

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

PAULO ANTÔNIO BRUDNA SOGARI

**ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS DE
MÁQUINAS DE INDUÇÃO ATRAVÉS DE
ENSAIO DE PARTIDA EM VAZIO**

Porto Alegre
2017

PAULO ANTÔNIO BRUDNA SOGARI

**ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS DE
MÁQUINAS DE INDUÇÃO ATRAVÉS DE
ENSAIO DE PARTIDA EM VAZIO**

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Controle e Automação

ORIENTADOR: Prof. Dr. Luís Fernando Alves Pereira

COORIENTADOR: Prof. Dr.-Ing. Luís Alberto Pereira

Porto Alegre
2017

PAULO ANTÔNIO BRUDNA SOGARI

**ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS DE
MÁQUINAS DE INDUÇÃO ATRAVÉS DE
ENSAIO DE PARTIDA EM VAZIO**

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora.

Orientador: _____

Prof. Dr. Luís Fernando Alves Pereira, UFRGS

Doutor pelo Instituto Tecnológico de Aeronáutica – São José dos Campos, Brasil

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Hilton Abílio Gründling, UFSM

Doutor pelo Instituto Tecnológico de Aeronáutica – São José dos Campos, Brasil

Prof. Dr. Sérgio Luís Haffner, UFRGS

Doutor pela Universidade Estadual de Campinas – Campinas, Brasil

Prof. Dr. Valner João Brusamarello, UFRGS

Doutor pela Universidade Federal de Santa Catarina – Florianópolis, Brasil

Coordenador do PPGEE: _____

Prof. Dr. Valner João Brusamarello

Porto Alegre, julho de 2017.

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho aos meus pais, a quem devo tudo o que tenho e que sou.

AGRADECIMENTOS

Aos meus professores, em especial aos professores doutores Luís Fernando Alves Pereira e Luís Alberto Pereira, pela orientação ao longo do curso e da realização desse trabalho.

À CAPES e ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, PPGEE, pela qualidade do ensino e pelas oportunidades oferecidas, principalmente no que diz respeito à concessão de bolsa.

À empresa WEG Equipamentos Elétricos S.A. pela realização do projeto do qual essa dissertação faz parte, viabilizando o desenvolvimento de um trabalho integrado à prática com muito maior relevância do que se fosse desenvolvido apenas no contexto de laboratório.

Por último, aos meus familiares, amigos e colegas, que sempre me apoiaram e compartilharam comigo os melhores momentos. Em especial, ao meu amigo Matheus Perin, com quem superei os mais diversos desafios nos anos de graduação e mestrado.

RESUMO

Neste trabalho são propostos métodos para a estimação de parâmetros de motores de indução através do método dos Mínimos Quadrados com medição apenas de tensões, correntes e resistência do estator em um ensaio de partida em vazio. São detalhados os procedimentos para o tratamento dos sinais medidos, além das estimações do fluxo magnético e da velocidade mecânica do motor. Para a estimação dos parâmetros elétricos, são propostos métodos que diferem nos requisitos e no tratamento dos parâmetros como invariantes ou variantes no tempo. Em relação a esse último caso, é empregado um método de estimação de parâmetros por janelas de dados, aplicando um modelo com parâmetros invariantes no tempo localmente em diversas partes do ensaio. São feitas simulações para validar os métodos propostos, e dados de ensaio de três motores de diferentes potências são utilizados para analisar a escala de variação paramétrica durante a partida. É feita uma comparação entre os resultados obtidos com e sem consideração de variação nos parâmetros.

Palavras-chave: Motor de indução, estimação de parâmetros, método dos Mínimos Quadrados, estimação por janelas de dados.

ABSTRACT

In this work, methods are proposed to estimate the parameters of induction motors through the Least Squares method with the measurement of only voltages, currents and resistance of the stator in a no-load startup test. Procedures are detailed to process the measured signals, as well as to estimate magnetic flux and rotor mechanical speed. In order to estimate the electrical parameters, methods are proposed which differ in their requisites and in the treatment of parameters as time invariant or time-varying. For the latter, a methodology for parameter estimation through data windows is used, applying a model with time invariant parameters locally to different parts of the test. Simulations are made to validate the proposed methodology, and data from tests of three motors with different powers are used to analyze the scale of parameter variation during startup. A comparison is made between the results obtained with and without the consideration of variation in the parameters.

Keywords: Induction motor, parameter estimation, Least Squares method, data windows estimation.

SUMÁRIO

LISTA DE ILUSTRAÇÕES	9
LISTA DE TABELAS	11
LISTA DE ABREVIATURAS	12
LISTA DE SÍMBOLOS	13
1 INTRODUÇÃO	17
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	22
2.1 Princípios de Identificação de Sistemas	22
2.2 Método dos Mínimos Quadrados	24
2.2.1 Propriedades, Vantagens e Desvantagens dos Mínimos Quadrados	26
2.2.2 Exemplo com Modelo de Tempo Discreto	26
2.3 Método dos Mínimos Quadrados em Modelos Contínuos	27
2.3.1 Exemplo de Tempo Contínuo	28
3 MODELOS E EQUAÇÕES DO MOTOR DE INDUÇÃO	32
3.1 Funcionamento do Motor de Indução	32
3.2 Equações Gerais	33
3.3 Modelo Geral de Identificação	36
3.4 Modelo de Identificação com R_s Conhecido	39
3.5 Modelo de Identificação com R_s e \bar{L}_s Conhecidos	41
3.6 Modelo Geral de Simulação	43
4 MÉTODO DE ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS EM MÁQUINAS DE INDUÇÃO	45
4.1 Ensaio e Medições	45
4.1.1 Recomendações para o Ensaio	45
4.1.2 Medição de R_s	46
4.2 Filtragem	47
4.2.1 Compensação de Não-idealidades	47
4.2.2 Derivação Numérica	48
4.2.3 Exemplo de Uso dos Filtros	49
4.3 Estimação do Fluxo do Estator e da Velocidade	51
4.3.1 Estimação do Fluxo do Estator	51
4.3.2 Estimação da Velocidade	52
4.4 Estimação dos Parâmetros Elétricos	56

4.4.1	Estimação de \bar{L}_s	56
4.4.2	Aplicação dos Mínimos Quadrados	56
5	ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS POR JANELAS DE DADOS	58
5.1	Premissas	58
5.2	Determinação das Janelas	60
5.2.1	Espaçamento entre Janelas	60
5.2.2	Tamanho das Janelas	60
5.2.3	Janelas de Início e Fim	63
5.3	Estimação por Janelas e Regressão pela Velocidade	65
5.4	Fluxograma	66
5.5	Exemplo – Comparação entre Tamanho de Janela Variável e Fixo	67
6	RESULTADOS	69
6.1	Simulações	71
6.1.1	Modelo com Parâmetros Constantes	71
6.1.2	Modelo com R_r Variável	74
6.1.3	Modelo com R_r , $L_{\delta r}$ e $L_{\delta s}$ Variáveis	77
6.2	Ensaios	80
6.2.1	Motor 1	80
6.2.2	Motor 2	84
6.2.3	Motor 3	87
6.3	Avaliação Geral das Simulações e dos Ensaios	90
6.4	Análise pelo Erro Quadrático das Correntes	91
6.4.1	Motor 1	91
6.4.2	Motor 2	93
6.4.3	Motor 3	95
7	CONCLUSÃO	98
	REFERÊNCIAS	100
APÊNDICE A	RESULTADOS ADICIONAIS – ESTIMAÇÃO DE VELOCIDADE	104

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1:	Diagrama de simulação do sistema contínuo	28
Figura 2:	Sinal de entrada corrompido por ruído	29
Figura 3:	Sinal de saída corrompido por ruído	29
Figura 4:	Derivada do sinal de saída corrompido por ruído, estimada numericamente	30
Figura 5:	Representação da transformação entre coordenadas trifásicas e bifásicas	33
Figura 6:	Circuito equivalente com todos os parâmetros referidos ao estator . .	34
Figura 7:	Etapas para identificação da máquina de indução	45
Figura 8:	Passos relativos à etapa de ensaio	47
Figura 9:	Passos relativos à etapa de filtragem	49
Figura 10:	Comparação da filtragem de i_{sd} – sinal medido, sinal filtrado com passa-baixas e sinal filtrado com passa-baixas e suavizado com o filtro de Savitzky-Golay	50
Figura 11:	Comparação da estimação de di_{sd}/dt – sinal estimado com o filtro de Savitzky-Golay e com o filtro “Smooth_diff”	50
Figura 12:	Comparação da estimação de d^2i_{sd}/dt^2 – sinal estimado com o filtro de Savitzky-Golay e com o filtro “Smooth_diff”	51
Figura 13:	Aproximação de ω_m para estimação de J_e – motor de 30 kW	54
Figura 14:	Estimação de ω_m – motor de 30 kW	55
Figura 15:	Passos relativos à etapa de estimação do fluxo e da velocidade	55
Figura 16:	Circuito equivalente do motor em vazio com todos os parâmetros referidos ao estator em regime permanente	56
Figura 17:	Passos relativos à etapa de estimação dos parâmetros elétricos	57
Figura 18:	Exemplo do algoritmo de separação com espaçamento de 10 rad/s . .	61
Figura 19:	Exemplo de definição do tamanho das janelas – ω	62
Figura 20:	Exemplo de definição do tamanho das janelas – i_{sd}	62
Figura 21:	Comparação do módulo da corrente do estator com o da corrente estimada do rotor	63
Figura 22:	Comparação do módulo da corrente do rotor com a velocidade (valores normalizados)	64
Figura 23:	Passos para estimação por janelas	66
Figura 24:	R_r estimado por janelas – exemplo	67
Figura 25:	\bar{L}_r estimado por janelas – exemplo	67
Figura 26:	R_r estimado por janelas – simulação com parâmetros constantes . . .	72
Figura 27:	\bar{L}_r estimado por janelas – simulação com parâmetros constantes . . .	72
Figura 28:	R_r estimado por janelas – simulação com R_r variável	75
Figura 29:	\bar{L}_r estimado por janelas – simulação com R_r variável	75

Figura 30:	R_r estimado por janelas – simulação com R_r e \bar{L}_r variáveis	78
Figura 31:	\bar{L}_r estimado por janelas – simulação com R_r e \bar{L}_r variáveis	78
Figura 32:	R_r estimado por janelas – motor 1	82
Figura 33:	\bar{L}_r estimado por janelas – motor 1	82
Figura 34:	R_r estimado por janelas – motor 2	85
Figura 35:	\bar{L}_r estimado por janelas – motor 2	85
Figura 36:	R_r estimado por janelas – motor 3	88
Figura 37:	\bar{L}_r estimado por janelas – motor 3	88
Figura 38:	Comparação da corrente da fase A – motor 1	92
Figura 39:	Comparação dos somatórios dos erros quadráticos das correntes simuladas com parâmetros de diversos métodos – motor 1	92
Figura 40:	Comparação dos somatórios dos erros quadráticos das correntes limitados aos últimos 10 ciclos da rede elétrica – motor 1	93
Figura 41:	Comparação da corrente da fase A – motor 2	94
Figura 42:	Comparação dos somatórios dos erros quadráticos das correntes simuladas com parâmetros de diversos métodos – motor 2	94
Figura 43:	Comparação dos somatórios dos erros quadráticos das correntes limitados aos últimos 10 ciclos da rede elétrica – motor 2	95
Figura 44:	Comparação da corrente da fase A – motor 3	96
Figura 45:	Comparação dos somatórios dos erros quadráticos das correntes simuladas com parâmetros de diversos métodos – motor 3	96
Figura 46:	Comparação dos somatórios dos erros quadráticos das correntes limitados aos últimos 10 ciclos da rede elétrica – motor 3	97

LISTA DE TABELAS

Tabela 1:	Medições realizadas no sistema de 1ª ordem	26
Tabela 2:	Resultado da estimação de parâmetros por Mínimos Quadrados conforme a variância do ruído de medição	30
Tabela 3:	Parâmetros dos filtros de Butterworth	48
Tabela 4:	Características do motor simulado	71
Tabela 5:	Resultados para o motor simulado com parâmetros constantes	73
Tabela 6:	Resultados para o motor simulado com resistência do rotor variável	76
Tabela 7:	Resultados para o motor simulado com resistência do rotor e indutâncias de dispersão variáveis	79
Tabela 8:	Características nominais dos três motores dos ensaios	80
Tabela 9:	Resultados para o motor 1	83
Tabela 10:	Resultados para o motor 2	86
Tabela 11:	Resultados para o motor 3	89
Tabela 12:	Resultados – critérios J_{4i} e J_{4f} obtidos em todos os ensaios e simulações	90

LISTA DE ABREVIATURAS

GCAR Grupo de Controle, Automação e Robótica

LASCAR Laboratório de Sistemas de Controle, Automação e Robótica

PPGEE Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

UFRGS Universidade Federal do Rio Grande do Sul

UFSC Universidade Federal de Santa Catarina

LISTA DE SÍMBOLOS

B	coeficiente de atrito viscoso ($\text{kg.m}^2/\text{s}$)
B_e	coeficiente de atrito viscoso do sistema que despreza perdas no ferro ($\text{kg.m}^2/\text{s}$)
E	vetor com os erros de estimação de todas as amostras
e	erro de estimação
F_s	frequência de amostragem (Hz)
f	frequência da rede elétrica (Hz)
I_{rms}	valor eficaz da corrente do estator (A)
\vec{i}_r	corrente do rotor na forma vetorial (A)
i_{rd}	componente direta da corrente do rotor (A)
i_{rq}	componente em quadratura da corrente do rotor (A)
\bar{I}_s	fasor de corrente do estator (A)
\vec{i}_s	corrente do estator na forma vetorial (A)
i_{sd}	componente direta da corrente do estator (A)
i_{sq}	componente em quadratura da corrente do estator (A)
J	momento de inércia (kg.m^2)
J_e	momento de inércia do sistema que despreza perdas no ferro (kg.m^2)
J_q	critério de qualidade de um método de identificação
J_{4i}	critério de qualidade referente à média absoluta dos desvios da resistência inicial do rotor, da indutância inicial do estator, da indutância inicial do rotor e da indutância mútua
J_{4f}	critério de qualidade referente à média absoluta dos desvios relativos da resistência final do rotor, da indutância final do estator, da indutância final do rotor e da indutância mútua
K_d	relação entre as perdas por ventilação e fricção
K_δ	relação entre as indutâncias de dispersão
K_v	coeficiente de perdas por ventilação (kg.m^2)
K_{ve}	coeficiente de perdas por ventilação do sistema que despreza perdas no ferro (kg.m^2)

k	índice de uma amostra discreta
\bar{L}_r	indutância do rotor equivalente do sistema em quadratura referido ao estator (H)
\bar{L}_{ri}	indutância inicial equivalente do rotor (H)
\bar{L}_{rf}	indutância final equivalente do rotor (H)
$L_{\delta r}$	indutância de dispersão do rotor (H)
$L_{\delta ri}$	indutância inicial de dispersão do rotor (H)
$L_{\delta rf}$	indutância final de dispersão do rotor (H)
\bar{L}_s	indutância do estator equivalente do sistema em quadratura referido ao estator (H)
\bar{L}_{si}	indutância inicial equivalente do estator (H)
\bar{L}_{sf}	indutância final equivalente do estator (H)
$L_{\delta s}$	indutância de dispersão do estator (H)
$L_{\delta si}$	indutância inicial de dispersão do estator (H)
$L_{\delta sf}$	indutância final de dispersão do estator (H)
\bar{M}	indutância mútua equivalente do sistema em quadratura referido ao estator (H)
m	número de pontos de uma janela
N	número de ciclos da rede elétrica
N_p	número de pares de polos do motor
P_{fr}	perdas por fricção (W)
P_{vt}	perdas por ventilação (W)
p	operador de derivação temporal $d(\cdot)/dt$
R_r	resistência do rotor em um sistema bifásico (Ω)
R_{ri}	resistência inicial do rotor em um sistema bifásico (Ω)
R_{rf}	resistência final do rotor em um sistema bifásico (Ω)
R_s	resistência do estator em um sistema bifásico (Ω)
R_{s3}	resistência do estator no modelo trifásico, referente a cada enrolamento (Ω)
R_{sA}	resistência do estator da fase A (Ω)
R_{sB}	resistência do estator da fase B (Ω)
R_{sC}	resistência do estator da fase C (Ω)
T_e	torque eletromagnético (N.m)
T_f	torque relacionado às perdas no ferro (N.m)
T_L	torque de carga (N.m)
T_m	torque mecânico (N.m)
T_s	período de amostragem (s)

t_r	tempo a partir do qual a corrente do estator se mantém dentro de uma tolerância relativa ao seu valor de regime permanente (s)
u	sinal de entrada de um sistema
V_{rms}	valor eficaz da tensão do estator (V)
\bar{V}_s	fasor de tensão do estator (V)
\vec{v}_s	tensão do estator na forma vetorial (V)
v_{sd}	componente direta da tensão do estator (V)
v_{sq}	componente em quadratura da tensão do estator (V)
\vec{v}_{sl}	tensão sobre as indutâncias do estator e mútua na forma vetorial (V)
v_{sld}	componente direta da tensão sobre as indutâncias do estator e mútua (V)
v_{slq}	componente em quadratura da tensão sobre as indutâncias do estator e mútua (V)
\vec{v}_{sm}	tensão sobre a indutância mútua equivalente na forma vetorial (V)
v_{smd}	componente direta da tensão sobre a indutância mútua equivalente (V)
v_{smq}	componente em quadratura da tensão sobre a indutância mútua equivalente (V)
$X_{\delta s}$	impedância referente à indutância de dispersão (Ω)
X_m	impedância referente à indutância mútua (Ω)
X_s	impedância referente à indutância equivalente do estator (Ω)
Y	vetor de saídas de cada amostra
y	saída de um sistema
\hat{y}	predição da saída de um sistema através de um modelo
∇	operador gradiente
α	coeficiente utilizado para estimação em laço, equivalente a uma relação entre termos de θ
θ	vetor de parâmetros
θ^*	solução ótima dada pelo método dos Mínimos Quadrados
\sum	operador somatório
τ_r	constante de tempo do rotor (s)
Φ	matriz com as medições de todas as amostras
ϕ	vetor de medições
$\vec{\psi}_r$	fluxo magnético do rotor na forma vetorial (Wb)
ψ_{rd}	componente direta do fluxo magnético do rotor (Wb)
ψ_{rq}	componente em quadratura do fluxo magnético do rotor (Wb)
$\vec{\psi}_s$	fluxo magnético do estator na forma vetorial (Wb)
ψ_{sd}	componente direta do fluxo magnético do estator (Wb)

ψ_{sq}	componente em quadratura do fluxo magnético do estator (Wb)
$\vec{\psi}_{sm}$	fluxo magnético da indutância mútua equivalente (Wb)
ψ_{smd}	componente direta do fluxo magnético da indutância mútua equivalente (Wb)
ψ_{smq}	componente em quadratura do fluxo magnético da indutância mútua equivalente (Wb)
ω	velocidade elétrica do rotor (rad/s)
ω_m	velocidade mecânica do rotor (rad/s)
ω_p	velocidade mecânica em regime permanente (rad/s)
ω_s	velocidade síncrona (rad/s)

1 INTRODUÇÃO

Desde a demonstração do uso de propriedades eletromagnéticas para conversão de energia elétrica para mecânica por Michael Faraday, no século XIX, as máquinas elétricas cresceram em importância tecnológica e econômica, atingindo a posição de uma das invenções mais importantes dos últimos séculos. Junto com seu crescimento no meio industrial, todo o setor de geração e transmissão de energia elétrica se estabeleceu. Hoje, diferentes tipos de máquinas elétricas são empregadas nas mais diversas aplicações, não se limitando ao meio industrial. Sua importância é refletida no fato que a conversão de energia elétrica para mecânica representa mais de metade do consumo de energia elétrica em países industrializados (LEONHARD, 1988).

O primeiro tipo de motor a ser amplamente utilizado foi o motor de corrente contínua. Embora o tempo tenha provado a maior eficiência da transmissão de energia alternada, a simplicidade dos modelos de máquinas de corrente contínua permitiu a aplicação de técnicas de controle mesmo com tecnologias bem menos avançadas do que as atuais, o que as tornava praticamente a única alternativa nessas aplicações. Comparativamente, as máquinas de indução se destacam por sua robustez, boa relação de potência por peso, possibilidade de atuação em ambientes perigosos e baixo custo de fabricação e manutenção (BOSE, 2002), (REGINATTO, 1993). No entanto, os fenômenos que regem o seu comportamento não podem ser modelados de forma linear. Quando comparadas às máquinas de corrente contínua, por exemplo, isso representa uma maior dificuldade em relação aos problemas de identificação e principalmente de controle, o que inicialmente restringiu seu uso a aplicações muito simples.

Nas últimas décadas, o avanço da eletrônica de potência e a popularização dos microprocessadores possibilitou a disseminação dos conversores de frequência, tornando-os cada vez mais eficientes e baratos. Conjuntamente, novas técnicas de controle foram desenvolvidas e viabilizadas por essas tecnologias.

Inicialmente, destacou-se a técnica de controle escalar, na qual uma relação constante de amplitude e frequência de tensão é mantida. A variação desses parâmetros é calculada conforme a velocidade desejada: o aumento conjunto de amplitude e frequência, por exemplo, causa um aumento da velocidade mecânica. Essa técnica, no entanto, possui diversas limitações que prejudicam o seu desempenho dinâmico, tais como a baixa resolução de velocidade e a lenta resposta de torque. Além disso, como não é possível controlar o torque nem mesmo de forma indireta, esse depende da velocidade que se deseja atingir, o que quer dizer que principalmente em baixas rotações ele é bastante limitado.

A efetiva revolução do setor de controle de máquinas de indução foi dada pelo controle por campo orientado. Através da representação da corrente do estator por duas componentes ortogonais, e então orientando uma em fase e outra em quadratura com o fluxo do rotor, essa técnica permite o desacoplamento do controle de fluxo e de torque da máquina.

Com isso, é obtido um modelo semelhante ao da máquina de corrente contínua, permitindo sua utilização em aplicações de alto desempenho. Mesmo em casos mais simples, a flexibilidade dessa técnica possibilita, por exemplo, utilizar motores menores para os mesmos fins, reduzindo custos de aquisição e manutenção do equipamento e consumo de energia elétrica. Assim, essa técnica se apresentou como uma alternativa muito mais interessante quando comparada ao controle escalar (BOSE, 2009).

O controle por campo orientado, ou controle vetorial, é dividido em duas principais variações. No controle por campo orientado indireto, proposto inicialmente por (HASSE, 1969), são usadas as equações do motor para calcular o escorregamento entre os campos do estator e do rotor. Sendo medida a velocidade do rotor, com o conhecimento do escorregamento pode ser obtida a velocidade do estator. Como o cálculo da orientação do fluxo depende da velocidade, e não diretamente da medição ou estimação do fluxo, esse método é vantajoso para baixas velocidades de operação, situação na qual a medição e estimação do fluxo é dificultada. No entanto, não há controle independente de torque e de fluxo.

Já no controle por campo orientado direto, introduzido por (BLASCHKE, 1972), é efetuado o controle direto do fluxo do rotor através de uma das componentes da corrente do estator, sendo a outra utilizada para controlar o torque. Assim, torna-se necessária também a medição ou estimação do fluxo do rotor, tarefa dificultada principalmente quando o motor opera em baixas velocidades.

Tendo como tema central o controle por campo orientado, diversos trabalhos foram desenvolvidos para tratar tanto dessa técnica diretamente quanto dos diversos fatores por elas envolvidos, tais como sensoriamento, observadores de estado e criação de ambientes para aplicações em tempo real (HAFFNER, 1998), (BENVENUTI, 2014).

A estimação de parâmetros se torna um grande interesse no contexto de máquinas de indução, principalmente sob duas motivações. Primeiramente, na síntese de controladores o conhecimento preciso do comportamento do sistema torna possível obter uma resposta com melhor desempenho, eficiência e robustez. Em seguida, esse problema envolve a indústria de manufatura de máquinas de indução, já que devem ser feitos testes para verificar a adequação dos produtos às normas vigentes. Um algoritmo de estimação pode ser empregado no final de uma linha de montagem, assim realizando esses testes de forma mais econômica. Por causa disso, esse setor tem um interesse direto na questão de estimação de parâmetros e de especificações de desempenho.

O método clássico para realizar a determinação dos parâmetros da máquina tem por base a realização de diversos testes sob diferentes condições de operação, por exemplo com rotor bloqueado, tal como os procedimentos descritos por (ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS, 2002) e (INSTITUTE OF ELECTRICAL AND ELECTRONICS ENGINEERS, 2004). Entretanto, estando associado um custo a cada ensaio, e considerando a escala de produção dos motores, qualquer simplificação nesse procedimento representa uma economia considerável de tempo e de recursos.

Assim, busca-se desenvolver métodos capazes de estimar os parâmetros da máquina de forma simples, sem utilizar ensaios ou medidas complexas, e robustos, capazes de funcionar para máquinas de características diferentes. Tal objetivo levou ao desenvolvimento de trabalhos como (STEPHAN; BODSON; CHIASSON, 1994) e (KOU BAA, 2006) e (CIRRINCIONE; PUCCI; CIRRINCIONE, 2002), que utilizam o método dos Mínimos Quadrados e algumas de suas variantes. Outros métodos mais complexos, tais como o proposto em (LORON; LALIBERTE, 1993), são explorados com muito menor frequência.

Em (STEPHAN; BODSON; CHIASSON, 1994), parte-se de medições das variáveis do estator e da velocidade ou posição. O algoritmo é baseado no método dos Mínimos Quadrados, sendo possível implementá-lo de forma recursiva. O modelo usado é semelhante ao proposto neste trabalho, mas os termos dependentes das derivadas da velocidade são desconsiderados, não há a possibilidade de estimar a velocidade e apenas um modelo é proposto.

Já no caso de (KOUBAA, 2006), é utilizado um algoritmo de Mínimos Quadrados recursivo. O modelo proposto é novamente semelhante ao deste trabalho, mas assume que a derivada da velocidade é desprezível e reduz o modelo para estimar apenas 3 parâmetros. Os resultados obtidos provam o funcionamento do método, embora a convergência com esse modelo seja restrita a condições específicas. A estrutura dos ensaios utilizados para validação é semelhante à que está disponível no laboratório LASCAR da UFRGS.

É proposto em (CIRRINCIONE; PUCCI; CIRRINCIONE, 2002) o uso do método de Mínimos Quadrados totais, que considera a presença de ruído não apenas na medição dos dados da saída, como também na entrada. Tal consideração é interessante para esse tipo de aplicação, já que as tensões de entrada devem ser medidas para que possam ser sincronizadas com as correntes. O modelo também despreza derivadas da velocidade. A solução do problema é feita através de redes neurais. No entanto, não há a comprovação do funcionamento do método com ensaios, sendo realizadas apenas simulações.

Em (OTEAFY; CHIASSON; BODSON, 2009) é desenvolvido um método de identificação da constante de tempo do rotor de forma *online*. Tal procedimento é útil para a integração direta com algoritmos de estimação do fluxo, que são importantes para aplicações de controle sem medição dessa grandeza. Assim como no caso do presente trabalho, são feitas medições de tensões e correntes do estator, porém também é necessário um sensor de velocidade. Além disso, a validação é limitada a simulações, não sendo feitas comprovações com dados experimentais.

Já o trabalho de (LORON; LALIBERTE, 1993) propõe a identificação através do filtro de Kalman, o que permite o uso de modelos menos restritivos e possibilita o tratamento do ruído de forma estocástica, o que é promissor para casos em que a filtragem sozinha não é suficientemente efetiva. Também destaca-se a operação mesmo em transitórios de velocidade, diferentemente dos trabalhos citados anteriormente, embora ainda exista a dependência da medição de velocidade.

Existem ainda outros métodos, tais como (RENGIFO et al., 2012) e (LIN; SU; WU, 2012), que utilizam outros princípios para o desenvolvimento de algoritmos de otimização, como o conceito de impedância instantânea. Trata-se da relação entre tensão e corrente, ambas variáveis vetoriais, a cada instante de tempo, resultando em uma grandeza também vetorial. Os algoritmos realizam a minimização da diferença entre a impedância instantânea obtida a partir das medições de tensão e corrente e a calculada a partir de um modelo e dos parâmetros do motor.

Um fator muito relevante para qualquer trabalho da área de estimação de parâmetros são as medições necessárias durante os ensaios realizados. Os modelos da máquina de indução dependem das tensões, das correntes, da velocidade do rotor e dos fluxos da máquina. Esses últimos são quase sempre estimados, já que sua medição é relativamente complexa e custosa. Já a velocidade pode ser medida de forma relativamente simples, porém a complexidade dos ensaios pode ser diminuída ainda mais se ela for obtida através de um algoritmo de estimação. Variáveis tais como as correntes do rotor podem ser expressas em função de variáveis do estator. Se isso for feito, as medidas necessárias para a estimação paramétrica se limitam às tensões e correntes do estator, o que simplifica muito

a aplicação do método.

Outra questão de grande importância especificamente para máquinas de indução é a existência de diversos efeitos que podem afetar os valores efetivos dos parâmetros estimados durante o ensaio. Entre eles, destaca-se o efeito pelicular. Em um rotor do tipo gaiola de esquilo, a distribuição de corrente nas barras do rotor não é uniforme. Na partida, ela se concentra na parte superior das barras, e, conforme a velocidade aumenta, a frequência da corrente do rotor diminui. Isso aumenta a distribuição da corrente no condutor, diminuindo a resistência efetiva do rotor. Outros parâmetros, tais como as indutâncias de dispersão, também podem sofrer variação. A relevância desse fenômeno depende indiretamente da potência da máquina em questão. Quanto maior a máquina, maiores serão as barras do rotor, o que significa que a variação na resistência será mais acentuada. Entre outros fenômenos que podem causar tais variações, pode-se citar a saturação magnética e os campos harmônicos.

Certos trabalhos tentam determinar o comportamento do efeito pelicular, verificando a variação paramétrica de acordo com a frequência. É o caso do trabalho de (BOGLIETTI et al., 2008), no qual é utilizado um coeficiente de correção para a resistência do rotor, e de (CIPIN; PATOCKA, 2013), no qual a variação é descrita através de funções de transferência. No entanto, a ligação desse fenômeno a métodos de identificação é um problema ainda mais complexo.

Em (RUN-HAO et al., 2014) é proposto um modelo para cálculo de desempenho da máquina considerando a saturação magnética e o efeito pelicular, e os resultados são validados através de uma comparação com o método dos elementos finitos. Em (KLAES, 1993) é proposto um método de estimação paramétrica considerando o efeito da saturação magnética. Já em (JEČMENICA; ŠOŠIĆ; TERZIĆ, 2016) são aplicados algoritmos heurísticos para a estimação de parâmetros de motores com rotor de barras profundas, nos quais a importância do efeito pelicular é ainda maior. Em (ILINA, 2013) é realizada a estimação de parâmetros com a consideração tanto do efeito pelicular quanto da saturação magnética, sendo a variação dos parâmetros representada através do chaveamento de circuitos em derivação (*shunt*).

Entretanto, são poucos os trabalhos com abordagens que ligam a variação paramétrica ao longo do ensaio a variáveis como a velocidade ou o escorregamento do motor. Considerando a relevância do efeito pelicular e da saturação magnética, especialmente em máquinas de alta potência, esse procedimento é fundamental para uma descrição mais exata do comportamento do sistema. Um dos exemplos é o trabalho de (STEFPOULOS; MELIPOULOS, 2007), que trata da solução do problema de Mínimos Quadrados não-linear através de métodos numéricos. São utilizados modelos que consideram a variação de parâmetros do rotor conforme o escorregamento, contudo a validação é feita apenas através de simulações.

O presente trabalho é resultado de um projeto financiado pela empresa WEG Equipamentos Elétricos S.A., no qual participaram as universidades UFRGS e UFSC. O projeto de pesquisa, intitulado "Determinação do Desempenho de Motores de Indução a partir de Ensaio a Vazio na Linha de Produção", foi desenvolvido no GCAR (Grupo de Controle, Automação e Robótica) sob a coordenação do Prof. Dr. Luís Alberto Pereira. O objetivo do projeto é o desenvolvimento de algoritmos de estimação de parâmetros e de itens de desempenho de motores de indução. Entre esses últimos, pode-se citar por exemplo o rendimento, o torque e a corrente em condições de partida ou nominais. No contexto do projeto, foram desenvolvidos os artigos (PEREIRA et al., 2017a) e (PEREIRA et al., 2017b).

De forma geral, este trabalho se encaixa no contexto de análise de métodos de estimação paramétrica de motores de indução baseados no método dos Mínimos Quadrados. Comparado ao caso de trabalhos acadêmicos tradicionais, destaca-se o fornecimento de dados de ensaio de diversas máquinas de média potência por parte da empresa. A maioria dos trabalhos costuma tratar de apenas uma máquina, o que torna difícil estimar a eficiência do algoritmo de uma forma geral, e são utilizadas geralmente apenas máquinas de baixa potência.

Os objetivos do trabalho são divididos em dois grandes itens:

- utilização do método dos Mínimos Quadrados clássico para estimação de parâmetros invariantes no tempo, como forma de consolidar o desenvolvimento proposto e verificar a significância das limitações desse tipo de modelo;
- proposta de métodos para a estimação de parâmetros variantes no tempo, e comparação com os resultados anteriores para avaliar eventuais vantagens.

O foco da estimação será a utilização de parâmetros variáveis no tempo para melhor lidar com as consequências do efeito pelicular e da saturação. Como é desejada a obtenção de um método de estimação paramétrica eficiente, robusto e de simples execução para diversos tipos e tamanhos de máquinas, serão utilizados ensaios de máquinas com diferentes potências, de forma a cobrir uma grande faixa de intensidade das não-idealidades. As grandezas medidas e utilizadas se limitarão às tensões e correntes do estator.

Esta dissertação é dividida da seguinte forma: no Capítulo 2 são discutidos conceitos fundamentais para o entendimento do problema de identificação. Também é mostrada a base teórica do método dos Mínimos Quadrados e suas propriedades. Exemplos são apresentados para facilitar o entendimento do método.

No Capítulo 3 são mostradas as equações que regem o funcionamento de motores de indução. É mostrado o equacionamento de diferentes modelos lineares em relação aos parâmetros, utilizáveis pelo método dos Mínimos Quadrados. O modelo geral de simulação do motor, usado para realizar as simulações deste trabalho, também é apresentado.

Já no Capítulo 4 é desenvolvido o método de estimação de parâmetros invariantes no tempo, com base nos capítulos anteriores. São mostrados detalhes relativos aos ensaios, à filtragem e à estimação de sinais não medidos.

O Capítulo 5 trata da tentativa de estimação de parâmetros variantes no tempo. Um método de estimação por janelas de dados é detalhado, assim como é proposta uma forma de regressão para representar a variação paramétrica.

No Capítulo 6 são mostrados os resultados de estimação de parâmetros utilizando os métodos dos dois capítulos anteriores. A comparação é feita com base nos desvios encontrados e na qualidade da representação das correntes medidas quando os parâmetros encontrados são usados para simular os motores.

Por último, no Capítulo 7, são feitas as conclusões deste trabalho, sendo discutidas também perspectivas para trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste Capítulo é apresentada toda a fundamentação teórica do método dos Mínimos Quadrados, utilizado ao longo dos próximos capítulos. Inicialmente, são discutidos os conceitos fundamentais para o entendimento do problema de identificação de sistemas de uma forma geral. Em seguida, é mostrada a base matemática do método dos Mínimos Quadrados. Por último, são discutidos diversos pontos importantes relativos a esse método em particular.

2.1 Princípios de Identificação de Sistemas

Para a compreensão dos diversos aspectos que envolvem o problema de identificação de sistemas, é necessária a compreensão de alguns conceitos básicos. Nesta Seção, são explicados alguns dos pontos que são essenciais para a compreensão deste trabalho. Para uma leitura mais detalhada, são recomendados os livros (AGUIRRE, 2007), (LJUNG, 1997) e (NORTON, 2009).

A identificação de um sistema consiste essencialmente em encontrar uma forma de representar seu comportamento da forma mais fiel possível. Tal problema engloba diversos casos distintos, nos quais essa representação pode ser tão trivial quanto simplesmente encontrar um padrão de resposta correspondente ao sistema. Na maioria dos casos, no entanto, o problema parte da definição de uma estrutura matemática, que não necessariamente deve ser totalmente pré-fixada pelo projetista. Uma prática possível, por exemplo, parte da proposição de modelos com diferentes características, tais como ordem (ligada ao número de parâmetros), linearidade, variação dos parâmetros no tempo ou fixação de relações entre eles conforme informações conhecidas. Uma vez realizada a estimação para cada uma dessas diferentes representações, é escolhida aquela que melhor represente o sistema original.

No entanto, a proposição de diferentes modelos sem conhecimento algum do sistema é ineficiente, pois pode ser necessário um número excessivo de possibilidades, exceto em casos muito simples. Supondo, por exemplo, que sejam empregados alguns métodos de identificação, e que dentro de cada um desses seja feita a variação de alguns parâmetros definidos pelo usuário, o número de possibilidades que o algoritmo terá que considerar aumenta geometricamente. Além disso, não há garantia alguma que o comportamento real do sistema sequer possa ser representado de forma razoável pelos modelos propostos, o que tornaria o processo apenas um desperdício de tempo.

Assim, a prática de utilizar informações pertinentes ao sistema para definir o modelo prova-se mais eficiente. Em grande parte dos casos, a modelagem é feita a partir das equações correspondentes aos fenômenos físicos que descrevem o funcionamento da planta. No caso particular em que a estrutura do modelo é previamente definida conforme essas

informações, desejando-se apenas determinar seus parâmetros, o problema é dito problema de estimação de parâmetros. Será esse o caso analisado ao longo desse trabalho.

Para tratar de qualquer problema de estimação paramétrica, é essencial obter uma forma de comparar o modelo proposto com o sistema real. Assim, é realizada a medição dos sinais de entrada, responsáveis pela excitação do sistema, e de saída, representantes da resposta a essas excitações. A taxa de medição desses sinais em um dado experimento é denominada frequência de amostragem. Após a realização do ensaio, usa-se os dados coletados para tentar aproximar o comportamento do sistema ao modelo. Isso é feito a partir de uma função definida que relaciona as saídas às medidas e aos parâmetros do modelo. Nesse caso, para uma saída y , uma entrada u e um conjunto de parâmetros θ , tem-se uma relação do tipo $y = f(u, \theta)$.

A definição do melhor resultado é mais um aspecto de grande importância para o problema de identificação. Para realizar a escolha de forma objetiva, é essencial a definição prévia de um ou mais critérios, que devem representar os interesses do usuário da melhor forma possível. Em especial, é comum definir um critério de qualidade, simbolizado por J_q , que quantifica a exatidão da representação do modelo. Em geral, a relação dada por esse critério parte do erro de estimação, simbolizado por e , de forma que tem-se $J_q = f(e)$. Alguns métodos, tal como é o caso dos Mínimos Quadrados, são feitos para minimizar um critério específico; em outros casos, como em otimização não-linear, o próprio usuário pode definir uma função a ser minimizada. Além disso, os meios empregados podem diferir, existindo casos em que é possível obter uma relação matemática que realiza a minimização diretamente e outros em que são empregados algoritmos. Esses últimos ainda podem se dividir em algoritmos de minimização clássica (determinística) e heurística.

A escolha de um determinado critério para ser minimizado pelo algoritmo não restringe a análise apenas a ele: não é incomum definir outros critérios para escolher o melhor resultado. O uso do método dos Mínimos Quadrados, por exemplo, não significa que a análise dos resultados será restrita ao somatório dos erros de estimação quadráticos. É perfeitamente possível realizar, por exemplo, uma comparação das medições realizadas com simulações nas quais são usados os parâmetros estimados, e a partir disso analisar a satisfatoriedade do resultado. Tal prática é mais comum quando as exigências do usuário são de difícil representação ou quando a otimização desse critério diretamente é excessivamente complexa. De fato, apesar de ser utilizado o método dos Mínimos Quadrados, a análise dos resultados levará em conta principalmente outros critérios de interesse neste trabalho.

A desvantagem desse procedimento é que é perdida a relação direta entre a otimização realizada pelo algoritmo e a qualidade do resultado, de forma que pode ser necessário utilizar diversos modelos ou realizar alterações nos métodos empregados até obter com certa confiabilidade um resultado satisfatório. Com isso, o problema geral se torna muito mais complexo do que simplesmente obter o modelo, executar o algoritmo de escolha e obter a melhor representação dos parâmetros.

Apesar da ideia central do problema de identificação ser bastante direta, mesmo as aplicações mais simples podem requerer muitos cuidados em relação ao modelo, aos dados e ao método escolhido. Quanto ao modelo, em certos casos alguns dos fenômenos que regem o comportamento da planta podem ser de difícil representação, ou podem trazer uma complexidade excessiva ao modelo, especialmente em casos com efeitos de natureza não-linear. Dessa forma, pode ser preferível representá-los indiretamente, aproximar seu efeito ou ignorá-los completamente, admitindo-se então a existência de um

desvio em prol de uma simplificação tanto do processo de identificação quanto daqueles que posteriormente utilizarão esse resultado. Também é possível restringir a validade do modelo a uma faixa de operação na qual esses fenômenos têm menos relevância. Além disso, os parâmetros do sistema podem variar com o tempo, o que torna a descrição do seu comportamento difícil de ser realizada por um modelo linear e invariante no tempo. Qualquer fenômeno que afeta o sistema real e não é perfeitamente descrito pelo modelo é uma possível fonte de erro. Como em casos práticos nenhuma representação é perfeita, sempre existirá um erro de modelagem, por menor que seja.

Várias dificuldades de aplicação surgem também a partir da realização das medições. Em geral, essas estão associadas a algum tipo de ruído, que não pode ser descrito de forma determinística. Para evitar que o procedimento seja excessivamente afetado por esse fenômeno, a escolha criteriosa dos sensores, da forma de condicionamento dos sinais e de seu tratamento é fundamental. Em muitos casos, a única possibilidade para tentar reduzir o seu efeito é através de procedimentos tais como processos de filtragem, que também devem ser efetuados com cuidado para não distorcer os sinais e tornar a informação original irrecuperável. Outros problemas incluem a tendenciosidade (*bias* ou *offset*) do sensor, que nem sempre pode ser corrigida ou contornada, e a sincronização dos sensores, quando são feitas múltiplas medições de variáveis de diferentes naturezas. Por último, o sensoriamento de algumas variáveis pode ser difícil, impossível ou excessivamente custoso.

Levando em conta a existência de tantos fatores incertos, torna-se um princípio fundamental da identificação a utilização do máximo possível de informações para minimizar o seu efeito. Isso vale tanto para o conhecimento do funcionamento da planta, na modelagem, quanto para o uso do máximo viável de medições confiáveis, em relação à coleta de dados. De forma geral, há uma relação direta entre o resultado final de um experimento de identificação e a informação contida nos dados levantados durante sua realização. A isso diz respeito, por exemplo, o conceito de persistência de excitação, que relaciona a excitação fornecida por um sinal de entrada com a relevância de informações das saídas medidas no ensaio. Assim, se um dado sistema opera em certas faixas de frequência, apenas quando elas são devidamente excitadas pelo sinal de entrada é que se pode obter informações suficientes para uma correta estimação paramétrica.

Por outro lado, para tratar de cada uma dessas dificuldades de forma mais específica, foram propostos diferentes métodos de identificação. Em geral, eles diferem nos critérios a serem minimizados, nas categorias de modelos que podem ser utilizados ou na forma de tratamento do ruído. Métodos mais complexos frequentemente permitem a utilização de modelos menos específicos, e alguns são capazes de tratar o ruído de forma estatística, em geral garantindo um resultado confiável de forma mais robusta. É evidente que uma maior complexidade envolve um aumento na quantidade de cálculos requeridos, o que torna seu processamento uma tarefa mais complexa. Em alguns casos, isso se limita a aumentar o custo computacional; em outros, a implementação de alguns métodos pode se tornar difícil ou inviável. Assim, mais do que uma simples minimização de diferenças, a identificação se torna um problema complexo envolvendo compromissos entre qualidade e viabilidade de modelagem, sensoriamento e métodos utilizados para obter a solução.

2.2 Método dos Mínimos Quadrados

O método dos Mínimos Quadrados é um método de regressão que soluciona de forma aproximada sistemas sobredeterminados, ou seja, sistemas nos quais há mais equações do que incógnitas. Esse método minimiza o critério correspondente ao somatório dos

erros quadráticos de estimação. Primeiramente, a predição da saída, simbolizada por \hat{y} , é escrita como uma função que relaciona o vetor de medições ϕ e o de parâmetros θ de forma linear, como em (1), onde cada amostra é representada pela letra k . Definindo-se o erro como a diferença entre a saída real e a estimação, conforme (2), o critério de qualidade será dado pelo erro quadrático médio definido por (3).

$$\hat{y}[k] = \phi^T[k]\theta \quad (1)$$

$$e[k] = y[k] - \hat{y}[k] = y[k] - \phi^T[k]\theta \quad (2)$$

$$J_q(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N e[k]^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y[k] - \hat{y}[k])^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y[k] - \phi^T[k]\theta)^2 \quad (3)$$

Define-se as matrizes E , Y e Φ a partir da concatenação dos sinais correspondentes, conforme (4):

$$E = \begin{bmatrix} e[1] \\ e[2] \\ \vdots \\ e[N] \end{bmatrix} \quad Y = \begin{bmatrix} y[1] \\ y[2] \\ \vdots \\ y[N] \end{bmatrix} \quad \Phi = \begin{bmatrix} \phi[1]^T \\ \phi[2]^T \\ \vdots \\ \phi[N]^T \end{bmatrix} \quad (4)$$

Com isso, pode-se escrever (2) na forma matricial, ou seja:

$$E = Y - \Phi\theta \quad (5)$$

O somatório dos erros quadráticos será dado por:

$$E^T E = (Y^T - \theta^T \Phi^T)(Y - \Phi\theta) = Y^T Y - Y^T \Phi\theta - \theta^T \Phi^T Y + \theta^T \Phi^T \Phi\theta \quad (6)$$

Como Y e θ possuem apenas uma coluna, os termos $Y^T \Phi\theta$ e $\theta^T \Phi^T Y$ são escalares e iguais, logo pode-se escrever:

$$E^T E = Y^T Y - 2Y^T \Phi\theta + \theta^T \Phi^T \Phi\theta \quad (7)$$

Como a função (7) é convexa, a solução ótima θ^* , para a qual o custo é mínimo, pode ser obtida pela aplicação das condições de primeira ordem, ou seja, pela determinação de θ tal que $\nabla_{\theta} J(\theta) = \underline{0}$. Como $J(\theta) = E^T E/N$, a condição de primeira ordem pode ser definida pela seguinte expressão:

$$\nabla_{\theta} E^T E = -2(Y^T \Phi)^T + 2\Phi^T \Phi\theta = \underline{0} \quad (8)$$

Assim, tem-se a chamada equação normal, dada por:

$$(\Phi^T \Phi)\theta = \Phi^T Y \quad (9)$$

Uma vez que $(\Phi^T \Phi)$ é uma matriz inversível, os parâmetros podem então ser obtidos isolando o vetor θ :

$$\theta^* = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T Y \quad (10)$$

Essa é a estimação ótima dos parâmetros do sistema dada pelo método dos Mínimos Quadrados. Ou seja, esses são os valores dos parâmetros que minimizam o erro médio quadrático em (3). É importante notar que, além de um modelo proposto e das medições realizadas, não é necessário algum conhecimento sobre o sistema para a aplicação do método.

2.2.1 Propriedades, Vantagens e Desvantagens dos Mínimos Quadrados

Os parâmetros θ^* dados pela expressão (10) correspondem à solução analítica da minimização de (3). Assim sendo, o método sempre tem uma única solução ¹. Também é um dos métodos de identificação de mais simples implementação e seu custo computacional é relativamente baixo.

Sua principal desvantagem está no fato de não ser possível utilizar modelos que não dependam linearmente dos parâmetros. Para que isso seja feito, devem ser usados métodos mais complexos, entre os quais encontra-se o método dos Mínimos Quadrados não-linear. Por outro lado, esses métodos não possuem as vantagens da versão clássica.

Outro ponto importante é que não há consideração nenhuma a respeito do ruído, nem esse é compensado de alguma maneira. Se a relação sinal-ruído não for suficientemente alta, os resultados obtidos com esse método podem ser muito ruins, o que torna quase que indispensável o uso de filtros em aplicações reais. Além disso, o ensaio realizado deve conter informações suficientes sobre a dinâmica do sistema: quanto mais o sinal atuar nas faixas de frequência de interesse, maior será a qualidade da estimativa. Para a análise estatística do método e para considerações a respeito do sinal de entrada, recomenda-se a consulta de (SÖDERSTRÖM; STOICA, 2001).

2.2.2 Exemplo com Modelo de Tempo Discreto

Suponha um sistema com dois parâmetros desconhecidos, na forma discreta, que possa ser representado pela seguinte função de transferência:

$$G(z) = \frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{b}{z + a} \quad (11)$$

Sendo aplicada uma entrada conhecida a esse sistema, foram realizadas algumas medições da saída em amostras representadas por k . Os dados obtidos são organizados na Tabela 1.

Tabela 1: Medições realizadas no sistema de 1ª ordem

k	$u[k]$	$y[k]$
1	5	10
2	-5	20
3	5	10
4	-5	20
5	5	10

Deseja-se identificar os dois parâmetros, a e b , através da técnica dos Mínimos Quadrados. Assim:

$$\theta = \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} \quad (12)$$

De (11), pode-se obter a equação de diferenças que representa o sistema:

$$y[k] = b u[k - 1] - a y[k - 1] \quad (13)$$

¹Excetuam-se os casos em que a quantidade de medições é menor ou igual ao somatório do número de parâmetros com a ordem do modelo, caso no qual a matriz $(\Phi^T \Phi)$ não possui inversa. No entanto, considerando-se que geralmente são realizadas centenas ou milhares de medições, enquanto o número de parâmetros não passa de algumas unidades, esse caso tem relevância apenas teórica.

Define-se o vetor ϕ a partir dos dados de entrada e saída que compõem a equação de diferenças:

$$\phi[k] = \begin{bmatrix} u[k-1] \\ -y[k-1] \end{bmatrix} \quad (14)$$

Com isso, pode-se escrever (13) na forma:

$$y[k] = \phi[k]^T \theta \quad (15)$$

O próximo passo é definir as concatenações de $y[k]$ e de $\phi[k]$, tal que todas as estimações sejam dadas pela multiplicação matricial $Y = \Phi\theta$. Possivelmente, a ideia mais intuitiva seria definir:

$$Y = \begin{bmatrix} y[1] \\ y[2] \\ \vdots \\ y[5] \end{bmatrix} \quad \Phi = \begin{bmatrix} \phi[1]^T \\ \phi[2]^T \\ \vdots \\ \phi[5]^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u[0] & -y[0] \\ u[1] & -y[1] \\ \vdots & \vdots \\ u[4] & -y[4] \end{bmatrix} \quad (16)$$

No entanto, nota-se que na primeira linha da matriz Φ são utilizados dados de $k = 0$, que não estão disponíveis. Em outras palavras, não é possível estimar a saída no caso de $k = 1$, pois essa dependeria dos valores de entrada e saída para $k = 0$. Nesse exemplo, isso ocorre porque o modelo do sistema é de primeira ordem².

Assim, redefine-se os vetores:

$$Y = \begin{bmatrix} y[2] \\ y[3] \\ \vdots \\ y[5] \end{bmatrix} \quad \Phi = \begin{bmatrix} \phi[2]^T \\ \phi[3]^T \\ \vdots \\ \phi[5]^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u[1] & -y[1] \\ u[2] & -y[2] \\ \vdots & \vdots \\ u[4] & -y[4] \end{bmatrix} \quad (17)$$

A estimação por Mínimos Quadrados, conforme (10), será dada por:

$$\theta^* = \left(\begin{bmatrix} 5 & -5 & 5 & -5 \\ -10 & -20 & -10 & -20 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 5 & -10 \\ -5 & -20 \\ 5 & -10 \\ -5 & -20 \end{bmatrix} \right)^{-1} \begin{bmatrix} 5 & -5 & 5 & -5 \\ -10 & -20 & -10 & -20 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 20 \\ 10 \\ 20 \\ 10 \end{bmatrix} \quad (18)$$

Resultando em:

$$\theta^* = \begin{bmatrix} b^* \\ a^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ -1 \end{bmatrix} \quad (19)$$

Substituindo-se esses parâmetros em (13), nota-se que eles descrevem perfeitamente o comportamento do sistema para as medições realizadas, levando o erro de estimação a zero. No entanto, não há nenhuma garantia que os valores reais do sistema sejam esses de fato. É sempre possível a existência de erros na medição que desviariam os parâmetros estimados dos seus valores reais.

2.3 Método dos Mínimos Quadrados em Modelos Contínuos

Em casos de tempo discreto, tais como no exemplo anterior, o sistema é representado por uma equação de diferenças, que utiliza amostras atrasadas de entrada e saída para

²Para um modelo de ordem n , seria necessário excluir n linhas das medições.

compor a saída atual. Com isso, essa equação pode ser representada conforme (15) de forma direta, já que todos os termos da equação são conhecidos. Nesse caso, a utilização de filtros ou estimativas numéricas serviriam apenas para atenuar o efeito do ruído, sendo portanto opcional.

Para casos de tempo contínuo, no entanto, são necessárias as derivadas dos sinais para compor a equação do sistema. Embora tenha-se conhecimento dos sinais em si, a princípio as derivadas são desconhecidas. O uso de filtros torna-se então obrigatório para obter numericamente as derivadas, sendo essas estimativas afetadas diretamente pelo ruído. Quanto maior a ordem do sistema, maior é a ordem das derivadas que o compõem, e portanto maior é esse efeito. Dessa forma, torna-se necessário um cuidado maior ao tratar os sinais medidos. Uma discussão mais detalhada da filtragem é feita na Seção 4.2.

Outro ponto importante é que um sistema de tempo contínuo nunca é perfeitamente representado em um computador: é necessário representá-lo através de incrementos do período de amostragem, T_s . Esse deve ser suficientemente pequeno para que essa representação seja adequada, sem que sejam perdidas informações sobre a dinâmica do sistema.

2.3.1 Exemplo de Tempo Contínuo

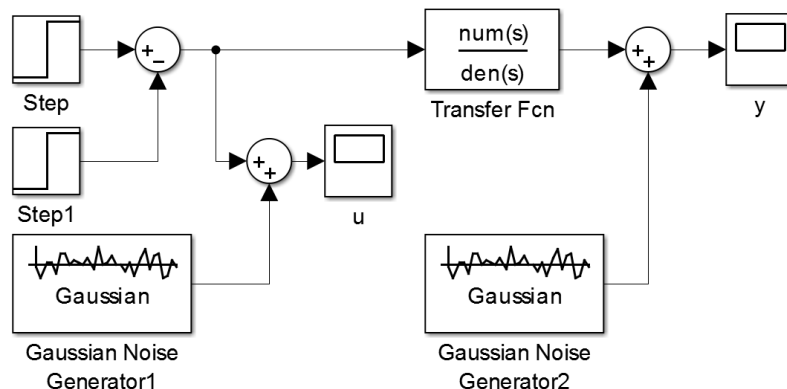
Considere o exemplo de identificação de um sistema contínuo, linear e de primeira ordem, representado pela seguinte função de transferência:

$$G(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{b}{s+a} = \frac{20}{s+10} \quad (20)$$

Suponha que o valor numérico dos parâmetros seja desconhecido e que seja desejado estimá-los. O experimento realizado é representado na Figura 1: é aplicado um sinal de entrada qualquer ao sistema e é medida a saída. No exemplo em questão, tanto a medição da entrada quanto a de saída são corrompidas por ruído, de forma que não se sabe seus valores exatos a cada instante de tempo. Será considerado que a entrada aplicada tem o valor 100 de 0 a 1 segundo e 0 de 1 a 2 segundos, e que o ruído tem uma variância de 0,1. A frequência de amostragem utilizada será de 10 kHz. Com isso, obtém-se as medidas de entrada e saída das Figuras 2 e 3, respectivamente.

O primeiro passo para estimar os parâmetros é obter a equação diferencial que descreve o sistema, o que pode ser feito diretamente a partir da sua função de transferência.

Figura 1: Diagrama de simulação do sistema contínuo



Com isso, pode ser obtida a seguinte relação para o sinal de saída $y(t)$:

$$y(t) = \frac{1}{a} \left(b u(t) - \frac{dy(t)}{dt} \right) \quad (21)$$

Dessa equação, são definidos os vetores θ e $\phi(t)$:

$$\theta = \left[\frac{b}{a} \quad \frac{1}{a} \right]^T \quad \phi^T(t) = \left[u(t) \quad -\frac{dy(t)}{dt} \right] \quad (22)$$

Para compor $\phi(t)$, nota-se que é necessário estimar a derivada primeira da saída. Inicialmente, para diminuir o efeito do ruído, aplica-se um filtro passa-baixas de Butterworth de 3ª ordem com frequência de corte de 300 Hz sobre os sinais de entrada e saída. Para suavização, utiliza-se um filtro de Savitzky-Golay de 3ª ordem e largura de janela igual

Figura 2: Sinal de entrada corrompido por ruído

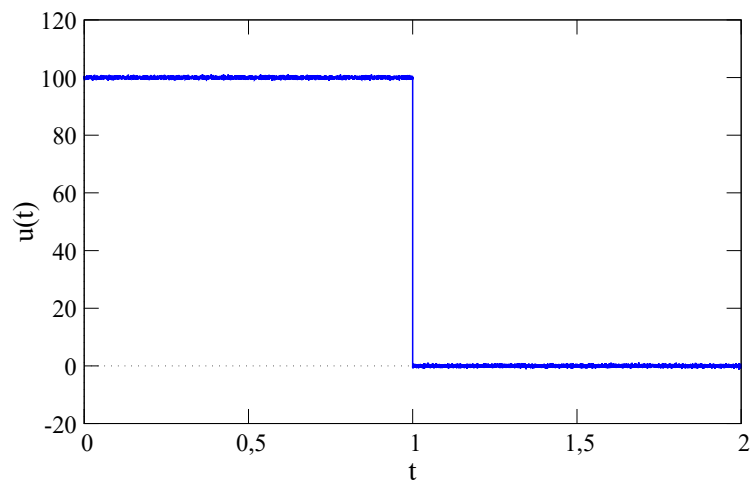
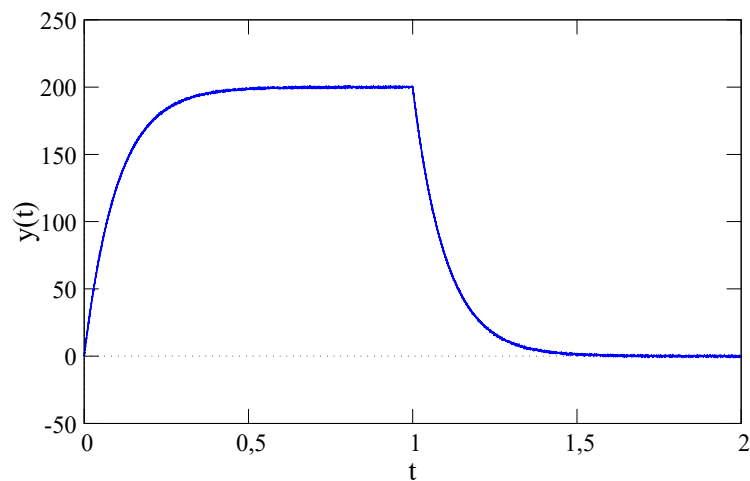
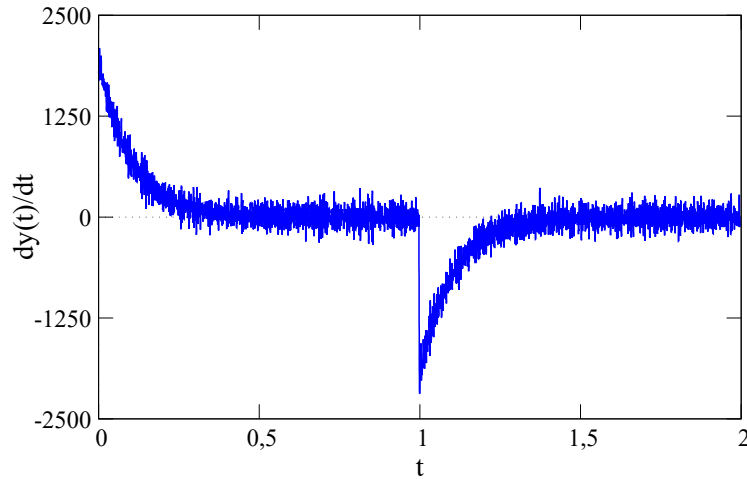


Figura 3: Sinal de saída corrompido por ruído



a 11. Esse filtro compõe também a estimativa da primeira derivada da saída da Figura 4. Note que, apesar da filtragem realizada ter atenuado o efeito do ruído, esse ainda tem grande influência sobre a variável estimada.

Figura 4: Derivada do sinal de saída corrompido por ruído, estimada numericamente



Em seguida, define-se Y e Φ , dados pelas seguintes formas matriciais:

$$Y = \begin{bmatrix} y(t_0) \\ y(t_0 + T_s) \\ \vdots \\ y(t_{final}) \end{bmatrix} \quad \Phi = \begin{bmatrix} \phi(t_0)^T \\ \phi(t_0 + T_s)^T \\ \vdots \\ \phi(t_{final})^T \end{bmatrix} \quad (23)$$

Com isso, os parâmetros ótimos são dados por (10). Para uma simulação com ruído gerado de forma pseudoaleatória, obteve-se:

$$\theta^* = \begin{bmatrix} 1,989 \\ 0,0945 \end{bmatrix} \quad (24)$$

Os parâmetros estimados podem ser recuperados conforme (22). Obtém-se $a^* = 10,582$ e $b^* = 21,047$. Os valores obtidos se aproximam bastante dos valores reais, sendo a diferença causada principalmente pelo efeito do ruído, conforme mostrado na Tabela 2.

Tabela 2: Resultado da estimação de parâmetros por Mínimos Quadrados conforme a variância do ruído de medição

Variância do ruído	a^*	b^*
0,001	10,003	20,005
0,01	10,055	20,098
0,1	10,582	21,047
1	15,871	30,581

A variância utilizada no exemplo, igual a 0,1, já é suficiente para afetar um pouco o resultado (erro de cerca de 5%). Conforme a variância do ruído diminui, os parâmetros

se aproximam cada vez mais dos seus valores reais. Por outro lado, quando a variância é maior, eles se distanciam. Apesar de essa lógica ser simples, ela resulta em escolhas complexas: o efeito do ruído pode ser diminuído quando se diminui a frequência de corte dos filtros, mas se esses começarem a alterar muito os sinais medidos, podem resultar em um efeito ainda mais adverso sobre a identificação do que o próprio ruído. Ao mesmo tempo, cada sistema tem uma sensibilidade diferente a essas perturbações, sendo dever do projetista tratar os sinais de forma correta.

3 MODELOS E EQUAÇÕES DO MOTOR DE INDUÇÃO

Neste Capítulo é feita inicialmente uma breve descrição do funcionamento básico de um motor de indução. Após isso, são definidas algumas relações necessárias para a apresentação das equações que descrevem seu funcionamento. Em seguida, são desenvolvidos os modelos utilizados especificamente para a estimação de parâmetros do motor. Por último, é mostrado o modelo geral de simulação.

3.1 Funcionamento do Motor de Indução

O motor de indução trifásico, sistema de interesse deste trabalho, tem seu estator composto por três enrolamentos que são alimentados por uma fonte de tensão trifásica. Sua disposição é tal que é formado no estator um campo magnético girante de amplitude e frequência constantes, sendo essa última igual à frequência da alimentação. Já o rotor pode ser também composto por enrolamentos ou pode ser curto-circuitado em suas extremidades. Esse último é chamado de rotor gaiola de esquilo e é o tipo mais comum utilizado, sendo o caso estudado no presente trabalho.

O campo magnético girante do estator induz uma tensão alternada no rotor, que por estar curto-circuitado gera uma corrente e, portanto, um campo magnético no rotor. Com isso, é induzido um torque eletromagnético que rotaciona o rotor e tende a alinhar ambos os campos, embora esse alinhamento nunca seja alcançado de fato.

A velocidade síncrona, simbolizada por ω_s , é a velocidade do campo girante do estator, normalmente expressa em rad/s, e portanto dada por (25), onde f é a frequência da rede elétrica em Hz.

$$\omega_s = 2\pi f \quad (25)$$

A rotação mecânica causada no rotor pelo torque eletromagnético é simbolizada por ω_m , e é proporcional à velocidade elétrica do rotor, por sua vez representada por ω . A relação de proporção é dada pelo número de pares de polos do núcleo magnético, N_p , conforme (26).

$$\omega = N_p \omega_m \quad (26)$$

O escorregamento é definido como a relação da diferença normalizada da velocidade síncrona e da velocidade elétrica do rotor, conforme (27). Na partida, tem-se um escorregamento unitário, enquanto em regime permanente as velocidades são muito próximas em um ensaio em vazio, o que leva a relação a um valor próximo de zero.

$$s = \frac{\omega_s - \omega}{\omega_s} \quad (27)$$

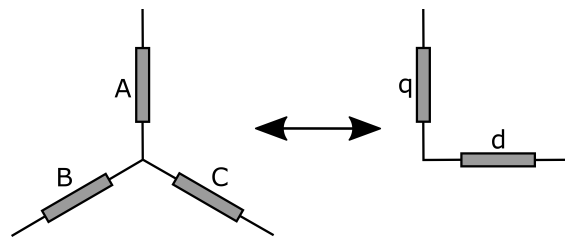
3.2 Equações Gerais

A modelagem aqui apresentada tem como ponto de partida as equações e definições dadas por (KRAUSE et al., 2002). São feitas as seguintes suposições para simplificar a modelagem:

- os três enrolamentos do estator e do rotor são iguais;
- os ângulos dos enrolamentos são igualmente espaçados em 120°;
- o entreferro é constante;
- a saturação magnética é desprezada;
- a distribuição do fluxo magnético é radial e senoidal;
- as perdas magnéticas são desprezadas.

Sendo as três fases igualmente espaçadas em 120°, cada uma delas poderá ser escrita como combinação linear das outras duas. Com isso, é feita uma transformação da máquina trifásica para uma equivalente bifásica. Esse processo é conhecido como transformação de Clarke ou transformação $qd0$ e é reversível, possibilitando a recuperação do sistema trifásico a partir do bifásico, como representado na Figura 5.

Figura 5: Representação da transformação entre coordenadas trifásicas e bifásicas



É importante notar que existe uma terceira componente no sistema transformado, denominada componente de sequência zero. Se o sistema for perfeitamente balanceado, essa componente será nula; caso contrário, ela representará as harmônicas que não têm efeito algum sobre o torque gerado, já que estão em fase. Com isso, a transformação pode ser generalizada por (28), onde x representa um vetor com as três componentes de uma variável qualquer.

$$\begin{aligned} x_{qd0} &= K x_{ABC} \\ x_{ABC} &= K^{-1} x_{qd0} \end{aligned} \quad (28)$$

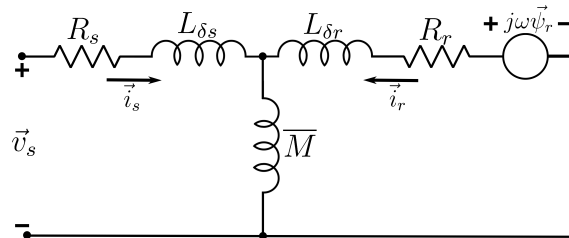
Existem inúmeras transformações possíveis para esse processo, já que não há qualquer limitação quanto ao ganho aplicado à matriz. Dessa forma, deve ser feita uma restrição adicional à transformação. As duas transformações mais comuns são a transformação com amplitude invariante e a com potência invariante, dependendo da característica a ser preservada. No caso deste trabalho, será utilizada a transformação com amplitude invariante, realizada a partir da seguinte matriz:

$$K = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & -\frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad (29)$$

Há duas considerações importantes em relação aos parâmetros do modelo utilizado. Primeiramente, no motor de indução trifásico, cada um dos três enrolamentos do estator e do rotor possui uma resistência e uma indutância, que são de fato os parâmetros de construção da máquina. A representação da máquina em quadratura resulta em uma simplificação considerável das equações de interação das indutâncias, já que as indutâncias mútuas entre as bobinas dos dois eixos são nulas por estarem em quadratura. Assim, o processo de modelagem e o projeto de controladores também se tornam mais simples, o que representou uma contribuição considerável na teoria de máquinas de indução. Deve ser notado que, com a transformação, os parâmetros elétricos do sistema bifásico não são os mesmos do trifásico. Contudo, isso não representa nenhuma perda de informação, já que os parâmetros e sinais reais podem ser recuperados, se desejado. Qualquer processo envolvendo a representação da máquina não é apenas possível, como também em geral é preferivelmente feito no sistema em quadratura. Isso diz respeito, por exemplo, a problemas de simulação, identificação e controle.

Em segundo lugar, o modelo proposto envolve a representação do circuito do rotor através de uma equivalência ao estator. Esse processo é semelhante à transposição do secundário de um transformador para o primário. Com isso, os parâmetros e os sinais referentes ao rotor serão vistos através da equivalência ao estator, e portanto não terão seus valores reais referidos ao rotor. Essa transformação é interessante para a simulação e análise de desempenho dos motores, e é amplamente utilizada nos ensaios para determinação de parâmetros. Além disso, nessas condições as indutâncias de dispersão têm valores semelhantes, o que é uma relação bastante importante para este trabalho. Em tais condições, o circuito equivalente pode ser representado pela Figura 6.

Figura 6: Circuito equivalente com todos os parâmetros referidos ao estator



Fonte: do autor (2017)

Nesse modelo bifásico referido ao estator, R_s e L_{δ_s} são a resistência e a indutância de dispersão do estator, R_r e L_{δ_r} são a resistência e a indutância de dispersão do rotor referidas ao estator e \bar{M} é a indutância mútua equivalente.

Somando as indutâncias de dispersão à indutância mútua equivalente, obtém-se as indutâncias equivalentes do estator (\bar{L}_s) e do rotor (\bar{L}_r), conforme (30).

$$\begin{aligned}\bar{L}_s &= L_{\delta s} + \bar{M} \\ \bar{L}_r &= L_{\delta r} + \bar{M}\end{aligned}\quad (30)$$

No modelo referido ao estator, em geral os parâmetros do rotor têm valores próximos ao do estator. Em especial, é comum representar uma relação de proporção entre as indutâncias de dispersão, conforme (31), onde o fator de proporção é simbolizado por K_δ .

$$L_{\delta s} = K_\delta L_{\delta r} \quad (31)$$

O valor de K_δ pode ser determinado estatisticamente a partir da classe do motor, e geralmente não se desvia muito do valor unitário. Ao longo deste trabalho, será considerado que $K_\delta = 1$, o que traz como consequência (32). Essa relação é bastante útil, como mostrado adiante, pois torna possível a separação da constante de tempo do rotor, dada por $\tau_r = \bar{L}_r/R_r$, em valores de resistência e indutância.

$$\begin{aligned}L_{\delta s} &= L_{\delta r} \\ \bar{L}_s &= \bar{L}_r\end{aligned}\quad (32)$$

Em relação à nomenclatura dos sinais neste trabalho, os vetores são representados com uma seta sobrescrita. As tensões são representadas pela letra v , as correntes por i e os fluxos por ψ . Sua decomposição em componentes d e q é dada de forma direta com o uso da unidade imaginária j , de forma que essas componentes são ortogonais. Uma variável vetorial qualquer, simbolizada por \vec{x} , é representada por suas componentes d e q da seguinte forma:

$$\vec{x} = x_d + jx_q \quad (33)$$

Além disso, as variáveis do estator são representadas pelo subíndice s , e as do rotor por r , de forma que \vec{x}_s e \vec{x}_r representam respectivamente variáveis vetoriais do estator e do rotor, por exemplo.

De forma a simplificar a formatação e o desenvolvimento, é utilizado o operador p , que representa uma operação de derivação temporal $d(\cdot)/dt$. A equação da malha do estator, por exemplo, é dada por:

$$\vec{v}_s = R_s \vec{i}_s + \bar{L}_s \frac{d\vec{i}_s}{dt} + \bar{M} \frac{d\vec{i}_r}{dt} \quad (34)$$

sendo sua forma compacta (escrita com o operador p) mostrada a seguir – vide (35).

Com as considerações anteriormente apresentadas, o modelo dinâmico do motor de indução pode ser representado pelas seguintes equações:

$$\vec{v}_s = (R_s + p\bar{L}_s)\vec{i}_s + \bar{M}p\vec{i}_r \quad (35)$$

$$0 = (R_r + p\bar{L}_r)\vec{i}_r + p\bar{M}\vec{i}_s - j\omega\vec{\psi}_r \quad (36)$$

$$\vec{\psi}_s = \bar{L}_s\vec{i}_s + \bar{M}\vec{i}_r \quad (37)$$

$$\vec{\psi}_r = \bar{L}_r\vec{i}_r + \bar{M}\vec{i}_s \quad (38)$$

$$T_e = \frac{3}{2} N_p (\psi_{sd}i_{sq} - \psi_{sq}i_{sd}) \quad (39)$$

É importante notar que as equações (35) a (38) independem da transformação $qd0$ empregada. Por outro lado, a equação do torque eletromagnético T_e , dada por (39), é consequência da escolha da transformação com amplitude invariante, e mudaria caso fosse utilizada uma outra transformação.

O torque eletromagnético, quando descontado do torque relacionado às perdas no ferro T_f , resulta no torque de entrada mecânico T_m , conforme (40).

$$T_m = T_e - T_f \quad (40)$$

Por último, tem-se a equação mecânica da máquina:

$$T_m = T_L + J \frac{d\omega_m}{dt} + B\omega_m + K_v\omega_m^2 \quad (41)$$

onde T_L é o torque da carga, J é o momento de inércia, B é o coeficiente de atrito viscoso e K_v é o coeficiente de perdas por ventilação.

Para ensaios em vazio, como os utilizados para a estimação paramétrica neste trabalho, tem-se que $T_L = 0$. Além disso, K_v será nulo nos casos em que não houver um ventilador acoplado ao eixo do motor.

3.3 Modelo Geral de Identificação

O primeiro modelo proposto visa estimar todos os parâmetros elétricos do motor sem utilizar nenhuma medição ou cálculo prévio quanto a eles, exceto pela relação de igualdade entre as indutâncias dada por (32).

Parte-se da equação da malha do estator na forma vetorial, (35). Pode-se reescrevê-la como:

$$p\vec{i}_r = \frac{1}{M} \left[\vec{v}_s - (R_s + p\bar{L}_s)\vec{i}_s \right] \quad (42)$$

Derivando-se (36) e substituindo (38), obtém-se:

$$\begin{aligned} 0 &= (R_r + p\bar{L}_r)p\vec{i}_r + \bar{M}p^2\vec{i}_s - j\omega p\vec{\psi}_r - j\vec{\psi}_r p\omega \\ &= (R_r + p\bar{L}_r)p\vec{i}_r + \bar{M}p^2\vec{i}_s - j\omega\bar{L}_r p\vec{i}_r - j\omega\bar{M}p\vec{i}_s - j\vec{\psi}_r p\omega \\ &= (R_r + p\bar{L}_r - j\omega\bar{L}_r)p\vec{i}_r + \bar{M}p^2\vec{i}_s - j\omega\bar{M}p\vec{i}_s - j\vec{\psi}_r p\omega \end{aligned} \quad (43)$$

Substituindo (42) em (43):

$$\begin{aligned} 0 &= (R_r + p\bar{L}_r - j\omega\bar{L}_r) \frac{1}{M} \left[\vec{v}_s - (R_s + p\bar{L}_s)\vec{i}_s \right] + \bar{M}p^2\vec{i}_s - j\omega\bar{M}p\vec{i}_s - j\vec{\psi}_r p\omega \\ &= R_r\vec{v}_s - R_r R_s \vec{i}_s - R_r \bar{L}_s p\vec{i}_s + \bar{L}_r p\vec{v}_s - R_s \bar{L}_r p\vec{i}_s - \bar{L}_r \bar{L}_s p^2\vec{i}_s - j\omega\bar{L}_r \vec{v}_s + \\ &+ j\omega\bar{L}_r R_s \vec{i}_s + j\omega\bar{L}_r \bar{L}_s p\vec{i}_s + \bar{M}^2 p^2\vec{i}_s - j\omega\bar{M}^2 p\vec{i}_s - j\omega\bar{M}\vec{\psi}_r p\omega \end{aligned} \quad (44)$$

Essa equação pode ser reescrita na forma:

$$\begin{aligned} &- p^2\vec{i}_s \left(\bar{L}_r \bar{L}_s - \bar{M}^2 \right) + j\omega p\vec{i}_s \left(\bar{L}_r \bar{L}_s - \bar{M}^2 \right) - p\vec{i}_s \left(R_s \bar{L}_r + R_r \bar{L}_s \right) + \\ &+ j\omega\vec{i}_s \left(\bar{L}_r R_s \right) + (p\vec{v}_s - j\omega\vec{v}_s) \bar{L}_r + R_r \vec{v}_s - R_r R_s \vec{i}_s - j\bar{M}\vec{\psi}_r p\omega = 0 \end{aligned} \quad (45)$$

São definidas as variáveis auxiliares β e σ conforme (46).

$$\begin{aligned} \beta &= \bar{L}_r R_s + \bar{L}_s R_r \\ \sigma &= \bar{L}_s \bar{L}_r - \bar{M}^2 \end{aligned} \quad (46)$$

Com isso, pode-se reescrever (45) como:

$$p^2 \vec{i}_s - j\omega p \vec{i}_s = \frac{1}{\sigma} \left[-p \vec{i}_s \beta + j\omega \vec{i}_s \bar{L}_r R_s + (p \vec{v}_s - j\omega \vec{v}_s) \bar{L}_r + R_r \vec{v}_s - R_r R_s \vec{i}_s - j \bar{M} \vec{\psi}_r p \omega \right] \quad (47)$$

Nessa equação, o termo $\vec{\psi}_r$ não é medido nem estimado, portanto deve ser escrito em função de variáveis que o são. Para tanto, parte-se do fluxo do estator, dado por (37). Isolando-se a corrente do rotor nessa equação, obtém-se:

$$\vec{i}_r = \frac{1}{\bar{M}} \left(\vec{\psi}_s - \bar{L}_s \vec{i}_s \right) \quad (48)$$

Substituindo-se em (38):

$$\begin{aligned} \vec{\psi}_r &= \frac{\bar{L}_r}{\bar{M}} \left(\vec{\psi}_s - \bar{L}_s \vec{i}_s \right) + \bar{M} \vec{i}_s \\ &= \frac{\bar{L}_r}{\bar{M}} \vec{\psi}_s - \frac{\bar{L}_r \bar{L}_s}{\bar{M}} \vec{i}_s + \bar{M} \vec{i}_s \\ &= \frac{\bar{L}_r}{\bar{M}} \vec{\psi}_s - \frac{1}{\bar{M}} (\bar{L}_r \bar{L}_s - \bar{M}^2) \vec{i}_s \end{aligned} \quad (49)$$

Logo:

$$\vec{\psi}_r = \frac{\bar{L}_r}{\bar{M}} \vec{\psi}_s - \frac{\sigma}{\bar{M}} \vec{i}_s \quad (50)$$

Assim, o termo de (47) que contém o fluxo do rotor pode ser reescrito como:

$$j \bar{M} \vec{\psi}_r p \omega = j \bar{M} p \omega \left(\frac{\bar{L}_r}{\bar{M}} \vec{\psi}_s - \frac{\sigma}{\bar{M}} \vec{i}_s \right) = j \bar{L}_r \vec{\psi}_s p \omega - j \sigma \vec{i}_s p \omega \quad (51)$$

Utilizando esse termo, pode-se reescrever (47) como:

$$p^2 \vec{i}_s - j\omega p \vec{i}_s - j \vec{i}_s p \omega = \frac{1}{\sigma} \left[-p \vec{i}_s \beta + j\omega \vec{i}_s \bar{L}_r R_s + (p \vec{v}_s - j\omega \vec{v}_s - j \vec{\psi}_s p \omega) \bar{L}_r + R_r \vec{v}_s - R_r R_s \vec{i}_s \right] \quad (52)$$

A coordenada direta diz respeito aos termos reais de (52). Assim, tem-se:

$$\begin{aligned} \frac{d^2 i_{sd}}{dt^2} + \omega \frac{d i_{sq}}{dt} + i_{sq} \frac{d\omega}{dt} = \\ \frac{1}{\sigma} \left[-\beta \frac{d i_{sd}}{dt} - \bar{L}_r R_s \omega i_{sq} + \bar{L}_r \left(\frac{d v_{sd}}{dt} + \omega v_{sq} + \psi_{sq} \frac{d\omega}{dt} \right) + R_r v_{sd} - R_r R_s i_{sd} \right] \end{aligned} \quad (53)$$

Já para a coordenada em quadratura, separa-se os termos imaginários, resultando em:

$$\begin{aligned} \frac{d^2 i_{sq}}{dt^2} - \omega \frac{d i_{sd}}{dt} - i_{sd} \frac{d\omega}{dt} = \\ \frac{1}{\sigma} \left[-\beta \frac{d i_{sq}}{dt} + \bar{L}_r R_s \omega i_{sd} + \bar{L}_r \left(\frac{d v_{sq}}{dt} - \omega v_{sd} - \psi_{sd} \frac{d\omega}{dt} \right) + R_r v_{sq} - R_r R_s i_{sq} \right] \end{aligned} \quad (54)$$

Com isso, pode-se escrever o modelo sem R_s conhecido na forma do modelo em Mínimos Quadrados, com as matrizes:

$$\begin{aligned}
 y &= \begin{bmatrix} \frac{d^2 i_{sd}}{dt^2} + \omega \frac{di_{sq}}{dt} + i_{sq} \frac{d\omega}{dt} \\ \frac{d^2 i_{sq}}{dt^2} - \omega \frac{di_{sd}}{dt} - i_{sd} \frac{d\omega}{dt} \end{bmatrix} \\
 \theta &= \frac{1}{\sigma} \left[\bar{L}_r R_s + \bar{L}_s R_r \quad \bar{L}_r R_s \quad \bar{L}_r \quad R_r \quad R_r R_s \right]^T \\
 \phi^T &= \begin{bmatrix} -\frac{di_{sd}}{dt} & -\omega i_{sq} & \frac{dv_{sd}}{dt} + \omega v_{sq} + \psi_{sq} \frac{d\omega}{dt} & v_{sd} & -i_{sd} \\ -\frac{di_{sq}}{dt} & \omega i_{sd} & \frac{dv_{sq}}{dt} - \omega v_{sd} - \psi_{sd} \frac{d\omega}{dt} & v_{sq} & -i_{sq} \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{55}$$

Nesse modelo, há dependência linear dos parâmetros, dada pela relação:

$$\frac{\theta(2)}{\theta(3)} = \frac{\theta(5)}{\theta(4)} \tag{56}$$

Esse fato representa um problema para a identificação, já que significa que há infinitas soluções para a minimização do critério, e foi amplamente discutido e analisado na literatura (CIRRINCIONE et al., 2003). Assim, torna-se necessária uma restrição adicional ao problema. Uma das possibilidades é realizar simplificações para reduzir a ordem do modelo, partindo em geral da consideração de $d\omega/dt = 0$. Também é possível realizar uma minimização com restrições, tal como proposto em (MOONS; DE MOOR, 1995). Neste trabalho, é preferido o método proposto por (STEPHAN; BODSON; CHIASSON, 1994), que parte da incorporação de um dos parâmetros dessa dependência nos demais ou na saída, na forma de um coeficiente. É realizada uma estimação em laço até que ocorra sua convergência, que, no entanto, não é garantida. O coeficiente correspondente é nomeado α , equivalente a $\theta(5) = R_r R_s / \sigma$. Assim, o modelo se torna:

$$\begin{aligned}
 y &= \begin{bmatrix} \frac{d^2 i_{sd}}{dt^2} + \omega \frac{di_{sq}}{dt} + i_{sq} \frac{d\omega}{dt} + \alpha i_{sd} \\ \frac{d^2 i_{sq}}{dt^2} - \omega \frac{di_{sd}}{dt} - i_{sd} \frac{d\omega}{dt} + \alpha i_{sq} \end{bmatrix} \\
 \theta &= \frac{1}{\sigma} \left[\bar{L}_r R_s + \bar{L}_s R_r \quad \bar{L}_r R_s \quad \bar{L}_r \quad R_r \right]^T \\
 \phi^T &= \begin{bmatrix} -\frac{di_{sd}}{dt} & -\omega i_{sq} & \frac{dv_{sd}}{dt} + \omega v_{sq} + \psi_{sq} \frac{d\omega}{dt} & v_{sd} \\ -\frac{di_{sq}}{dt} & \omega i_{sd} & \frac{dv_{sq}}{dt} - \omega v_{sd} - \psi_{sd} \frac{d\omega}{dt} & v_{sq} \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{57}$$

A ideia é realizar a estimação em laço e, após cada iteração, recalculer α conforme a relação:

$$\alpha = \frac{\theta(2)\theta(4)}{\theta(3)} \tag{58}$$

Inicializa-se com $\alpha = 0$ e, após um número suficiente de iterações, esse valor deve convergir para $R_r R_s / \sigma$. Com isso, é eliminada a dependência linear entre os termos de θ . Os parâmetros da máquina podem ser recuperados a partir das seguintes relações:

$$\begin{aligned}
R_s &= \frac{\theta(2)}{\theta(3)} \\
\bar{L}_s &= \frac{\theta(1) - \theta(2)}{\theta(4)} \\
\tau_r &= \frac{\theta(3)}{\theta(4)} \\
\frac{\sigma}{\bar{L}_s \bar{L}_r} &= \frac{\theta(4)}{\theta(3)[\theta(1) - \theta(2)]}
\end{aligned} \tag{59}$$

Com um modelo de quarta ordem, são recuperados de fato quatro parâmetros a partir de relações diretas entre os termos do vetor θ .

O parâmetro \bar{L}_r só pode ser recuperado através de alguma relação conhecida que o relacione com \bar{L}_s . Como mencionado anteriormente, pode ser utilizada a relação de igualdade dada por (32). Com isso, pode-se determinar também R_r a partir de τ_r , σ a partir da relação do último parâmetro e \bar{M} a partir da definição de σ dada por (46). A utilização das relações dadas por (59) conjuntamente com essas considerações resulta enfim nas seguintes relações para recuperar diretamente os parâmetros elétricos do motor de indução:

$$\begin{aligned}
R_s &= \frac{\theta(2)}{\theta(3)} \\
\bar{L}_s &= \frac{\theta(1) - \theta(2)}{\theta(4)} \\
\tau_r &= \frac{\theta(3)}{\theta(4)} \\
\bar{L}_r &= \bar{L}_s \\
R_r &= \frac{\bar{L}_r}{\tau_r} \\
\sigma &= \frac{\bar{L}_r}{\theta(3)} \\
\bar{M} &= \sqrt{\bar{L}_s \bar{L}_r - \sigma}
\end{aligned} \tag{60}$$

3.4 Modelo de Identificação com R_s Conhecido

Este segundo modelo de identificação apresentado parte do conhecimento prévio do valor da resistência do estator. Tal suposição é bastante razoável, pois os enrolamentos do estator são de fácil acesso para medição de resistência.

Quando a resistência do estator é conhecida, pode-se reescrever (35) como (61), onde \vec{v}_{sl} é a tensão resultante sobre \bar{L}_s e \bar{M} .

$$\vec{v}_{sl} \triangleq p\bar{L}_s\vec{i}_s + \bar{M}p\vec{i}_r = \vec{v}_s - R_s\vec{i}_s \tag{61}$$

Assim:

$$p\vec{i}_r = \frac{1}{\bar{M}} \left[\vec{v}_{sl} - p\bar{L}_s\vec{i}_s \right] \tag{62}$$

Substituindo (62) em (43):

$$\begin{aligned}
0 &= (R_r + p\bar{L}_r - j\omega\bar{L}_r) \frac{1}{M} \left[\vec{v}_{sl} - p\bar{L}_s \vec{i}_s \right] + \bar{M} p^2 \vec{i}_s - j\omega \bar{M} p \vec{i}_s - j\vec{\psi}_r p \omega \\
&= R_r \vec{v}_{sl} - R_r \bar{L}_s p \vec{i}_s + \bar{L}_r p \vec{v}_{sl} - \bar{L}_r \bar{L}_s p^2 \vec{i}_s - j\omega \bar{L}_r \vec{v}_{sl} + j\omega \bar{L}_r \bar{L}_s p \vec{i}_s + \bar{M}^2 p^2 \vec{i}_s + \\
&\quad - j\omega \bar{M}^2 p \vec{i}_s - j\omega \bar{M} \vec{\psi}_r p \omega
\end{aligned} \quad (63)$$

Essa equação pode ser reescrita na forma:

$$\begin{aligned}
&- p^2 \vec{i}_s \left(\bar{L}_r \bar{L}_s - \bar{M}^2 \right) + j\omega p \vec{i}_s \left(\bar{L}_r \bar{L}_s - \bar{M}^2 \right) - p \vec{i}_s R_r \bar{L}_s + (p \vec{v}_{sl} - j\omega \vec{v}_{sl}) \bar{L}_r + \\
&+ R_r \vec{v}_{sl} - j\bar{M} \vec{\psi}_r p \omega = 0
\end{aligned} \quad (64)$$

Com o uso da variável auxiliar σ , definida em (46), obtém-se:

$$p^2 \vec{i}_s - j\omega p \vec{i}_s = \frac{1}{\sigma} \left[-p \vec{i}_s \bar{L}_s R_r + (p \vec{v}_{sl} - j\omega \vec{v}_{sl}) \bar{L}_r + R_r \vec{v}_{sl} - j\bar{M} \vec{\psi}_r p \omega \right] \quad (65)$$

Assim como no caso anterior, utiliza-se (50) para eliminar os termos dependentes do fluxo do rotor, resultando em (51). Com isso, pode-se reescrever (65):

$$p^2 \vec{i}_s - j\omega p \vec{i}_s - j \vec{i}_s p \omega = \frac{1}{\sigma} \left[-p \vec{i}_s \bar{L}_s R_r + \left(p \vec{v}_{sl} - j\omega \vec{v}_{sl} - j \vec{\psi}_s p \omega \right) \bar{L}_r + R_r \vec{v}_{sl} \right] \quad (66)$$

Para a coordenada direta, considera-se apenas os termos reais:

$$\frac{d^2 i_{sd}}{dt^2} + \omega \frac{di_{sq}}{dt} + i_{sq} \frac{d\omega}{dt} = \frac{1}{\sigma} \left[-\bar{L}_s R_r \frac{di_{sd}}{dt} + \bar{L}_r \left(\frac{dv_{sl}}{dt} + \omega v_{sl} + \psi_{sq} \frac{d\omega}{dt} \right) + R_r v_{sl} \right] \quad (67)$$

Já para a coordenada em quadratura, considera-se os termos imaginários:

$$\frac{d^2 i_{sq}}{dt^2} - \omega \frac{di_{sd}}{dt} - i_{sd} \frac{d\omega}{dt} = \frac{1}{\sigma} \left[-\bar{L}_s R_r \frac{di_{sq}}{dt} + \bar{L}_r \left(\frac{dv_{sl}}{dt} - \omega v_{sl} - \psi_{sd} \frac{d\omega}{dt} \right) + R_r v_{sl} \right] \quad (68)$$

Com isso, pode-se escrever o modelo com R_s conhecido na forma do modelo em Mínimos Quadrados, com as seguintes matrizes:

$$\begin{aligned}
y &= \begin{bmatrix} \frac{d^2 i_{sd}}{dt^2} + \omega \frac{di_{sq}}{dt} + i_{sq} \frac{d\omega}{dt} \\ \frac{d^2 i_{sq}}{dt^2} - \omega \frac{di_{sd}}{dt} - i_{sd} \frac{d\omega}{dt} \end{bmatrix} \\
\theta &= \frac{1}{\sigma} \begin{bmatrix} \bar{L}_s R_r & \bar{L}_r & R_r \end{bmatrix}^T \\
\phi^T &= \begin{bmatrix} -\frac{di_{sd}}{dt} & \frac{dv_{sl}}{dt} + \omega v_{sl} + \psi_{sq} \frac{d\omega}{dt} & v_{sl} \\ -\frac{di_{sq}}{dt} & \frac{dv_{sl}}{dt} - \omega v_{sl} - \psi_{sd} \frac{d\omega}{dt} & v_{sl} \end{bmatrix}
\end{aligned} \quad (69)$$

Em comparação com o caso anterior, nota-se que a ordem do modelo foi reduzida de 4 para 3. Além disso, dessa vez não há nenhuma dependência linear entre os parâmetros,

de forma que esse modelo pode ser diretamente utilizado. Os parâmetros recuperados através de θ são:

$$\begin{aligned}\bar{L}_s &= \frac{\theta(1)}{\theta(3)} \\ \tau_r &= \frac{\theta(2)}{\theta(3)} \\ \frac{\sigma}{\bar{L}_r} &= \frac{1}{\theta(2)}\end{aligned}\quad (70)$$

Utilizando ainda a relação de igualdade entre as indutâncias do estator e do rotor, dada por (32), os parâmetros da máquina podem ser recuperados através das relações:

$$\begin{aligned}\bar{L}_s &= \frac{\theta(1)}{\theta(3)} \\ \tau_r &= \frac{\theta(2)}{\theta(3)} \\ \bar{L}_r &= \bar{L}_s \\ R_r &= \frac{\bar{L}_r}{\tau_r} \\ \sigma &= \frac{\bar{L}_r}{\theta(2)} \\ \bar{M} &= \sqrt{\bar{L}_s \bar{L}_r - \sigma}\end{aligned}\quad (71)$$

Evidentemente, como o parâmetro R_s é conhecido, não é necessário estimá-lo.

3.5 Modelo de Identificação com R_s e \bar{L}_s Conhecidos

O terceiro modelo proposto parte do conhecimento prévio dos valores da resistência e da indutância do estator. Como dito anteriormente, a medição de R_s é relativamente fácil de ser realizada. Já \bar{L}_s deverá ser estimado previamente de alguma forma. Uma proposta para tal é mostrada no Capítulo 4.

Nesse caso, pode-se reescrever (35) como (72), onde \vec{v}_{sm} é a tensão sobre a indutância mútua:

$$\vec{v}_{sm} \triangleq \bar{M}p\vec{i}_r = \vec{v}_s - R_s\vec{i}_s - p\bar{L}_s\vec{i}_s \quad (72)$$

Assim:

$$p\vec{i}_r = \frac{1}{\bar{M}}\vec{v}_{sm} \quad (73)$$

Substituindo (73) em (43):

$$\begin{aligned}0 &= (R_r + p\bar{L}_r - j\omega\bar{L}_r)\frac{1}{\bar{M}}\vec{v}_{sm} + \bar{M}p^2\vec{i}_s - j\omega\bar{M}p\vec{i}_s - j\bar{\psi}_r p\omega \\ &= R_r\vec{v}_{sm} + \bar{L}_r p\vec{v}_{sm} - j\omega\bar{L}_r\vec{v}_{sm} + \bar{M}^2 p^2\vec{i}_s - j\omega\bar{M}^2 p\vec{i}_s - j\bar{M}\bar{\psi}_r p\omega\end{aligned}\quad (74)$$

Nesse caso, com o conhecimento de \bar{L}_s , é possível realizar a substituição de $\bar{\psi}_r$ através das relações que seguem. Inicialmente, utiliza-se a equação do fluxo do estator e define-se $\vec{\psi}_{sm}$ como o fluxo referente à \bar{M} :

$$\begin{aligned}\vec{\psi}_s &= \bar{L}_s\vec{i}_s + \bar{M}\vec{i}_r \\ \vec{\psi}_{sm} &\triangleq \bar{M}\vec{i}_r = \vec{\psi}_s - \bar{L}_s\vec{i}_s\end{aligned}\quad (75)$$

Tomando a equação do fluxo do rotor e substituindo (75):

$$\vec{\psi}_r = \bar{L}_r \vec{i}_r + \bar{M} \vec{i}_s = \frac{\bar{L}_r}{\bar{M}} \vec{\psi}_{sm} + \bar{M} \vec{i}_s \quad (76)$$

Substituindo essas relações em (74):

$$0 = R_r \vec{v}_{sm} + \bar{L}_r p \vec{v}_{sm} - j\omega \bar{L}_r \vec{v}_{sm} + \bar{M}^2 p^2 \vec{i}_s - j\omega \bar{M}^2 p \vec{i}_s - j \bar{L}_r \vec{\psi}_{sm} p \omega - j \bar{M}^2 \vec{i}_s p \omega \quad (77)$$

Realizando a separação dos sinais dependentes de R_r e \bar{L}_r , e depois dividindo a equação por \bar{M}^2 :

$$\begin{aligned} \bar{M}^2 p^2 \vec{i}_s - j\omega \bar{M}^2 p \vec{i}_s - j \bar{M}^2 \vec{i}_s p \omega &= -R_r \vec{v}_{sm} - \bar{L}_r p \vec{v}_{sm} + j\omega \bar{L}_r \vec{v}_{sm} + j \bar{L}_r \vec{\psi}_{sm} p \omega \\ \bar{M}^2 \left(p^2 \vec{i}_s - j\omega p \vec{i}_s - j \vec{i}_s p \omega \right) &= -R_r \vec{v}_{sm} + \bar{L}_r \left(-p \vec{v}_{sm} + j\omega \vec{v}_{sm} + j \vec{\psi}_{sm} p \omega \right) \\ p^2 \vec{i}_s - j\omega p \vec{i}_s - j \vec{i}_s p \omega &= -\frac{R_r}{\bar{M}^2} \vec{v}_{sm} - \frac{\bar{L}_r}{\bar{M}^2} \left(p \vec{v}_{sm} - j\omega \vec{v}_{sm} - j \vec{\psi}_{sm} p \omega \right) \end{aligned} \quad (78)$$

Para o eixo direto, isso resulta em:

$$\frac{d^2 i_{sd}}{dt^2} + \omega \frac{di_{sq}}{dt} + i_{sq} \frac{d\omega}{dt} = -\frac{R_r}{\bar{M}^2} v_{smd} - \frac{\bar{L}_r}{\bar{M}^2} \left(\frac{dv_{smd}}{dt} + \omega v_{smq} + \psi_{smq} \frac{d\omega}{dt} \right) \quad (79)$$

Já para o eixo em quadratura:

$$\frac{d^2 i_{sq}}{dt^2} - \omega \frac{di_{sd}}{dt} - i_{sd} \frac{d\omega}{dt} = -\frac{R_r}{\bar{M}^2} v_{smq} - \frac{\bar{L}_r}{\bar{M}^2} \left(\frac{dv_{smq}}{dt} - \omega v_{smd} - \psi_{smd} \frac{d\omega}{dt} \right) \quad (80)$$

Com isso, pode-se escrever o modelo com R_s e \bar{L}_s conhecidos na forma do modelo em Mínimos Quadrados, com as seguintes matrizes:

$$\begin{aligned} y &= \begin{bmatrix} \frac{d^2 i_{sd}}{dt^2} + \omega \frac{di_{sq}}{dt} + i_{sq} \frac{d\omega}{dt} \\ \frac{d^2 i_{sq}}{dt^2} - \omega \frac{di_{sd}}{dt} - i_{sd} \frac{d\omega}{dt} \end{bmatrix} \\ \theta &= -\frac{1}{\bar{M}^2} \begin{bmatrix} \bar{L}_r & R_r \end{bmatrix}^T \\ \phi^T &= \begin{bmatrix} \frac{dv_{smd}}{dt} + \omega v_{smq} + \psi_{smq} \frac{d\omega}{dt} & v_{smd} \\ \frac{dv_{smq}}{dt} - \omega v_{smd} - \psi_{smd} \frac{d\omega}{dt} & v_{smq} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (81)$$

Dessa vez, o modelo é de segunda ordem. Com isso, são obtidas duas relações entre os parâmetros \bar{M} , \bar{L}_r e R_r . Havendo duas relações e três variáveis, deve ser feita sempre uma suposição sobre o valor de um dos três parâmetros, de forma a estimar os outros dois. Se for considerado que \bar{L}_r é conhecido através de uma relação com \bar{L}_s , tal como por exemplo a relação de igualdade em (32), os demais parâmetros podem ser recuperados através das relações:

$$\begin{aligned} \bar{M} &= \sqrt{\frac{-\bar{L}_r}{\theta(1)}} \\ R_r &= -\bar{M}^2 \theta(2) \end{aligned} \quad (82)$$

Por outro lado, se for fixado o valor de \bar{M} , obtém-se:

$$\begin{aligned}\bar{L}_r &= -\bar{M}^2\theta(1) \\ R_r &= -\bar{M}^2\theta(2)\end{aligned}\quad (83)$$

Um outro caso possível seria fixar R_r para recuperar \bar{L}_r e \bar{M} , mas essa ideia em geral não é de grande serventia, já que a determinação do valor de R_r é, em geral, a maior dificuldade no problema de estimação paramétrica de motores de indução.

Por último, é possível fixar ambos os valores de \bar{M} e \bar{L}_r de forma a estimar apenas R_r . Isso é feito simplesmente passando os termos correspondentes a ϕ e θ para a matriz y , conforme (84).

$$\begin{aligned}y &= \begin{bmatrix} \frac{d^2 i_{sd}}{dt^2} + \omega \frac{di_{sq}}{dt} + i_{sq} \frac{d\omega}{dt} + \frac{\bar{L}_r}{\bar{M}^2} \left(\frac{dv_{smd}}{dt} + \omega v_{smq} + \psi_{smq} \frac{d\omega}{dt} \right) \\ \frac{d^2 i_{sq}}{dt^2} - \omega \frac{di_{sd}}{dt} - i_{sd} \frac{d\omega}{dt} + \frac{\bar{L}_r}{\bar{M}^2} \left(\frac{dv_{smq}}{dt} - \omega v_{smd} - \psi_{smd} \frac{d\omega}{dt} \right) \end{bmatrix} \\ \theta &= -\frac{R_r}{\bar{M}^2} \\ \phi^T &= \begin{bmatrix} v_{smd} \\ v_{smq} \end{bmatrix}\end{aligned}\quad (84)$$

A resistência do rotor pode ser então recuperada através de (85).

$$R_r = -\bar{M}^2\theta \quad (85)$$

3.6 Modelo Geral de Simulação

O modelo utilizado para simulações neste trabalho é o modelo corrente-fluxo em coordenadas estacionárias, cuja demonstração é apresentada em (KRAUSE et al., 2002) e (HAFFNER, 1998). O modelo diz respeito às equações (35) a (38). Trata-se de um modelo em espaço de estados de 4ª ordem.

$$\begin{bmatrix} \frac{di_{sq}}{dt} \\ \frac{di_{sd}}{dt} \\ \frac{d\psi_{rq}}{dt} \\ \frac{d\psi_{rd}}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -a_1 & 0 & a_2\sigma_r & a_2\omega_r \\ 0 & -a_1 & -a_2\omega_r & a_2\sigma_r \\ \sigma_r L_m & 0 & -\sigma_r & -\omega_r \\ 0 & \sigma_r L_m & \omega_r & -\sigma_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sq} \\ i_{sd} \\ \psi_{rq} \\ \psi_{rd} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 & 0 \\ 0 & b_1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{sq} \\ v_{sd} \end{bmatrix} \quad (86)$$

As constantes desse modelo são dadas por:

$$\begin{aligned}\sigma &= \bar{L}_s \bar{L}_r - \bar{M}^2 \\ \sigma_r &= \frac{1}{\tau_r} = \frac{R_r}{\bar{L}_r} \\ a_1 &= \frac{R_s \bar{L}_r}{\sigma} + \frac{\bar{L}_s \bar{L}_r - \sigma}{\sigma} \sigma_r \\ a_2 &= \frac{\bar{M}}{\sigma} \\ b_1 &= \frac{\bar{L}_r}{\sigma}\end{aligned}\quad (87)$$

Se forem utilizados os parâmetros R_r , \bar{L}_r e \bar{M} do modelo referido ao estator, as variáveis elétricas do rotor também terão seus valores correspondentes a esse modelo. Por outro lado, se forem usados os valores do modelo original, em que os parâmetros do rotor estão referidos ao rotor, as variáveis assumirão seus valores reais.

O torque eletromagnético pode ser obtido com as variáveis de estado desse modelo através de (88).

$$T_e = \frac{3}{2} N_p \frac{\bar{M}}{\bar{L}_r} (i_{sq}\psi_{rd} - i_{sd}\psi_{rq}) \quad (88)$$

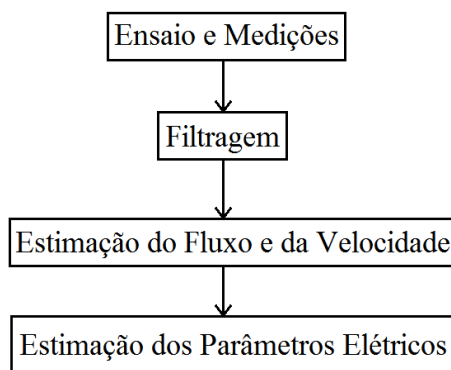
As relações do torque mecânico e da equação mecânica da máquina não sofrem quaisquer alterações devido ao referenciamento do sistema ou às variáveis de estado escolhidas, sendo portanto ainda dadas por (40) e (41).

4 MÉTODO DE ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS EM MÁQUINAS DE INDUÇÃO

O objetivo principal deste Capítulo é fornecer um método necessário para a criação de um programa que estime os parâmetros de uma máquina de indução a partir do método dos Mínimos Quadrados. Isso será feito a partir dos mesmos princípios apresentados no exemplo da Seção 2.3.

Pode-se resumir o procedimento de identificação de máquinas conforme as quatro etapas mostradas na Figura 7. Será feito o detalhamento de cada uma dessas etapas e, ao final de cada uma, será mostrado um fluxograma com os passos relativos a ela. Assim, o problema de identificação será dividido em partes menores, cujas soluções irão compor a solução do problema geral.

Figura 7: Etapas para identificação da máquina de indução



Ao longo do Capítulo, são apresentadas figuras para auxiliar o entendimento da explicação. Essas figuras dizem respeito a um ensaio realizado em um motor de 30 kW, que no entanto não será detalhado nem utilizado na posterior análise de resultados.

4.1 Ensaio e Medições

4.1.1 Recomendações para o Ensaio

A primeira etapa do método diz respeito à realização de um ensaio do motor de indução. Como dito anteriormente, trata-se de um ensaio em vazio, ou seja, sem carga, com medição das tensões e correntes do estator. Além dos cuidados relativos à segurança para sua realização, alguns aspectos podem ajudar a obtenção de bons resultados.

Primeiramente, um sistema pode ser afetado por fenômenos de diversas naturezas, cada um com uma dinâmica diferente. No caso do motor de indução, isso inclui fenômenos mecânicos, elétricos e magnéticos, conforme pode ser visto nas equações gerais do modelo, de (35) a (41). A frequência de amostragem deve ser suficientemente alta para que as medições representem bem a dinâmica mais rápida do sistema. Diversas formas de escolha da frequência de amostragem são propostas de acordo com as constantes de tempo (ÅSTRÖM; WITTENMARK, 1997) ou relações com a banda passante do sistema (FRANKLIN; POWELL; WORKMAN, 1997).

Neste trabalho, é proposta a identificação através de um modelo contínuo. No entanto, como é feita a amostragem justamente para o tratamento digital dos dados, é necessário aproximar o sistema contínuo através desses dados. As derivadas, por exemplo, devem ser estimadas numericamente. Além disso, as estimações do fluxo e da velocidade dependem da integração dos dados obtidos. Esses dois fatores tornam necessário o uso de uma frequência de amostragem bastante elevada para evitar que as aproximações e estimações causem desvios excessivos. Por outro lado, é claro que há um limite útil para essa taxa de amostragem, e a partir de um certo ponto seu aumento só causa um crescimento do custo computacional sem ganho de precisão.

A máquina deve ser partida em vazio, e a tensão aplicada deve ser preferivelmente a nominal. Quanto mais baixa a tensão aplicada, mais lenta será a resposta, o que poderia a princípio incentivar o uso de tensões mais baixas para melhor identificar a parte dinâmica da resposta e até mesmo diminuir a necessidade de frequências de amostragem muito elevadas. No entanto, diversos efeitos não considerados pelo modelo, tal como por exemplo a saturação magnética, dependem da tensão aplicada. Ao se aplicar a tensão nominal, garante-se que o melhor resultado do método terá aplicabilidade justamente para essa condição.

Por último, recomenda-se uma escolha cuidadosa dos sensores, já que um nível elevado de ruído, como visto anteriormente na Seção 2.3, pode invalidar completamente a resposta obtida. Por esse motivo, o uso de filtros analógicos anteriores à aquisição dos dados é recomendado.

4.1.2 Medição de R_s

Os modelos propostos nas Seções 3.4 e 3.5 utilizam a informação prévia da resistência do estator, que é também necessária para a estimação dos fluxos, como mostrado na Seção 4.3. Portanto, a medição de R_s é um passo importante para o método proposto.

Foi definido que R_s é a resistência do estator no modelo bifásico. Por outro lado, sendo R_{s3} a resistência do estator no modelo trifásico (portanto a resistência física dos enrolamentos), tem-se a relação dada pelo modelo:

$$R_s = \frac{3}{2} R_{s3} \quad (89)$$

As medições da resistência devem ser feitas em cada um dos três enrolamentos. Naturalmente, os seus valores não são exatamente iguais. Assim, considera-se que a resistência do estator no modelo trifásico é a média das resistências de cada enrolamento (A, B e C):

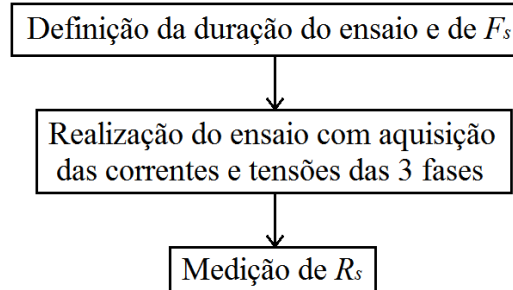
$$R_{s3} = \frac{1}{3} (R_{sA} + R_{sB} + R_{sC}) \quad (90)$$

Substituindo essa relação em (89), obtém-se o valor de R_s :

$$R_s = \frac{1}{2} (R_{sA} + R_{sB} + R_{sC}) \quad (91)$$

A Figura 8 resume os passos dessa etapa.

Figura 8: Passos relativos à etapa de ensaio



4.2 Filtragem

4.2.1 Compensação de Não-idealidades

Inicialmente, devem ser compostos os sinais de tensão e corrente em quadratura, conforme (28). Como já mencionado, em sistemas perfeitamente balanceados a componente de sequência zero é nula. No entanto, supor isso em casos práticos, nos quais é comum que isso não aconteça, pode levar a resultados insatisfatórios. Portanto, o passo inicial é calcular v_{s0} e i_{s0} e descontá-los de cada uma das três fases, forçando a componente de sequência zero a assumir um valor nulo. Isso corresponde às equações mostradas a seguir, onde x corresponde ao sinal de tensão (v) ou corrente (i).

$$x_{s0} = \frac{1}{3}(x_A + x_B + x_C) \quad (92)$$

$$x'_A = x_A - x_{s0} \quad x'_B = x_B - x_{s0} \quad x'_C = x_C - x_{s0} \quad (93)$$

Com isso, tem-se que $x'_A + x'_B + x'_C = 0$, ou seja, $x'_C = -x'_A - x'_B$. Com isso, pode-se simplificar as relações da matriz dada por (29) e obter as componentes q e d dos sinais:

$$\begin{aligned} x_{sq} &= x'_A \\ x_{sd} &= \frac{1}{\sqrt{3}}(-x'_B + x'_C) \end{aligned} \quad (94)$$

Essas variáveis são então filtradas. Como elas serão posteriormente integradas para compor os fluxos, é obrigatório que não exista nenhum desvio no nível médio: esse deve ser igual a zero para todas as variáveis. Esse efeito geralmente ocorre devido à tendenciosidade (*offset* ou *bias*) dos sensores, mesmo que seja muito pequena. Assim, torna-se necessária a realização de uma filtragem das baixas frequências através de um filtro passa-altas.

Além disso, como na maioria das aplicações de filtros em ensaios com medições, deseja-se diminuir o efeito do ruído de alta frequência, o que pode ser feito com o uso de um filtro passa-baixas. A escolha da frequência de corte deve ser feita de forma a não influenciar as componentes de alta frequência da resposta em si: a diminuição do módulo deve afetar apenas o ruído. A ordem do filtro também deve ser escolhida: quanto mais

alta, mais abrupta será essa redução. Uma explicação mais detalhada pode ser encontrada em (WINDER, 2002).

Portanto, é possível utilizar um filtro passa-baixas e um passa-altas ou um filtro passa-faixa com o mesmo propósito. As frequências de corte devem ser definidas a partir da frequência das variáveis elétricas, que por sua vez devem corresponder à frequência nominal da máquina. No Brasil, a frequência de 60 Hz, igual à da rede elétrica, é mais comum. Contudo, máquinas com outras frequências também são construídas, e sua partida é realizada através de conversores ou geradores próprios.

Após a realização de sucessivos testes, foram escolhidos para este trabalho um filtro passa-baixas e um passa-altas, ambos da topologia de Butterworth, com os parâmetros dados pela Tabela 3. A frequência de corte é função de f , a frequência de alimentação.

Tabela 3: Parâmetros dos filtros de Butterworth

parâmetro	passa-baixas	passa-altas
ordem	3	1
frequência de corte	$2f$	$f/10$

4.2.2 Derivação Numérica

A outra parte do problema de filtragem é a obtenção das estimativas das derivadas. Existem aproximações simples, como a de Euler, que compõem a derivada a partir da aproximação de apenas duas amostras. Para melhorar a qualidade da estimativa, pode-se utilizar um filtro com uma janela maior, ou seja, que utilize mais amostras para fazer a estimativa. Uma das possibilidades é o filtro de Savitzky-Golay, proposto em (SAVITZKY; GOLAY, 1964), que aproxima os valores dos dados filtrados e das derivadas através de polinômios. O valor filtrado do sinal é dado portanto por uma ponderação do seu valor original, dos valores anteriores e dos seguintes, como uma convolução discreta entre o sinal e os coeficientes do polinômio, em uma operação nomeada suavização. A operação de diferenciação também é feita de forma aproximada através de polinômios, conforme a ordem escolhida para o filtro. O número de pontos utilizado para fazer esse ajuste, igual ao número de coeficientes do polinômio, é chamado de tamanho da janela.

O filtro de Savitzky-Golay pode ser facilmente utilizado em softwares tais como o MATLAB®, onde existem comandos diretos para criá-los. Para tanto, é necessário apenas informar a ordem do ajuste e o tamanho da janela. O uso desse tipo de filtro diminui o tamanho útil do vetor, já que só podem ser considerados os dados que se encaixam na janela. Com uma janela de 11 dados, por exemplo, o novo valor atual é composto a partir dele mesmo, das 5 amostras anteriores e das 5 seguintes. Nesse caso, o novo vetor suavizado perderia 10 amostras, já que as 5 primeiras e 5 últimas não podem ser compostas por essa equação.

Outra possibilidade é o filtro intitulado “Smooth_diff”, proposto por (LUO et al., 2004)¹. Trata-se de um filtro passa-baixas que também realiza conjuntamente a suavização e a diferenciação do sinal.

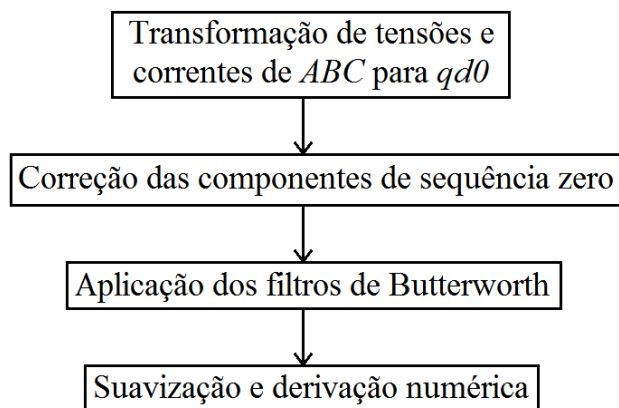
¹Disponível em:

<http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/6170-smooth-differentiation?focused=5059109>

Independentemente do método escolhido para realizar a estimação das derivadas, recomenda-se muito cuidado e sucessivos testes relativos a essa parte, pois a estimação de parâmetros de motores de indução é fortemente influenciada por esse procedimento. Isso ocorre porque o modelo é extremamente sensível às derivadas, já que elas possuem amplitudes muito maiores do que os sinais em si.

A Figura 9 resume os passos da etapa de filtragem.

Figura 9: Passos relativos à etapa de filtragem



4.2.3 Exemplo de Uso dos Filtros

A Figura 10 compara o sinal de corrente direta do estator composto a partir das correntes adquiridas durante um ensaio qualquer antes e depois de ser filtrado. Para realizar a filtragem, é utilizado o filtro passa-baixas descrito pela Tabela 3 sozinho ou com um filtro de Savitzky-Golay de ordem 3 e largura de janela 11. Já as Figuras 11 e 12 mostram as estimativas das derivadas primeira e segunda desse sinal de corrente, utilizando o filtro de Savitzky-Golay ou o filtro “Smooth_diff”.

Nota-se na Figura 10 que o processo de filtragem elimina boa parte das distorções do sinal, aproximando o resultado a uma forma sinusoidal. É inserido também um atraso considerável em relação ao sinal original. No entanto, esse fator não tem influência nos resultados do método aqui proposto, pois toda a estimação depende apenas dos sinais adquiridos do estator. Sendo assim, sua composição espectral é semelhante, e portanto o atraso inserido pelo filtro é igual para todos os sinais. Se fosse feita a aquisição de outro sinal, tal como por exemplo a velocidade, poderia ser necessária a compensação desse efeito.

Através da comparação dos resultados obtidos com e sem a suavização com o filtro de Savitzky-Golay, não é notada nenhuma diferença significativa. Essa só pode ser verificada comparando os valores com vários dígitos de precisão.

Algo parecido ocorre com as estimativas das derivadas do sinal, nas Figuras 11 e 12. A diferença observada graficamente entre os resultados utilizando os dois filtros propostos é muito baixa. No entanto, levando-se em consideração a escala de amplitude, principalmente para a derivada de segunda ordem, mesmo uma diferença aparentemente pequena pode ter uma influência considerável no resultado final da estimação. Nessa última Figura, também nota-se que o sinal possui distorções bastante visíveis, possivelmente devido à amplificação de efeitos como ruído e distorções naturais das medidas.

Figura 10: Comparação da filtragem de i_{sd} – sinal medido, sinal filtrado com passa-baixas e sinal filtrado com passa-baixas e suavizado com o filtro de Savitzky-Golay

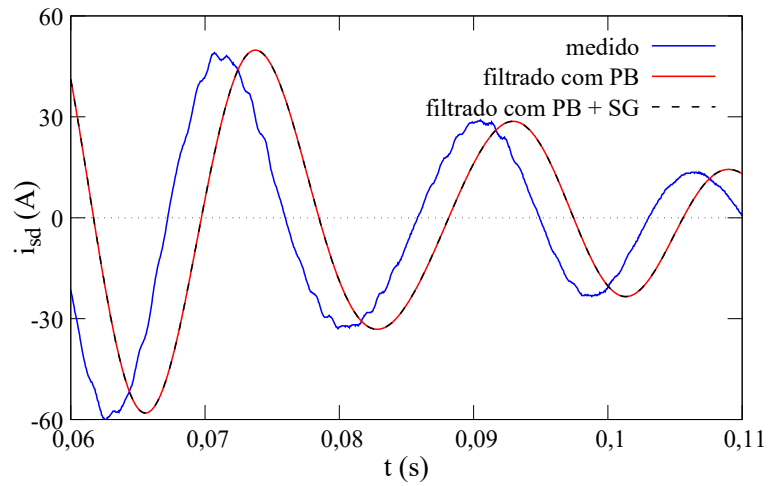


Figura 11: Comparação da estimação de di_{sd}/dt – sinal estimado com o filtro de Savitzky-Golay e com o filtro “Smooth_diff”

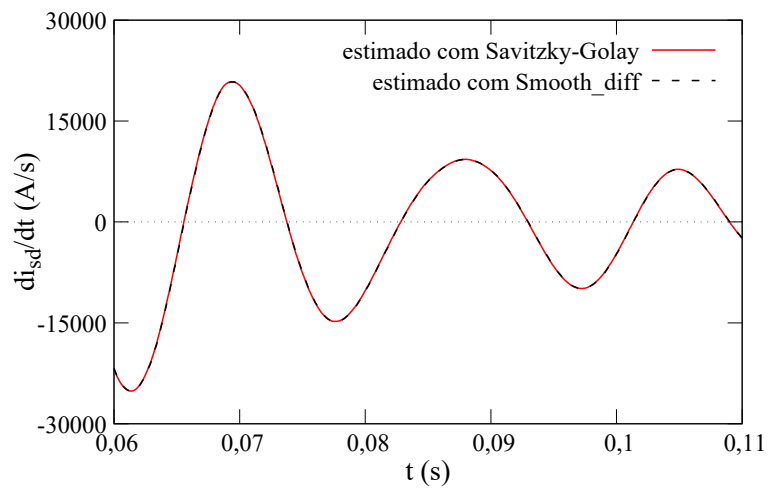
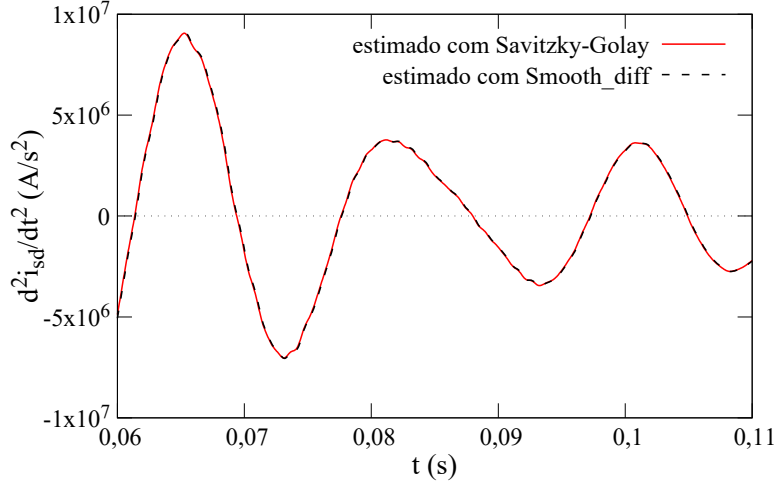


Figura 12: Comparação da estimação de d^2i_{sd}/dt^2 – sinal estimado com o filtro de Savitzky-Golay e com o filtro “Smooth_diff”



4.3 Estimação do Fluxo do Estator e da Velocidade

Nessa Seção, detalha-se a estimação de dados intermediários necessários para a estimação dos parâmetros elétricos ².

4.3.1 Estimação do Fluxo do Estator

O fluxo do estator, $\vec{\psi}_s$, é dado por (37). Utilizando o operador p para representar a derivação temporal, pode-se obter a seguinte expressão para sua derivada:

$$\frac{d\vec{\psi}_s}{dt} = p\bar{L}_s\vec{i}_s + \bar{M}p\vec{i}_r \quad (95)$$

Esse termo é igual ao sinal \vec{v}_{sl} , definido na Seção 3.4 conforme (61). Assim, pode-se escrever:

$$\frac{d\vec{\psi}_s}{dt} = \vec{v}_{sl} = \vec{v}_s - R_s\vec{i}_s \quad (96)$$

Com isso, basta integrar (96) para obter o fluxo do estator:

$$\vec{\psi}_s = \int \vec{v}_{sl} dt = \int (\vec{v}_s - R_s\vec{i}_s) dt \quad (97)$$

No caso particular do modelo com R_s e \bar{L}_s conhecidos, como visto na Seção 3.5, deve ser definida ainda a variável $\vec{\psi}_{sm}$ conforme (75). Dessa vez, tem-se como derivada:

$$\frac{d\vec{\psi}_{sm}}{dt} = \bar{M}p\vec{i}_r \quad (98)$$

²Os algoritmos de estimação de fluxo e velocidade foram desenvolvidos no contexto dos artigos (PEREIRA et al., 2017a) e (PEREIRA et al., 2017b) em trabalho conjunto com outros autores.

De forma parecida com o caso anterior, o termo à direita é igual a \vec{v}_{sm} , definido por (72).

$$\frac{d\vec{\psi}_{sm}}{dt} = \vec{v}_{sm} = \vec{v}_s - R_s \vec{i}_s - \bar{L}_s \frac{d\vec{i}_s}{dt} \quad (99)$$

Assim, o fluxo é obtido por integração:

$$\vec{\psi}_{sm} = \int \vec{v}_{sm} = \int (\vec{v}_s - R_s \vec{i}_s - \bar{L}_s \frac{d\vec{i}_s}{dt}) dt \quad (100)$$

Nota-se que em ambos os casos é necessário o conhecimento prévio do valor da resistência do estator. A medição desse parâmetro mostra-se portanto importante não apenas para reduzir a ordem do modelo de identificação, como também para estimar adequadamente o fluxo do estator. Por esse motivo, o modelo geral de identificação, que trata R_s também como parâmetro a ser estimado, tem sua aplicação limitada. Se não for possível obter previamente o valor desse parâmetro, deve-se aproximar (96) e (97) por:

$$\begin{aligned} \frac{d\vec{\psi}_s}{dt} &\approx \vec{v}_s \\ \vec{\psi}_s &\approx \int \vec{v}_s dt \end{aligned} \quad (101)$$

Essa aproximação será mais adequada quanto maior for o módulo das tensões do estator frente ao produto da resistência e correntes do estator. Por isso, ela é mais promissora em motores de baixa potência, cujas correntes são menores do que nos casos de média e alta potência.

4.3.2 Estimação da Velocidade

As equações que definem a parte mecânica do motor de indução são dadas por (39), (40) e (41).

O torque mecânico resultante, T_m , deve ser calculado a partir do torque correspondente às perdas no ferro, T_f . No entanto, o cálculo desse último é muito difícil de ser realizado a partir dos dados disponíveis nesse tipo de ensaio. A distribuição do campo magnético durante o transitório não é igual àquela em regime permanente, o que torna difícil sua modelagem e impede o uso de um circuito equivalente simplificado.

Por esse motivo, o torque de perdas no ferro será desprezado, de forma que o torque eletromagnético será diretamente utilizado na equação mecânica do motor. Assim, é feita uma aproximação na qual os parâmetros mecânicos absorvem o efeito das perdas no ferro, tendo portanto seus valores superestimados e sendo renomeados com o subscrito e . Dessa forma, reescreve-se a equação mecânica como:

$$T_e = J_e \frac{d\omega_m}{dt} + B_e \omega_m + K_{ve} \omega_m^2 \quad (102)$$

Os parâmetros B_e e K_{ve} podem ser calculados a partir do regime permanente, condição que deve ser atingida nos últimos dados do ensaio. Aproxima-se a velocidade em regime permanente, ω_p , por (103), onde ω_s é a velocidade síncrona, e considera-se sua derivada como nula.

$$\begin{aligned} \omega_p &= 0,99 \frac{\omega_s}{N_p} \\ \frac{d\omega_p}{dt} &\approx 0 \end{aligned} \quad (103)$$

Com isso, pode-se reescrever (102) como (104), onde T_{ep} corresponde ao torque eletromagnético em regime permanente.

$$T_{ep} = B_e \omega_p + K_{ve} \omega_p^2 \quad (104)$$

Calculando-se T_{ep} e ω_p , é possível determinar uma relação entre B_e e K_{ve} , porém não é possível separar esses parâmetros. Assim, torna-se necessária a utilização de um fator típico (K_d) relacionando as perdas por ventilação (P_{vt}) com as por fricção (P_{fr}). Com isso, tem-se:

$$\begin{aligned} P_{vt} &= K_d T_{ep} \omega_p = K_{ve} \omega_p^3 \\ P_{fr} &= (1 - K_d) T_{ep} \omega_p = B_e \omega_p^2 \\ \frac{P_{vt}}{P_{fr}} &= \frac{K_d}{1 - K_d} \end{aligned} \quad (105)$$

Isolando-se os parâmetros mecânicos, tem-se:

$$\begin{aligned} K_{ve} &= \frac{K_d T_{ep}}{\omega_p^2} \\ B_e &= \frac{(1 - K_d) T_{ep}}{\omega_p} \end{aligned} \quad (106)$$

A aplicação desse método em várias máquinas de diferentes potências mostrou que a estimação da velocidade, e portanto também a estimação dos parâmetros elétricos, não é sensível ao valor de K_d . Assim, foi adotado como padrão para todos os ensaios $K_d = 0,7$, sendo esse valor escolhido de forma empírica. Com isso, é possível separar os valores de K_{ve} e B_e .

Ao se aproximar do regime permanente, as correntes do rotor tendem a zero, enquanto as do estator assumem uma amplitude constante. Define-se t_r como o tempo necessário para que o módulo da corrente do estator se mantenha dentro de uma tolerância relativa ao seu valor de regime permanente, sendo que após esse intervalo a velocidade é aproximadamente igual a ω_p . Nesse trabalho, foi adotada uma tolerância de 4% para todos os casos, também determinada de forma empírica.

Com isso, o momento de inércia equivalente pode ser obtido isolando-se J_e em (102) e realizando uma integração desde o momento da partida até t_r :

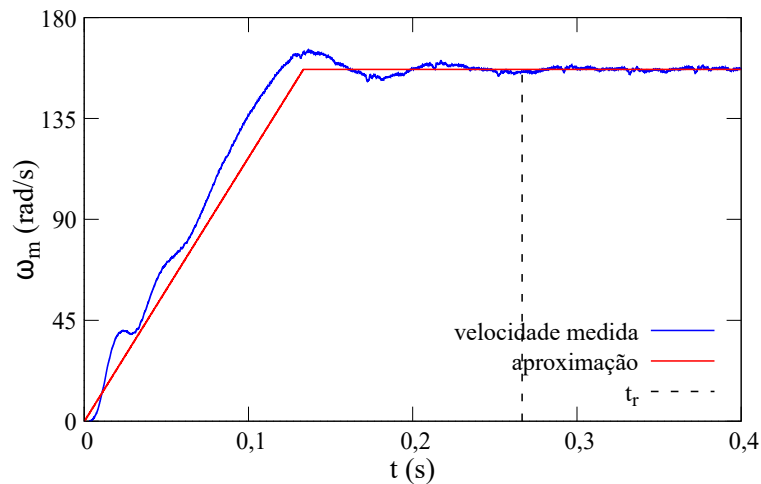
$$J_e \omega_p = \int_0^{t_r} T_e dt - \int_0^{t_r} (B_e \omega_m + K_{ve} \omega_m^2) dt \quad (107)$$

A integral relativa ao torque eletromagnético pode ser calculada, já que conforme (39) o valor desse depende apenas dos fluxos e correntes. No entanto, a integral da direita só pode ser resolvida com o conhecimento prévio de ω_m , o que é impossível pelo simples motivo de ser essa a variável que se deseja estimar em primeiro lugar. Assim, deve ser assumido um comportamento para a velocidade de forma a estimar J_e . Neste trabalho, foi assumida uma variação linear de ω_m de zero até ω_p em um intervalo de $t_r/2$, e uma velocidade constante a partir desse ponto:

$$\omega_m = \begin{cases} \frac{\omega_p}{t_r/2} t, & 0 < t \leq \frac{t_r}{2} \\ \omega_p, & \frac{t_r}{2} < t \leq t_r \end{cases} \quad (108)$$

Apesar dessa definição parecer a princípio contra-intuitiva em relação à própria definição de t_r , deve-se lembrar que esse é determinado a partir de uma tolerância bastante restrita. A maior parte do aumento da velocidade ocorre muito antes de t_r , e os sobrepassos e oscilações são os responsáveis por atrasar a adequação da corrente a essa tolerância. A Figura 13 mostra essa aproximação para um ensaio em um motor de 30 kW, em comparação com a velocidade medida.

Figura 13: Aproximação de ω_m para estimação de J_e – motor de 30 kW



Uma vez definida uma relação para a velocidade, é possível reescrever (107) como:

$$J_e \omega_p = \int_0^{t_r} T_e dt - \frac{3}{4} B_e \omega_p t_r - \frac{2}{3} K_{ve} \omega_p^2 t_r \quad (109)$$

Isolando J_e nessa relação, obtém-se seu valor estimado.

Com todos os parâmetros determinados, é possível enfim determinar a velocidade. Reescrevendo (102) de forma a isolar a derivada da velocidade:

$$\frac{d\omega_m}{dt} = \frac{1}{J_e} (T_e - B_e \omega_m - K_{ve} \omega_m^2) \quad (110)$$

Através da integração de (110), obtém-se a estimativa da velocidade para qualquer instante de tempo t :

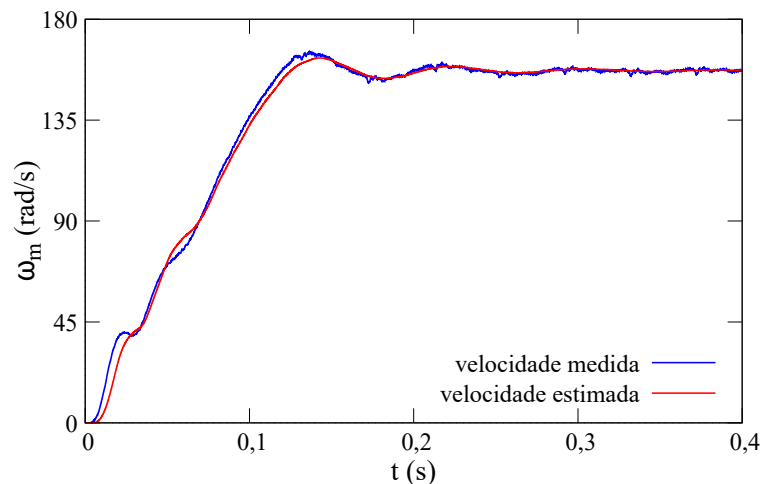
$$\omega_m = \frac{1}{J_e} \int_0^t (T_e - B_e \omega_m - K_{ve} \omega_m^2) dt \quad (111)$$

Por último, é possível utilizar a estimativa da velocidade final no lugar de (108), recalcular J_e e refinar a estimativa da velocidade. Esse procedimento pode ser feito em um laço, conforme a exigência do usuário.

A Figura 14 mostra o resultado final da estimação da velocidade utilizando o método apresentado, para o mesmo ensaio da Figura 13. Nota-se que a velocidade estimada se aproxima bastante da medida, estando as principais diferenças concentradas no início do ensaio.

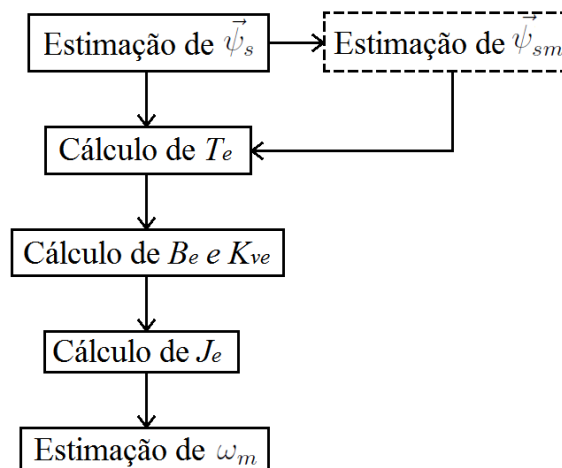
O sucesso desse método, mesmo possuindo algumas aproximações, deve-se ao fato que o torque eletromagnético tem uma magnitude muito maior do que os outros termos da equação mecânica do motor. Sendo esse torque calculado diretamente a partir dos fluxos e das correntes, boa parte da estimação da velocidade tem o mesmo grau de exatidão desses sinais, e apenas uma parte pequena depende das aproximações. Quanto maior a potência do motor, maior é a dominância do torque eletromagnético e, portanto, melhor o resultado desse método.

Figura 14: Estimação de ω_m – motor de 30 kW



A Figura 15 resume os passos relativos à estimação do fluxo e da velocidade.

Figura 15: Passos relativos à etapa de estimação do fluxo e da velocidade

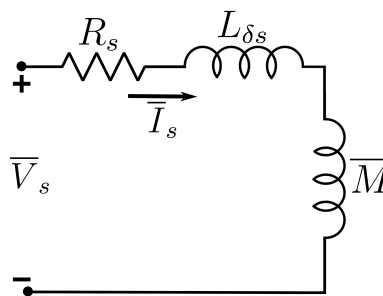


4.4 Estimação dos Parâmetros Elétricos

4.4.1 Estimação de \bar{L}_s

Se for desejado utilizar o modelo com \bar{L}_s conhecido, é necessário estimar esse parâmetro de alguma forma. Para isso, uma das possibilidades é partir do circuito equivalente em regime permanente do ensaio em vazio, no qual a corrente do rotor é praticamente nula, reduzindo-se o circuito da Figura 6 ao da Figura 16, onde \bar{V}_s e \bar{I}_s são os fasores de tensão e corrente do estator.

Figura 16: Circuito equivalente do motor em vazio com todos os parâmetros referidos ao estator em regime permanente



Fonte: do autor (2017)

A equação de malha desse circuito em termo de impedâncias, considerando $X_{\delta s}$ como a impedância relativa a $L_{\delta s}$ e X_m da mesma forma a \bar{M} , é dada por:

$$\bar{V}_s = \bar{I}_s (R_s + jX_{\delta s} + jX_m) \quad (112)$$

De (30), tem-se que $X_m = X_s - X_{\delta s}$, sendo X_s a impedância da indutância referente a \bar{L}_s . Além disso, $X_s = \omega_s \bar{L}_s$, logo:

$$\bar{L}_s = \frac{\sqrt{\left(\frac{V_{rms}}{I_{rms}}\right)^2 - R_s^2}}{\omega_s} \quad (113)$$

Os valores de tensão e corrente necessários para esse cálculo correspondem aos dados obtidos quando a máquina já atingiu o regime permanente, portanto nos ciclos finais do ensaio.

4.4.2 Aplicação dos Mínimos Quadrados

Com todos os dados obtidos, basta montar as matrizes do modelo escolhido: para a estimação geral, utiliza-se (57); para o modelo com R_s conhecido, (69); e para o modelo com R_s e \bar{L}_s conhecidos, (81).

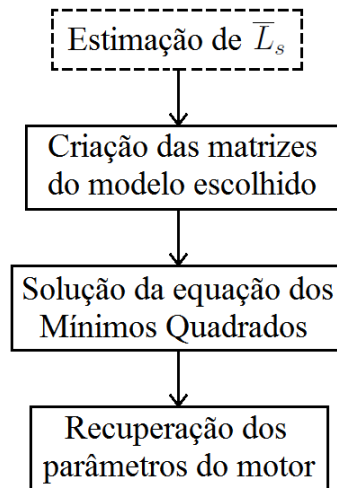
Sendo cada sinal de y e ϕ um vetor, as equações que definem o modelo são aplicadas para todos os instantes de tempo do ensaio, formando diretamente por sua composição o vetor Y e a matriz Φ .

O vetor θ é obtido pela solução dos Mínimos Quadrados, dada por (10). Em seguida, os parâmetros do motor são recuperados conforme a equação correspondente a cada modelo: (60), (71), (82) ou (83), respectivamente para o modelo geral, para o modelo com

R_s conhecido ou para os dois modelos com R_s e \bar{L}_s conhecidos, que diferem na fixação de \bar{L}_r ou de \bar{M} .

A Figura 17 resume os passos relativos a essa etapa.

Figura 17: Passos relativos à etapa de estimação dos parâmetros elétricos



5 ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS POR JANELAS DE DADOS

Neste Capítulo é proposto um método para a estimação paramétrica por janelas de dados, adaptando o algoritmo de estimação à variação temporal dos parâmetros. Inicialmente, é feito um detalhamento da ideia geral desse tipo de estimação. Em seguida, apresenta-se a definição dos parâmetros construtivos das janelas. Depois, é mostrado o procedimento de estimação em si. Por último, é feito o detalhamento das regressões propostas para representar as variações.

Assim como no caso do Capítulo anterior, são apresentadas figuras para ilustrar a explicação referentes ao mesmo motor de 30 kW.

5.1 Premissas

No método apresentado anteriormente, no qual são empregados os modelos dados por (55), (69) e (81), a estimação dos parâmetros é global. Isso quer dizer que seus valores serão estimativas que correspondem à totalidade do ensaio: se um parâmetro qualquer variar no tempo, dentro de um limite mínimo e um máximo, o valor estimado globalmente estará dentro dessa faixa, embora não seja possível determinar previamente qual será exatamente esse valor.

Como mencionado anteriormente, ao longo do ensaio de partida em vazio é possível ocorrer uma variação da resistência do rotor devido ao efeito pelicular. Conforme a máquina acelera, a diferença das frequências do estator e do rotor diminui, o que diminui a frequência da corrente induzida no rotor. Com isso, nota-se uma diminuição da resistência do condutor, de forma que a resistência equivalente ao final do ensaio é menor do que a inicial. Além disso, as indutâncias de dispersão também variam, embora de forma menos intensa e inversa: seu valor inicial é menor, e aumenta conforme a máquina acelera.

Em ambos os casos, os efeitos têm uma relação direta com a frequência da corrente do rotor, por sua vez ligada à velocidade do motor. Por isso, busca-se uma forma de relacionar a variação temporal dos parâmetros à velocidade da máquina, de forma que é possível representar por exemplo a resistência do rotor por $R_r(\omega)$, em função da velocidade, ou $R_r(s)$, em função do escorregamento. Naturalmente, a questão principal é como realizar a estimação dessa variação, ao que surgem duas principais alternativas: incluir esse comportamento diretamente no modelo ou dividir o ensaio em várias partes, aplicando um modelo a parâmetros constantes localmente.

A primeira alternativa parte da escolha de quais parâmetros variam e da forma que isso ocorre. Simbolizando-se as resistências inicial (correspondente a $\omega = 0$) e final (correspondente a $\omega = \omega_s$) do rotor respectivamente por R_{r_i} e R_{r_f} , por exemplo, poderia-

se escrever esse parâmetro como função afim da velocidade:

$$R_r(\omega) = R_{ri} + (R_{rf} - R_{ri}) \frac{\omega}{\omega_s} \quad (114)$$

Em seguida, substitui-se no modelo escolhido o parâmetro em questão por essa relação. Utilizar o exemplo dado para $R_r(\omega)$ no modelo com R_s e \bar{L}_s conhecidos, por exemplo, equivaleria a substituir (114) em (78) e obter novas matrizes y , θ e ϕ .

Uma das desvantagens desse método é que a ordem do modelo aumenta conforme a complexidade da função de variação escolhida. Para o caso de (114), por exemplo, são usados dois parâmetros para a representação, R_{ri} e R_{rf} . Com isso, o novo modelo tem um parâmetro a mais a ser identificado, e sua ordem aumenta em uma unidade. Se fosse escolhida uma função de variação de segunda ordem, seriam necessários três parâmetros, o que traria ainda mais complexidade ao problema. Além disso, a variação de mais de um parâmetro pode trazer um aumento de complexidade ainda mais acentuado. Essa última questão é bastante importante no caso dos Mínimos Quadrados, já que há uma chance considerável de não ser possível obter um modelo linear em relação aos parâmetros. No caso do motor de indução, isso também impossibilita a estimação de \bar{L}_s e \bar{L}_r nos dois primeiros modelos de identificação, já que a variável σ é função desses parâmetros.

Justamente por não possuir essas desvantagens, o método de estimação por janelas de dados se apresenta como uma alternativa interessante. O seu princípio é relativamente simples: é aplicado exatamente o procedimento de estimação global, como se os parâmetros fossem constantes, mas os dados de ensaio são divididos em diversas partes, ditas janelas. Ao realizar essa divisão em função da velocidade do motor, cada janela representará uma faixa de valores dessa variável, de forma que os resultados da estimação dentro de cada uma será diferente. A variação dos parâmetros resultantes ocorrerá principalmente naqueles que forem mais dependentes da velocidade, de forma que é possível mapear essa dependência e, em seguida, aproximá-la conforme uma relação de interesse.

Com isso, não há nenhum aumento de complexidade do problema, e é possível realizar a estimação das variáveis de forma independente da regressão escolhida, já que essa etapa só é feita posteriormente à estimação. A principal desvantagem é que há uma perda da riqueza de informações do ensaio: o efeito do ruído e de outras não-idealidades se torna, portanto, mais acentuado. Essa influência é maior quanto menor for a quantidade de pontos de cada janela, de forma que uma varredura muito fina da variação dos parâmetros pode ser inviável. Além disso, as fraquezas do modelo e do método também se tornam localizadas. São os casos em que há algum intervalo específico no qual o modelo não representa bem o sistema ou alguma interferência não prevista no ensaio que não é posteriormente corrigida. Na estimação global, esses efeitos naturalmente também causam erros, porém por serem apenas uma parte do total, dificilmente comprometem todo o resultado.

Como requisito da estimação por janelas, primeiro deve ser realizada uma estimação considerando todos os parâmetros constantes, de forma a diminuir os graus de liberdade do modelo. Isso é realizado conforme o procedimento apresentado no Capítulo 4. Embora seja possível utilizar qualquer um dos três modelos propostos, é preferível restringir as possibilidades de erro ao máximo, já que os resultados das janelas dependem diretamente da estimação inicial. Dessa forma, utiliza-se o modelo com R_s e \bar{L}_s conhecidos: primeiro é utilizado o valor medido de R_s para estimar \bar{L}_s e é feita a aproximação $\bar{L}_r \approx \bar{L}_s$. Com isso, pode-se utilizar (81) para estimar R_r e \bar{M} , conforme (82). Essa primeira estimação global é usada como base para o método das janelas; esse pode ser visto, portanto, como um processo de refinamento da primeira estimação.

Tendo isso em mente, o objetivo deste Capítulo é detalhar um procedimento que possibilite o uso da estimação paramétrica por janelas de dados em motores de indução. Será mostrada a construção e a aplicação das janelas de forma a tentar minimizar a significância dos efeitos negativos mencionados.

5.2 Determinação das Janelas

O desenvolvimento aqui proposto é feito com base em ω , a velocidade do rotor em radianos elétricos, dada por (26). Doravante, essa unidade será representada por “rad/s” da mesma forma que a velocidade mecânica.

5.2.1 Espaçamento entre Janelas

Primeiramente, deve ser definido o espaçamento entre as janelas. Propõe-se a utilização de uma tolerância de variação de ω , conforme o seguinte algoritmo:

- inicia-se com $\omega = 0$;
- varre-se o vetor de velocidade até achar o índice i que exceda a tolerância;
- o limite da primeira janela é definida até o índice $i - 1$, e a próxima janela começa a partir de i ;
- atualiza-se ω como a velocidade do índice i ;
- repete-se o algoritmo a partir do segundo passo.

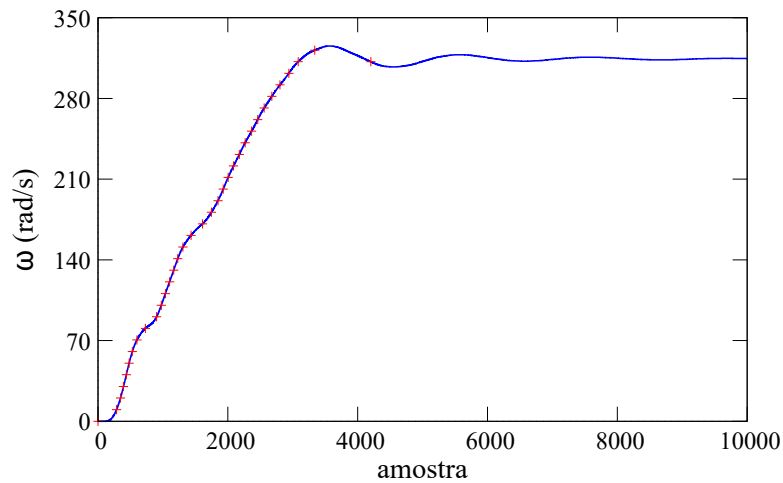
O resultado desse algoritmo é um conjunto de pontos cujas velocidades correspondentes estão separadas conforme a tolerância estabelecida. No entanto, esse espaçamento não será totalmente regular. Ao se escolher, por exemplo, uma tolerância de 2 rad/s, dificilmente existirá uma medição exatamente em 2 rad/s, de forma que a primeira janela não incluirá todo o intervalo de 0 a 2 rad/s. Da mesma forma, a janela seguinte não começará logo após 2 rad/s: ela partirá da primeira medição que excede esse valor, podendo estar portanto algumas casas decimais acima dele. Essa pequena diferença se acumula e torna-se mais visível nas últimas janelas. A Figura 18 mostra um exemplo do algoritmo proposto utilizando-se uma tolerância de 10 rad/s em um ensaio qualquer.

Em relação a essa parte, o mais importante é determinar índices que correspondam a um espaçamento desejado, podendo ser utilizado qualquer algoritmo que realize essa tarefa. O espaçamento influencia o número total de janelas nas quais os parâmetros serão estimados, correspondendo portanto à resolução da varredura. Um espaçamento muito largo pode tornar a varredura muito grosseira e assim prejudicar a composição da função de variação dos parâmetros conforme a velocidade, enquanto um muito estreito pode aumentar o esforço computacional desnecessariamente, por não haver diferença significativa dos parâmetros entre janelas vizinhas.

5.2.2 Tamanho das Janelas

Há duas principais possibilidades no que diz respeito à escolha do tamanho de cada janela. A primeira corresponde a utilizar tamanhos variáveis, de forma que cada janela pode começar onde a anterior termina. Assim, elas podem ser definidas sem sobreposição de dados. Além disso, dentro de cada janela será respeitada a tolerância de velocidade escolhida para realizar o espaçamento.

Figura 18: Exemplo do algoritmo de separação com espaçamento de 10 rad/s



A outra possibilidade corresponde a fixar o tamanho das janelas, de forma que elas se sobrepõem. Centralizando as janelas em cada um dos pontos determinados pelo espaçamento, os centros ainda serão espaçados conforme a tolerância já definida, mas a variação de velocidade dentro de cada janela não necessariamente respeitará a tolerância. De fato, o tamanho das janelas pode ser grande demais para sequer existir um número suficiente de medidas para compô-las dentro do intervalo dado pela tolerância. Não há nenhum problema nesse fato, já que os parâmetros encontrados correspondem ao valor estimado dentro de cada janela: mesmo que a sobreposição de janelas vizinhas seja significativa, a variação dos parâmetros irá gradualmente ocorrer conforme o número da janela utilizada avança. Pequenos desvios podem ser causados pelo fato da variação de velocidade ser irregular ao longo do ensaio, mas, desde que a velocidade não tenha um comportamento demasiadamente irregular, isso não deve afetar consideravelmente os resultados.

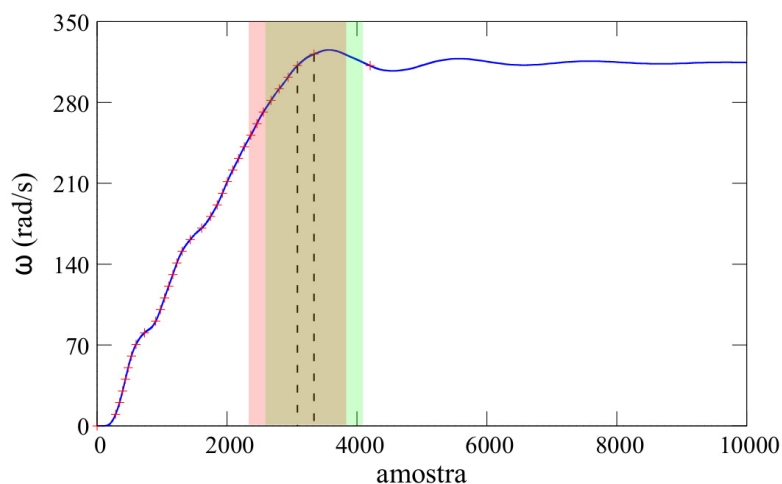
Uma forma interessante de fixar o tamanho das janelas é fazê-lo a partir de uma certa quantidade de ciclos da rede elétrica. Assim, o ajuste é feito de forma que o resultado independe das especificações do ensaio realizado. Essa proposta é representada por (115), onde m é o número de pontos da janela, N é o número de ciclos considerados e F_s e f são as frequências de amostragem e da rede, respectivamente.

$$m = \frac{N F_s}{f} \quad (115)$$

O número de ciclos considerados deve ser escolhido com cuidado. A utilização de muitos ciclos acaba por tornar a janela grande demais para representar as variações da velocidade, já que a estimação por janelas se aproxima demais da estimação global; por outro lado, o uso de N muito pequeno aumenta consideravelmente a variância da estimativa, por limitar excessivamente a amostra de dados. Neste trabalho, após a realização de vários testes, definiu-se a utilização de $N = 3$.

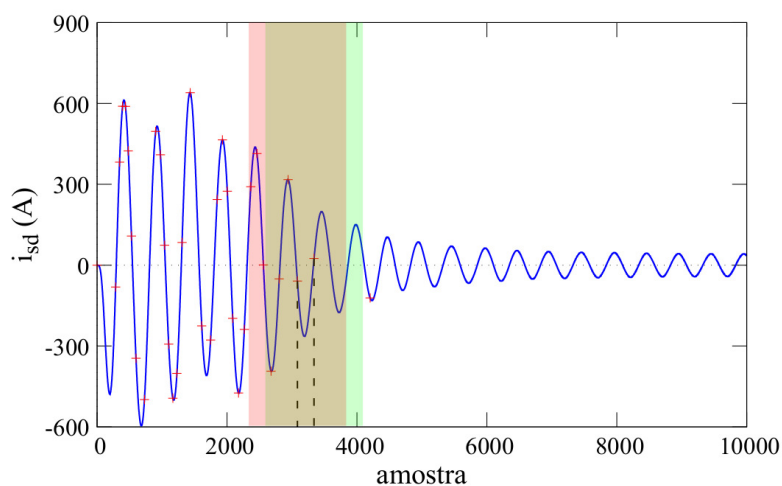
A Figura 19 mostra duas janelas consecutivas centralizadas nos ante-penúltimo e penúltimo índices determinados conforme a Figura 18. As janelas têm um tamanho fixo determinado por (115), que no caso resulta em $m = 1500$, e estão respectivamente representadas em vermelho e verde. As partes comuns a ambas as janelas são mostradas na cor bege.

Figura 19: Exemplo de definição do tamanho das janelas – ω



É possível notar que uma parte considerável das janelas diz respeito a dados comuns a ambas. Além disso, em uma mesma janela há a inclusão de pontos correspondentes a velocidades muito diferentes. Na janela da esquerda, por exemplo, as velocidades mínima e máxima são, aproximadamente, 250 e 325 rad/s. Nota-se que a tolerância de 10 rad/s apenas determina o espaçamento entre os centros das janelas, não sendo uma garantia da variação de velocidade dentro dela. A Figura 20 mostra essas mesmas janelas nos dados referentes à corrente direta do estator.

Figura 20: Exemplo de definição do tamanho das janelas – i_{sd}



A principal vantagem de um tamanho variável de janela é a garantia da variação de velocidade dentro da tolerância estabelecida. No entanto, não há controle direto do usuário sobre esse tamanho, podendo ocorrer uma limitação exagerada no início do ensaio, quando a variação da velocidade ocorre rapidamente. Sem um número suficiente de pontos, a estimação tem uma variância muito alta, diminuindo sua confiabilidade. O segundo

método, por outro lado, possibilita esse controle, mas principalmente no início do ensaio a velocidade variará bastante dentro de cada janela. Com isso, a estimativa dos parâmetros correspondentes a elas será apenas uma aproximação centralizada conforme os intervalos definidos.

5.2.3 Janelas de Início e Fim

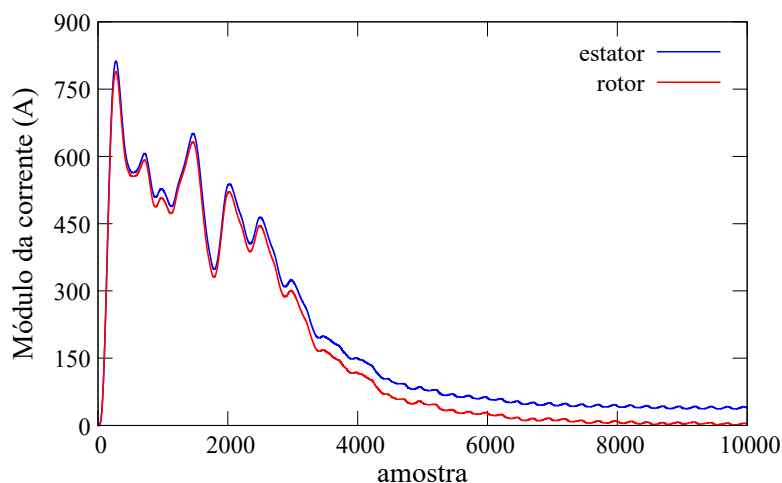
Separando-se o vetor de velocidades em várias faixas de velocidade, obtém-se um resultado como o da Figura 18, que define a posição de cada janela. No entanto, nem todos esses pontos são úteis para a estimação, principalmente por dois motivos. O primeiro pode ser visto na Figura 19: não é possível centralizar uma janela do tamanho proposto nas posições que correspondem às primeiras janelas, marcadas pelos pontos vermelhos na curva. De fato, apenas a partir da décima janela desse exemplo há dados anteriores o suficiente para satisfazer esse tamanho. Esse problema ocorrerá praticamente sempre que for utilizado um tamanho de janela fixo, mas é facilmente contornável ignorando-se as janelas iniciais.

O outro motivo é relacionado à corrente do rotor. A única forma de estimar com confiabilidade os parâmetros do rotor é se houver excitação suficiente no circuito do rotor para que eles tenham relevância nos dados medidos. Pode-se obter uma estimativa dessa corrente referida ao estator conforme o circuito da Figura 6. A principal diferença entre a corrente do rotor nesse circuito referido ao estator, em relação ao seu valor real, é o seu módulo, que se torna muito parecido ao da corrente do estator. A estimativa é obtida integrando-se (42) e substituindo-se a relação dada por (97) ou (100):

$$\vec{i}_r = \frac{\vec{\psi}_s - \bar{L}_s \vec{i}_s}{\bar{M}} = \frac{\vec{\psi}_{sm}}{\bar{M}} \quad (116)$$

Para o exemplo já mostrado, obtém-se a Figura 21, que mostra a comparação entre o módulo da corrente do estator com o módulo da corrente estimada do rotor. É importante lembrar que a corrente do rotor desse caso diz respeito ao circuito referido ao estator, motivo pela qual os módulos das correntes são da mesma ordem.

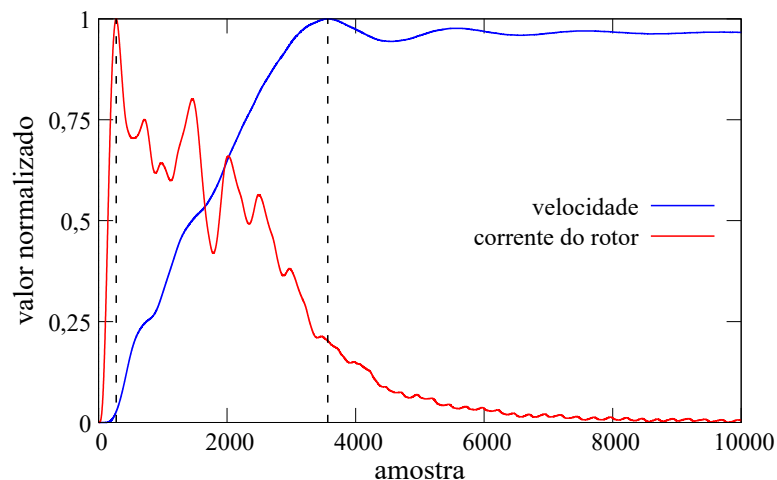
Figura 21: Comparação do módulo da corrente do estator com o da corrente estimada do rotor



Há uma relação direta entre o módulo da corrente do rotor e a velocidade do motor: na partida da máquina, a diferença entre as velocidades do estator (síncrona) e do rotor é máxima, e a corrente do rotor aumenta rapidamente. Conforme a velocidade aumenta, a diferença entre as velocidades decai, assim como o módulo da corrente do rotor. Em regime permanente no ensaio em vazio, praticamente não há diferença entre as velocidades, e assim a corrente do rotor decai a praticamente zero. Isso tem uma implicação muito importante: os dados de regime permanente não contém praticamente qualquer informação útil para a estimação dos parâmetros do rotor, levando a variações que têm correspondência mais direta com ruídos e não-idealidades do que com o modelo do sistema. Por ser a estimação de parâmetros do rotor justamente a principal aplicação do método deste Capítulo, devem ser utilizadas apenas janelas que contenham informações relevantes para tal.

A análise da limitação das janelas do ensaio parte do exemplo da Figura 22, que mostra a corrente estimada do rotor e a velocidade simultaneamente. Os módulos são normalizados em relação ao valor máximo de cada sinal, sendo esses destacados por linhas tracejadas.

Figura 22: Comparação do módulo da corrente do rotor com a velocidade (valores normalizados)



O ponto em que a velocidade atinge o seu primeiro pico é muito útil para realizar a delimitação final do ensaio, principalmente por dois motivos. Primeiramente, até que ele seja atingido, as janelas representam apenas incrementos de velocidade, de forma que qualquer comportamento variante no tempo será representado de forma direta. A partir do pico, frequentemente devem ser definidas janelas com decrementos de velocidade. Se apenas fenômenos dependentes diretamente da velocidade afetassem a estimação dos parâmetros, seria possível associar cada estimativa diretamente com a velocidade correspondente da janela, mas na prática não é isso o que ocorre. Em dois instantes correspondentes a uma mesma velocidade do estator, um antes do pico e um após, as temperaturas do estator e do rotor podem variar, por exemplo.

O segundo motivo é que o pico de velocidade corresponde ao momento no qual a corrente do rotor já é consideravelmente baixa, como pode ser visto na Figura 22. Com pouca excitação, a estimativa dos parâmetros do rotor não é confiável, como mencionado

anteriormente.

Assim, uma forma de delimitar o limite final das janelas utilizadas para a estimação é indireta, detectando a janela correspondente ao pico de velocidade e limitando o ensaio até algumas janelas antes dessa. Considerando o uso de janelas de tamanho fixo, é necessário ter o cuidado de evitar que qualquer ponto inclua dados não-confiáveis, não bastando apenas realizar o corte com base no centro das janelas. Assim, da mesma forma que a primeira janela útil é aquela cujo limite esquerdo começa em uma amostra superior a zero, a última pode ser definida como aquela cujo limite direito não ultrapassa a amostra correspondente ao pico de velocidade.

É possível realizar a limitação também diretamente, através da estimação da corrente do rotor. Descarta-se qualquer janela que contenha pontos correspondentes a magnitudes de corrente do rotor que ultrapassem um limite inferior estabelecido. A principal desvantagem dessa alternativa é que não há garantia que não sejam usadas janelas que incluam pontos após o pico de velocidade, o que torna posteriormente a regressão mais complexa.

5.3 Estimação por Janelas e Regressão pela Velocidade

A estimação por janelas é feita com base no modelo com R_s e \bar{L}_s conhecidos. Isso é feito porque esse modelo é o menos suscetível a variações, por ser de menor ordem. Além disso, os parâmetros do vetor θ dos outros modelos dependem de σ , definido em (46), que por sua vez depende de \bar{L}_s , \bar{L}_r e \bar{M} . Assim, há uma grande dificuldade em utilizar indutâncias variáveis com esses modelos, já que todos os parâmetros teriam de ser estimados por janelas simultaneamente.

Como dito no final da Seção 5.1, antes da estimação paramétrica por janelas, é feita uma estimação global, de forma que se tem um valor constante para todos os parâmetros. A partir disso, há duas principais alternativas para a estimação: a primeira é aplicar o modelo dado por (81) considerando o valor global da indutância mútua, assim estimando a indutância e a resistência do rotor conforme (83); a segunda é fixar o valor de \bar{L}_r e estimar apenas R_r , conforme o modelo (84) e a equação de recuperação de R_r dada por (85). Estando definidos os parâmetros das janelas, para realizar a estimação em si basta as matrizes y e ϕ de cada janela, e assim obter o vetor θ para cada uma.

Quanto à regressão, basta associar os parâmetros obtidos à velocidade correspondente a cada janela e propor uma equação para o ajuste. Neste trabalho, tanto para a indutância quanto para a resistência do rotor foram propostas regressões lineares.

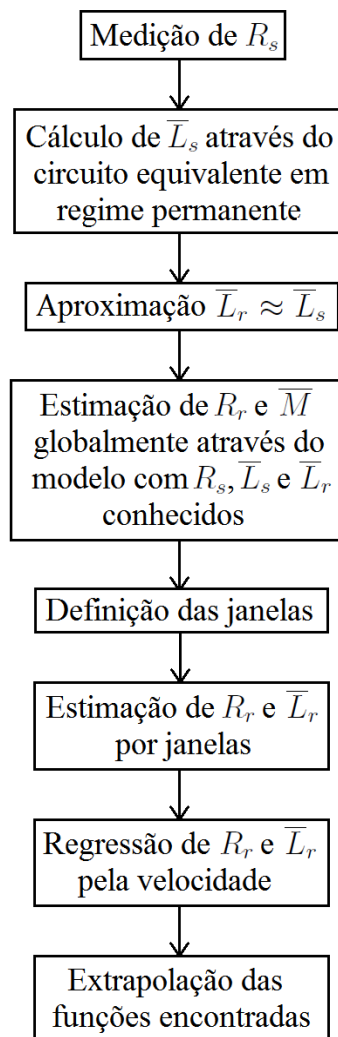
O último detalhe relativo a essa parte diz respeito aos limites da função encontrada. Como dito anteriormente, ao se utilizar um tamanho fixo de janela, a primeira janela útil será aquela que se encaixar completamente nos dados disponíveis, que portanto não corresponde a uma velocidade nula. Da mesma forma, a última será aquela que não utilizar dados após o pico de velocidade, o que não corresponde à velocidade de regime permanente. Assim, a estimação e a regressão são limitadas a uma velocidade mínima e máxima. Para obter-se uma função que descreva a variação dos parâmetros desde a partida até o regime permanente, deve-se realizar uma extrapolação.

Neste trabalho, é proposta a extrapolação que mantém o coeficiente da reta. Nesse caso, é considerado como o valor inicial do parâmetro o valor referente à janela de número 0, correspondente a uma velocidade nula. Já o valor final é considerado como a extrapolação até a janela correspondente ao pico de velocidade.

5.4 Fluxograma

Os passos que definem o procedimento deste capítulo podem ser resumidos pelo fluxograma da Figura 23.

Figura 23: Passos para estimação por janelas



5.5 Exemplo – Comparação entre Tamanho de Janela Variável e Fixo

As Figuras 24 e 25 mostram respectivamente as estimações de resistência e indutância do rotor obtidas pela estimação por janelas no mesmo exemplo mostrado ao longo deste Capítulo. Uma das estimações é feita com janelas de tamanho variável e a outra com janelas de tamanho fixo, sendo esse último correspondente a três ciclos da rede. A reta de aproximação é feita a partir da regressão linear dos resultados da janela de tamanho fixo.

Figura 24: R_r estimado por janelas – exemplo

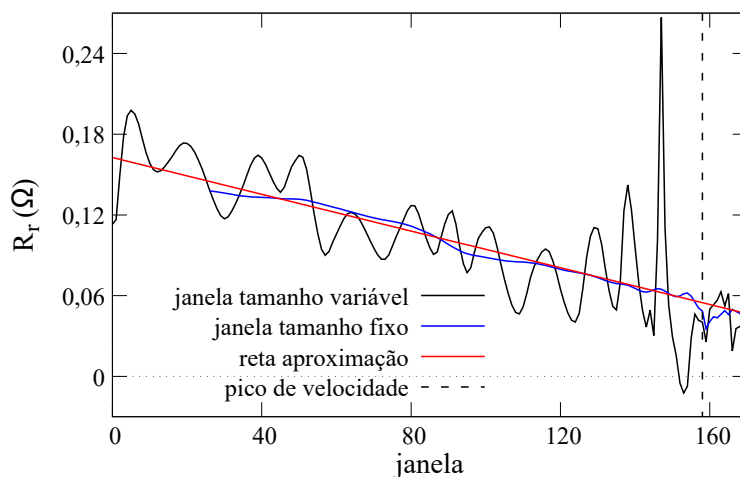
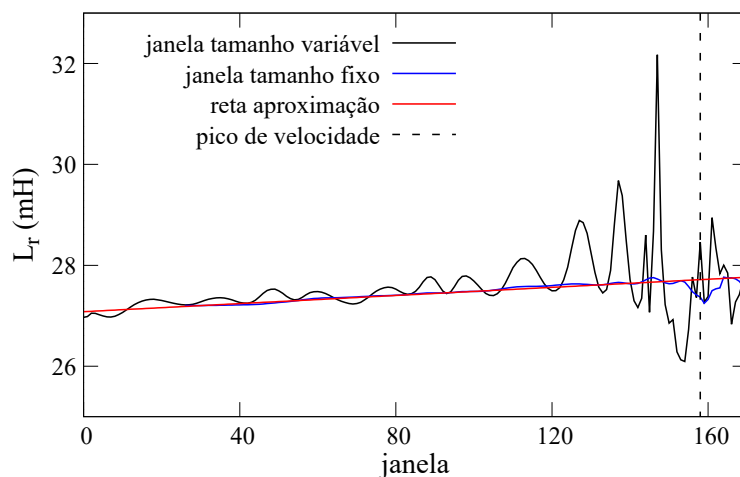


Figura 25: \bar{L}_r estimado por janelas – exemplo



Observa-se que a utilização de janelas de tamanho fixo resulta em estimações mais estáveis, já que garante que um número suficiente de pontos seja usado na estimação. Por esse motivo, a aproximação pela reta é feita a partir dessa alternativa, e nos resultados do Capítulo 6 não são utilizadas janelas de tamanho variável. Ignorando-se as maiores oscilações, no entanto, nota-se que ambas as alternativas fornecem resultados que seguem uma

mesma tendência geral. Dessa forma, a aproximação linear parece também se encaixar bem para os resultados com janelas de tamanho variável. A presença dessas oscilações é justamente o fator que desencoraja a realização da regressão a partir dessa alternativa.

Os resultados do método com janelas de tamanho fixo só iniciam após a janela de número 26, já que antes dessa não há pontos o suficiente para acomodar o número de pontos correspondentes a três ciclos da rede elétrica. Ao mesmo tempo, a reta de aproximação foi forçada a considerar apenas os dados até a janela correspondente ao pico de velocidade. Os valores fora desses limites devem então ser obtidos por extrapolação, o que de fato é mostrado em ambas as figuras.

Nesse exemplo, o pico de velocidade ocorre na janela 158. Um pouco antes dela, já é possível notar uma leve divergência entre os resultados com tamanho fixo de janela e a aproximação linear. No entanto, nesse exemplo específico a diferença é relativamente pequena; nos resultados apresentados no Capítulo 6, a delimitação da última janela utilizada na regressão linear é bem mais crítica.

6 RESULTADOS

Ao longo deste Capítulo, são apresentados resultados referentes a cinco métodos. Os três primeiros são métodos globais, que estimam os parâmetros com todos os dados de ensaio, dessa forma resultando em parâmetros constantes. É seguido o procedimento do Capítulo 4, e a única diferença entre os métodos diz respeito ao modelo utilizado.

Os outros dois métodos utilizam a estimação por janelas, obtendo parâmetros variantes no tempo, conforme detalhado no Capítulo 5. Como lá mencionado, esses métodos se baseiam em uma estimação segundo o terceiro modelo global, podendo ser vistos como extensões desse, e diferem apenas em relação aos parâmetros estimados.

Os métodos, numerados de 1 a 5, são:

1. Modelo geral: é utilizado o modelo correspondente às equações (57) e (60) da Seção 3.3;
2. R_s conhecido: é utilizado o modelo correspondente às equações (69) e (71) da Seção 3.4;
3. R_s e \bar{L}_s conhecidos: é utilizado o modelo correspondente às equações (81) e (82) da Seção 3.5.
4. R_r por janelas: apenas R_r é estimado por janelas;
5. R_r e \bar{L}_r por janelas: R_r e \bar{L}_r são estimados por janelas, e em seguida iguala-se \bar{L}_s a \bar{L}_r para manter a relação de igualdade de (32).

Foram determinadas de forma empírica as seguintes especificações dos métodos:

- filtragem: são utilizados primeiramente filtros de Butterworth cujos parâmetros são dados por (3). Para suavização e composição das derivadas, é utilizado um filtro de Savitzky-Golay de ordem 3 e largura de janela 11;
- estimação da velocidade: é utilizado um fator de relação entre as perdas de ventilação e fricção $K_d = 0,7$. Na estimação do momento de inércia, é feita a aproximação linear da velocidade dada por (108).
- duração do ensaio: para a estimação, é utilizado um intervalo de tempo desde a partida do motor até o momento correspondente a duas vezes t_r , definido na Seção 4.3.2 como o tempo necessário para que a corrente do estator se mantenha dentro de uma faixa de 4% de variação em relação ao seu valor em regime permanente.

Em relação especificamente aos métodos de estimação por janelas, tem-se ainda:

- espaçamento entre janelas: utiliza-se uma tolerância de 2 rad/s;
- tamanho das janelas: é utilizado um número de pontos m dado por (115) com a utilização de três ciclos da rede elétrica;
- regressão na estimação por janelas: são descartadas as janelas iniciais que não comportam o tamanho de janela proposto. São utilizados os primeiros 90% do total de janelas até o pico de velocidade, descartando indiretamente aquelas que contém dados com baixas correntes do rotor;
- parâmetros iniciais e finais da regressão: os valores iniciais são obtidos a partir da extrapolação das retas para a janela de número 0, que corresponde à partida da máquina. Os valores finais são obtidos da mesma forma extrapolando a reta para a janela correspondente ao pico de velocidade.

Todas as simulações e estimações são realizadas através do MATLAB e do Simulink. São apresentados como resultados as tabelas contendo os valores estimados e os desvios em relação aos parâmetros simulados ou aos fornecidos pelo fabricante, no caso dos ensaios, assim como as figuras contendo a estimação dos parâmetros por janelas referentes ao último método, que estima R_r e \bar{L}_r por janelas. Pelo fato da estimação de R_r com esse método ser quase sempre muito próxima daquela obtida com o quarto método, os valores de R_r estimados com esse não são mostrados nos gráficos.

Nas tabelas, são mostrados primeiramente os parâmetros mais importantes: as resistências do estator e do rotor e as indutâncias do estator, do rotor e mútua, sendo os parâmetros variáveis separados em valores inicial (correspondente à partida do motor) e final (correspondente ao regime permanente). Esses parâmetros são suficientes para descrever o comportamento dos motores de indução com o modelo de simulação proposto. Além dos símbolos já definidos, utiliza-se ainda R_{ri} e R_{rf} para denominar respectivamente os valores inicial e final da resistência do rotor. O mesmo é feito em relação a \bar{L}_{ri} e \bar{L}_{rf} para a indutância do rotor e \bar{L}_{si} e \bar{L}_{sf} para a do estator.

Além disso, são mostradas as indutâncias de dispersão, que são interessantes principalmente para se verificar as implicações da utilização do critério K_δ conforme (31) e (32). Essa análise permite encontrar os casos em que a utilização desse coeficiente igual a um valor unitário não representa bem a relação real entre as indutâncias de dispersão do estator e do rotor. Além disso, esses parâmetros são úteis em outras análises, tais como na estimação de critérios de desempenho do motor. No entanto, esses casos não serão tratados neste trabalho.

O último parâmetro mostrado é a constante de tempo do rotor, τ_r . Esse parâmetro é mostrado apenas para o caso de regime permanente. Sua principal contribuição é mostrar a qualidade de estimação dos parâmetros do rotor de forma menos tendenciosa do que apenas a análise de R_r e \bar{L}_r , que são afetados pelo ruído de forma mais direta.

Além dos parâmetros dos motores, são mostrados os critérios J_{4i} e J_{4f} , definidos respectivamente como as médias dos desvios absolutos das indutâncias do estator e do rotor e da resistência do rotor em suas condições iniciais e finais, além da indutância mútua, que é constante. Assim, tem-se que J_{4i} depende dos desvios encontrados para \bar{L}_{si} , \bar{L}_{ri} , R_{ri} e \bar{M} , enquanto J_{4f} depende dos desvios referentes a \bar{L}_{sf} , \bar{L}_{rf} , R_{rf} e \bar{M} . A resistência do estator não é considerada devido ao fato de ser conhecida em quatro dos cinco métodos, de forma que teria apenas o efeito de diminuir os valores dos critérios sem grande contribuição para a análise, na maioria dos casos.

Esses critérios fornecem uma noção geral da qualidade de representação das estimativas realizadas de forma rápida, sendo boas referências para a análise dos resultados. São utilizados os valores iniciais e finais para que se possa verificar a qualidade da estimação nos extremos do ensaio, sendo o intervalo intermediário representado de forma aproximada pela transição dos valores dos critérios. Embora não seja possível garantir uma forma exata dessa transição, dificilmente ela se desviará de forma considerável: se um método fornecer boas estimativas dos parâmetros no início e no final do ensaio, provavelmente a estimação será boa ao longo de todo o ensaio.

6.1 Simulações

De forma a validar os métodos propostos, em um primeiro momento eles são aplicados em um sistema simulado. O modelo utilizado para a simulação é aquele apresentado na Seção 3.6. Os parâmetros da máquina se baseiam em uma máquina de 30 kW, cujas características são listadas na Tabela 4. O passo de simulação é de 0,1 ms, e os dados são diretamente usados na estimação. Isso corresponderia a uma frequência de amostragem de 10 kHz em um caso real.

Tabela 4: Características do motor simulado

potência (kW)	tensão (V)	frequência (Hz)	corrente (A)	polos
30	460	60	49, 31	6

6.1.1 Modelo com Parâmetros Constantes

Ao longo de toda a primeira simulação, são utilizados parâmetros constantes. Dessa forma, os métodos globais têm plenas condições de realizar a estimação.

Os resultados dos cinco métodos são apresentados na Tabela 5. Apesar de os parâmetros de simulação serem constantes, os métodos por janelas ainda podem estimar R_r e \bar{L}_r variáveis. Por esse motivo, na parte referente a esses métodos são listados também os valores iniciais e finais encontrados.

Como pode ser visto na Tabela 5, todos os parâmetros foram estimados com erros muito pequenos. Os maiores desvios foram encontrados na resistência do rotor, consistentemente em torno de -5% . O sucesso de todos os métodos de estimação é comprovado pelos valores encontrados de J_{4i} e J_{4f} , que se mantiveram em torno de 1% e 2% . Para os três primeiros métodos, os valores de ambos os critérios são iguais, já que não há variação paramétrica. Nos métodos por janelas, ocorre uma pequena diferença justamente porque os parâmetros são estimados de forma variável.

Nas Figuras 26 e 27, é mostrada a variação dos parâmetros estimados por janelas. Eles não se comportam exatamente como uma constante, como deveriam, mas a variação dos valores encontrados é baixa. Também é possível notar que, mesmo em uma simulação com parâmetros constantes, essa variação aumenta bastante nas proximidades da janela correspondente ao pico de velocidade. Ou seja, mesmo em condições ideais podem ser encontrados erros consideráveis na estimação, caso não seja feita a escolha cuidadosa do intervalo útil para o ensaio.

Em relação aos parâmetros mecânicos, as estimativas também apresentaram baixos desvios. O desvio de $5,9\%$ no momento de inércia muito provavelmente se deve à apro-

ximação linear de velocidade usada para encontrá-lo, que não corresponde à sua variação real. Essa pode ser vista nos apêndices, na Figura 47. Além disso, é interessante notar que os coeficientes B e K_v foram corretamente estimados. No entanto, ressalta-se que na simulação foram usados os valores que obedecem à relação de distribuição de perdas definida em (105), correspondente a $K_d = 0,7$. Evidentemente, os desvios encontrados seriam maiores caso a relação utilizada pelo método de estimação da velocidade não correspondesse à relação usada na simulação.

Esta simulação teve a principal função de comprovar o funcionamento dos métodos em um ambiente bastante favorável a eles. Ao mesmo tempo, justamente pela simplicidade desse caso é possível notar algumas possíveis fontes de erro na estimação devido às aproximações adotadas: um desvio em torno de 5%, embora pequeno, pode ser considerado significativo quando comparado a um de 0,3%, por exemplo.

Figura 26: R_r estimado por janelas – simulação com parâmetros constantes

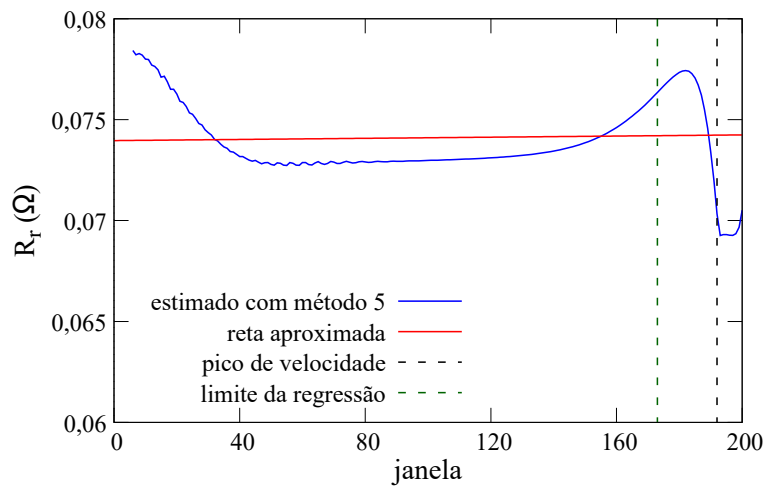


Figura 27: \bar{L}_r estimado por janelas – simulação com parâmetros constantes

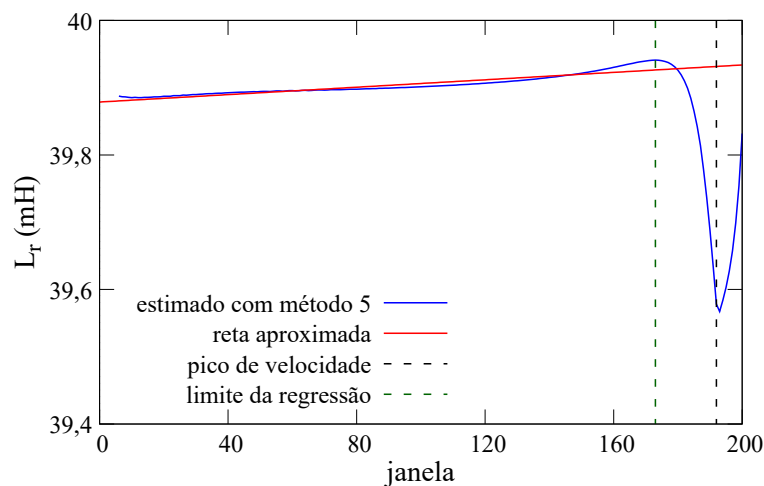


Tabela 5: Resultados para o motor simulado com parâmetros constantes

métodos globais							
parâmetro	simulado	modelo geral		R_s conhecido		R_s e \bar{L}_s conhecidos	
		estimado	desvio (%)	estimado	desvio (%)	estimado	desvio (%)
R_s (Ω)	0,128	0,131	+2,3	0,128	+0,0	0,128	+0,0
\bar{L}_s (mH)	40,17	40,04	-0,3	40,11	-0,2	39,89	-0,7
\bar{L}_r (mH)	40,17	40,04	-0,3	40,11	-0,2	39,89	-0,7
\bar{M} (mH)	38,67	38,53	-0,3	38,60	-0,2	38,38	-0,7
R_r (Ω)	0,078	0,072	-7,6	0,074	-5,0	0,074	-5,0
$L_{\delta s}$ (mH)	1,509	1,514	+0,3	1,514	+0,3	1,514	+0,4
$L_{\delta r}$ (mH)	1,509	1,514	+0,3	1,514	+0,3	1,514	+0,4
τ_r (s)	0,515	0,555	+7,8	0,541	+5,1	0,538	+4,5
J_{4i}	-	-	+2,1	-	+1,4	-	+1,8
J_{4f}	-	-	+2,1	-	+1,4	-	+1,8

métodos por janelas					
parâmetro	simulado	R_r por janelas		R_r e \bar{L}_r por janelas	
		estimado	desvio (%)	estimado	desvio (%)
R_s (Ω)	0,128	0,128	+0,0	0,128	+0,0
\bar{L}_{si} (mH)	40,17	39,89	-0,7	39,89	-0,7
\bar{L}_{sf} (mH)	40,17	39,89	-0,7	39,91	-0,7
\bar{L}_{ri} (mH)	40,17	39,89	-0,7	39,89	-0,7
\bar{L}_{rf} (mH)	40,17	39,89	-0,7	39,91	-0,7
\bar{M} (mH)	38,67	38,38	-0,7	38,38	-0,7
R_{ri} (Ω)	0,078	0,074	-5,4	0,074	-5,2
R_{rf} (Ω)	0,078	0,074	-4,6	0,074	-4,9
$L_{\delta si}$ (mH)	1,509	1,514	+0,4	1,514	+0,4
$L_{\delta sf}$ (mH)	1,509	1,514	+0,4	1,528	+1,3
$L_{\delta ri}$ (mH)	1,509	1,514	+0,4	1,514	+0,4
$L_{\delta rf}$ (mH)	1,509	1,514	+0,4	1,528	+1,3
τ_r (s)	0,515	0,536	+4,1	0,538	+4,4
J_{4i}	-	-	+1,9	-	+1,8
J_{4f}	-	-	+1,7	-	+1,7

parâmetros mecânicos			
parâmetro	simulado	estimado	desvio (%)
J (kg.m ²)	0,823	0,872	+5,9
B (kg.m ² /s)	0,031	0,030	-1,3
K_v (kg.m ²)	0,572	0,564	-1,4

6.1.2 Modelo com R_r Variável

Nesta simulação, todos os parâmetros exceto por R_r são constantes. Em relação a R_r , seu valor final é mantido o mesmo do caso constante, enquanto o valor inicial é definido como $R_{ri} = 3 R_{rf}$. A variação da resistência entre esses limites é feita de forma linear. Assim, espera-se que os métodos globais tenham dificuldades em estimar corretamente os parâmetros variáveis. Ambos os métodos por janela têm condições de representar essa variação, já que ela ocorre apenas em R_r .

Da mesma forma que anteriormente, o segundo método por janelas ainda pode estimar \bar{L}_r variável, e portanto também \bar{L}_s . Assim, são listados também os valores iniciais e finais encontrados para esses parâmetros nos métodos por janelas.

Na Tabela 6, nota-se que a impossibilidade de estimação de parâmetros variáveis prejudicou bastante os métodos globais. No primeiro método, que utiliza o modelo geral, a estimação de R_s resultou em um desvio de 120,4%, mesmo que na simulação a variação ocorra apenas em R_r . Todas indutâncias foram estimadas de forma aceitável, com desvios em torno de 4%, mas a resistência do rotor também não foi estimada satisfatoriamente.

Os outros dois métodos globais foram capazes de estimar todos os parâmetros com erros baixos, com exceção da resistência do rotor. Diferentemente do primeiro método, no entanto, foram estimados valores de resistência que se situam entre os valores inicial e final. Isso indica que foi corretamente estimado o valor que melhor descreve o comportamento da resistência quando ela é restrita a uma constante. Destaca-se ainda que desvios mais baixos foram encontrados com a utilização do Método 3, com R_s e \bar{L}_s conhecidos, sendo todas as indutâncias estimadas com desvios menores do que 1%. Enquanto isso, com o Método 2 esses se situaram em torno de 7%.

Quanto aos Métodos 4 e 5, de estimação por janelas, verifica-se que todos os parâmetros são estimados com exatidão, fato comprovado pelos baixos valores dos coeficientes J_{4i} e J_{4f} , que se situaram em torno de 1%. Nesta simulação, não é possível notar nenhuma diferença significativa entre ambos os métodos. Na Figura 28, pode-se notar que a estimação por janelas reproduziu bem a variação linear da resistência com a velocidade, pelo menos até algumas janelas antes do pico da velocidade. Já a Figura 29 mostra que foi estimada uma indutância do rotor variável, em vez de constante. No entanto, assim como no caso da simulação anterior, essa variação não é significativa.

Em relação aos parâmetros mecânicos, não há muitas diferenças em relação ao caso com parâmetros constantes, exceto por um aumento no desvio do momento de inércia. Isso possivelmente indica que a aproximação linear da velocidade usada pelo algoritmo de estimação de velocidade é ainda menos adequada quando ocorre variação na resistência do rotor. No entanto, esse erro não parece ter se propagado na estimação dos parâmetros elétricos.

Um fato a ser destacado nesta simulação é a baixa robustez do primeiro método quando ocorre variação nos parâmetros ao longo do ensaio. Embora fosse esperado que ele encontrasse dificuldades por suas limitações, a estimação grosseira da resistência do estator invalida a utilização desse método em qualquer caso no qual não haja certeza que todos os parâmetros são constantes ao longo do ensaio. Por outro lado, os outros dois métodos globais se mostraram suficientemente robustos, e os desvios encontrados para R_r aparentam ser causados apenas pela impossibilidade de representar uma variação linear a partir de um valor constante. Ao mesmo tempo, nota-se que a estimação de \bar{L}_s pela relação em regime permanente dada por (113) conferiu mais robustez ao terceiro método, quando comparado ao segundo.

Por último, os resultados apresentados pelos métodos por janelas são bastante pro-

missores. Em relação ao Método 4, mostra-se que nas condições desta simulação ele é perfeitamente capaz de descrever o comportamento do motor. Já o Método 5 se provou suficientemente robusto para que a inserção de liberdade na variação das indutâncias não cause desvios ainda maiores. De fato, apesar do aumento dos desvios das indutâncias de dispersão em relação ao Método 4, a estimação de τ_r e R_r se mostrou até melhor. Isso é bastante importante para validá-lo como um candidato a ser utilizado em qualquer problema de estimação de motores de indução, independentemente dos detalhes específicos de cada caso.

Figura 28: R_r estimado por janelas – simulação com R_r variável

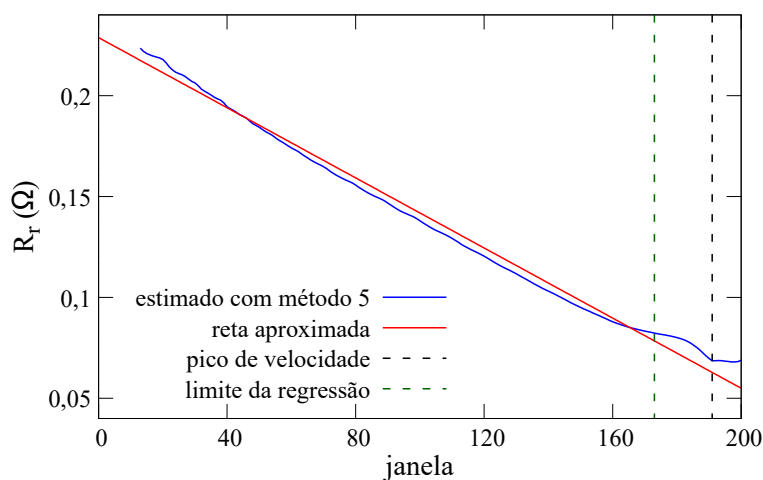


Figura 29: \bar{L}_r estimado por janelas – simulação com R_r variável

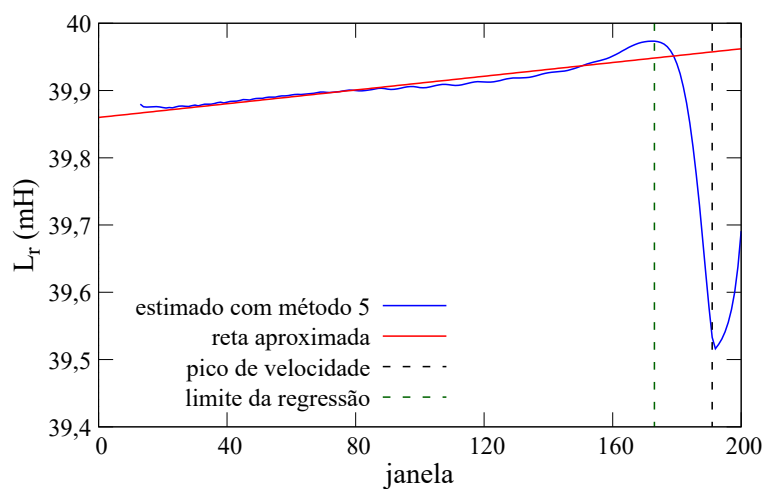


Tabela 6: Resultados para o motor simulado com resistência do rotor variável

métodos globais							
parâmetro	simulado	modelo geral		R_s conhecido		R_s e \bar{L}_s conhecidos	
		estimado	desvio (%)	estimado	desvio (%)	estimado	desvio (%)
R_s (Ω)	0,128	0,283	+120,4	0,128	+0,0	0,128	+0,0
\bar{L}_s (mH)	40,17	41,79	+4,0	37,48	-6,7	39,89	-0,7
\bar{L}_r (mH)	40,17	41,79	+4,0	37,48	-6,7	39,89	-0,7
\bar{M} (mH)	38,67	40,27	+4,1	35,96	-7,0	38,38	-0,7
R_{ri} (Ω)	0,234	0,063	-73,1	0,158	-32,6	0,157	-33,0
R_{rf} (Ω)	0,078	0,063	-19,3	0,158	+102,1	0,157	+101,1
$L_{\delta s}$ (mH)	1,509	1,517	+0,5	1,523	+0,9	1,515	+0,4
$L_{\delta r}$ (mH)	1,509	1,517	+0,5	1,523	+0,9	1,515	+0,4
τ_r (s)	0,515	0,664	+28,9	0,238	-53,8	0,254	-50,6
J_{4i}	-	-	+21,3	-	+13,3	-	+8,8
J_{4f}	-	-	+7,9	-	+30,6	-	+25,8

métodos por janelas					
parâmetro	simulado	R_r por janelas		R_r e \bar{L}_r por janelas	
		estimado	desvio (%)	estimado	desvio (%)
R_s (Ω)	0,128	0,128	+0,0	0,128	+0,0
\bar{L}_{si} (mH)	40,17	39,89	-0,7	39,86	-0,8
\bar{L}_{sf} (mH)	40,17	39,89	-0,7	39,95	-0,6
\bar{L}_{ri} (mH)	40,17	39,89	-0,7	39,86	-0,8
\bar{L}_{rf} (mH)	40,17	39,89	-0,7	39,95	-0,6
\bar{M} (mH)	38,67	38,38	-0,7	38,38	-0,7
R_{ri} (Ω)	0,234	0,232	-1,1	0,231	-1,2
R_{rf} (Ω)	0,078	0,075	-3,7	0,076	-2,0
$L_{\delta si}$ (mH)	1,509	1,515	+0,4	1,483	-1,7
$L_{\delta sf}$ (mH)	1,509	1,515	+0,4	1,570	+4,1
$L_{\delta ri}$ (mH)	1,509	1,515	+0,4	1,483	-1,7
$L_{\delta rf}$ (mH)	1,509	1,515	+0,4	1,570	+4,1
τ_r (s)	0,515	0,531	+3,1	0,523	+1,5
J_{4i}	-	-	+0,8	-	+0,9
J_{4f}	-	-	+1,5	-	+1,0

parâmetros mecânicos			
parâmetro	simulado	estimado	desvio (%)
J (kg.m ²)	0,823	0,924	+12,2
B (kg.m ² /s)	0,031	0,030	-1,4
K_v (kg.m ²)	0,572	0,564	-1,4

6.1.3 Modelo com R_r , $L_{\delta r}$ e $L_{\delta s}$ Variáveis

Nesta simulação, é feita uma variação linear de R_r e \bar{L}_r conforme a velocidade. Como no caso anterior, define-se o valor inicial da resistência do rotor como $R_{r_i} = 3 R_{r_f}$. Quanto às indutâncias de dispersão, utiliza-se como valor inicial a metade do valor final, ou seja, $L_{\delta s_i} = 0,5 L_{\delta s_f}$ e $L_{\delta r_i} = 0,5 L_{\delta r_f}$. Essa simulação teoricamente apresenta um comportamento mais próximo do de um motor real. Além disso, nenhum método proposto representa completamente essa variação. Embora se espere um resultado melhor para o Método 5, que identifica R_r e \bar{L}_r por janelas, esse não é capaz de estimar $L_{\delta s}$ variável. Assim, a estimação de \bar{L}_r também é um pouco prejudicada.

Em relação aos resultados da Tabela 7, verifica-se um aumento dos desvios em relação ao caso anterior. Os dois primeiros métodos apresentam erros consideráveis em todos os parâmetros, em geral na faixa entre 20% e 30%, mas chegando até a valores como 138,6% para a estimação de R_s com o Método 1 e 114,7% para a estimação de R_{r_f} com o Método 2. Já o terceiro método consegue estimar os parâmetros de forma aceitável, com exceção de R_r . As indutâncias foram estimadas com desvios em torno de 1%. Assim como no caso anterior, foi estimado um valor de R_r entre os seus limites inicial e final.

Quanto aos métodos por janelas, verifica-se que os parâmetros são estimados com relativa exatidão. No entanto, o desvio de R_{r_f} com o Método 4 aumentou consideravelmente em relação à simulação anterior, chegando a $-14,1\%$, mesmo que a variação desse parâmetro tenha sido mesma em ambos os casos. Isso indica que a impossibilidade de representar as indutâncias variáveis, por menor que seja a escala de variação, também pode prejudicar a estimação de R_r . Já o último método apresenta os melhores resultados. Não se nota grande variação nos desvios das indutâncias: os desvios dos valores iniciais diminuíram de $1,2\%$ para $0,3\%$, mas aqueles correspondentes aos valores finais aumentaram de $-0,7\%$ para $1,9\%$. No entanto, essas pequenas variações parecem ter sido suficientes para que o método consiga descrever melhor a variação da resistência. Embora o desvio do valor inicial tenha aumentado em módulo de $-0,7\%$ para $-3,0\%$, o desvio do valor final caiu para apenas $-2,1\%$, sendo esse um resultado da melhora da estimação de τ_r , cujo desvio diminuiu de $15,6\%$ para $4,1\%$. Com a melhora na estimação da resistência, o critério J_{4i} se manteve praticamente o mesmo, enquanto J_{4f} pôde diminuir de $4,1\%$ para $1,7\%$. As Figuras 30 e 31 mostram que as variações lineares dos parâmetros da simulação foram, de forma geral, satisfatoriamente estimadas pelo Método 5.

Embora os Métodos 3, 4 e 5 tenham estimado as indutâncias com desvios bastante baixos, as estimações acarretaram erros maiores para as indutâncias de dispersão. Isso pode se dever ao fato de que nenhum modelo é totalmente capaz de representar as variações das dispersões, como já mencionado, ou simplesmente porque mesmo um pequeno desvio absoluto nesses parâmetros pode significar um grande desvio relativo, devido à sua ordem de grandeza.

Quanto aos parâmetros mecânicos, há uma diminuição nos desvios verificados na simulação anterior, embora essa não seja muito significativa. O desvio de $10,8\%$ no momento de inércia, como no caso anterior, se mantém próximo à faixa em torno de 10% , que é posteriormente verificada no segundo e terceiro ensaios.

Em relação à simulação anterior, esta destaca ainda mais a robustez do Método 3, que utiliza o valor de \bar{L}_s em regime permanente calculado por (113), quando comparado aos outros métodos globais. Graças a isso, esse método não conseguiu estimar com sucesso apenas o valor de R_r , assim como no caso anterior. Enquanto o Método 1 já havia apresentado resultados ruins na simulação anterior, dessa vez até mesmo o Método 2 não obteve sucesso. Esse fato é bastante interessante, pois mostra que, mesmo mantidas todas

as demais condições, uma variação nas indutâncias de dispersão pode ser suficiente para prejudicar consideravelmente esse método.

As diferenças entre os métodos por janelas se torna mais clara com esta simulação, assim como, de certa forma, suas limitações. O desvio na estimação de R_r pelo Método 4, embora não muito significativo, é suficientemente grande para colocar em dúvida a aplicabilidade desse método em casos semelhantes ao da simulação em questão. O Método 5 tem a limitação de não conseguir estimar de forma simultânea e independente \bar{L}_s e \bar{L}_r , de forma que também não consegue representar perfeitamente a variação imposta sobre as dispersões. No entanto, mesmo com essa limitação, ele ainda se mostra mais adequado do que o Método 4, que sequer considera variação nas indutâncias. Dessa forma, o Método 5 se destaca como, a princípio, a melhor alternativa para a estimação dentre todos os métodos propostos.

Figura 30: R_r estimado por janelas – simulação com R_r e \bar{L}_r variáveis

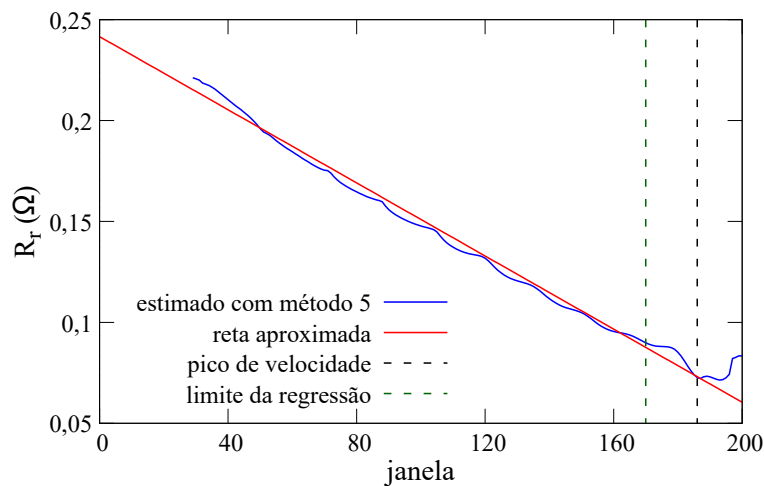


Figura 31: \bar{L}_r estimado por janelas – simulação com R_r e \bar{L}_r variáveis

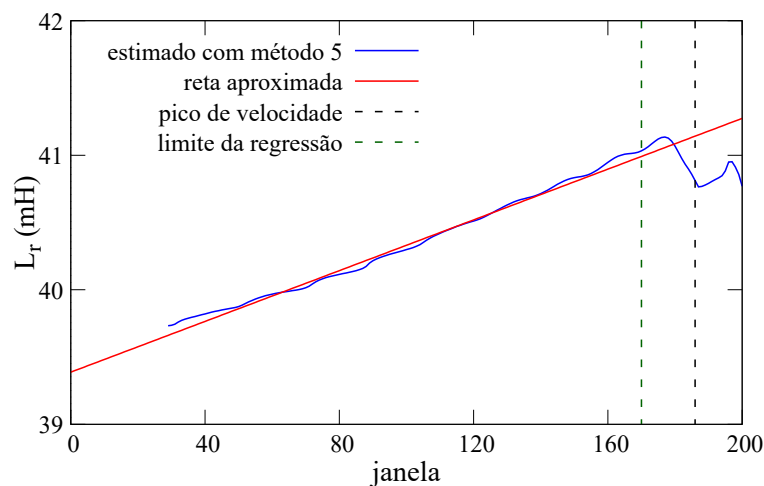


Tabela 7: Resultados para o motor simulado com resistência do rotor e indutâncias de dispersão variáveis

métodos globais							
parâmetro	simulado	modelo geral		R_s conhecido		R_s e \bar{L}_s conhecidos	
		estimado	desvio (%)	estimado	desvio (%)	estimado	desvio (%)
R_s (Ω)	0,128	0,306	+138,6	0,128	+0,0	0,128	+0,0
\bar{L}_{si} (mH)	39,42	28,75	-27,1	31,05	-21,2	39,89	+1,2
\bar{L}_{sf} (mH)	40,17	28,75	-28,4	31,05	-22,7	39,89	-0,7
\bar{L}_{ri} (mH)	39,42	28,75	-27,1	31,05	-21,2	39,89	+1,2
\bar{L}_{rf} (mH)	40,17	28,75	-28,4	31,05	-22,7	39,89	-0,7
\bar{M} (mH)	38,67	27,78	-28,1	30,08	-22,2	38,96	+0,8
R_{ri} (Ω)	0,234	0,063	-73,1	0,168	-28,4	0,165	-30,7
R_{rf} (Ω)	0,078	0,063	-19,2	0,168	+114,7	0,165	+107,9
$L_{\delta si}$ (mH)	0,754	0,964	+27,8	0,972	+28,9	0,930	+23,4
$L_{\delta sf}$ (mH)	1,509	0,964	-36,1	0,972	-35,5	0,930	-38,3
$L_{\delta ri}$ (mH)	0,754	0,964	+27,8	0,972	+28,9	0,930	+23,4
$L_{\delta rf}$ (mH)	1,509	0,964	-36,1	0,972	-35,5	0,930	-38,3
τ_r (s)	0,515	0,456	-11,4	0,185	-64,0	0,242	-52,9
J_{4i}	-	-	+38,8	-	+23,3	-	+8,5
J_{4f}	-	-	+26,1	-	+45,6	-	+27,5

métodos por janelas					
parâmetro	simulado	R_r por janelas		R_r e \bar{L}_r por janelas	
		estimado	desvio (%)	estimado	desvio (%)
R_s (Ω)	0,128	0,128	+0,0	0,128	+0,0
\bar{L}_{si} (mH)	39,42	39,89	+1,2	39,55	+0,3
\bar{L}_{sf} (mH)	40,17	39,89	-0,7	40,94	+1,9
\bar{L}_{ri} (mH)	39,42	39,89	+1,2	39,55	+0,3
\bar{L}_{rf} (mH)	40,17	39,89	-0,7	40,94	+1,9
\bar{M} (mH)	38,67	38,96	+0,8	38,96	+0,8
R_{ri} (Ω)	0,234	0,232	-0,7	0,227	-3,0
R_{rf} (Ω)	0,078	0,067	-14,1	0,076	-2,1
$L_{\delta si}$ (mH)	0,754	0,930	+23,4	0,584	-22,6
$L_{\delta sf}$ (mH)	1,509	0,930	-38,3	1,979	+31,2
$L_{\delta ri}$ (mH)	0,754	0,930	+23,4	0,584	-22,6
$L_{\delta rf}$ (mH)	1,509	0,930	-38,3	1,979	+31,2
τ_r (s)	0,515	0,595	+15,6	0,536	+4,1
J_{4i}	-	-	+1,0	-	+1,1
J_{4f}	-	-	+4,1	-	+1,7

parâmetros mecânicos			
parâmetro	simulado	estimado	desvio (%)
J (kg.m ²)	0,823	0,912	+10,8
B (kg.m ² /s)	0,031	0,030	-1,1
K_v (kg.m ²)	0,572	0,567	-0,8

6.2 Ensaios

Os ensaios práticos dizem respeito a três motores, numerados motores 1, 2 e 3, cujas características são listadas na Tabela 8. Também é mostrada a frequência de amostragem F_s utilizada no ensaio de cada um.

O motor 1 é um motor presente no laboratório LASCAR, da UFRGS. O ensaio foi feito partindo a máquina sem carga com ligação na rede elétrica. Os sinais foram adquiridos com ponteiras de osciloscópio, e a plataforma utilizada para interface é aquela detalhada em (BENVENUTI, 2014) e (BENVENUTI et al., 2014). Já os ensaios dos motores 2 e 3 foram realizados pela WEG, no contexto do projeto já mencionado.

Como mencionado no Capítulo 1, o efeito pelicular causa uma variação dos valores efetivos da resistência do rotor e das indutâncias de dispersão, de forma semelhante àquela proposta na última simulação da Seção anterior deste Capítulo. Além disso, esse efeito depende das dimensões do rotor, sendo ligado portanto de forma indireta com a potência do motor. Assim, nos ensaios espera-se que, quanto maior a potência da máquina, maior seja a variação paramétrica, favorecendo os métodos de estimação por janelas.

Tabela 8: Características nominais dos três motores dos ensaios

motor	potência (kW)	tensão (V)	frequência (Hz)	corrente (A)	polos	F_s (kHz)
motor 1	5,5	220	60	18,8	4	20
motor 2	45	400	50	81,95	4	25
motor 3	75	460	60	112,07	2	10

6.2.1 Motor 1

O primeiro ensaio foi realizado em um motor de baixa potência, de forma que não é esperada variação significativa de seus parâmetros ao longo do ensaio. No entanto, as indutâncias de dispersão do estator e do rotor não são iguais, de forma que o fator K_δ definido em (31) não é unitário. De fato, tem-se $K_\delta = 0,82$. Assim, há um erro intrínseco na aproximação feita em (32).

Os resultados dos cinco métodos são apresentados na Tabela 9. O primeiro método apresentou os maiores desvios na estimação, atingindo valores em torno de 27% para as indutâncias, embora tenha estimado adequadamente R_s e R_r , com desvios de 0,0% e $-5,7\%$ respectivamente. Já o Método 2, que utiliza o modelo com R_s conhecido, apresentou ótimos resultados, justamente porque a variação dos parâmetros ao longo do ensaio é insignificante. Os principais parâmetros elétricos foram estimados com desvios baixos, em torno de 2,5% para as indutâncias e $-3,7\%$ para a resistência do rotor. O último método de estimação global apresentou um desvio considerável no valor estimado de \bar{L}_s , calculado a partir de (113), igual a $-11,8\%$. Esse erro se propagou nos demais parâmetros, já que eles dependem diretamente desse cálculo, de forma que as indutâncias do rotor e mútua foram estimadas com desvios em torno de -12% . A estimação de R_r foi igual à do segundo método, com um desvio de $-3,7\%$.

Os métodos de estimação por janelas sofrem do mesmo problema, já que dependem da estimação global do Método 3. É interessante notar que a constante de tempo do rotor τ_r foi estimada com exatidão usando esses métodos, o que sustenta a hipótese que os des-

vios encontrados são provenientes do erro na estimação de \bar{L}_s . Pode-se verificar que os parâmetros elétricos foram consistentemente estimados com desvios em torno de -12% . Curiosamente, a estimação do momento de inércia apresenta um baixo desvio. A princípio esse fato poderia ser avaliado positivamente, mas quando se considera que mesmo em condições perfeitamente controladas de simulação esse parâmetro apresentava desvios em torno de 10% , o desvio quase nulo encontrado neste ensaio parece também ser resultado do mesmo problema que causou o erro na estimação de \bar{L}_s . Embora seja excessivamente simplista considerar que o desvio iria se propagar de forma igual até mesmo para os parâmetros mecânicos, certamente uma diferença em relação a todos os casos de simulação deve ser vista com desconfiança.

Nas Figuras 32 e 33 verifica-se que o Método 5 estimou os parâmetros com alguma variação, mesmo que essa a princípio não devesse acontecer. Contudo, remetendo ao caso da simulação com parâmetros constantes, a variação é baixa. Além disso, nesse ensaio nota-se que as estimações dos parâmetros depois da janela do pico de velocidade se desviaram bastante da tendência apresentada até ela, novamente reforçando a importância da limitação do intervalo da regressão.

De forma geral, este ensaio mostrou a principal fraqueza dos Métodos 3, 4 e 5, relativa à estimação de \bar{L}_s conforme (113). Esses métodos dependem diretamente dessa estimativa, tendo qualquer erro grande influência sobre seus resultados. A origem desse erro é, provavelmente, a imprecisão do sensoriamento presente no laboratório LASCAR, onde foi realizado o teste. A inexistência desse problema nos outros ensaios, realizados pela WEG, reforça essa hipótese, assim como a análise feita posteriormente na Seção 6.4 pelo erro quadrático de simulação das correntes. Além desse problema, a estimação das indutâncias de dispersão evidentemente encontra dificuldades, já que se tem um coeficiente K_δ não unitário. Apesar desses fatores, ressalta-se que os desvios encontrados em torno de 10% ainda são aceitáveis.

O grande destaque deste ensaio é o Método 2, que apresentou os melhores resultados. Embora se tenha verificado nas simulações com parâmetros variáveis que esse método não é robusto em tais situações, em casos de motores de baixa potência seus resultados são excelentes. Isso ocorre porque a variação paramétrica nesses casos é muito baixa ou inexistente, sendo o modelo com parâmetros constantes suficiente para representar a dinâmica do motor. Como a estimação dos parâmetros elétricos é feita simultaneamente pelo modelo, esse método tem mais liberdade para lidar com distorções nas medidas do que o Método 3, sendo dependente apenas de uma medição confiável de R_s .

Figura 32: R_r estimado por janelas – motor 1

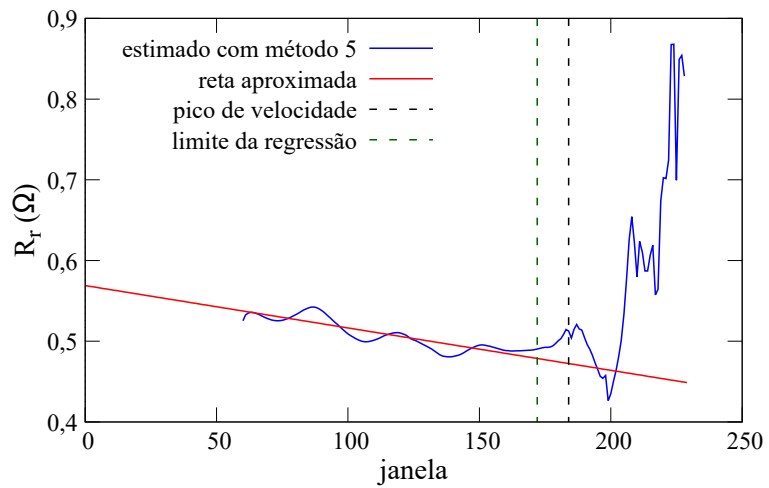


Figura 33: \bar{L}_r estimado por janelas – motor 1

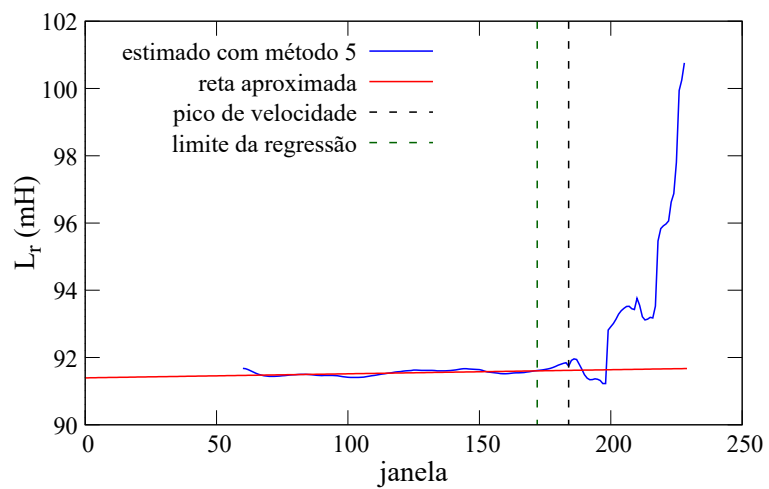


Tabela 9: Resultados para o motor 1

métodos globais							
parâmetro	fabr.	modelo geral		R_s conhecido		R_s e \bar{L}_s conhecidos	
		estimado	desvio (%)	estimado	desvio (%)	estimado	desvio (%)
R_s (Ω)	0,768	0,768	+0,0	0,768	+0,0	0,768	+0,0
\bar{L}_s (mH)	103,90	132,24	+27,3	107,30	+3,3	91,67	-11,8
\bar{L}_r (mH)	104,49	132,24	+26,6	107,30	+2,7	91,67	-12,3
\bar{M} (mH)	101,28	128,60	+27,0	103,65	+2,3	88,46	-12,7
R_r (Ω)	0,536	0,506	-5,7	0,517	-3,7	0,517	-3,7
L_{δ_s} (mH)	2,618	3,642	+39,1	3,647	+39,3	3,218	+22,9
L_{δ_r} (mH)	3,210	3,642	+13,4	3,647	+13,6	3,218	+0,2
τ_r (s)	0,195	0,261	+34,2	0,208	+6,6	0,177	-8,9
J_{4i}	-	-	+21,6	-	+3,0	-	+10,1
J_{4f}	-	-	+21,6	-	+3,0	-	+10,1

métodos por janelas					
parâmetro	fabr.	R_r por janelas		R_r e \bar{L}_r por janelas	
		estimado	desvio (%)	estimado	desvio (%)
R_s (Ω)	0,768	0,768	+0,0	0,768	+0,0
\bar{L}_{si} (mH)	103,90	91,67	-11,8	91,40	-12,0
\bar{L}_{sf} (mH)	103,90	91,67	-11,8	91,62	-11,8
\bar{L}_{ri} (mH)	104,49	91,67	-12,3	91,40	-12,5
\bar{L}_{rf} (mH)	104,49	91,67	-12,3	91,62	-12,3
\bar{M} (mH)	101,28	88,46	-12,7	88,46	-12,7
R_{ri} (Ω)	0,536	0,571	+6,5	0,569	+6,1
R_{rf} (Ω)	0,536	0,476	-11,4	0,473	-11,9
$L_{\delta_{si}}$ (mH)	2,618	3,218	+22,9	2,939	+12,2
$L_{\delta_{sf}}$ (mH)	2,618	3,218	+22,9	3,160	+20,7
$L_{\delta_{ri}}$ (mH)	3,210	3,218	+0,2	2,939	-8,5
$L_{\delta_{rf}}$ (mH)	3,210	3,218	+0,2	3,160	-1,6
τ_r (s)	0,195	0,193	-1,0	0,194	-0,5
J_{4i}	-	-	+10,8	-	+10,8
J_{4f}	-	-	+12,0	-	+12,2

parâmetros mecânicos			
parâmetro	ensaio	estimado	desvio (%)
J (kg.m ²)	0,021	0,020	-1,0
B (kg.m ² /s)	-	0,003	-
K_v (kg.m ²)	-	0,035	-

6.2.2 Motor 2

Este ensaio diz respeito a um motor de 45 kW, portanto de potência bem maior do que o motor anterior. Por isso, dessa vez é esperada uma variação mais considerável dos parâmetros ao longo do ensaio. Da mesma forma que no caso anterior, as indutâncias de dispersão do estator e do rotor não são iguais, com o agravante que a variação ao longo do ensaio não é igual para ambas. Na partida, tem-se uma relação correspondente a $K_\delta = 1,14$, enquanto em regime permanente tem-se $K_\delta = 0,69$.

Os resultados referentes a esse ensaio são mostrados na Tabela 10. Dessa vez, a variação paramétrica prejudicou a estimação dos dois primeiros métodos globais. No caso do Método 1, foram encontrados desvios em torno de -35% para as indutâncias, e um desvio enorme na estimação de R_s , igual a $162,2\%$. Já o Método 2 apresentou desvios ainda maiores nas indutâncias, em torno de -38% , e um desvio referente a R_{rf} igual a $139,4\%$. Para o Método 3, com R_s e \bar{L}_s conhecidos, apenas a resistência do rotor não foi estimada satisfatoriamente. Foram encontrados desvios entre $-3,9\%$ e $-1,6\%$ para as indutâncias. Quanto a R_r , foi estimado um valor entre o intervalo dado por seus valores inicial e final. Por todas essas razões, o resultado do Método 3 neste ensaio é bastante semelhante àqueles encontrados nas simulações com parâmetros variáveis. Destaca-se ainda que, diferentemente do caso anterior, a estimação de \bar{L}_s através de (113) foi bastante exata.

Neste ensaio, os resultados dos métodos por janelas resumem a tendência verificada nas simulações com parâmetros variáveis, sendo melhores do que os resultados dos métodos globais. Não se verificou uma diferença significativa nos resultados dos Métodos 4 e 5, embora esse último tenha sido levemente melhor. Os desvios das indutâncias foram parecidos nos dois casos, variando entre $-3,9\%$ e $-1,6\%$. A maior diferença é verificada no valor final da resistência do rotor: os desvios das estimações são $-20,9\%$, com o Método 4, e $-11,9\%$, com o Método 5, o que acarreta uma variação mais significativa também para τ_r . Os bons resultados são validados pelos valores de J_{4i} , igual a $5,8\%$ para ambos, e J_{4f} , igual a $7,3\%$ e $4,5\%$ para os Métodos 4 e 5 respectivamente.

As Figuras 34 e 35 mostram que as estimações realizadas por janelas apresentam desvios muito baixos no intervalo utilizado para a regressão, de forma semelhante às simulações. Assim como em todos os outros casos, após o limite demarcado para a regressão os resultados sofrem variações bruscas. É importante notar a escala de variação, no entanto: na estimação de \bar{L}_r , embora ela pareça considerável, toda a Figura 35 representa um intervalo de apenas $1,2$ mH.

No que diz respeito ao momento de inércia, nota-se que é retomada a tendência apresentada nas simulações de estimar esse parâmetro com um desvio próximo a 10% .

Os resultados deste ensaio se assemelham bastante àqueles verificados nas duas últimas simulações, nas quais foi imposta uma variação nos parâmetros. Nota-se novamente a impossibilidade dos métodos globais de tratarem desse tipo de caso, o que os torna inadequados para a estimação de parâmetros de motores de intermediária e média potência. O Método 3 ainda se mostra robusto, apresentando desvios baixos para quase todos os parâmetros, mas a impossibilidade de representação de variação na resistência do rotor é sua principal limitação.

Neste caso, os métodos por janela novamente se destacam, embora os desvios encontrados sejam um pouco maiores do que aqueles das simulações. São mais significativos os desvios encontrados para R_r e, portanto, também para τ_r . No entanto, mesmo esses desvios se mantiveram baixos, especialmente para o Método 5, no qual não chegaram à faixa dos 20% . Resultados desse tipo são raros em motores de intermediária e média

potência. É interessante também que bons resultados foram encontrados mesmo com um comportamento de K_δ totalmente diferente da prevista pelo método, sendo esse coeficiente não unitário e variante ao longo do ensaio. Além disso, diferentemente do caso das simulações, não há nenhuma garantia que a variação da resistência e das dispersões ao longo do ensaio seja linear, sendo improvável que isso ocorra de fato. Assim, a própria forma de regressão proposta pode causar desvios nos valores estimados dos parâmetros.

Figura 34: R_r estimado por janelas – motor 2

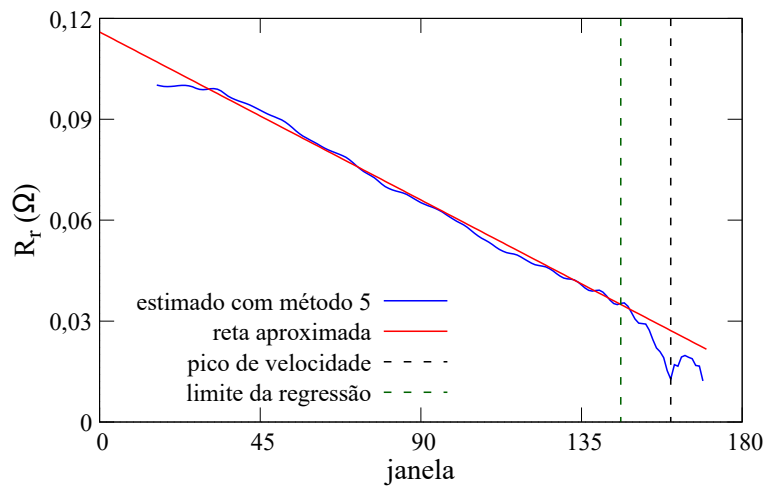


Figura 35: \bar{L}_r estimado por janelas – motor 2

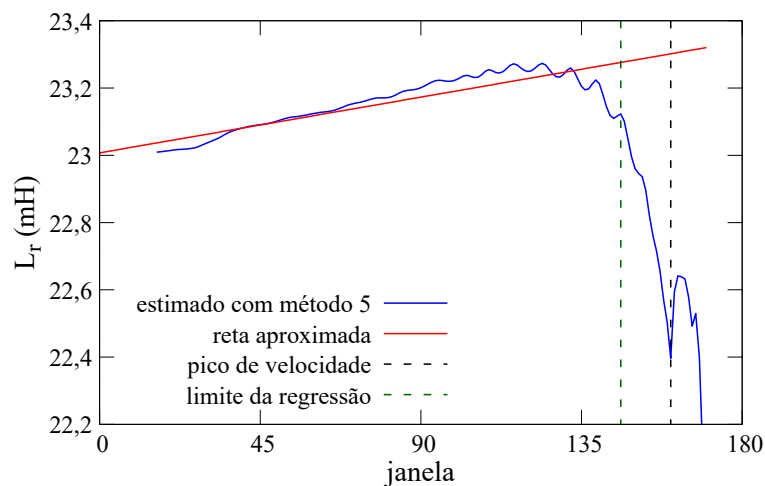


Tabela 10: Resultados para o motor 2

métodos globais							
parâmetro	fabr.	modelo geral		R_s conhecido		R_s e \bar{L}_s conhecidos	
		estimado	desvio (%)	estimado	desvio (%)	estimado	desvio (%)
R_s (Ω)	0,047	0,123	+162,2	0,047	+0,0	0,047	+0,0
\bar{L}_{si} (mH)	23,51	15,42	-34,4	14,63	-37,8	23,07	-1,9
\bar{L}_{sf} (mH)	23,68	15,42	-34,9	14,63	-38,2	23,07	-2,6
\bar{L}_{ri} (mH)	23,44	15,42	-34,2	14,63	-37,6	23,07	-1,6
\bar{L}_{rf} (mH)	24,01	15,42	-35,8	14,63	-39,1	23,07	-3,9
\bar{M} (mH)	22,94	14,90	-35,1	14,10	-38,5	22,56	-1,7
R_{ri} (Ω)	0,098	0,031	-68,1	0,077	-22,0	0,074	-24,8
R_{rf} (Ω)	0,032	0,031	-2,3	0,077	+139,4	0,074	+130,8
$L_{\delta si}$ (mH)	0,563	0,524	-7,0	0,529	-6,0	0,508	-9,7
$L_{\delta sf}$ (mH)	0,737	0,524	-28,9	0,529	-28,2	0,508	-31,0
$L_{\delta ri}$ (mH)	0,496	0,524	+5,6	0,529	+6,8	0,508	+2,6
$L_{\delta rf}$ (mH)	1,062	0,524	-50,7	0,529	-50,2	0,508	-52,1
τ_r (s)	0,748	0,492	-34,3	0,190	-74,5	0,312	-58,4
J_{4i}	-	-	+42,9	-	+34,0	-	+7,5
J_{4f}	-	-	+27,0	-	+63,8	-	+34,7

métodos por janelas					
parâmetro	fabr.	R_r por janelas		R_r e \bar{L}_r por janelas	
		estimado	desvio (%)	estimado	desvio (%)
R_s (Ω)	0,047	0,047	+0,0	0,047	+0,0
\bar{L}_{si} (mH)	23,51	23,07	-1,9	23,01	-2,1
\bar{L}_{sf} (mH)	23,68	23,07	-2,6	23,30	-1,6
\bar{L}_{ri} (mH)	23,44	23,07	-1,6	23,01	-1,9
\bar{L}_{rf} (mH)	24,01	23,07	-3,9	23,30	-2,9
\bar{M} (mH)	22,94	22,56	-1,7	22,56	-1,7
R_{ri} (Ω)	0,098	0,116	+18,2	0,116	+17,7
R_{rf} (Ω)	0,032	0,025	-20,9	0,028	-11,9
$L_{\delta si}$ (mH)	0,563	0,508	-9,7	0,449	-20,3
$L_{\delta sf}$ (mH)	0,737	0,508	-31,0	0,747	+1,3
$L_{\delta ri}$ (mH)	0,496	0,508	+2,6	0,449	-9,4
$L_{\delta rf}$ (mH)	1,062	0,508	-52,1	0,747	-29,7
τ_r (s)	0,748	0,909	+21,5	0,825	+10,2
J_{4i}	-	-	+5,8	-	+5,8
J_{4f}	-	-	+7,3	-	+4,5

parâmetros mecânicos			
parâmetro	ensaio	estimado	desvio (%)
J (kg.m ²)	0,614	0,675	+9,9
B (kg.m ² /s)	-	0,011	-
K_v (kg.m ²)	-	0,169	-

6.2.3 Motor 3

O motor deste ensaio possui uma potência de 75 kW, ainda mais alta que no caso anterior. Dessa forma, a variação da resistência do rotor e das indutâncias de dispersão é ainda maior. Assim como no caso anterior, nesse caso o coeficiente K_δ não apenas não é unitário como também não se mantém constante ao longo do ensaio. Para os valores iniciais do fabricante, tem-se $K_\delta = 1,89$ e, para os finais, $K_\delta = 0,75$.

Os resultados são listados na Tabela 11. Assim como no caso anterior, o primeiro método não consegue estimar nenhum parâmetro com exatidão aceitável, embora dessa vez os desvios apresentados sejam absurdos, chegando a valores como 754%. É provável que, devido à imprecisão da representação dos parâmetros constantes, o método de estimação em laço com o coeficiente dado por (58) sequer tenha convergido. Dessa vez, no entanto, os Métodos 2 e 3 apresentaram resultados bastante semelhantes, embora esse último ainda apresente desvios um pouco menores. Como no caso anterior, não é possível estimar corretamente a variação de R_r , sendo estimado um valor entre os limites inicial e final. Foi obtida uma boa estimação de \bar{L}_s através de (113), representando uma diminuição do módulo dos desvios das indutâncias de valores em torno de 10%, com o Método 2, para valores em torno de 6,5%, com o Método 3.

Foi novamente verificada a superioridade dos métodos de estimação por janelas, embora com algumas ressalvas. Os bons resultados do Método 3 no que diz respeito aos desvios das indutâncias são mantidos, variando muito pouco entre os Métodos 4 e 5. Desta vez, os resultados das estimações de R_r por ambos esses métodos são ainda mais próximas. No entanto, são bem piores do que em todos os casos anteriores, apresentando desvios respectivamente para ambos os métodos de 25,1% e 24,8% para R_{ri} e de -52,5% e -44,5% para R_{rf} . Esses resultados têm impacto negativo sobre os critérios J_{4i} e J_{4f} , que apresentaram valores entre 11,1% e 18%.

As Figuras 36 e 37 apresentam as estimações realizadas por janelas pelo Método 5. Assim como no caso anterior, os desvios iniciais são bastante baixos até a janela correspondente ao pico de velocidade. Dessa vez, no entanto, as oscilações após esse intervalo são bem maiores, chegando a resultar em valores negativos no caso de R_r .

A estimação do momento de inércia se manteve na mesma tendência geral verificada até o momento, apresentando um desvio próximo a 10%.

Neste ensaio, destaca-se que o Método 2 apresentou resultados melhores do que o esperado, enquanto o Método 3 manteve sua tendência de se apresentar robustez mesmo em casos de extrema variação de parâmetros. A estimação separada de \bar{L}_s nesse caso, embora satisfatória, representa um desvio de -6,5%, que inevitavelmente se propaga na estimação dos demais parâmetros elétricos dos Métodos 3, 4 e 5.

É importante notar que, dessa vez, mesmo os métodos por janela tiveram dificuldades em estimar a resistência do rotor. Embora os resultados sejam indiscutivelmente melhores do que aqueles dos métodos globais, ainda se apresentam aquém da exatidão esperada. Os grandes desvios são notados principalmente na análise da constante de tempo do rotor. Isso indica que, diferentemente do primeiro ensaio, o erro de estimação de R_r não se deve apenas a ruídos ou distorções nas medições, sendo portanto um problema mais grave. Sua origem não é facilmente rastreável: considerando que mesmo no segundo ensaio bons resultados foram encontrados com um comportamento irregular de K_δ , é difícil atribuir os resultados à variação das indutâncias, embora a variação de K_δ seja de fato mais significativa, chegando até mesmo a um valor próximo a 2 na partida. A variação de R_r também é mais significativa, sendo o valor final pouco mais de 4,5 vezes menor que o inicial.

Como outro fator possível, deve-se mencionar a curva de velocidade da máquina,

que é bastante diferente dos outros casos. O gráfico correspondente é representado pela Figura 52 no Apêndice A. No caso desse motor, o pico de velocidade ocorre muito antes da velocidade alcançar seu valor de regime permanente, o que torna esse caso bastante diferente dos anteriores. Isso afeta diretamente o intervalo útil para a estimação e para a regressão das Figuras 36 e 37. O resultado dessas figuras em si, no entanto, parece suficientemente confiável, sendo os valores estimados muito próximos à reta aproximada.

O principal ponto positivo é que os níveis de desvio altos se limitaram a R_r , sendo os demais parâmetros estimados satisfatoriamente. Considerando que esse motor representa um caso extremo de variação paramétrica e de presença de não-idealidades, os resultados ainda podem ser vistos sob uma ótica positiva, ainda mais considerando que a estimação paramétrica com essa magnitude de variação é incomum no meio acadêmico.

Figura 36: R_r estimado por janelas – motor 3

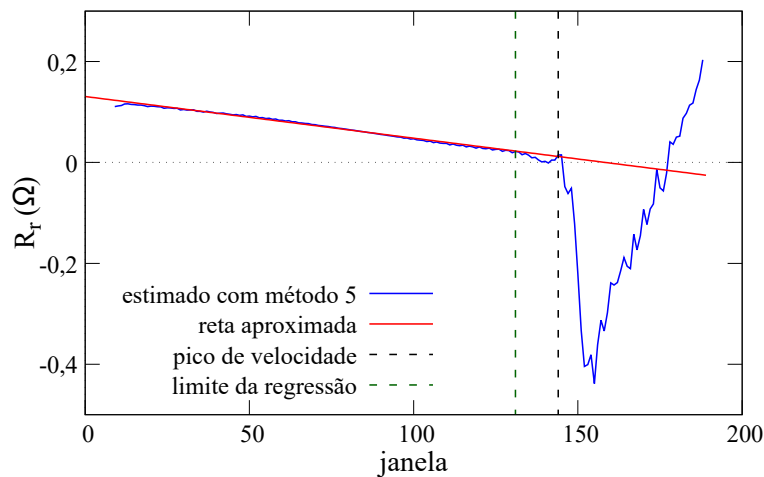


Figura 37: \bar{L}_r estimado por janelas – motor 3

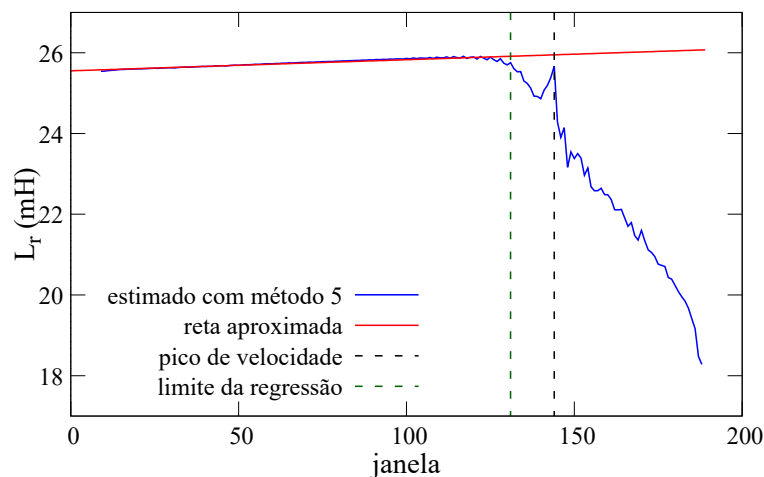


Tabela 11: Resultados para o motor 3

métodos globais							
parâmetro	fabr.	modelo geral		R_s conhecido		R_s e \bar{L}_s conhecidos	
		estimado	desvio (%)	estimado	desvio (%)	estimado	desvio (%)
R_s (Ω)	0,031	0,129	+309,1	0,031	+0,0	0,031	+0,0
\bar{L}_{si} (mH)	27,64	229,57	+730,5	24,67	-10,8	25,62	-7,3
\bar{L}_{sf} (mH)	27,40	229,57	+738,0	24,67	-10,0	25,62	-6,5
\bar{L}_{ri} (mH)	27,26	229,57	+742,2	24,67	-9,5	25,62	-6,0
\bar{L}_{rf} (mH)	27,58	229,57	+732,2	24,67	-10,6	25,62	-7,1
\bar{M} (mH)	26,83	229,11	+754,0	24,20	-9,8	25,21	-6,0
R_{ri} (Ω)	0,105	0,015	-85,2	0,079	-24,4	0,079	-24,4
R_{rf} (Ω)	0,023	0,015	-32,0	0,079	+247,6	0,079	+247,9
$L_{\delta si}$ (mH)	0,814	0,460	-43,4	0,470	-42,2	0,409	-49,7
$L_{\delta sf}$ (mH)	0,568	0,460	-18,9	0,470	-17,2	0,409	-27,9
$L_{\delta ri}$ (mH)	0,430	0,460	+7,1	0,470	+9,4	0,409	-4,8
$L_{\delta rf}$ (mH)	0,757	0,460	-39,2	0,470	-37,8	0,409	-45,9
τ_r (s)	1,212	14,823	+1123,1	0,312	-74,3	0,324	-73,3
J_{4i}	-	-	+578,0	-	+13,6	-	+10,9
J_{4f}	-	-	+564,0	-	+69,5	-	+66,9

métodos por janelas					
parâmetro	fabr.	R_r por janelas		R_r e \bar{L}_r por janelas	
		estimado	desvio (%)	estimado	desvio (%)
R_s (Ω)	0,031	0,031	+0,0	0,031	+0,0
\bar{L}_{si} (mH)	27,64	25,62	-7,3	25,55	-7,6
\bar{L}_{sf} (mH)	27,40	25,62	-6,5	25,95	-5,3
\bar{L}_{ri} (mH)	27,26	25,62	-6,0	25,55	-6,3
\bar{L}_{rf} (mH)	27,58	25,62	-7,1	25,95	-5,9
\bar{M} (mH)	26,83	25,21	-6,0	25,21	-6,0
R_{ri} (Ω)	0,105	0,131	+25,1	0,131	+24,8
R_{rf} (Ω)	0,023	0,011	-52,5	0,013	-44,5
$L_{\delta si}$ (mH)	0,814	0,409	-49,7	0,340	-58,2
$L_{\delta sf}$ (mH)	0,568	0,409	-27,9	0,734	+29,2
$L_{\delta ri}$ (mH)	0,430	0,409	-4,8	0,340	-20,9
$L_{\delta rf}$ (mH)	0,757	0,409	-45,9	0,734	-3,1
τ_r (s)	1,212	2,369	+95,5	2,053	+69,4
J_{4i}	-	-	+11,1	-	+11,2
J_{4f}	-	-	+18,0	-	+15,4

parâmetros mecânicos			
parâmetro	ensaio	estimado	desvio (%)
J (kg.m ²)	0,521	0,576	+10,7
B (kg.m ² /s)	-	0,007	-
K_v (kg.m ²)	-	0,046	-

6.3 Avaliação Geral das Simulações e dos Ensaios

A análise simultânea dos resultados de todos os ensaios e simulações permite uma interpretação mais clara do desempenho de cada método. Para tanto, é preferível utilizar os critérios propostos J_{4i} e J_{4f} , de forma a condensar os resultados ao máximo. Isso é feito na Tabela 12, na qual os resultados com os menores desvios em cada simulação ou ensaio são destacados em verde. Essa demarcação é feita dentro de uma tolerância de 0,1% em relação ao menor valor, já que essa diferença é considerada pouco significativa.

A análise dos resultados da Tabela 12 corrobora as interpretações feitas individualmente em cada simulação e ensaio. Em condições ideais e sem variação de parâmetros, como na primeira simulação, todos os métodos apresentam bons resultados, embora o Método 2 se destaque. Além disso, quando as medidas estão sujeitas à distorções mais significativas, como no caso do primeiro ensaio, essa vantagem se torna mais evidente, já que não há a dependência da estimação de \bar{L}_s pelo circuito em regime permanente. Dessa forma, esse método evita a propagação de qualquer erro dessa estimação.

Por outro lado, em todos os casos em que a variação dos parâmetros do motor é minimamente significativa os Métodos 4 e 5 de estimação por janelas apresentaram os melhores resultados. Dentro dos critérios propostos, o Método 4 apresentou erros menores para J_{4i} , embora essa diferença seja insignificante. Já o Método 5 apresentou de forma geral desvios menores em relação aos valores dos parâmetros em regime permanente, fornecendo valores menores para J_{4f} . Dessa forma, pode-se concluir que, dentre os métodos propostos, o Método 5 é o mais adequado para a estimação de parâmetros variáveis durante o ensaio, caso de motores de média e alta potência.

Além disso, deve-se notar que, desde que seja garantida a qualidade das medições realizadas, não há nenhuma grande desvantagem em utilizar os métodos de estimação por janelas mesmo para o caso de parâmetros constantes. Além da vulnerabilidade da estimação de \bar{L}_s , que mais tem a ver com a instrumentação do primeiro ensaio em particular do que com o grau de variação paramétrica, não foi notada nenhuma desvantagem ou fragilidade desses métodos nesses casos.

Tabela 12: Resultados – critérios J_{4i} e J_{4f} obtidos em todos os ensaios e simulações

procedimento	critério	Método 1	Método 2	Método 3	Método 4	Método 5
simulação 1	J_{4i} (%)	2,1	1,4	1,8	1,9	1,8
	J_{4f} (%)	2,1	1,4	1,8	1,7	1,7
simulação 2	J_{4i} (%)	21,3	13,3	8,8	0,8	0,9
	J_{4f} (%)	7,9	30,6	25,8	1,5	1,0
simulação 3	J_{4i} (%)	38,8	23,3	8,5	1,0	1,1
	J_{4f} (%)	26,1	45,6	27,5	4,1	1,7
ensaio 1	J_{4i} (%)	21,6	3,0	10,1	10,8	10,8
	J_{4f} (%)	21,6	3,0	10,1	12,0	12,2
ensaio 2	J_{4i} (%)	42,9	34,0	7,5	5,8	5,8
	J_{4f} (%)	27,0	63,8	34,7	7,3	4,5
ensaio 3	J_{4i} (%)	578,0	13,6	10,9	11,1	11,2
	J_{4f} (%)	564	69,5	66,9	18,0	15,4

6.4 Análise pelo Erro Quadrático das Correntes

Apesar da comparação direta entre os valores estimados e os fornecidos pelo fabricante servir como referência para se ter uma noção da qualidade dos resultados, ela não reflete completamente todas as implicações de cada método. Nesta Seção, é feita uma análise complementar: os parâmetros obtidos em cada um dos métodos são utilizados para simular a máquina com o mesmo modelo utilizado nas simulações da Seção 6.1. As entradas do modelo são as tensões de fase medidas, e as saídas são as correntes de cada fase. Essas correntes são então comparadas às medições, e é calculado o erro quadrático entre os sinais medidos e simulados.

Assim, tem-se uma análise mais completa da fidelidade da representação dos resultados obtidos com cada método em relação às medições. No entanto, essa avaliação está inerentemente ligada à qualidade dessas últimas: se não é possível garantir que as medições representam bem a dinâmica do motor, também não é possível transpor essa análise para avaliar a fidelidade da representação dos resultados em relação ao sistema real. É importante ver esta Seção como um complemento às Seções anteriores, sendo ainda importantes todas as análises previamente realizadas.

Como resultados, são apresentadas três figuras para cada motor. A primeira mostra a corrente da fase A nos momentos iniciais do ensaio. São mostradas apenas as correntes que são resultados das simulações com os parâmetros fornecidos pelo fabricante e com o Método 5, além da corrente medida. Em seguida, é mostrada a evolução do somatório do erro quadrático nesse mesmo intervalo de tempo, para três métodos de estimação: os Métodos 3, 4 e 5. Os dois primeiros métodos globais não são mostrados, já que apresentaram resultados quase sempre piores do que o terceiro. O erro é calculado através da diferença das correntes medidas e das correntes resultantes da simulação de cada método, sendo feita a média entre os erros das fases A, B e C. A última figura referente a cada motor mostra um somatório semelhante, porém limitado a um intervalo correspondente aos 10 últimos ciclos da rede elétrica. Dessa forma, tem-se uma noção do quão bem cada método representa as medições em regime permanente.

6.4.1 Motor 1

O primeiro motor apresentou um comportamento diferente dos outros dois apresentados posteriormente, talvez pela imprecisão das medidas. Na Figura 38, verifica-se uma boa adequação da corrente simulada com os parâmetros do Método 5 logo no início do ensaio, até um tempo de mais ou menos 0,06 segundos, quando a diferença entre as correntes se torna mais significativa. A corrente simulada com os parâmetros do fabricante começou com uma diferença maior, porém nos instantes finais mostrados nessa Figura pareceu se adequar melhor à corrente medida.

Na Figura 39, confirma-se que os métodos de estimação propostos representaram melhor as medições apenas no início do ensaio, até o instante em torno de 0,06 segundos. Após isso, os parâmetros do fabricante se encaixaram melhor e terminaram por apresentar um somatório menor do que os outros métodos.

Em regime permanente, como visto na Figura 40, os métodos de estimação apresentaram resultados bastante parecidos, enquanto a simulação com os parâmetros do fabricante não representou bem as medições. Como esses parâmetros em geral são ótimas representações da máquina em regime permanente, já que são calculados justamente sob essa condição, o fato do erro ser maior do que o esperado indica que de fato é provável a existência de problemas nas medições. Se essas sofrem distorções, não representam bem o

comportamento da máquina, de forma que os parâmetros do fabricante apresentam um desvio mais alto. Os métodos de estimação forneceram parâmetros com desvios maiores justamente porque esses devem representar as medições distorcidas.

A principal alternativa a essa teoria seria uma alteração ao longo do tempo dos parâmetros do motor, de forma que seu comportamento não corresponde mais ao original. No entanto, essa hipótese parece improvável devido ao grau de variação paramétrica que teria ocorrido, além do fato de que o Método 2 estimou os parâmetros com exatidão, conforme verificado na Seção 6.2.1. Dessa forma, a hipótese então proposta de presença de distorções nas medições parece mais provável.

Figura 38: Comparação da corrente da fase A – motor 1

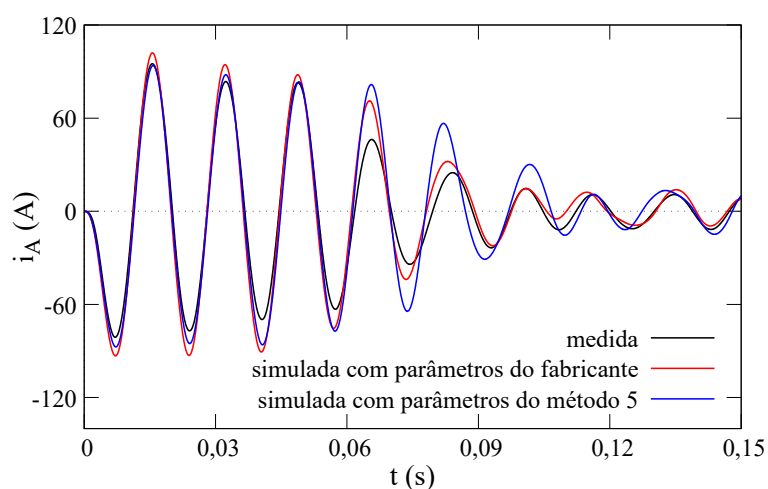


Figura 39: Comparação dos somatórios dos erros quadráticos das correntes simuladas com parâmetros de diversos métodos – motor 1

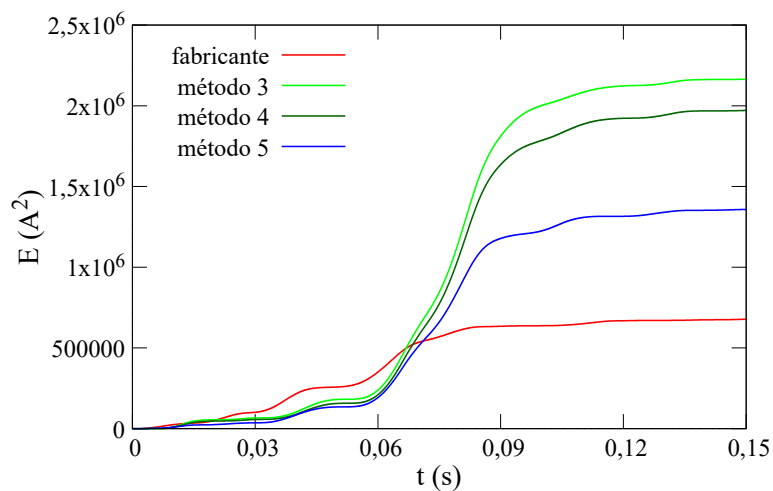
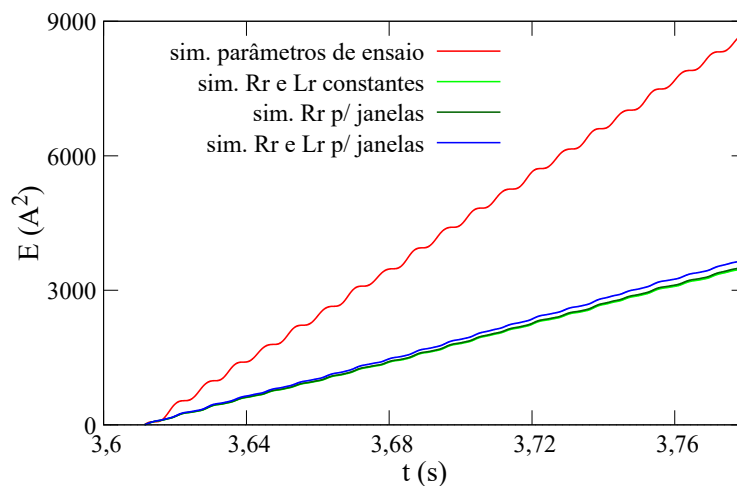


Figura 40: Comparação dos somatórios dos erros quadráticos das correntes limitados aos últimos 10 ciclos da rede elétrica – motor 1



6.4.2 Motor 2

Os resultados encontrados para motor 2 são muito semelhantes aos do motor 3, apresentado posteriormente. Na Figura 41, nota-se uma excelente adequação da corrente simulada com os parâmetros do Método 5 ao longo de todo o ensaio. A corrente simulada com os parâmetros do fabricante diferiu da medida consideravelmente, principalmente no início do ensaio e em torno de 0,2 segundos.

Na Figura 42, verifica-se que os métodos de estimação propostos apresentaram de forma consistente desvios menores do que os parâmetros do fabricante. Além disso, os Métodos 4 e 5, de estimação por janelas, apresentaram resultados melhores do que o Método 3, de estimação global, sendo que com o Método 5, que estima ambos R_r e \bar{L}_r por janelas, foi obtido o menor somatório.

Em regime permanente, conforme a Figura 43, os Métodos 4 e 5 apresentaram resultados um pouco piores, embora a diferença em relação às outras duas curvas não seja muito significativa. É esperado que os parâmetros do fabricante apresentem bons resultados quando a análise é limitada ao regime permanente, já que são geralmente calculados sob essa condição de operação. O Método 3 também apresentou um bom resultado nesse caso, sendo comparável àquele obtido com os parâmetros do fabricante.

De forma geral, conclui-se que o Método 5 apresentou o melhor resultado, já que foi capaz de representar muito melhor o comportamento transitório do motor sem sacrificar sua representação em regime permanente, que se mostrou relativamente próxima àquela dos parâmetros do fabricante.

Figura 41: Comparação da corrente da fase A – motor 2

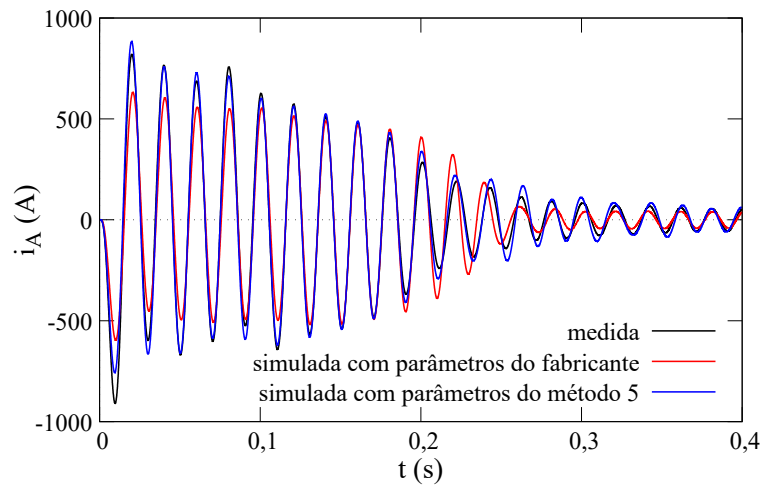


Figura 42: Comparação dos somatórios dos erros quadráticos das correntes simuladas com parâmetros de diversos métodos – motor 2

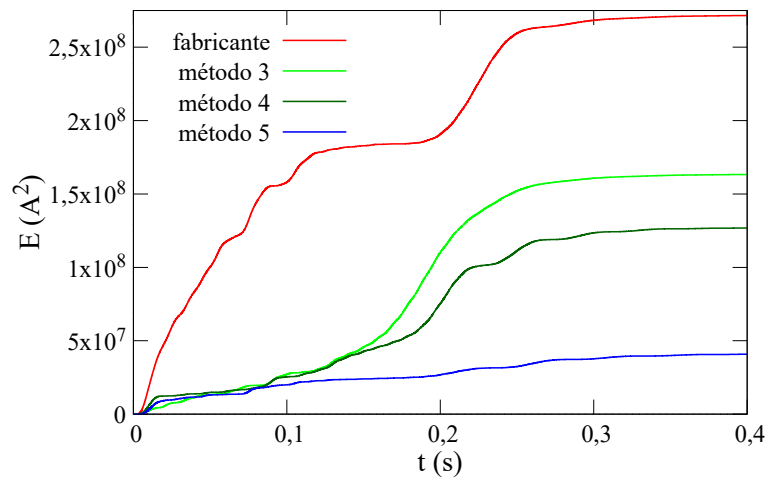
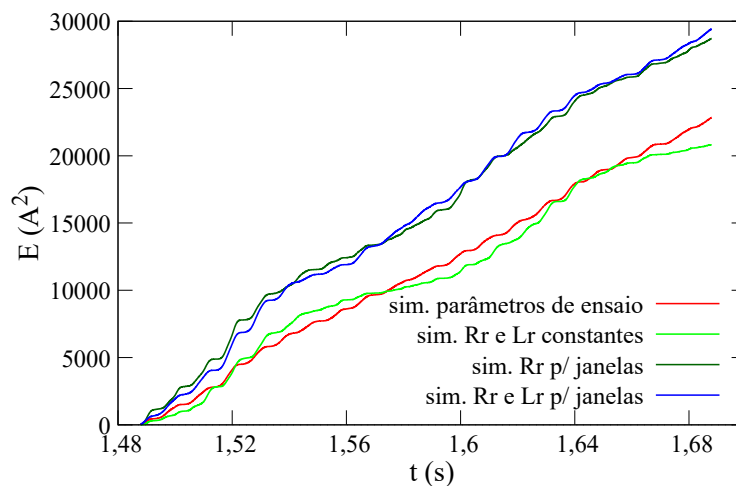


Figura 43: Comparação dos somatórios dos erros quadráticos das correntes limitados aos últimos 10 ciclos da rede elétrica – motor 2



6.4.3 Motor 3

No caso do motor 3, há poucas diferenças em relação ao motor 2. Na Figura 44, verifica-se que a corrente simulada com os parâmetros do Método 5 foi próxima à medida até um instante um pouco antes de 0,6 segundos. A corrente simulada com os parâmetros do fabricante apresentou uma diferença considerável ao longo de todo o ensaio, exceto em torno do mesmo instante já citado, quando pareceu temporariamente se adequar melhor à corrente medida.

A Figura 45 mostra que os Métodos 4 e 5, de estimação por janelas, representaram bem o período transitório da máquina. O Método 3 inicialmente também teve desvios baixos, porém na parte final do transitório os erros superaram até mesmo aqueles obtidos com os parâmetros do fabricante.

Em regime permanente, como pode ser visto na Figura 46, novamente a simulação com os parâmetros do fabricante forneceu bons resultados, enquanto os Métodos 3 e 4 tiveram um desempenho um pouco pior. Surpreendentemente, o Método 5 se destacou com resultados ainda melhores do que os do fabricante.

Com isso, verifica-se que novamente o Método 5 se apresentou como a melhor alternativa, sendo seus resultados capazes de fornecer a melhor representação das medições tanto durante o transitório quanto em regime permanente. Considerando também o resultado do motor anterior, a análise desta Seção reforça aquela da Seção 6.2: embora o Método 5 possua limitações e não seja capaz de representar perfeitamente as variações das indutâncias de dispersão, sua robustez e a qualidade de seus resultados consagram-no como a melhor alternativa dentre os métodos propostos neste trabalho.

Figura 44: Comparação da corrente da fase A – motor 3

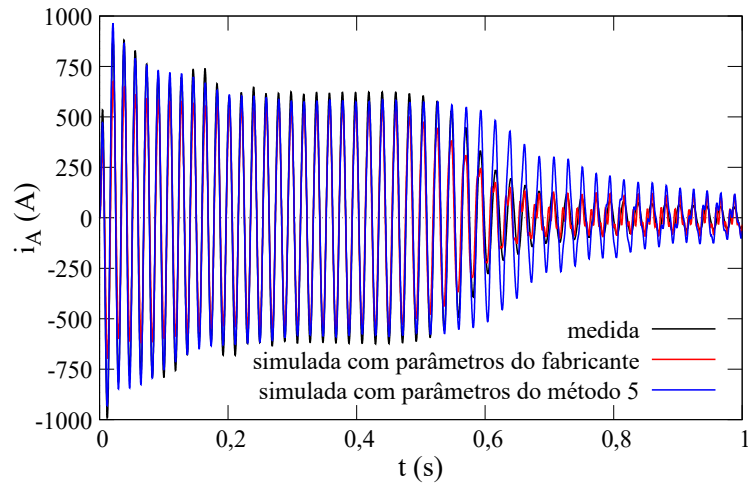


Figura 45: Comparação dos somatórios dos erros quadráticos das correntes simuladas com parâmetros de diversos métodos – motor 3

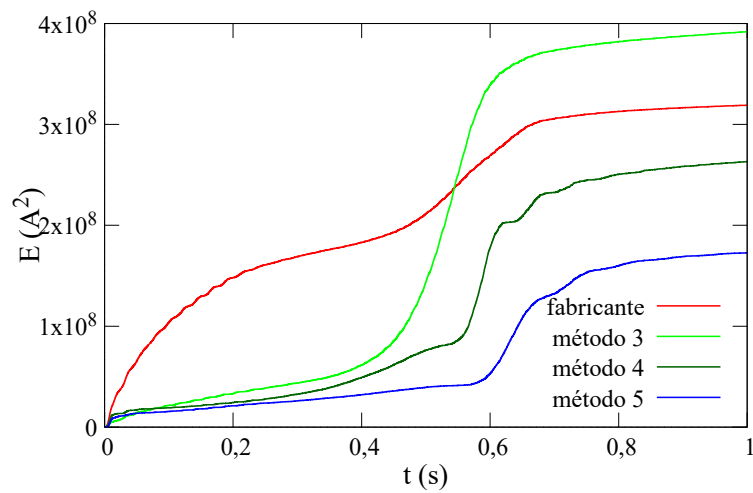
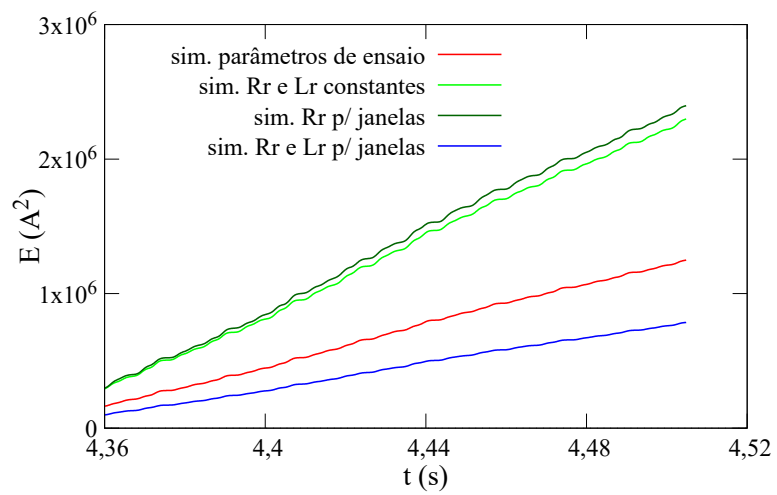


Figura 46: Comparação dos somatórios dos erros quadráticos das correntes limitados aos últimos 10 ciclos da rede elétrica – motor 3



7 CONCLUSÃO

Neste trabalho, foram apresentados e detalhados métodos para estimação de parâmetros de motores de indução a partir de medições de tensão, corrente e resistência, todas referentes ao estator. Foram propostos diversos modelos para esse fim, inclusive com a possibilidade de estimar parâmetros variáveis durante o ensaio através de um método de estimação por janelas.

A estimação dos parâmetros mecânicos e da velocidade se apresentou como uma boa alternativa à sua medição. Os principais erros na estimação da velocidade ocorreram apenas nos momentos iniciais do transitório, e mesmo assim foram baixos. O momento de inércia foi consistentemente superestimado em 10%, seja pelas limitações da suposição de variação linear da velocidade ou pelo fato das perdas no ferro serem desprezadas. Ainda assim, notou-se que esse desvio não prejudicou a estimação dos parâmetros elétricos.

Em relação aos modelos invariantes no tempo, verificou-se que a medição da resistência do estator é essencial para a obtenção de bons resultados em ensaios com motores de intermediária e média potência. Apenas no caso do motor de 5,5 kW a estimação sem o conhecimento desse parâmetro foi satisfatória. Da mesma forma, notou-se que a estimação da indutância do estator através do circuito equivalente em regime permanente também contribuiu para a exatidão da estimação paramétrica nos motores de maior potência. Com esse modelo, apenas os parâmetros variáveis no tempo não foram bem estimados, o que é esperado devido à própria estrutura invariante do modelo. Além disso, na comparação do erro quadrático, esse método apresentou erros da mesma ordem de grandeza dos parâmetros fornecidos pelo fabricante. Isso é um fator bastante positivo quando se considera a complexidade bem menor desse método quando comparado às alternativas clássicas, no que diz respeito à realização do ensaio e aos custos envolvidos.

Os métodos de estimação por janelas se provaram bastante eficientes na questão de estimação de parâmetros variáveis. Os resultados obtidos por simulação comprovaram que essa alternativa é bem mais eficiente do que a utilização dos modelos com parâmetros constantes. No entanto, notou-se também a limitação do modelo utilizado nos métodos por janelas no que diz respeito à estimação da indutância de dispersão do estator. Como a identificação da indutância do rotor é feita com base em um valor fixo para a indutância do estator, o modelo considera de fato a variação apenas no rotor, o que impede a estimação totalmente correta desses parâmetros. A suposição de uma relação entre as dispersões unitária e constante ao longo do ensaio, embora necessária, é uma limitação do método proposto. Se essa suposição não for verdadeira, os parâmetros resultantes sempre apresentarão desvios devido a essa diferença.

No que diz respeito à estimação paramétrica em cada janela, ressalta-se a importância da limitação do intervalo considerado para a regressão. Foram notados desvios consideráveis quando informações durante ou após o pico da velocidade foram usadas, tanto nas

simulações quanto nos ensaios. Esse efeito se deve ao comportamento da corrente do rotor, cujo módulo é muito baixo após o pico da velocidade, de forma que a estimação dos parâmetros do rotor se torna bastante sensível a ruídos e imprecisões, sejam essas relativas às medidas ou ao modelo. Além disso, notou-se que nos casos dos motores de 45 e 75 kW a resistência do rotor foi estimada com exatidão menor do que os outros parâmetros ou do que no caso das simulações. Isso pode indicar uma limitação na forma da representação puramente linear de variação ou uma imprecisão na escolha do valor final do parâmetro. O mesmo ocorre para as indutâncias de dispersão, embora com o agravante que a relação unitária suposta entre elas não existe de fato e que os seus valores têm uma ordem de grandeza muito baixa, o que dificulta sua estimação. No caso do terceiro motor, o comportamento atípico da curva de velocidade estimada também é uma possível fonte de erro, sendo necessários mais ensaios, preferencialmente com medição de velocidade, para obter resultados mais conclusivos.

A análise dos erros quadráticos das correntes também reforçou o sucesso dos métodos por janelas. Verificou-se que esses métodos resultaram em uma estimação durante o transitório melhor do que os parâmetros do fabricante. Apenas no caso do motor de 5,5 kW isso não ocorreu, provavelmente devido a distorções na medição dos dados de ensaio. Essa hipótese é reforçada pelo fato que os parâmetros do fabricante não representaram bem as medições em regime permanente nesse caso, o que é bastante inesperado quando se considera que as medições e cálculos são feitos justamente sob essa condição. Nos outros dois motores, além dos modelos por janela apresentarem excelentes resultados no transitório, os erros em regime permanente foram comparáveis àqueles obtidos com os parâmetros do fabricante, e no caso do terceiro motor até melhores com um dos métodos.

Com isso, destaca-se como a principal contribuição desse trabalho a estruturação de um método muito menos complexo e custoso de estimação paramétrica de motores de indução do que os tradicionais. Além disso, a estimação de parâmetros variáveis possibilitou uma representação muito mais fiel do comportamento real do motor, sendo o método de estimação da resistência e da indutância do rotor por janelas o melhor dentre os apresentados. As principais limitações desse método são a impossibilidade de estimar as indutâncias do estator e do rotor separadamente e a necessidade de considerar a indutância do estator constante na estimação por janelas. Essas limitações são, em certa escala, consequência da necessidade do método dos Mínimos Quadrados clássico de utilizar um modelo linear em relação aos parâmetros.

Como sugestões para trabalhos futuros, destaca-se as seguintes possibilidades:

- o uso de outros métodos além do método dos Mínimos Quadrados clássico, de forma a utilizar modelos não necessariamente lineares em relação aos parâmetros;
- o estudo de outras formas de variação da resistência e das dispersões que não a puramente linear, de forma a representar a dinâmica real dos motores de forma mais fiel e, com isso, possivelmente melhorar a estimação dos parâmetros;
- a utilização de modelos com parâmetros variáveis em outras aplicações, principalmente no projeto de controladores, de forma a buscar um melhor desempenho dinâmico do que com os parâmetros constantes com valores de regime permanente;
- a integração direta do método apresentado com a sintonia de controladores, principalmente de forma robusta, de forma a garantir a estabilidade do sistema em malha fechada mesmo para algumas faixas de erro da estimação paramétrica.

REFERÊNCIAS

AGUIRRE, L. A. **Introdução à identificação de sistemas**. 3. ed. Belo Horizonte: Ed. UFMG, 2007.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 5383-1**: Máquinas elétricas girantes parte 1, motores de indução trifásicos - ensaios. Rio de Janeiro, 2002.

ÅSTRÖM, K. J.; WITTENMARK, B. **Computer-controlled systems: theory and design**. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1997. (Prentice Hall Information and System Sciences Series).

BENVENUTI, R. A. **Plataforma para simulação e implementação de técnicas de controle de máquinas de indução trifásicas e pentafásicas**. 2014. 156 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2014.

BENVENUTI, R. A. et al. Multipurpose platform for control of 3-phase and 5-phase induction machines integrated with MATLAB/Simulink®. In: IECON 2014: ANNUAL CONFERENCE OF THE IEEE INDUSTRIAL ELECTRONICS SOCIETY, 40., 2014, Dallas. **Anais...** Piscataway: IEEE, 2014. p.743-748.

BLASCHKE, F. The principle of field orientation as applied to the new transvector closed loop control system for rotating-field machines. **Siemens Review**, Berlin, v.34, p.217-220, 1972.

BOGLIETTI, A. et al. Skin effect experimental validations of induction motor squirrel cage parameters. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRICAL MACHINES, 18., 2008, Vilamoura. **Anais...** Piscataway: IEEE, 2008. p.1-4.

BOSE, B. K. **Modern power electronics and AC drives**. Upper Saddle River: Prentice Hall, 2002.

BOSE, B. K. The past, present, and future of power electronics. **Industrial Electronics Magazine, IEEE**, Piscataway, v.3, June 2009.

CIPIN, R.; PATOCKA, M. Skin effect in rotor bars of induction motor in form of transfer function. In: IECON 2013: ANNUAL CONFERENCE OF THE IEEE INDUSTRIAL ELECTRONICS SOCIETY, 39., 2013, Vienna. **Anais...** Piscataway: IEEE, 2013. p.3149-3153.

CIRRINCIONE, M.; PUCCI, M.; CIRRINCIONE, G. Estimation of the electrical parameters of an induction motor with the TLS EXIN neuron. In: IEEE INTERNATIONAL CARACAS CONFERENCE ON DEVICES, CIRCUITS AND SYSTEMS, 4., 2002, Oranjestad. **Anais...** Piscataway: IEEE, 2002. p.I034-1-I034-8.

CIRRINCIONE, M. et al. A new experimental application of Least-Squares techniques for the estimation of the induction motor parameters. **IEEE Transactions on Industry Applications**, Piscataway, v.39, Sept. 2003.

FRANKLIN, G.; POWELL, J.; WORKMAN, M. **Digital control of dynamic systems**. Reading: Addison-Wesley, 1997.

HAFFNER, J. F. **Análise de estimadores de fluxo para implementação de técnicas de controle por campo orientado direto em máquinas de indução**. 1998. 254 f.

Dissertação (Mestrado em Engenharia) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 1998.

HASSE, K. **Zur dynamik drehzahleregelter antriebe mit stormrichtergespeisen asynchron-kurzschluß-läfermaschinen**. 1969. 91 f. Tese (Doutorado) – Technischen Hochschule Darmstadt, Darmstadt, 1969.

ILINA, I. D. Parameters determination for the induction machine mathematical model, taking into account saturation and skin effect. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON ADVANCED TOPICS IN ELECTRICAL ENGINEERING, 8., 2013, Bucharest. **Anais...** Piscataway: IEEE, 2013. p.1-6.

INSTITUTE OF ELECTRICAL AND ELECTRONICS ENGINEERS. **IEEE standard test procedure for polyphase induction motors and generators**. [S.l.], 2004.

JEČMENICA, M.; ŠOŠIĆ, D.; TERZIĆ, M. Estimation of deep-bar induction motor rotor parameters using heuristic methods of optimization. In: MEDPOWER 2016: MEDITERRANEAN CONFERENCE ON POWER GENERATION, TRANSMISSION, DISTRIBUTION AND ENERGY CONVERSION, 2016, Belgrade. **Anais...** London: IET, 2016. p.1-8.

KLAES, N. R. Parameter identification of an induction machine with regard to dependencies on saturation. **IEEE Transactions on Industry Applications**, Piscataway, v.29, n.6, p.1135-1140, Nov. 1993.

KOUBAA, Y. Asynchronous machine parameters estimation using recursive method. **Simulation Modelling Practice and Theory**, Amsterdam, v.14, p.1010-1021, Oct. 2006.

KRAUSE, P. et al. **Analysis of electric machinery and drive systems**. Piscataway: Wiley, 2002. (IEEE Press Series on Power Engineering).

LEONHARD, W. Adjustable-speed AC drives. **Proceedings of the IEEE**, Piscataway, v.76, n.4, p.455-471, Apr. 1988.

LIN, W.-M.; SU, T.-J.; WU, R.-C. Parameter identification of induction machine with a starting no-load low-voltage test. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, Piscataway, v.59, p.352-360, Jan. 2012.

- LJUNG, L. **System identification: theory for the user**. 2nd ed. Eaglewood Cliffs: Prentice Hall, 1997.
- LORON, L.; LALIBERTE, G. Application of the extended Kalman filter to parameters estimation of induction motors. In: EUROPEAN CONFERENCE ON POWER ELECTRONICS AND APPLICATIONS, 5., 1993, Brighton. **Anais.** . . London: IET, 1993. v.5, p.85-90.
- LUO, J. et al. Axial strain calculation using a low-pass digital differentiator in ultrasound elastography. **IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control**, Piscataway, v.51, p.1119-1127, Sept. 2004.
- MOONS, C.; DE MOOR, B. Parameter identification of induction motor drives. **Automatica**, Oxford, v.31, p.1137-1147, Aug. 1995.
- NORTON, J. P. **An introduction to identification**. New York: Dover, 2009. (Dover Books on Electrical Engineering).
- OTEAFY, A.; CHIASSON, J.; BODSON, M. Online identification of the rotor time constant of an induction machine. In: AMERICAN CONTROL CONFERENCE, 2009, St. Louis. **Anais.** . . Piscataway: IEEE, 2009. p.4373-4378.
- PEREIRA, L. A. et al. Estimation of parameters of induction machines from no-load starting without speed acquisition. In: IEMDC 2017: IEEE INTERNATIONAL ELECTRIC MACHINES & DRIVES CONFERENCE, 2017, Miami. **Anais.** . . [S.l.: s.n.], 2017a.
- PEREIRA, L. A. et al. Estimation of parameters of induction machines based on instantaneous impedance. In: IEMDC 2017: IEEE INTERNATIONAL ELECTRIC MACHINES & DRIVES CONFERENCE, 2017, Miami. **Anais.** . . [S.l.: s.n.], 2017b.
- REGINATTO, R. **Controle por campo orientado do motor de indução com adaptação de parâmetros via MRAC**. 1993. 145 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 1993.
- RENGIFO, J. et al. Parameter estimation method for induction machines using the instantaneous impedance during a dynamic start-up. In: ANDEAN REGION INTERNATIONAL CONFERENCE, 6., 2012, Cuenca. **Anais.** . . Piscataway: IEEE, 2012. p.11-14.
- RUN-HAO, P. et al. Analytical method for starting performance calculation of induction motors considering skin effect and leakage flux saturation. In: ICEMS 2014: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRICAL MACHINES AND SYSTEMS, 17., 2014, Hangzhou. **Anais.** . . Piscataway: IEEE, 2014. p.135-138.
- SAVITZKY, A.; GOLAY, M. J. E. Smoothing and differentiation of data by simplified Least Squares procedures. **Analytical Chemistry**, Washington, v.36, p.1627-1639, July 1964.
- SÖDERSTRÖM, T.; STOICA, P. **System identification**. New York: Prentice Hall, 2001.

STEFANOPOULOS, G. K.; MELIOPOULOS, A. P. S. Numerical parameter estimation procedure for three phase induction motor models. In: IEEE LAUSANNE POWER TECH, 2007, Lausanne. **Anais...** Piscataway: IEEE, 2007. p.1111-1116.

STEPHAN, J.; BODSON, M.; CHIASSON, J. Real time estimation of the parameters and fluxes of induction motors. **IEEE Transaction on Industry Applications**, Piscataway, v.30, n.3, p.746-759, 1994.

WINDER, S. **Analog and digital filter design**. Boston: Newnes, 2002.

APÊNDICE A RESULTADOS ADICIONAIS – ESTIMAÇÃO DE VELOCIDADE

São apresentadas aqui as velocidades mecânicas estimadas conforme a Seção 4.3, referentes aos resultados apresentados no Capítulo 6. A velocidade estimada é naturalmente defasada da medida ou simulada porque é composta a partir das variáveis filtradas. Como mencionado na Seção 4.2 e visto por exemplo na Figura 10, o uso de filtros causa um atraso das variáveis filtradas em relação às originais. No entanto, considerando-se a escala de tempo do ensaio, essa diferença é bastante pequena e difícil de notar visualmente.

No caso dos ensaios práticos, apenas no caso do primeiro motor foi realizada a medição da velocidade, de forma que nos outros motores é apresentada somente a estimativa. De forma geral, nota-se que a estimativa é bastante satisfatória. As principais diferenças são notadas no início das simulações e dos ensaios, onde a estimativa tende a mostrar um aumento mais linear e rápido no início. Isso possivelmente é uma consequência da aproximação linear utilizada para estimar o momento de inércia.

Em relação aos ensaios, outros fatores também podem causar eventuais diferenças. Entre eles, o fato de as perdas no ferro serem desprezadas e a presença de não-idealidades nos motores reais, tais como perturbações de torque ou pequenas diferenças de lubrificação no eixo do motor, por exemplo.

Figura 47: ω_m simulado e estimado – simulação com parâmetros constantes

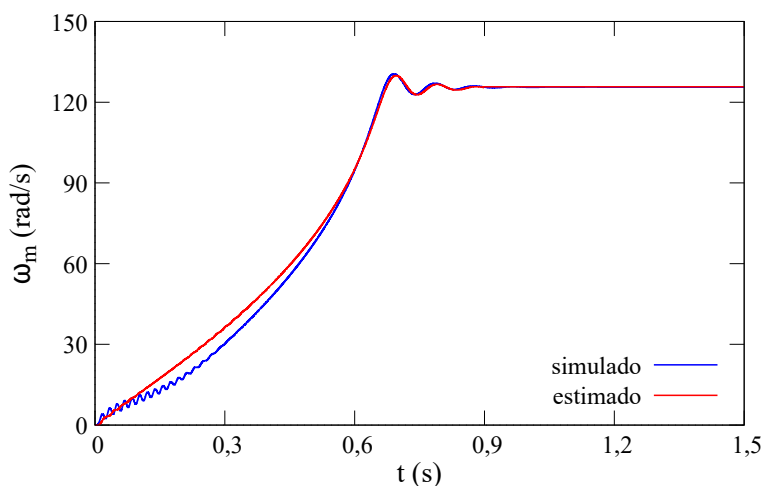


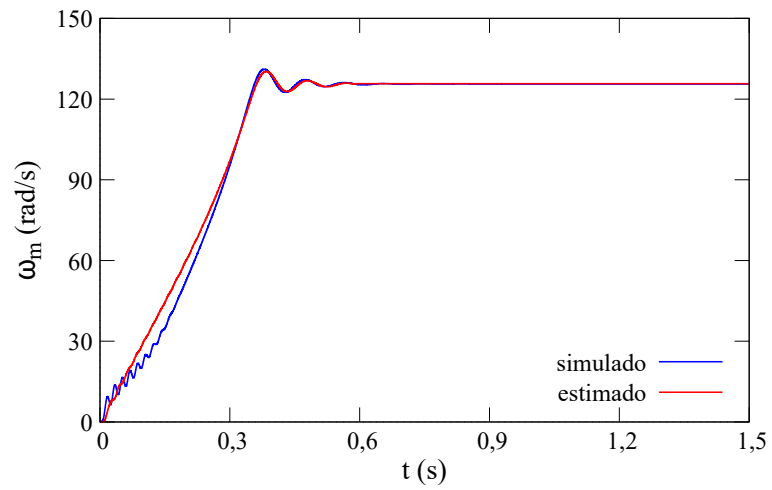
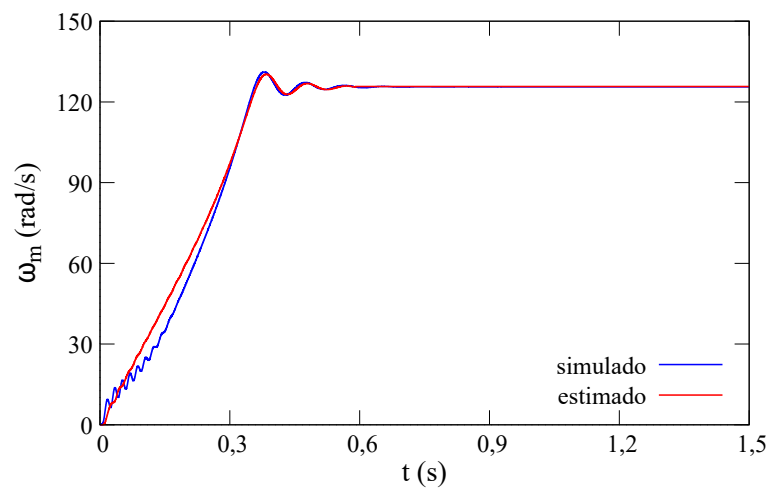
Figura 48: ω_m simulado e estimado – simulação com R_r variávelFigura 49: ω_m simulado e estimado – simulação com R_r e \bar{L}_r variáveis

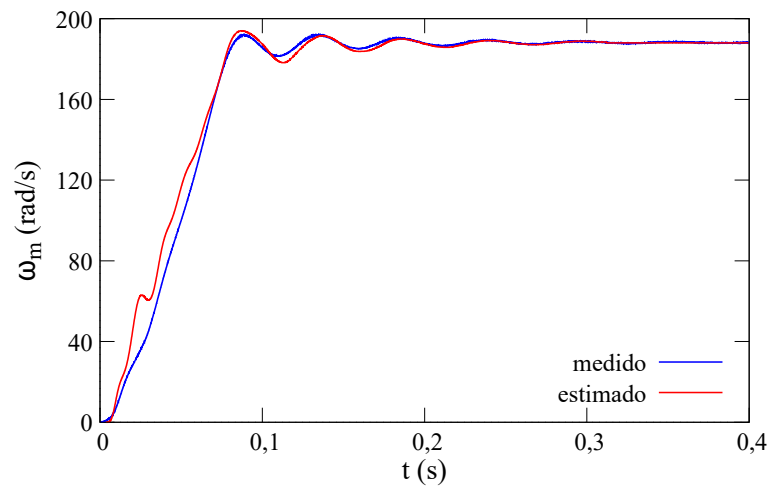
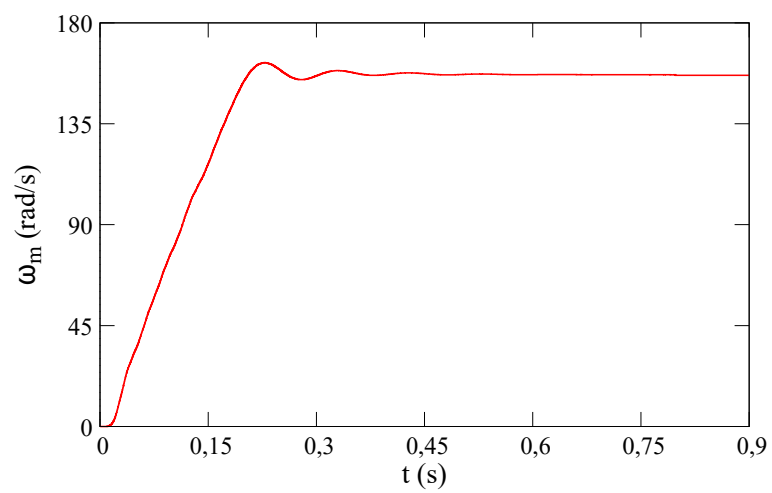
Figura 50: ω_m medido e estimado – motor 1Figura 51: ω_m estimado – motor 2

Figura 52: ω_m estimado – motor 75 kW