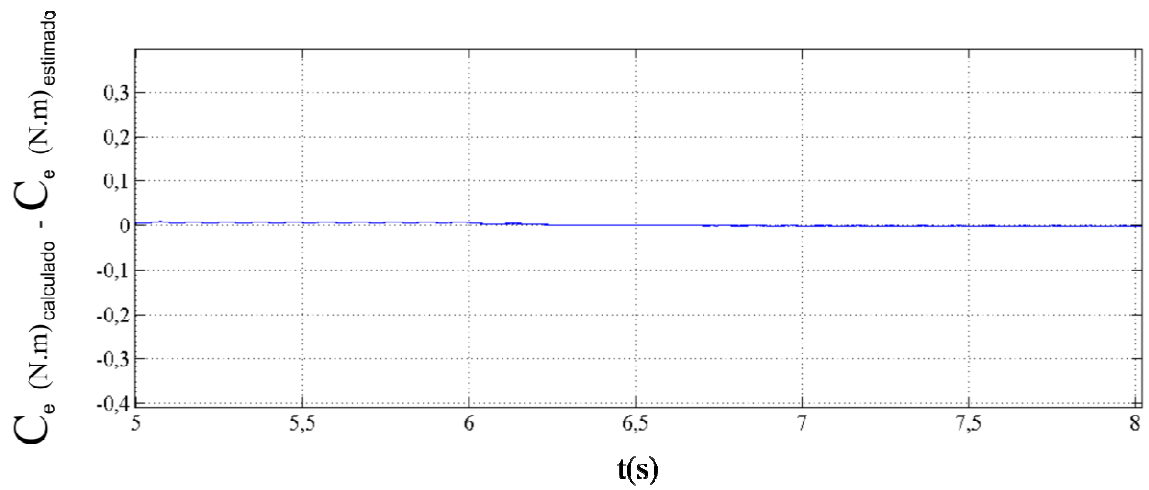


Figura 4.20 Diferença entre os conjugados calculado e estimado PWM (10Hz)

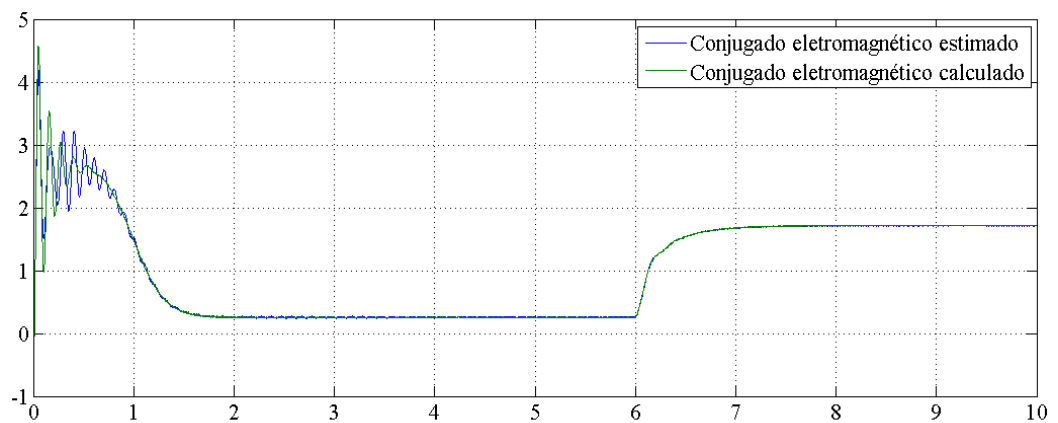


Figura 4.21 Conjugados estimado e calculado nos primeiros 10 s, PWM (10Hz)

4.2.5 COMENTÁRIOS E CONCLUSÕES PRELIMINARES

A estimação do fluxo estatórico e do conjugado eletromagnético utilizando o modelo de tensão mostrou-se eficaz nas simulações realizadas.

Foi observado que o filtro ADALINE confirmou a hipótese da eficácia na eliminação de níveis de cc durante a estimação do fluxo estatórico. A eficácia foi comprovada, inclusive, durante a transição entre a máquina operando em vazio e recebendo um degrau de carga.

Constatou-se também que o filtro neural ADALINE leva alguns milissegundos para se adaptar e por este motivo nos primeiros milissegundos de transição após o acionamento, conforme esperado, o sistema não apresentou eficácia na eliminação dos níveis de cc.

CAPÍTULO V

EXPERIÊNCIA LABORATORIAL PARA COMPROVAÇÃO PRÁTICA DA ESTIMAÇÃO DO FLUXO ESTATÓRICO E DO CONJUGADO

5.1 ESPAÇO FÍSICO DA EXPERIÊNCIA

A experiência para comprovação prática da eficácia da estimação do fluxo estatórico e do conjugado eletromagnético de uma máquina de indução utilizando filtro neural ADALINE foi realizada no laboratório do Programa de Pós-Graduação de Engenharia Mecânica da Universidade Federal da Paraíba. Empregou-se um protótipo para acionamento de motor de indução trifásico, constituído de um computador baseado no sistema operacional Microsoft Windows XPTM, um kit de aplicação baseado no DSP TMS320F28335 modelo “eZdspTM F28335 Starter Kit” fabricado pela Spectrum Digital, um inversor montado com módulos da SemikronTM, um motor de indução trifásico fabricado pela WEGTM e um kit didático para simulação de carga da WEGTM.

Na Figura 5.1 pode ser observado o diagrama de blocos do protótipo para acionamentos utilizado para comprovação experimental da estimação do fluxo estatórico.

A vista geral da montagem do eZdspTM F28335 Starter Kit é mostrado na Figura 5.2. Para programar o DSP desta placa foi utilizado o software Code Composer StudioTM. Para interfacear o DSP e o computador PC foi utilizado uma porta USB.

O motor de indução e o kit simulador de cargas utilizados na experiência para comprovação prática da eficácia da estimação do fluxo estatórico utilizando filtro neural ADALINE, podem ser vistos na Figura 5.3

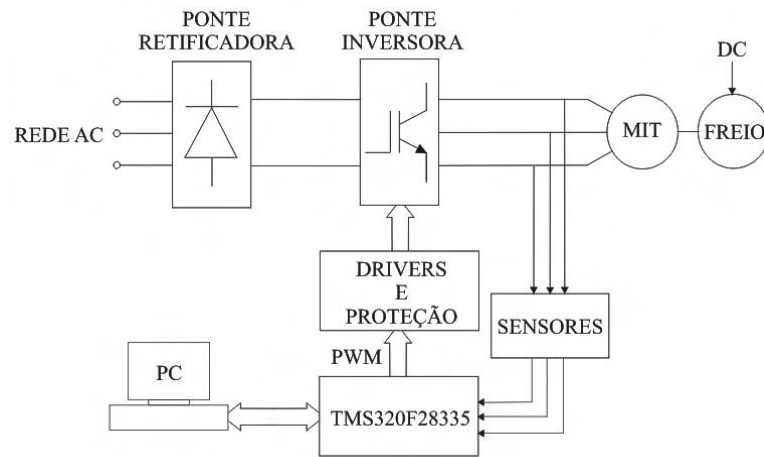


Figura 5.1 Diagrama em blocos do protótipo para acionamentos
Reproduzido de SENA (2011)

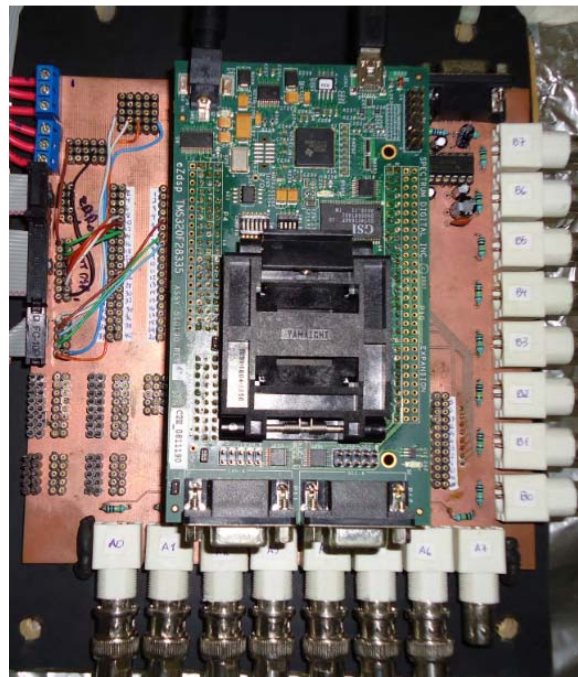


Figura 5.2 Hardware “eZdsp™ F28335 Starter Kit”

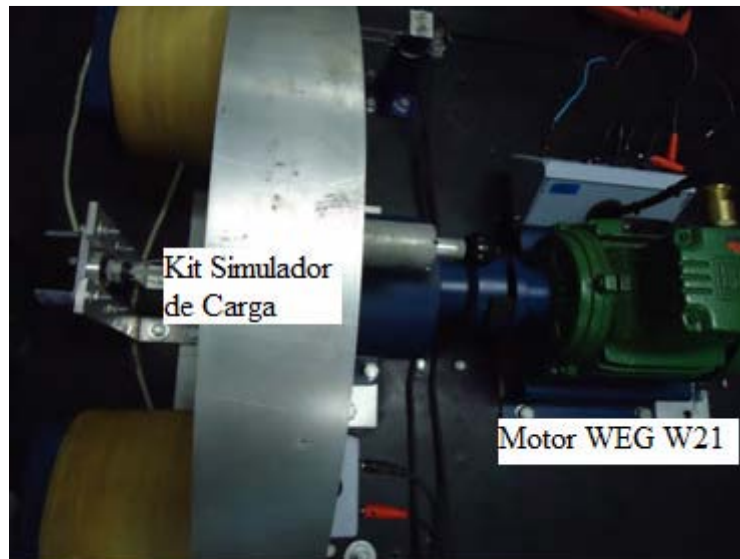


Figura 5.3 Motor de indução e kit simulador de carga

O inversor utilizado neste experimento pode ser visto na Figura 5.4.

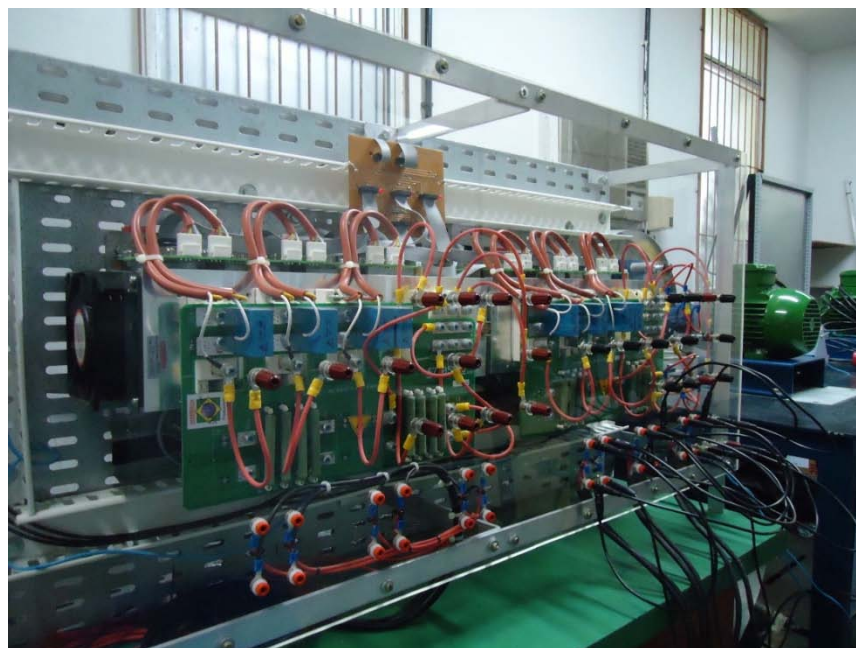


Figura 5.4 Inversor utilizado na experiência

Em primeiro plano, na Figura 5.5 podem ser vistos o transformador variômetro trifásico, o computador PC, e em segundo plano podem ser vistos o inversor.



Figura 5.5 Vista panorâmica do protótipo para acionamento de motor de indução

5.2 RESULTADOS EXPERIMENTAIS

A eficácia do modelo apresentado na Figura 4.1 foi corroborado através de experimentos no protótipo para acionamento de motor de indução em que a máquina foi inicialmente alimentada com uma tensão senoidal trifásica na frequência de 60 Hz. Em seguida foram realizadas novos acionamentos onde a máquina recebeu alimentação PWM nas frequências de 60 Hz, 30 Hz, e 10 Hz. As taxas de aprendizagem e as tensões utilizadas foram $\mu = 0,000038$ e $V = 380V_{RMS}$ para 60 Hz, $\mu = 0,000187$ e $V = 190V_{RMS}$ para 30 Hz, $\mu = 0,0000584$ e $V = 38V$ para 10 Hz.

Inicialmente os acionamentos foram feitos com a máquina operando em vazio e em seguida foram feitos novos acionamentos da máquina com o motor operando com carga.

O motor de indução utilizado nas experiências de laboratório foi um “WEG W21 Alto Rendimento”, semelhante ao da Figura 5.6. Tensão de alimentação deste motor é de 220/380V_{RMS}, com 4 polos, velocidade de rotação nominal de 1715 RPM, potência nominal de 1,5 HP, conjugado nominal de 6,13N.m e corrente nominal de 4,42/2,56A em vazio a corrente é de 2,6/1,51A.



Figura 5.6 Motor WEG W21 Alto Rendimento

Os resultados práticos estão apresentados graficamente nas Figuras 5.27 até 5.24 a seguir.

5.2.1 RESULTADOS COM MOTOR EM VAZIO SUBMETIDO A TENSÃO TRIFÁSICA SENOIDAL 380V 60 Hz

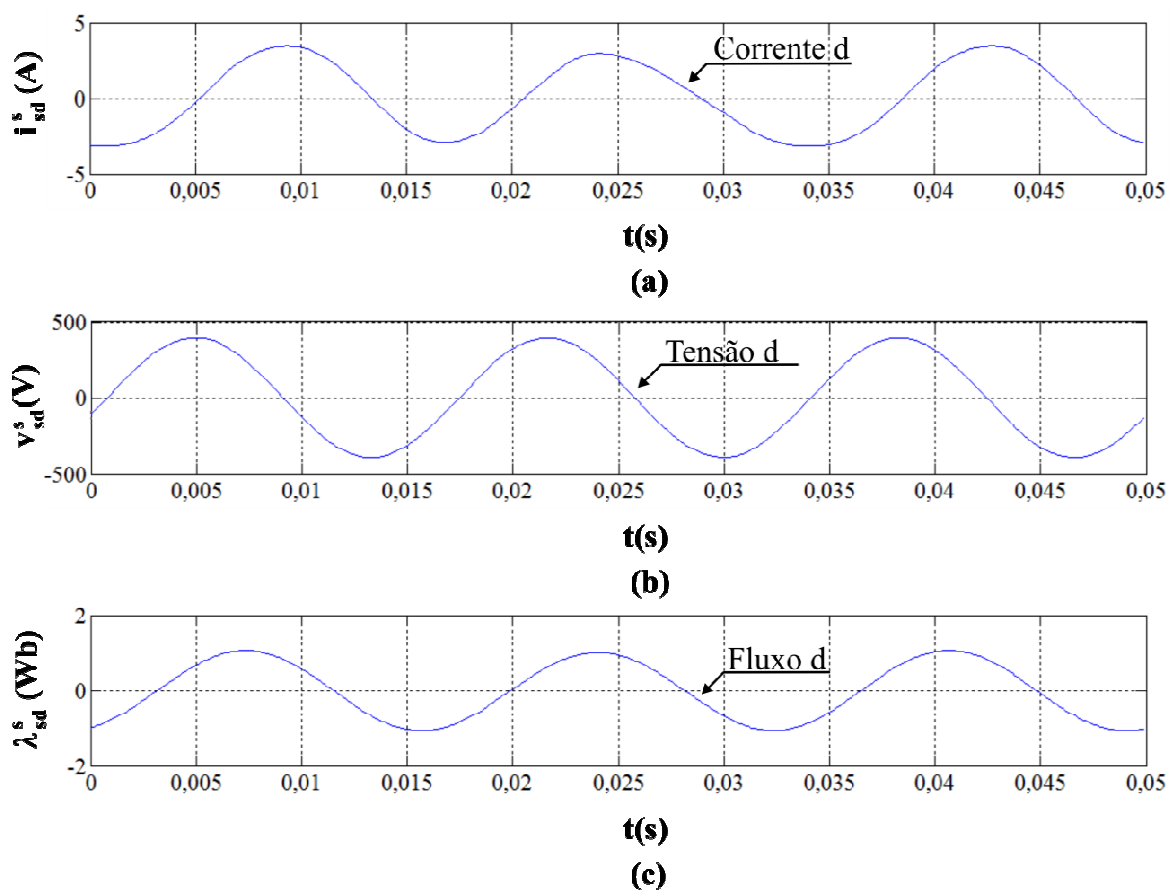
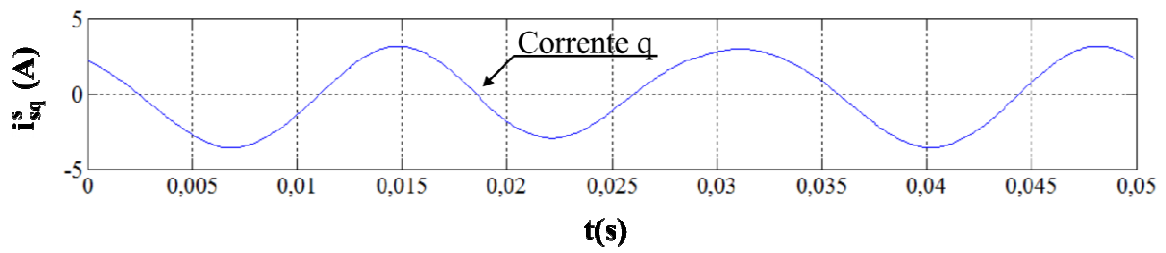
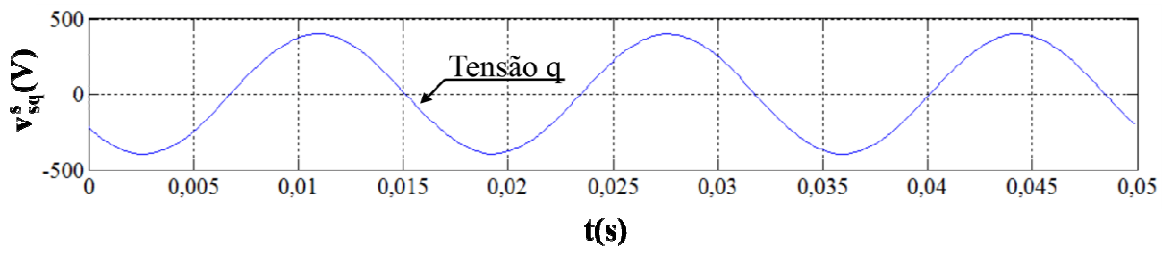


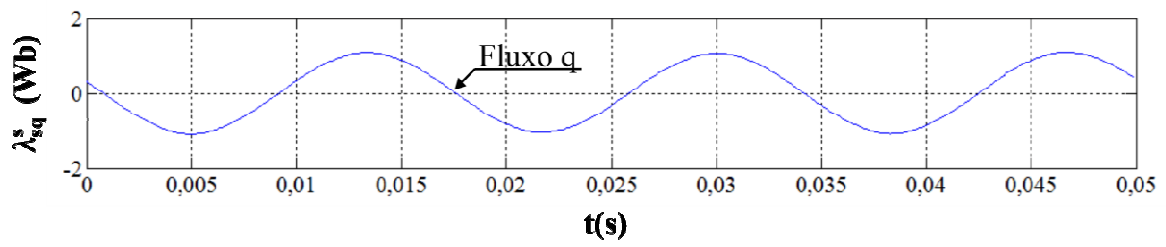
Figura 5.7 a) Corrente i_{sd}^s , b) Tensão v_{sd}^s , c) Fluxo λ_{sd}^s . Em vazio, senoidal (60 Hz)



(a)



(b)



(c)

Figura 5.8 a) Corrente i_{sq}^s , b) Tensão v_{sq}^s , c) Fluxo λ_{sq}^s . Em vazio, senoidal (60 Hz)

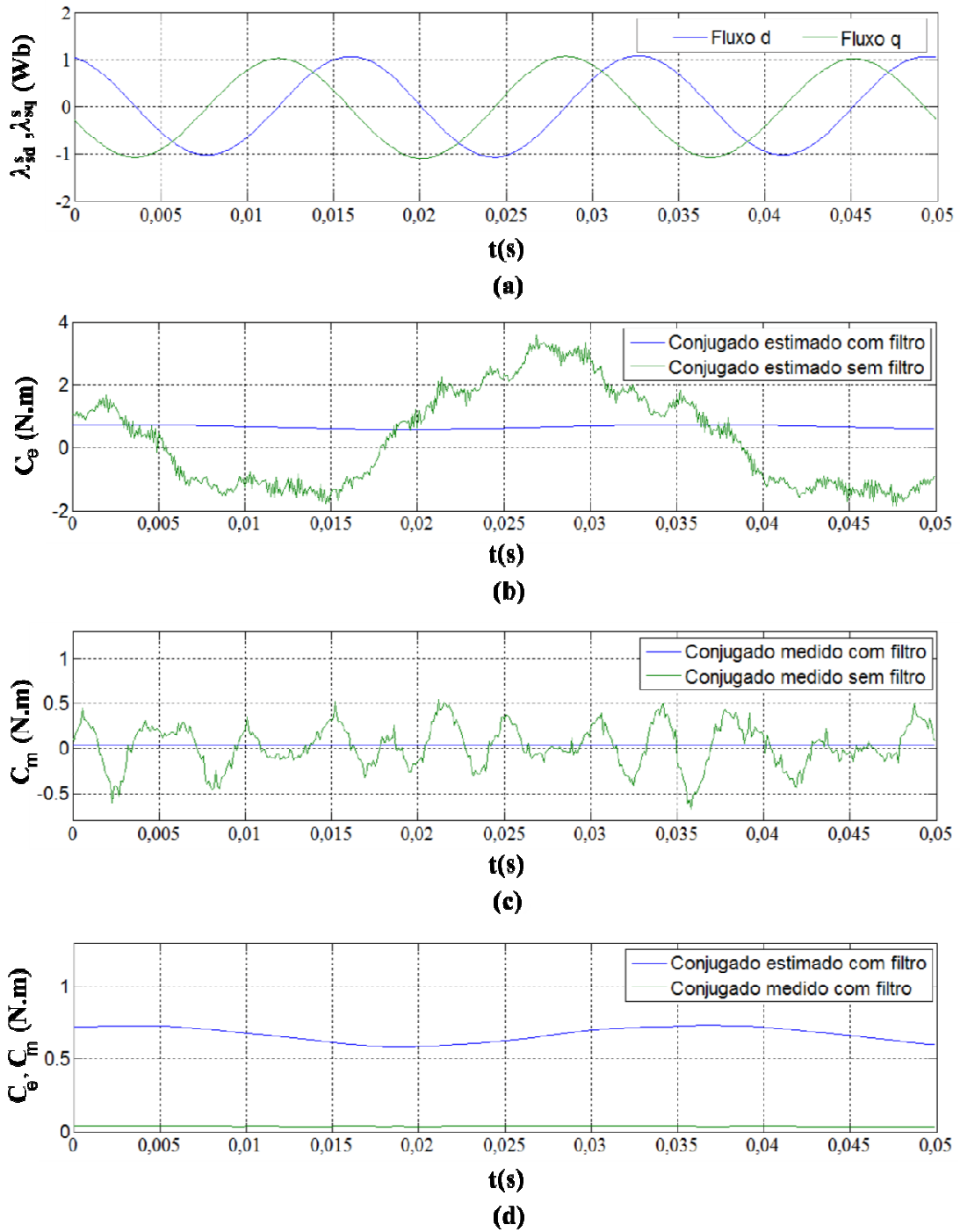


Figura 5.9: a) Fluxos estático “d” e “q”, b) Conjugado estimado com e sem filtro c) Conjugado medido com e sem filtro d) Conjugado medido e estimado com filtro. Em vazio, senoidal (60 Hz)

No gráfico “d ” da Figura 5.9 observa-se uma diferença entre o conjugado eletromagnético estimado (linha azul) e o conjugado mecânico medido (linha verde). Esta diferença justifica-se em virtude das perdas ôhmicas no rotor e perdas diversas nos

rolamentos e eixo do motor e do kit simulador de carga. Esta diferença a maior para conjugado eletromagnético estimado (linha azul), repete-se em todas as medições subsequentes desta experiência e estão indicadas em todos nos resultados apresentados nesta pesquisa.

5.2.2 RESULTADOS COM MOTOR COM CARGA SUBMETIDO A UMA TENSÃO TRIFÁSICA SENOIDAL 380V 60 Hz

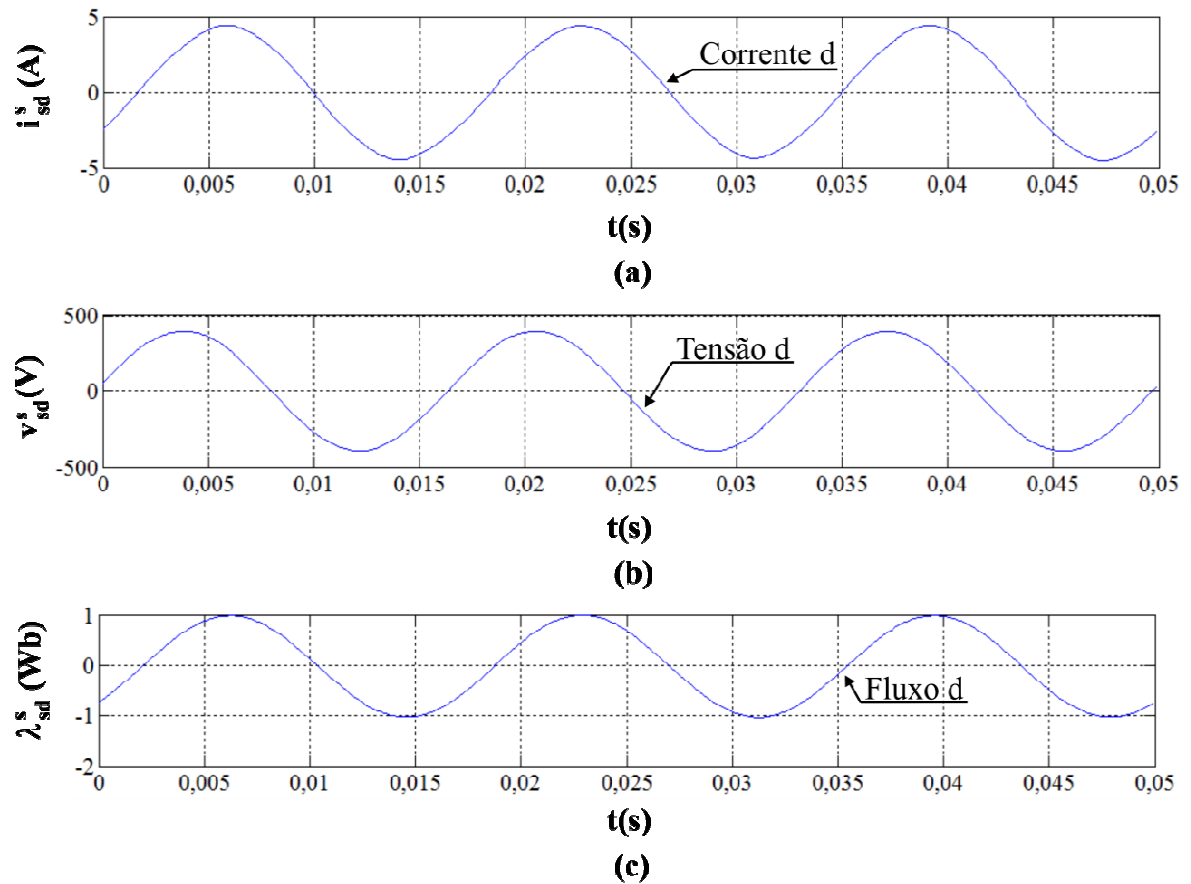


Figura 5.10 a) Corrente i_{sd}^s , b) Tensão v_{sd}^s , c) Fluxo λ_{sd}^s . Com carga, senoidal (60 Hz)

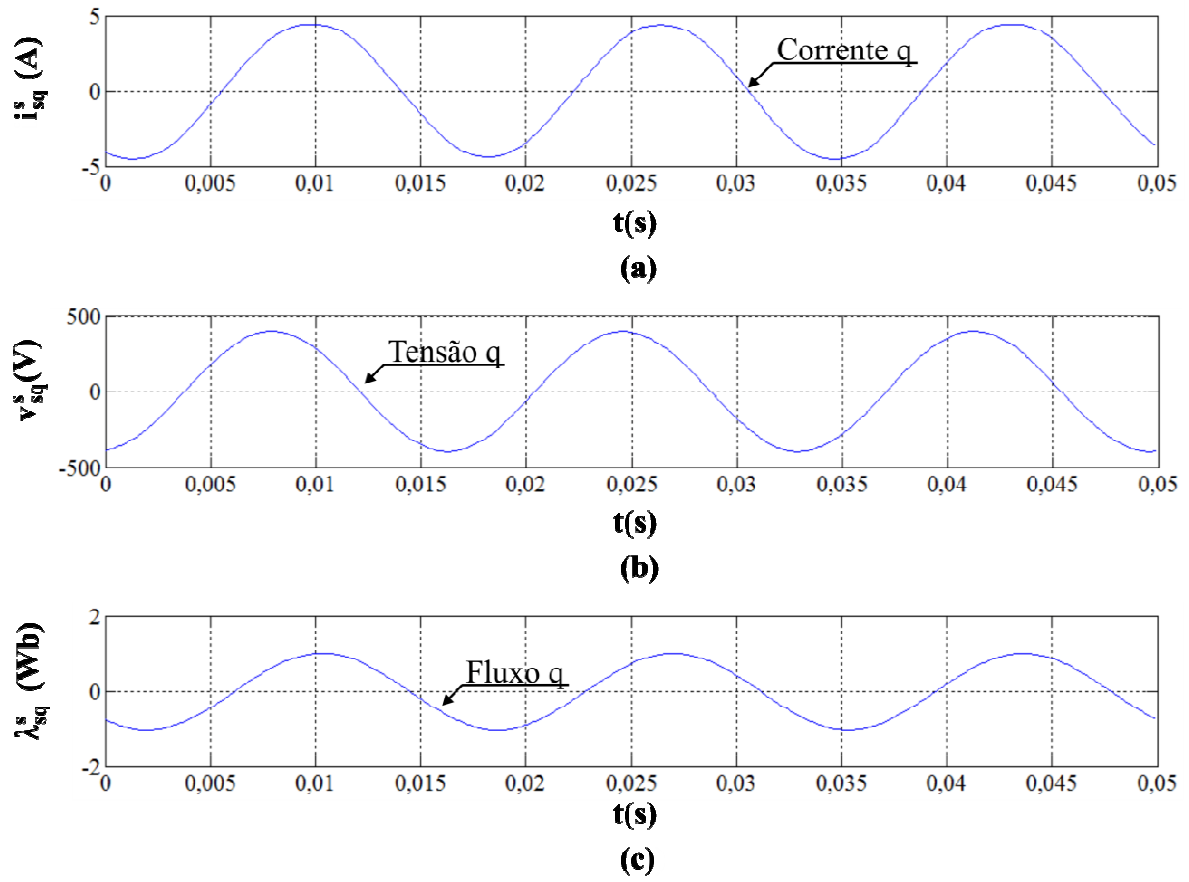


Figura 5.11 a) Corrente i_{sq}^s , b) Tensão v_{sq}^s , c) Fluxo λ_{sq}^s . Com carga, senoidal (60 Hz)

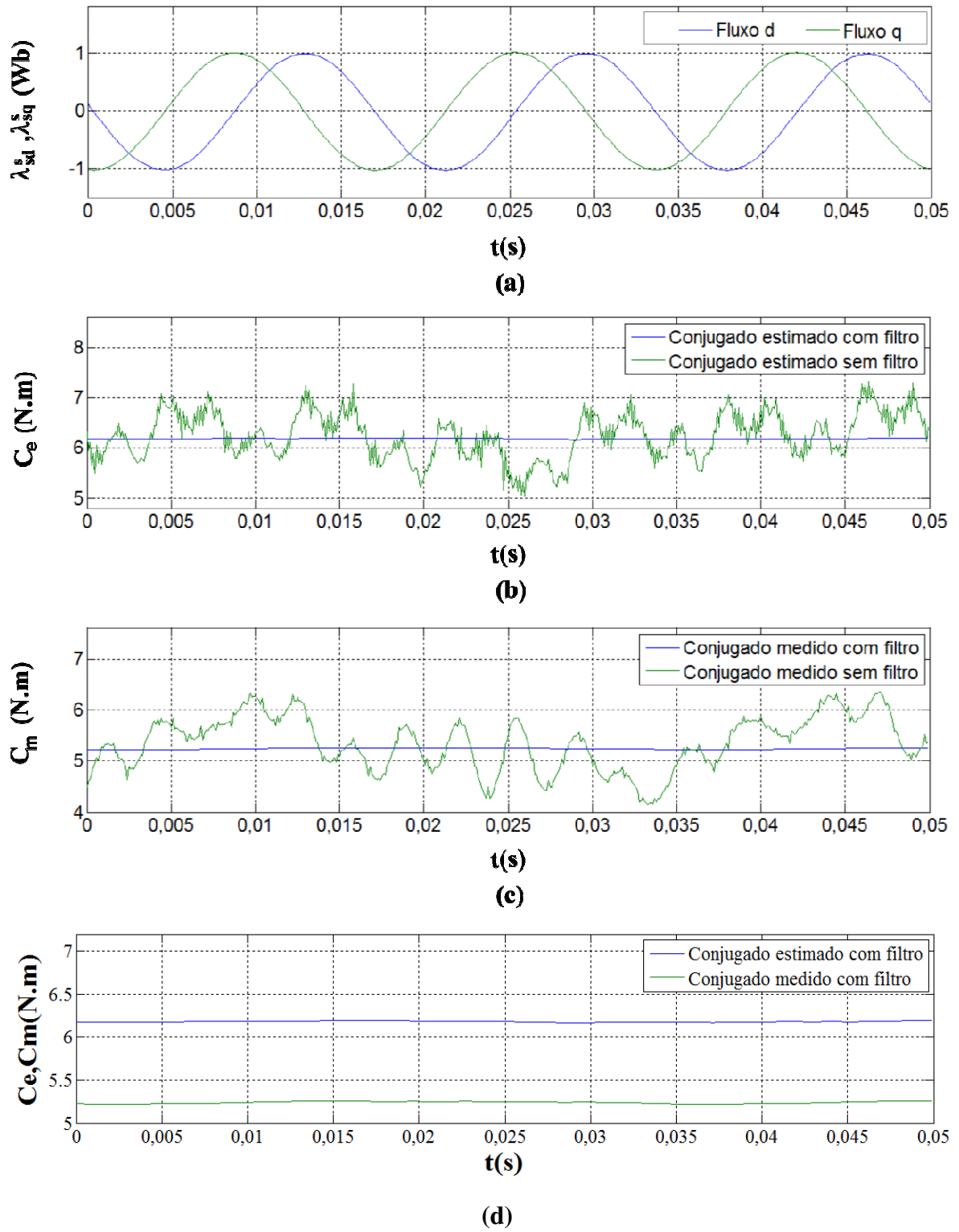


Figura 5.12 a) Fluxos estático “d” e “q”, b) Conjugado estimado com e sem filtro c) Conjugado medido com e sem filtro d) Conjugado medido e estimado com filtro. Com carga, senoidal (60 Hz)

5.2.3 RESULTADOS COM MOTOR EM VAZIO SUBMETIDO A UMA TENSÃO TRIFÁSICA PWM 380V 60 Hz

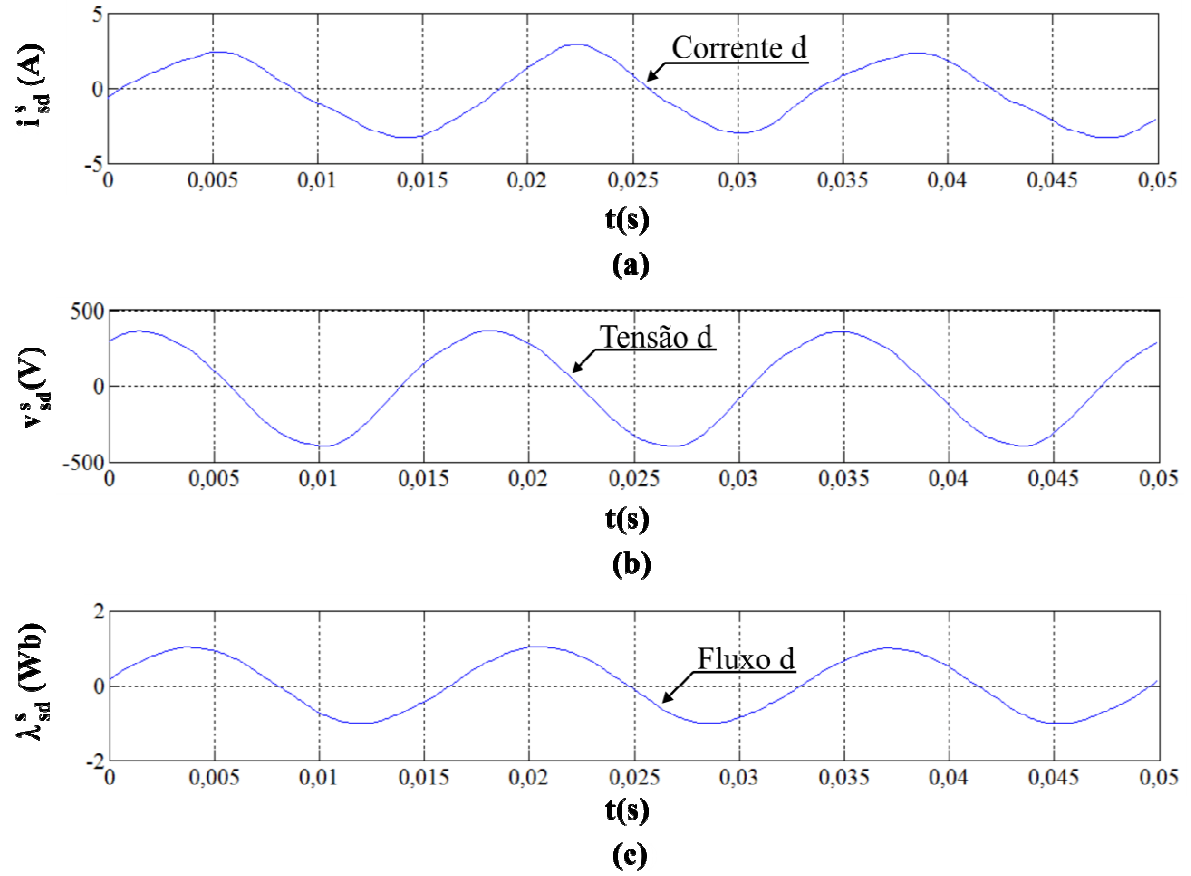


Figura 5.13 a) Corrente i_{sd}^s , b) Tensão v_{sd}^s , c) Fluxo λ_{sd}^s

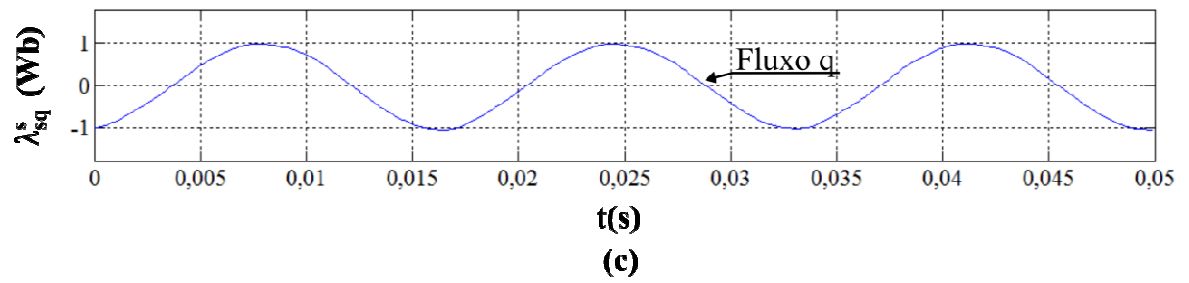
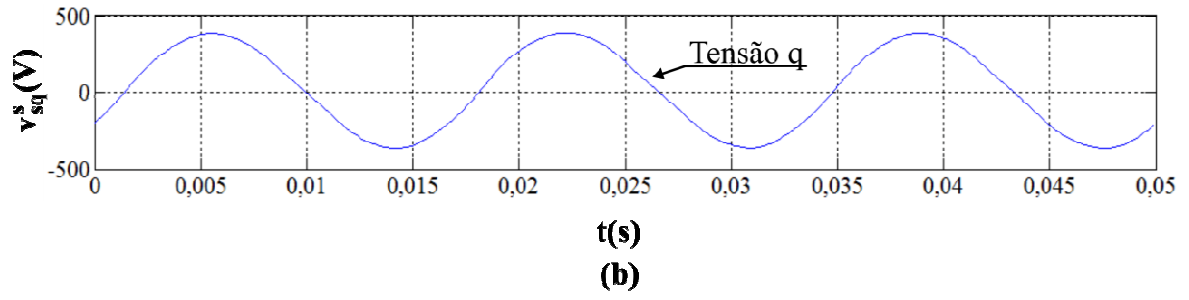
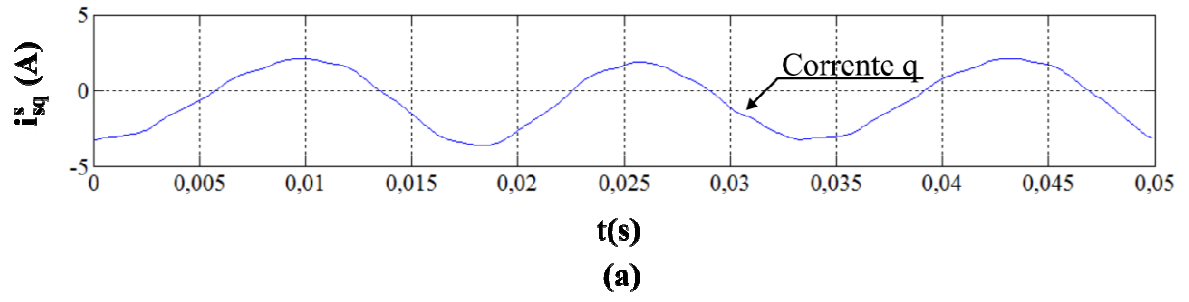


Figura 5.14 a) Corrente i_{sq}^s , b) Tensão v_{sq}^s , c) Fluxo λ_{sq}^s

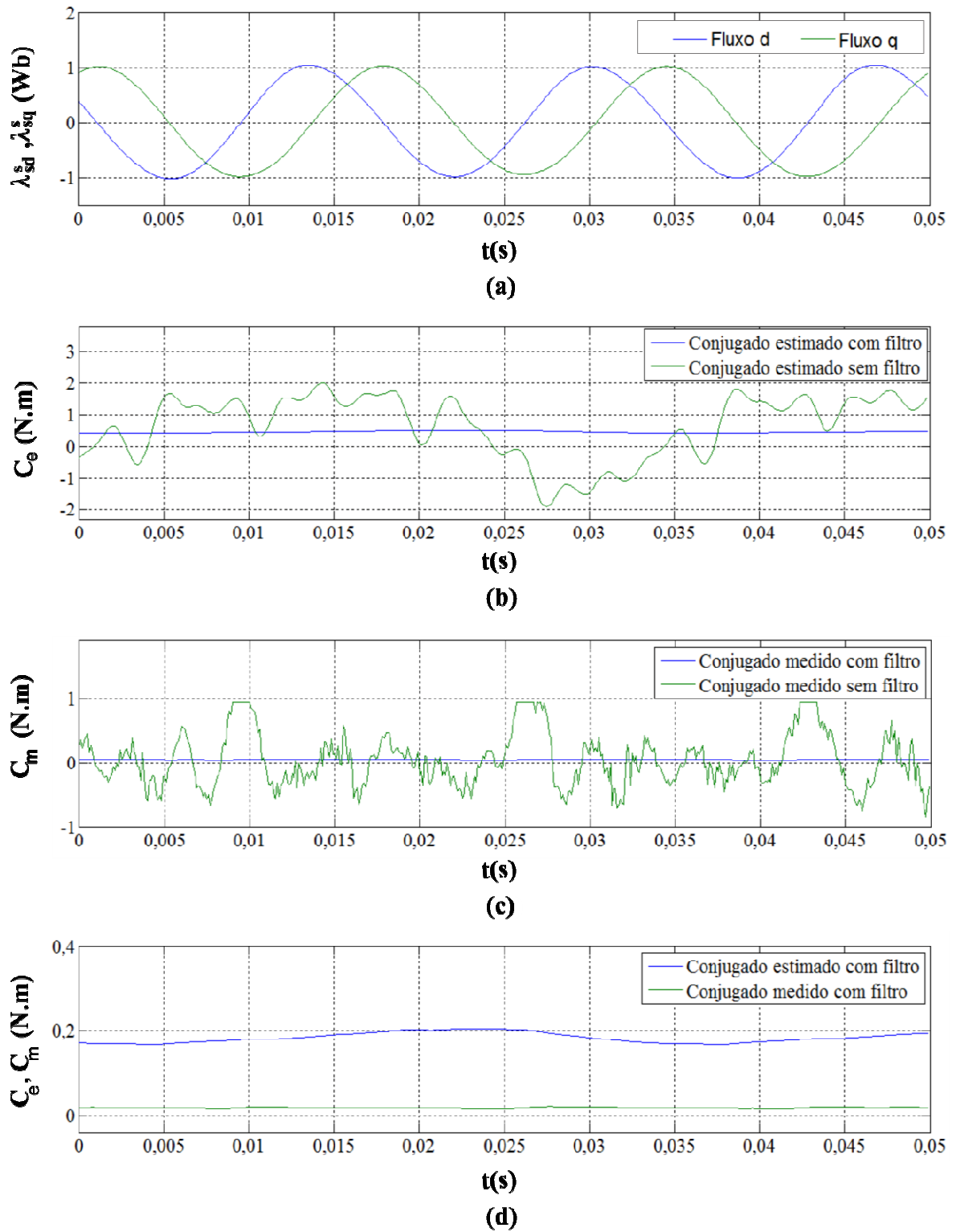


Figura 5.15 a) Fluxos estático “d” e “q”, b) Conjugado estimado com e sem filtro c) Conjugado medido com e sem filtro d) Conjugados medido e estimado com filtro.

5.2.4 RESULTADOS COM MOTOR COM CARGA SUBMETIDO A UMA TENSÃO TRIFÁSICA PWM 380V 60 Hz

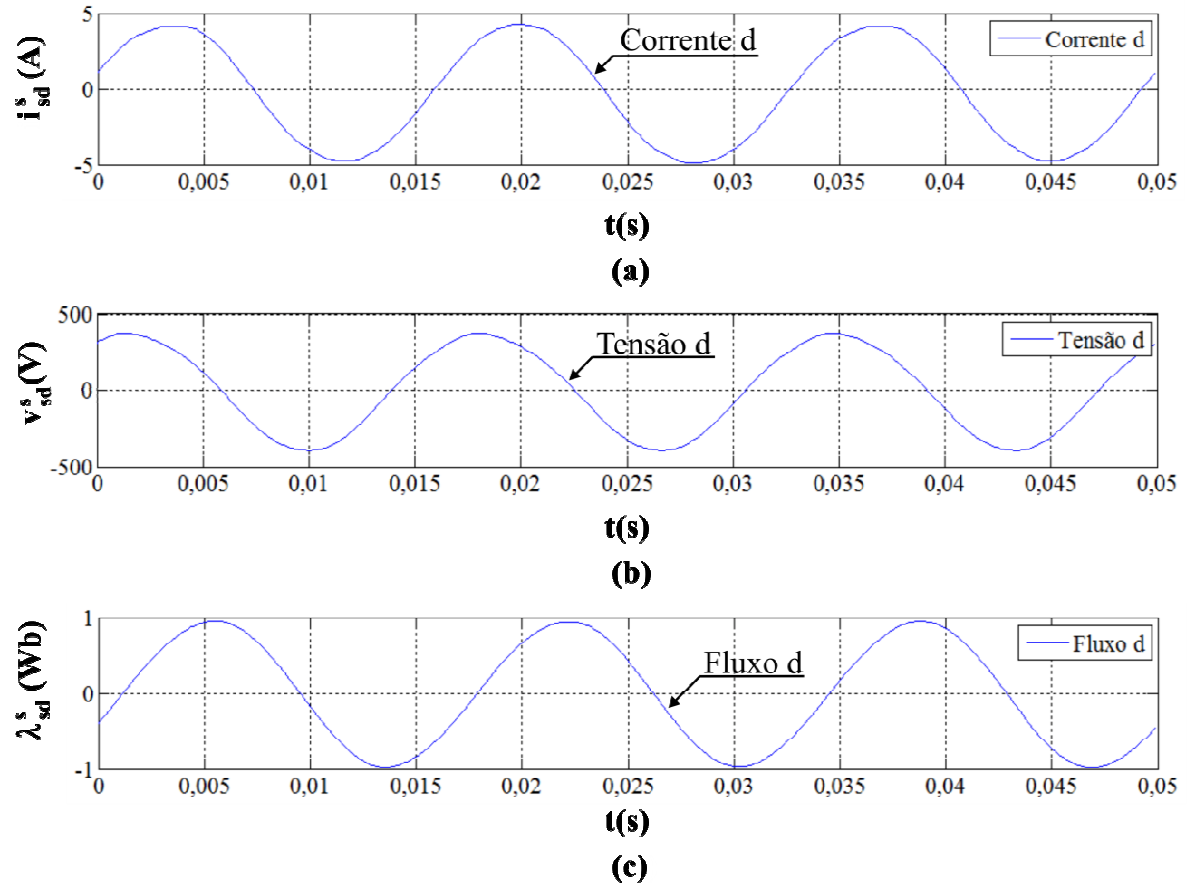


Figura 5.16 a) Corrente i_{sd}^s , b) Tensão v_{sd}^s , c) Fluxo λ_{sd}^s

Na Figura 5.17 podem ser observados a corrente i_{sq}^s , a tensão v_{sq}^s e o fluxo λ_{sq}^s , para o ensaio do motor com carga sendo alimentado por uma tensão PWM trifásica na frequência de 60 Hz.

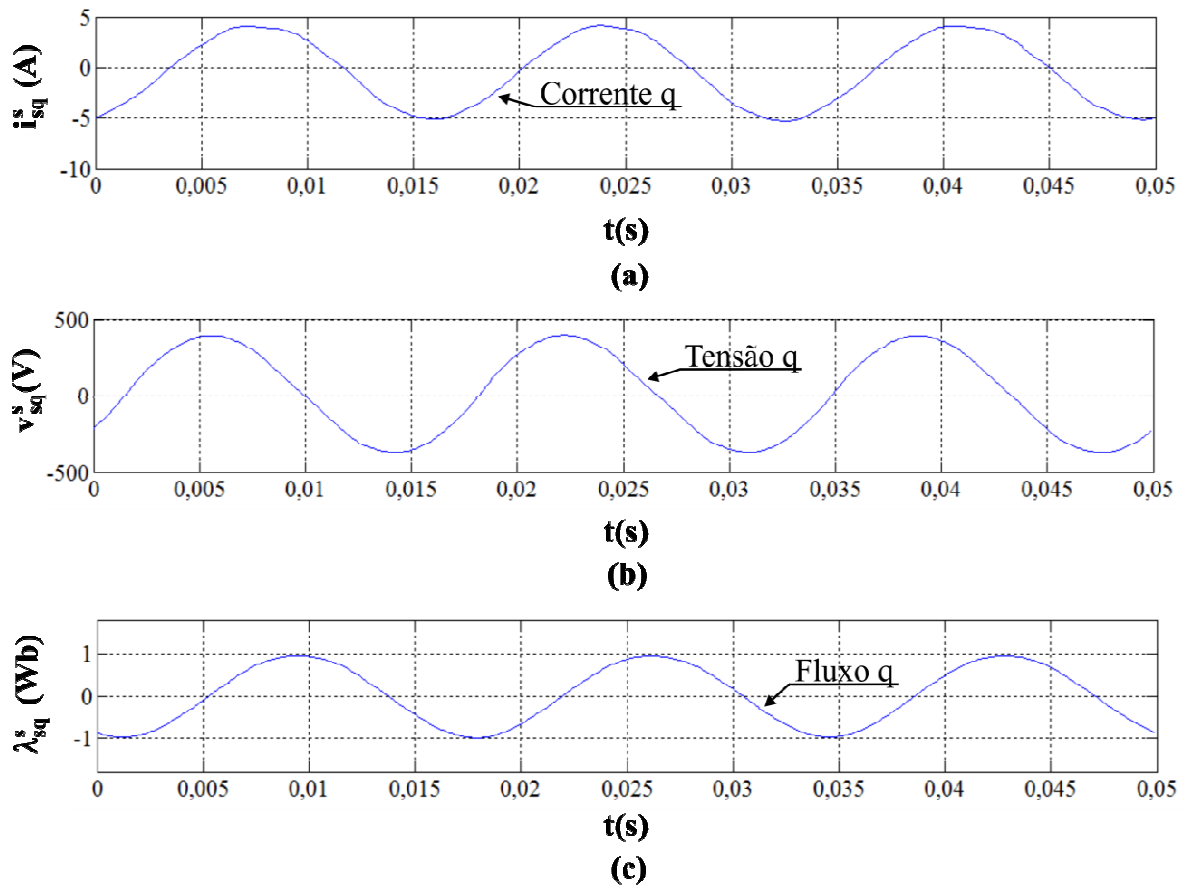


Figura 5.17 a) Corrente i_{sq}^s , b) Tensão v_{sq}^s , c) Fluxo λ_{sq}^s

Para o motor alimentado com tensão trifásica PWM 380V_{RMS}, 60 Hz, a Figura 5.18 (a) mostra a curva do fluxo estatórico no eixo “d”, a Figura 5.18 (b) mostra a curva do fluxo estatórico no eixo “q”, na Figura 5.18 (c) observa-se as curvas do conjugado com filtragem e do conjugado sem filtragem.

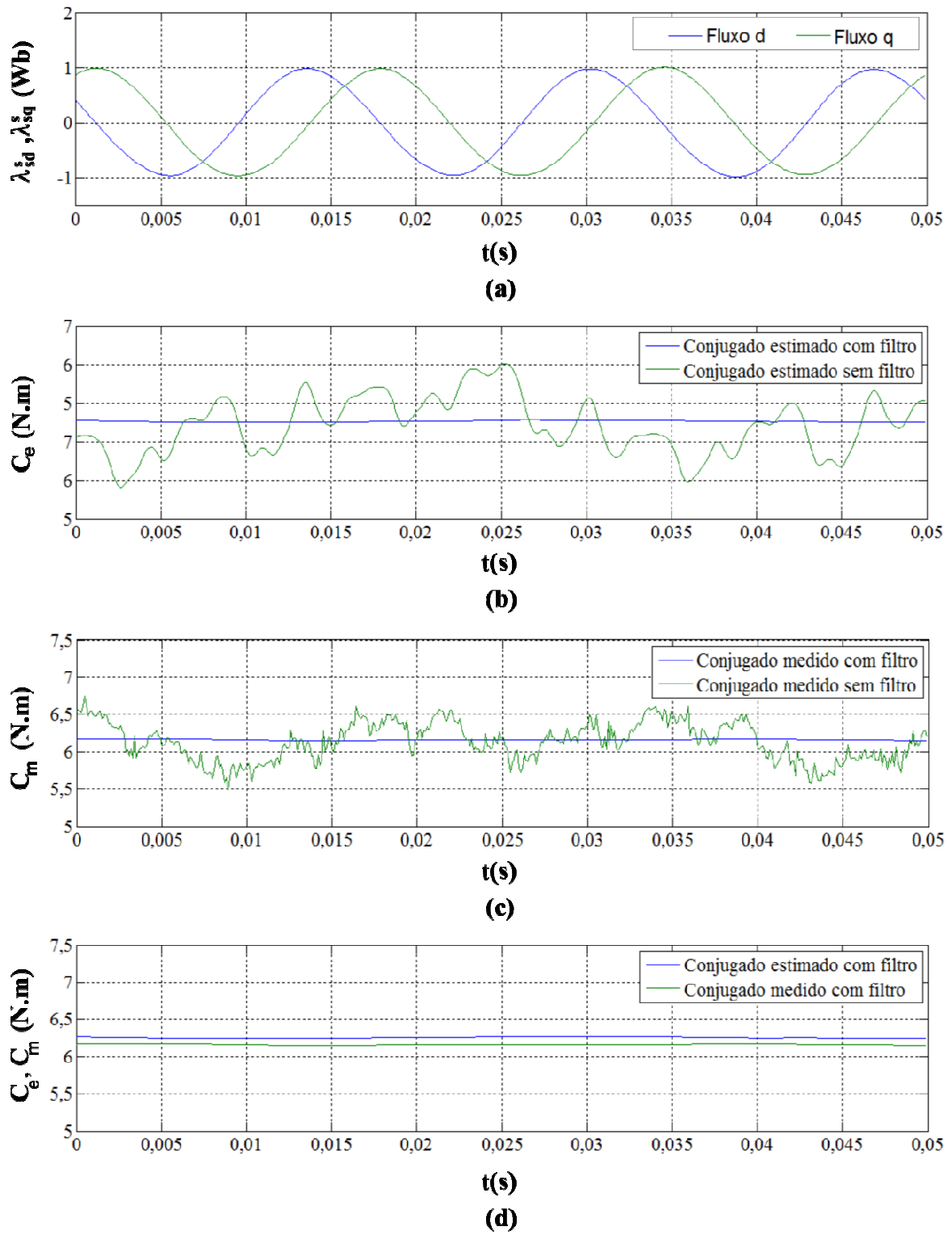


Figura 5.18 a) Fluxos estático “d” e “q”, b) Conjugado estimado com e sem filtro c) Conjugado medido com e sem filtro d) Conjugado medido e estimado com filtro.

5.2.5 RESULTADOS COM MOTOR COM CARGA SUBMETIDO A TENSÃO TRIFÁSICA PWM 190V_{RMS} 30 Hz

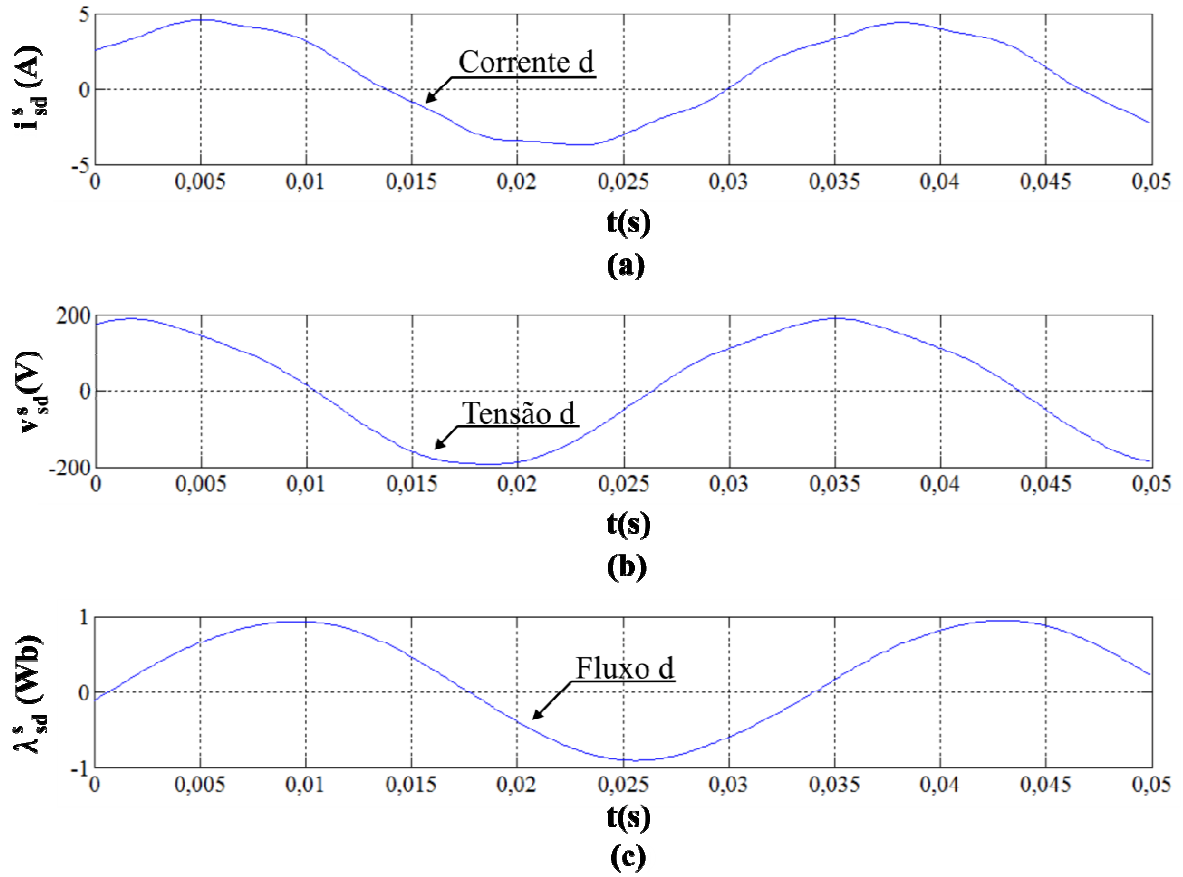


Figura 5.19 a) Corrente i_{sd}^s , b) Tensão v_{sd}^s , c) Fluxo λ_{sd}^s

Na figura 5.20 podem ser observados a corrente i_{sq}^s , a tensão v_{sq}^s , e o fluxo λ_{sq}^s , para o ensaio do motor com carga sendo alimentado por uma tensão PWM trifásica na frequência de 30 Hz.

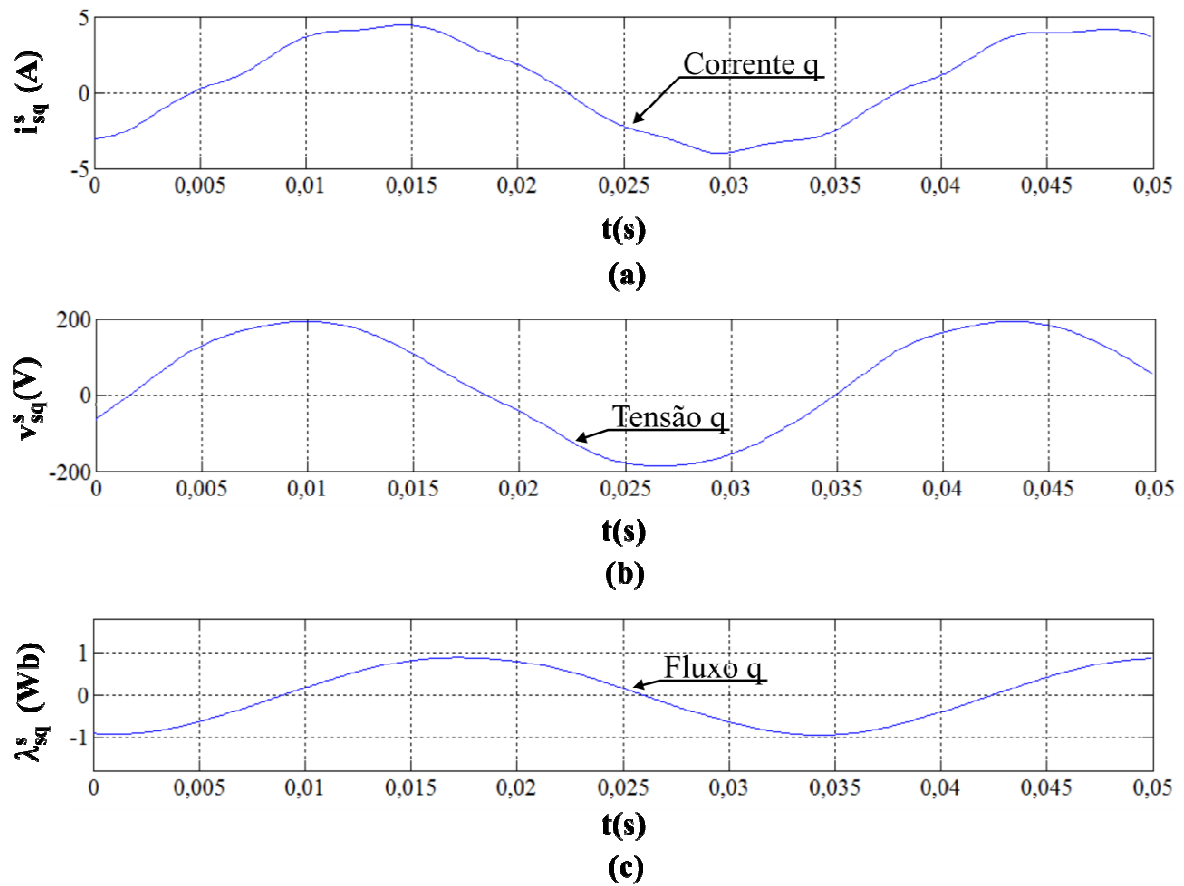


Figura 5.20 a) Corrente i_{sq}^s , b) Tensão v_{sq}^s , c) Fluxo λ_{sq}^s

Na Figura 5.21 podem ser observado as curvas dos fluxos estatórico nos eixo “d” e “q” e as curvas dos conjugados com e sem filtragem para o motor operando com carga, e alimentado com tensão trifásica PWM na frequência de 30 Hz.

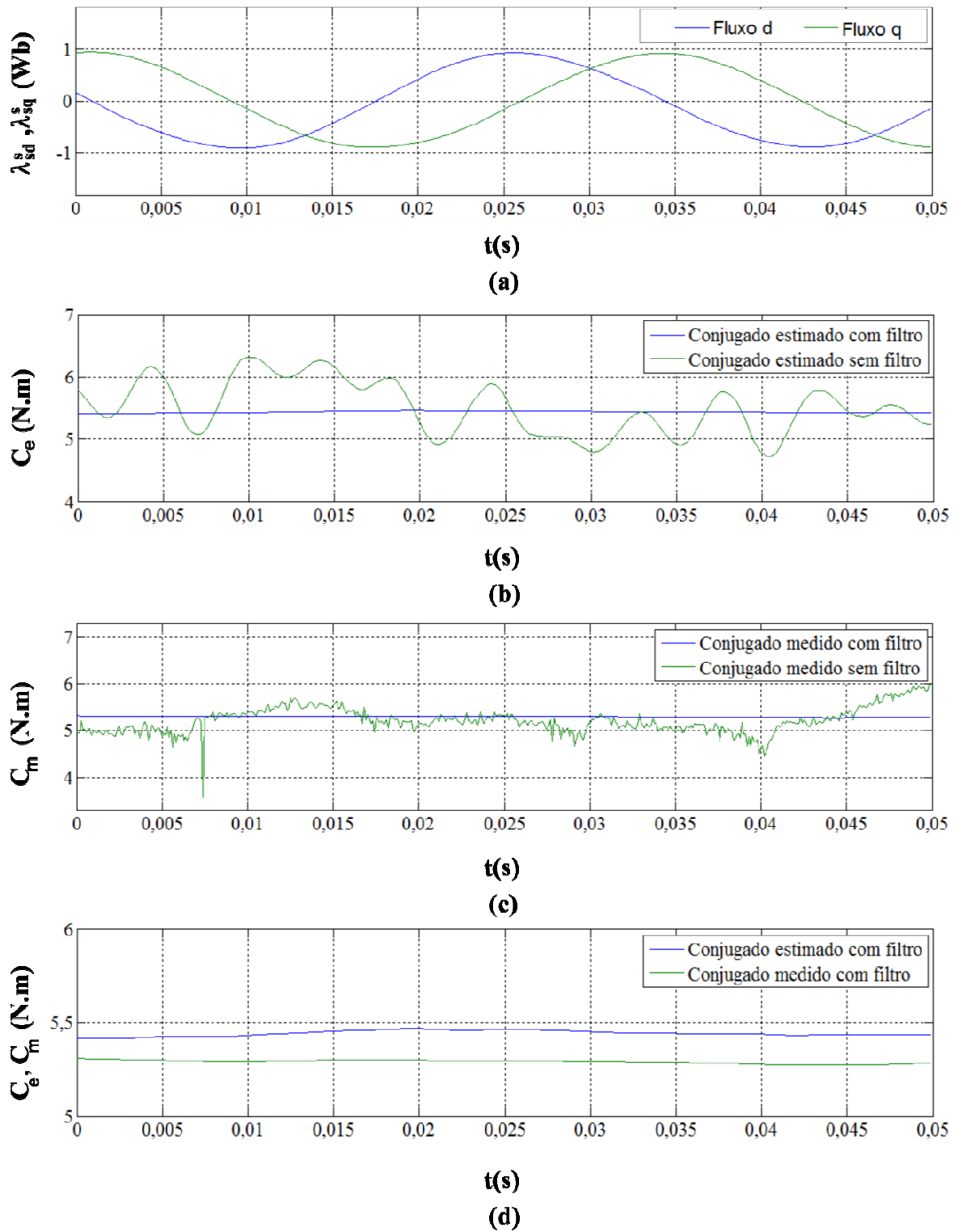


Figura 5.21 a) Fluxos estático “d” e “q”, b) Conjugado estimado com e sem filtro c) Conjugado medido com e sem filtro d) Conjugado medido e estimado com filtro

5.2.6 RESULTADOS COM MOTOR COM CARGA SUBMETIDO A TENSÃO TRIFÁSICA PWM 38V_{RMS} 10 Hz

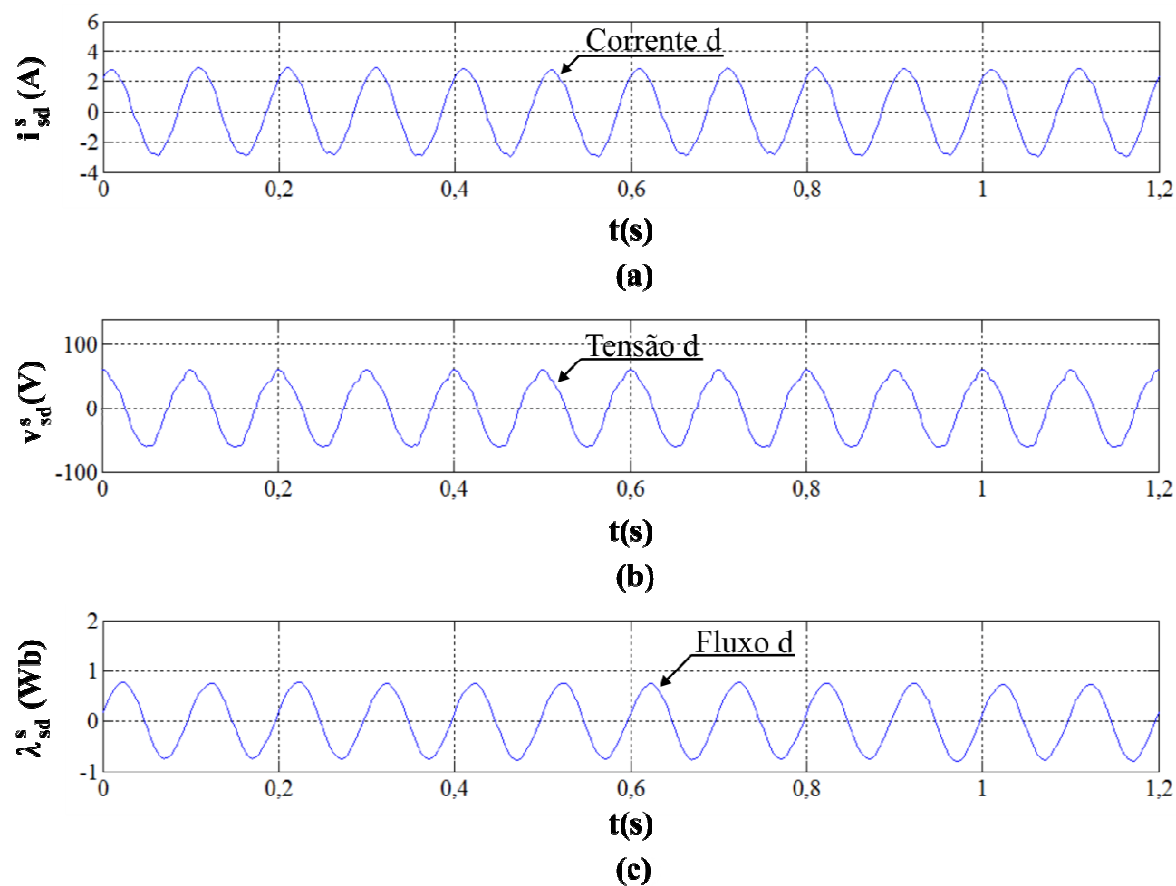


Figura 5.22 a) Corrente i_{sd}^s , b) Tensão v_{sd}^s , c) Fluxo λ_{sd}^s

Na figura 5.23 podem ser observados a corrente i_{sq}^s , a tensão v_{sq}^s , e o fluxo λ_{sq}^s , para o motor acionado com carga, e alimentado com tensão trifásica PWM de 38V_{RMS} na frequência de 10 Hz.

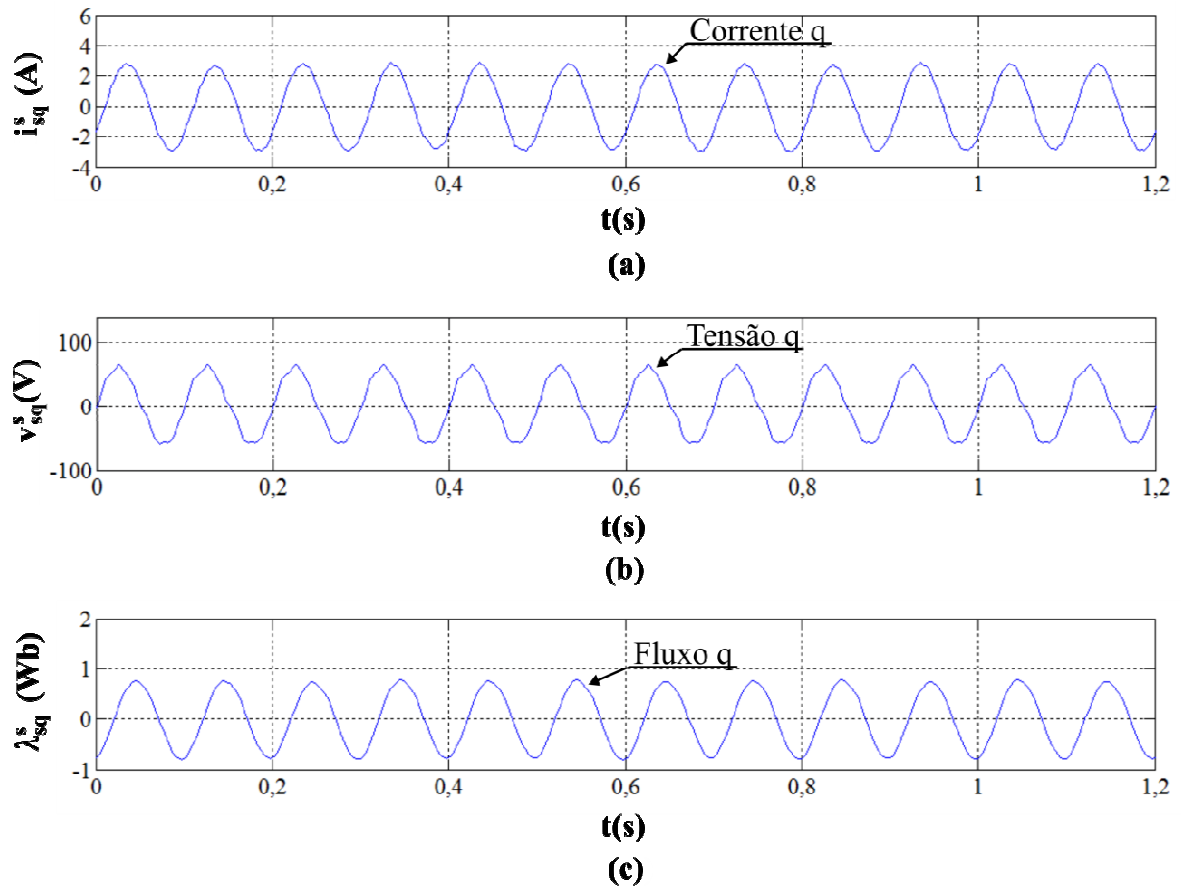


Figura 5.23 a) Corrente i_{sq}^s , b) Tensão v_{sq}^s , c) Fluxo λ_{sq}^s

Na Figura 5.24 podem ser observado as curvas dos fluxos estatórico nos eixo “d” e “q”, e as curvas dos conjugados com e sem filtragem, para o motor acionado com carga, e alimentado com tensão trifásica PWM de $38V_{RMS}$ na frequência de 10 Hz.

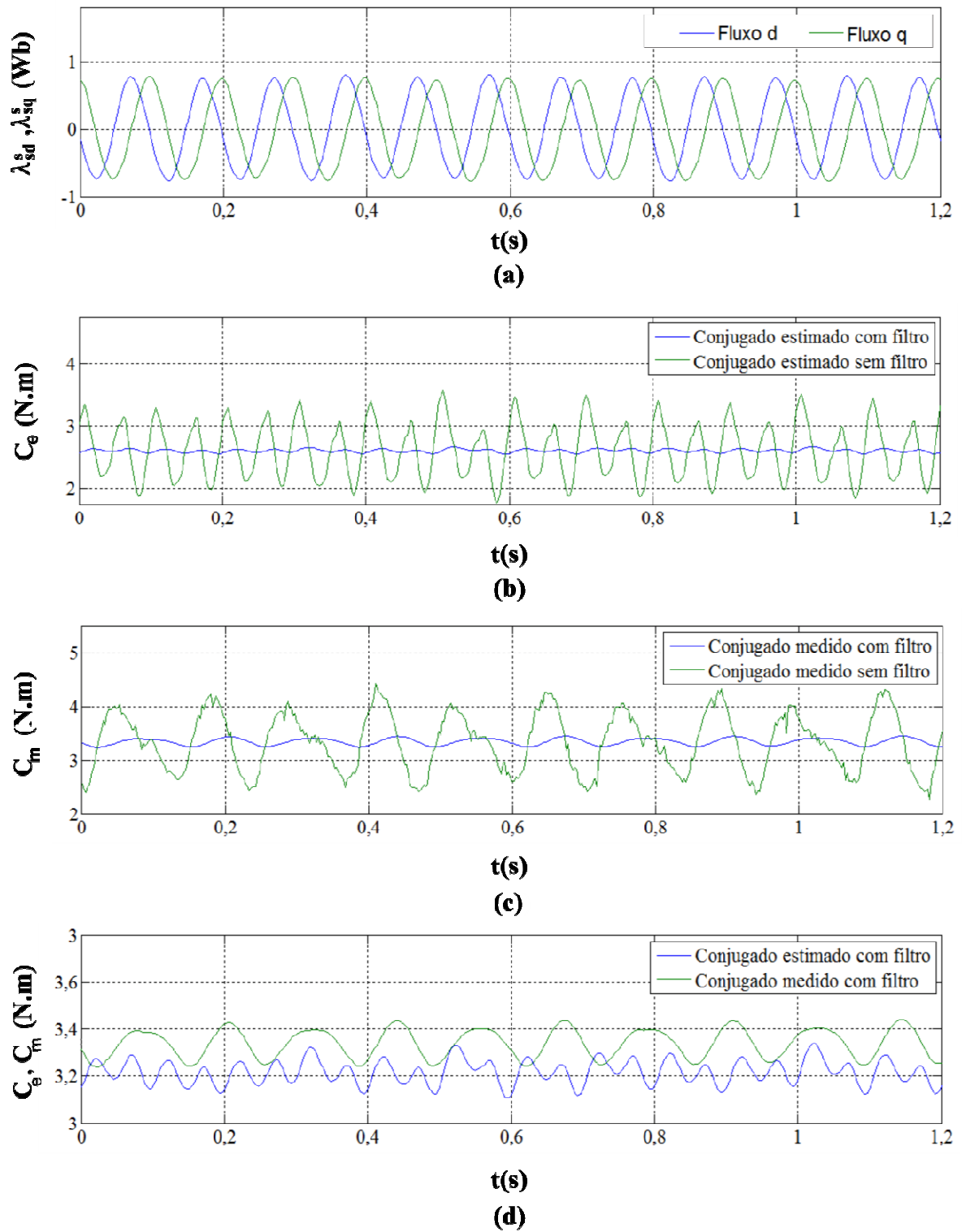


Figura 5.24 a) Fluxos estático “d” e “q”, b) Conjugado estimado com e sem filtro c) Conjugado medido com e sem filtro d) Conjugado medido e estimado com filtro

5.2.7 COMENTÁRIOS E CONCLUSÕES PRELIMINARES

Analisando os resultados das experiências realizadas nos laboratórios da Universidade Federal da Paraíba apresentados neste capítulo, observou-se que o filtro neural adaptativo ADALINE utilizado na eliminação dos níveis cc presentes na estimação do fluxo estatórico e do conjugado de um motor de indução eliminou os níveis de cc , o que possibilitou a estimação do fluxo e do conjugado eletromagnético.

CAPÍTULO VI

CONCLUSÕES E SUGESTÕES

Do trabalho desenvolvido pode-se sugerir e concluir o seguinte:

A taxa de aprendizagem é um fator muito importante na determinação do tempo de convergência do algoritmo “LMS”. Em aplicações em que seja necessário reduzir o tempo de convergência, sugere-se o uso de taxa de aprendizagem variável. Nos instantes iniciais a taxa de aprendizagem deve ser escolhida para uma rápida convergência onde o valor final da taxa de aprendizagem deve ser escolhido de forma a haver um erro aceitável quando o algoritmo convergir.

O filtro neural adaptativo ADALINE quando utilizado na eliminação dos níveis de cc presentes na estimação do fluxo estatístico e do conjugado de um motor de indução, tem um custo computacional bastante baixo. O filtro adapta-se sozinho sem nenhum treinamento inicial e os níveis de cc são cancelados sem que haja distorções perceptíveis.

O algoritmo “LMS” aplicado a rede neural adaptava ADALINE, é uma opção relevante para construção de algoritmos para estimação do fluxo e do conjugado em sistemas de controle de torque e de velocidade de máquinas elétricas de indução.

A convergência do filtro neural ADALINE demora alguns milissegundos e portanto enquanto o sistema não atingir o estado estacionário o erro na saída do filtro pode não ser aceitável.

6.1 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Investigar estratégias de controle de torque e velocidade de máquinas elétricas em que a taxa de aprendizagem apresente valor fixo e também experiências com taxas de aprendizagem de valor variável em todas as frequências de interesse.

REFERÊNCIAS

CIRRINCIONE, M.; PUCCI, M.; CIRRINCIONE, G.; CAPOLINO, G., 2004, “A New Adaptive Integration Methodology for Estimating Flux in Induction Machine Drives” In : *IEEE TRANSACTIONS ON POWER ELECTRONICS*, volume 19, número 1, pp. 25-34. Disponível em: http://ieeexplore.ieee.org/search/srchabstract.jsp?tp=&arnumber=1262050&queryText%3DA+new+adaptive+integration+methodology+for+estimating+flux+in+i+nduction+machine+drives%26openedRefinements%3D*%26searchField%3DSearch+All. Acesso em 03/06/2011

DATTA, M., RAFIQ, A., GHOSH, B.C., 2007, “A High Performance Decoupling Control of Induction Motor with Efficient Flux Estimator” In: *International Conference on Power Engineering, Energy and Electrical Drives*, pp. 140-145, Setubal, Portugal, April. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=4380211>. Acesso em 29/05/2011

CARVALHO, F. V., 2002, *Estimador do Comportamento do Conjugado de Motores de Indução Através de DSP*. M.Sc. Dissertação, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, Minas Gerais, Brasil

COGO, R.J., JUNIOR, A.S., PONZETTO E.S., 1998, *Análise e Determinação das Perdas no Ferro do Estator em Motores de Indução*, Revista Eletricidade Moderna, Outubro de 1998, pp. 191-197, São Paulo Brasil, Aranda Editora Técnica e Cultural Ltda

GARCIA, R., C., PINTO, J., O., P., 2009, “Position Control of a PMSM Using a Filterbank ADALINE Load Torque Estimator”, In: *Power Electronics Conference*, pp. 1149-1154, Bonito, Mato Grosso do Sul, Brasil, Outubro. Disponível em <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=5347616> Acesso em 29/05/2011

PAIVA, J., A., 2007, *Controle Vetorial de Velocidade de uma Máquina de Indução sem Mancais Trifásica com Bobinado Dividido Utilizando Estimação Neural de Fluxo*, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, RN, Brasil

QU, X., LI, B., S., H., 2010, “DTC with Adaptive Stator Flux Observer and Stator Resistance Estimator for Induction Motors”, In: *Proceedings of the 8th World Congress on Intelligent Control and Automation*, Jinan, China, July Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=5554725>, Acesso em 30/05/2011

SENA, A., P., C., 2011, *Estratégia para Estimação do Conjugado Eletromagnético de Motores de Indução*, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, PB, Brasil

SIMON, H., 1999, *NEURAL NETWORKS A Comprehensive Foundation*, 2 ed. International Edition, Upper Saddle River, New Jersey USA, Prentice-Hall, Inc

VYNCKE, T., J., BOEL, R., K., MELKEBEEK, J., A., A., 2009, “A Comparison of Stator Flux Linkage Estimators for a Direct Torque Controlled PMSM Drive”. In: *Industrial Electronics IECON 2009 Annual Conference of IEEE*, pp. 971-978, Porto, Portugal, November. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=5414686> Acesso em 30/05/2011

WIDROW, B., WALACH, E., 2008, *Adaptive Inverse Control A Signal Processing Approach*, Reissue Edition, Hoboken, New Jersey USA, John Wiley & Sons, Inc.

ZANG, C., CAO, X., 2009, “Direct Torque Control Based on Space Vector Modulation with Adaptive Neural Integrator for Stator Flux Estimation in Induction Motors”. In: *Fifth International Conference on Natural Computation*, pp. 355-359, Tianjin, China, August. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/search/searchresult.jsp?newsearch=true&queryText=Direct+Torque+Control+Based+on+Space+Vector+Modulation+with+Adaptive&x=46&y=15>. Acesso em 29/05/2011

ANEXOS

A.1 PROGRAMA NA LINGUAGEM MATLAB™ UTILIZADO NO CAPITULO II

```

% Programa Filtro Adaline
% Este Programa Filtra o Drift na Saída do Integrador
% Programa de Aatoria de Haeckel Van der Linden Filho

a0=0;                                % tempo inicial
tempo = 0.7;                         % quantidade de segundos da função sen(x+fase)
fx=60;                               % frequência da senoide a ser integrada
an=2*pi()*tempo*fx;                 % tempo final
n=10000*tempo+1;                   % números de amostragem Tc= 100 micro-segundos

x=linspace(a0,an,n);               % vetor espaço de tempo

grau=45;                            % fase da senoide a ser integrada em graus
fase=grau*pi()/180;                % fase do sinal em radianos
pass=(an-a0)/(n-1);                % passo de amostragem, utilizado para realizar
                                   % a integral
y=sin((x+fase));                   % função sen(x+fase) a ser integrada
y2=y.^2;                           % eleva a função sen(x+fase) ao quadrado
y3=-cos((x+fase));                 % resultado esperado da integral do sen(x+fase)

i=0;                                % contador

e=zeros(size(x));                  % erro do filtro adaline
Y=zeros(size(x));                  % peso do filtro adaline
dn=zeros(size(x));                 % sinal desejado do filtro adaline
mu=0.00038;                        % taxa de aprendizagem

```

```

int = zeros(size(x));      % integral da função sen(x+fase)

% Algoritmo do Integrador e do filtro Adaline

while i<length(x)

    i=i+1;

    % inicia o calculo da integral do sen(x+fase)

    if i==1
        int(i)= 0.5*pass*y(i);
    else

        int(i)=int(i-1)+pass*y(i);
    end
    if i==length(x)
        int(i)=0.5*pass*y(i)+int(i-1);
    end

    % fim da integração

    % inicia o filtro neural

    e(i)=int(i)-Y(i);      % calcula o erro, nosso caso o erro é a
                           % integral sem nível dc
    Y(i+1)=Y(i)+2*mu.*e(i); % calcula o peso seguinte
    J(i)= e(i).^2+y2(i);   % calcula o desajuste em porcentagem

    % finaliza o filtro neural

end

% Elabora o gráfico da função seno e de sua integral

figure(1),subplot (2,1,1), plot(x./(fx*2*pi()), y, 'b', x./(fx*2*pi()),
0, 'k'),xlabel ({'t(s)', '(a): sen(2\pifnT+\pi/4)'}), ylabel('Amplitude'),

```

```
axis([a0/(fx*2*pi()) an/(fx*2*pi()) -2 2]),grid on, zoom on, subplot
(2,1,2), plot(x./(fx*2*pi()),int, 'b', x./(fx*2*pi()),0, 'k'), xlabel
({'t(s)', '(b): \intsen(2\pifnT+\pi/4)dt'}), ylabel('Amplitude'),
axis([a0/(fx*2*pi()) an/(fx*2*pi()) -2 2]),grid on, zoom on
```

```
% Elabora o gráfico do desajuste e da integral filtrada
```

```
figure(2), subplot (2,1,1), plot(x./(fx*2*pi()), (J-1).*100, 'b',
x./(fx*2*pi()),0, 'k', x./(fx*2*pi()),10, 'k-', x./(fx*2*pi()),-10, 'k-'), grid
on, zoom on, xlabel ({'t(s)', '(c): Desajustamento \Delta%'}), ylabel('\Delta
%'), subplot(2,1,2), plot(x./(fx*2*pi()), e, 'b', x./(fx*2*pi()),0, 'k'), xlabel
({'t(s)', '(d): \intsen(2\pifnT+\pi/4)dt Filtrado'}), ylabel('Amplitude'),
axis([a0/(fx*2*pi()) an/(fx*2*pi()) -2 2]),grid on, zoom on
```


A.2 ESPECIFICAÇÕES DO MOTOR DE INDUÇÃO W21Alto Rendimento Plus



W21 Alto Rendimento Plus



Aplicações

O Motor Trifásico Alto Rendimento Plus pode ser aplicado em bombas, ventiladores, exaustores, britadores, moinhos, talhas, compressores e outras aplicações que requerem motores assíncronos de indução trifásicos com o máximo de rendimento e consumo reduzido.

Características

- Alto Rendimento Plus;
- Grau de proteção: IP55;
- Vedação nos mancais: V'Ring;
- Carcaças: ferro fundido;
- Dreno automático;
- Potências: 0,16 a 500 cv (carcaças 63 a 355M/L);
- Classe Isolamento "F" (ΔT 80 °C);
- Fator de serviço: 1,15;
- Rolamento de esferas (com graxa a partir da carcaça 225S/M);
- Rolamento dianteiro de rolos: carcaças 355M/L - 4, 6 e 8 pólos;
- Sistema de isolamento WISE;
- Categoria: N;
- Tensões: 220/380 V, 380/660 V (carcaças 63 a 200L), 220/380/440 V (carcaças 225S/M a 355M/L);
- Apto a operar com inversor de frequência.
- Cor: Verde Ral 6002;

Opcionais

- Frequência: 50 Hz;
- Grau de proteção: IP55W, IP56, IP65 e IP66;
- Classe Isolamento "F" (carcaças 63 a 100), "H" (carcaças 63 a 355M/L);
- Categoria H;
- Outras tensões;
- Resistência de aquecimento;
- Graxa nas carcaças 160M a 200L;
- Prensa-cabos;
- 2ª ponta de eixo;
- Placa de bornes (duplo aterramento);
- Labirinto taconite (carcaças 90S a 355M/L);
- Rolamentos de rolos na tampa dianteira a partir da carcaça 160M (4, 6 e 8 pólos);
- Termostatos, PT 100, termistores nos enrolamentos;
- Eixo em aço inox;
- Retentor;
- PT 100 nos mancais;
- Kit de ventilação forçada;
- Chapéu de proteção
- Outros opcionais sob consulta.

Potência		Carcaça	rpm	Corrente nominal em 220 V (A)	Corrente com rotor bloqueado I_b / I_s	Conjugado nominal C_n (kgfm)	Conjugado com rotor bloqueado C_b / C_n	Conjugado máximo C_{max} / C_n	Rendimento η %			Fator de potência $\cos \phi$			Fator de serviço F S	Momento de inércia J (kgm ²)	Tempo máx. com rotor bloqueado (s) a quente	Nível médio de pressão sonora dB (A)	Peso aprox (kg)
cv	kW								% da potência nominal										
									50	75	100	50	75	100					

1,5	1,1	80	1715	4,42	7	0,63	2,9	2,8	80	81,1	81,6	0,59	0,71	0,8	1,15	0,00328	7	48	16
-----	-----	----	------	------	---	------	-----	-----	----	------	------	------	------	-----	------	---------	---	----	----