



Universidade Estadual de Campinas

FEEC – Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação

DSCE – Departamento de Sistemas e Controle de Energia

LADIME – Laboratório de Dinâmica de Máquinas Elétricas

**Modelagem Matemática para Avaliação do Comportamento
Elétrico de Motores de Indução Trifásicos em Regime
Permanente: Um Modelo Neural**

Autor: Diodomiro Baldomero Luque Carcasi

Orientador: Prof. Dr. Ernesto Ruppert Filho

Dissertação submetida à Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação da Universidade Estadual de Campinas como parte dos requisitos exigidos para obtenção do título de mestre em engenharia elétrica.

Banca Examinadora.

Prof. Dr. Ernesto Ruppert Filho (Presidente)

Prof. Dr. Edwin Avólio – UNESP/DEE/Bauru

Prof. Dr. Fujio Sato – UNICAMP/FEEC

Prof. Dr. José Pissolato Filho – UNICAMP/FEEC

Campinas, SP

Outubro/2005.

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA E ARQUITETURA - BAE -
UNICAMP

L974m Luque Carcasi, Diodomiro Baldomero
Modelagem matemática para avaliação do comportamento
elétrico de motores de indução trifásicos em regime
permanente: um modelo neural / Diodomiro Baldomero Luque
Carcari.--Campinas, SP: [s.n.], 2005.

Orientador: Ernesto Ruppert Filho
Dissertação (Mestrado) - Universidade Estadual de
Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.

1. Máquinas elétricas de indução. 2. Redes neurais
(Computação). 3. Modelos matemáticos. I. Ruppert Filho,
Ernesto. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de
Engenharia Elétrica e de Computação. III. Título.

Titulo em Inglês: Mathematical Modeling of an Three-phase Induction Motor in
Steady State: A Neural Model

Palavras-chave em Inglês: Electrical machines, Induction motor, Neural
networks, Mathematic model

Área de concentração: Automação

Titulação: Mestre em Engenharia Elétrica

Banca examinadora: Edwin Avólio, Fujio Sato, José Pissolato Filho

Data da defesa: 31/10/2005

Programa de Pós-Graduação: Engenharia Elétrica

COMISSÃO JULGADORA - TESE DE MESTRADO

Candidato: Diodomiro Baldomero Luque Carcasi

Data da Defesa: 31 de outubro de 2005

Título da Tese: "Modelagem Matemática para Avaliação do Comportamento Elétrico de Motores de Indução Trifásicos em Regime Permanente: Um Modelo Neural"

Prof. Dr. Ernesto Ruppert Filho (Presidente):

Prof. Dr. Edwin Avolio:

Prof. Dr. José Pissolato Filho:

Prof. Dr. Fujio Sato:

Este trabalho é dedicado à minha filha Ana Gabriela e à minha esposa Ana Beatriz que me mostraram que a felicidade está nas coisas simples, embora nem sempre sejam possíveis alcançá-las como se deseja.

Resumo

Este trabalho apresenta um estudo sobre o comportamento de motores de indução trifásico em regime permanente. Discute-se a validade da utilização do circuito elétrico equivalente do motor nas condições nominais e fora das condições nominais de operação. Ensaio em vazio e com rotor bloqueado são executados em um motor de indução trifásico para a determinação dos parâmetros do circuito equivalente. O ensaio realizado em condições de carga variável dentro de um intervalo usual de operação do motor, em termos de escorregamento, mostra que o circuito equivalente não representa o comportamento da máquina quando esta trabalha fora do ponto nominal de operação, porque os parâmetros não mais o representam bem naquelas situações de operação. As grandezas obtidas nos ensaios em carga variável são adequadamente condicionadas e utilizadas no treinamento de uma rede neural artificial *Multi-Layer Perceptron* (MLP). Para a validação dessa rede são comparados os resultados obtidos no modelo neural com os testes experimentais do motor de indução trifásico.

Abstract

This thesis presents a study about the steady state behavior of the three-phase induction motor. The validity of the use of the electric equivalent circuit is discussed when it is utilized on the rated conditions and also on any other operating conditions. No-load and the blocked rotor tests are performed on a three-phase induction motor for the determination of the equivalent circuit parameters. The tests run in variable load conditions in a usual interval of operation of the motor, in terms of slip, show that the equivalent circuit does not represent quite well the behavior of the machine when it works out of the rated point, because the parameters do not represent it in those operating condition any more. The magnitudes obtained in the variable load test are conditioned and used in the training of an artificial neural network Multi-Layer Perceptron (MLP). For the validation of the results, the neural model and experimental tests of the induction motor results are compared.

Agradecimentos

Ao professor Ernesto Ruppert Filho pela orientação, oportunidade e paciência demonstrada ao longo do mestrado para que este trabalho fôsse possível.

Ao professor Carlos Alberto Murari pela colaboração no compartilhamento de alguns equipamentos do curso de graduação utilizados nos ensaios necessários para o experimento.

Ao colega Marcio Massakiti pela ajuda nas dúvidas e recomendações nos ensaios.

Agradecimento especial para Marcelo G. Villalva pela disposição e apoio na leitura do trabalho.

Aos colegas do LADIME por sua amizade e companheirismo mostrados.

Aos amigos que tive a oportunidade de fazer durante o programa de Pós-Graduação na Unicamp.

Em especial agradeço aos colegas do DSCE que compartilharam momentos de grata convivência.

À CAPES pela concessão de Bolsa de Estudos durante a realização do Programa de Mestrado.

A meus pais que, apesar da distância sempre estiveram me apoiando nos momentos mais críticos assim como também nos momentos mais agradáveis.

Aos meus irmãos pela solidariedade oferecida em cada decisão tomada.

E, sobretudo, agradeço à minha esposa Ana Beatriz Alvarez pelo amor, carinho e compreensão.

INDICE

Capítulo 1 : Introdução	1
1.1 Necessidade de modelos melhores	1
1.2 Motivação	2
1.3 Objetivo do Trabalho	2
1.4 Organização do trabalho	3
Capítulo 2 : Motor de indução trifásico em regime permanente	5
2.1 Introdução	5
2.2 Princípio fundamental de operação	6
2.2.1 Constituição básica	6
2.2.1.1 O estator	8
2.2.1.2 O Rotor	8
2.2.2 Conceitos básicos de operação do motor de indução trifásico	9
2.3 Modelagem matemática tradicional – circuito elétrico equivalente	11
2.3.1 Circuito equivalente	11
2.3.2 Determinação dos parâmetros do circuito equivalente	14
2.3.2.1 Medição da resistência elétrica por fase do enrolamento de estator	15
2.3.2.2 Ensaio em vazio	17
2.3.2.3 Ensaio de rotor bloqueado ou travado	19
2.3.3 Perdas no motor de indução	21
2.3.4 Fluxo de potências do motor de indução	22
2.3.5 Conjugado eletromagnético do motor de indução	23
2.3.6 Rendimento	23
Capítulo 3 : Ensaio e resultados obtidos com o uso de circuitos equivalentes	24
3.1 Introdução	24
3.2 Ensaio e equipamentos utilizados	25
3.3 Bancada de ensaios	26
3.4 Ensaio com carga variável	27
3.5 Medição da resistência elétrica nos enrolamentos de estator por fase	31
3.6 Ensaio em vazio	32
3.7 Ensaio com rotor bloqueado	34

3.8	Ensaio em vazio do motor de indução com rotor em aberto e acionado por motor de corrente contínua na velocidade síncrona	36
3.9	Determinação dos parâmetros do circuito elétrico equivalente do motor para condições nominais	38
3.10	Circuito equivalente – ensaios com rotor bloqueado para várias condições de corrente de estator	40
3.11	Circuito equivalente com parâmetros nominais e diferentes condições de velocidade	42
3.12	Utilização dos circuitos equivalentes em comparação com os resultados do ensaio em carga variável	43
3.12.1	Comportamento dos circuitos e ensaios	43
3.13	Conclusões dos ensaios	45
	Capítulo 4 : Redes neurais artificiais	47
4.1	Introdução	47
4.2	Um breve histórico das RNA	48
4.3	O neurônio artificial como unidade de processamento	49
4.4	Principais modelos de redes neurais como aproximador universal	50
4.5	Redes perceptrons de múltiplas camadas	51
4.5.1	Algoritmo de retropropagação do erro (backpropagation)	52
4.5.1.1	Algoritmo de otimização para treinamento supervisionado	52
4.5.1.2	Método de Levenberg-Marquardt (LM)	53
4.5.2	Sobre as condições iniciais para a rede MLP	54
4.5.3	Sobre a escolha do número de neurônios na primeira camada	55
4.5.4	Aprendizado	55
4.6	Função de base radial (RBF)	56
	Capítulo 5 : Uso de redes neurais como modelo matemático em regime permanente do motor de indução	58
5.1	Introdução	58
5.2	Identificação do modelo neural	59
5.3	Normalização dos dados de entrada dos ensaios do motor de indução	60
5.3.1	Número de amostras utilizadas para o treinamento da rede	61
5.4	Configuração da rede	62

5.5	Treinamento e critério de parada	63
5.6	Validação dos resultados do treinamento	69
Capítulo 6 : Conclusões e sugestões para outros trabalhos		81
6.1	Conclusões	81
6.2	Sugestões para novos trabalhos	82
Referências Bibliográficas		83

INDICE DE FIGURAS

Figura 2.1 Representação do motor de indução trifásico	7
Figura 2.2: Modelo elétrico idealizado do motor de indução trifásico	8
Figura 2.3: Fmm e correntes de excitação	9
Figura 2.4: Circuito equivalente por fase do motor de indução	12
Figura 2.5: Estator ligado em estrela	15
Figura 2.6: Equivalência $\Delta - Y$	16
Figura 2.7: Circuito elétrico para o ensaio em vazio	18
Figura 2.8: Circuito elétrico para o ensaio com rotor bloqueado	19
Figura 2.9: Fluxo de potências do motor de indução	22
Figura 3.1: Esquema geral da montagem.	28
Figura 3.3: Montagem experimental para o ensaio em vazio com acionamento externo do eixo da máquina	33
Figura 3.4: Esquema de montagem para o ensaio com rotor bloqueado	35
Figura 3.5: Esquema do ensaio com rotor em aberto acionado na velocidade síncrona	37
Figura 3.6a: Erro relativo em porcentagem: a) Corrente de estator, b) Potência de entrada .44	
Figura 3.6b: Erro relativo em porcentagem: c)Potência eletromagnética, d) Conjugado eletromagnético	45
Figura 4.1: Modelo de neurônio artificial	49
Figura 4.2: Topologia genérica do perceptron	51
Figura 4.3: Rede neural artificial RBF	56
Figura 5.1: Identificação da relação entrada-saída	59
Figura 5.2: Representação da RNA e estimação das grandezas	60
Figura 5.3: Rede neural do tipo MLP utilizada.	63
Figura 5.4: Distribuição inicial dos pesos	64
Figura 5.5: Desempenho da taxa de erro	65
Figura 5.6: Treinamento da rede com 52 amostras.	66
Figura 5.7: Treinamento da rede com 20 amostras.	67
Figura 5.8: Treinamento da rede com 10 amostras	68
Figura 5.9: Treinamento da rede com 5 amostras	68

Figura 5.10: Validação da rede com 42 amostras e 8 neurônios intermediários	70
Figura 5.11: Validação da rede com 42 amostras e 5 neurônios intermediários	70
Figura 5.12: Validação da rede com 30 amostras e 5 neurônios intermediários	71
Figura 5.13: Validação da rede com 20 amostras e 5 neurônios intermediários	72
Figura 5.14: Validação da rede com 15 amostras e 5 neurônios intermediários	73
Figura 5.15: Validação da rede com 10 amostras e 5 neurônios intermediários	73
Figura 5.16: Validação da rede com 10 amostras e 3 neurônios intermediários	74
Figura 5.17: Validação da rede com 8 amostras e 3 neurônios intermediários	75
Figura 5.18: Validação da rede com 8 amostras e 3 neurônios intermediários para 52 dados de teste.	76
Figura 5.19: Validação da rede com 8 amostras e 3 neurônios intermediários para outros 52 dados de teste	77
Figura 5.20: Validação da rede com 7 amostras e 3 neurônios intermediários	78
Figura 5.21: Validação da rede com 5 amostras e 3 neurônios intermediários	78
Figura 5.22: Validação da rede RBF com 42 neurônios	79
Figura 5.24: Validação da rede RBF com 8 neurônios	80

INDICE DE TABELAS

Tabela 3.1: Resultados de ensaios em carga variável do motor de indução	29
Tabela 3.2: Medidas para a obtenção das resistências do enrolamento de estator	31
Tabela 3.3: Ensaio em vazio	34
Tabela 3.4: Ensaio com rotor bloqueado	36
Tabela 3.5: Ensaio com rotor em aberto	37
Tabela 3.6: Parâmetros do circuito equivalente para condições nominais	40
Tabela 3.7: Grandezas do circuito equivalente na condição nominal	40
Tabela 3.8: Ensaio de rotor bloqueado para diversas condições de corrente	41
Tabela 3.9: Parâmetros do circuito equivalente para diversas condições de corrente	41
Tabela 3.10: Grandezas obtidas do circuito equivalente em diferentes condições de corrente	42
Tabela 3.11: Grandezas obtidas do circuito equivalente com parâmetros nominais	43
Tabela 3.12: Grandezas do ensaio com carga variável	43
Tabela 3.13: Erro relativo nas condições A e B	44

Capítulo 1 : Introdução

1.1 Necessidade de modelos melhores

O motor de indução trifásico é um dos conversores eletromecânicos mais utilizados na atualidade. Desde o começo do século XIX, Nicola Tesla e Galileo Ferraris tentaram explicar o princípio de funcionamento do campo magnético girante, que foi aplicado em 1885 na construção do primeiro motor de indução com quatro pólos. O motor de indução é ainda nos dias atuais um dos conversores mais usados na indústria e na vida diária. As razões fundamentais para essa popularidade residem principalmente no seu baixo custo de manutenção e na robustez de operação.

Muitas vezes o usuário de um motor de indução trifásico precisa conhecer as condições de operação em regime permanente com condições de carga nominais e diferentes da nominal.

Nas condições nominais de tensão, frequência e potência ativa (carga) o motor de indução apresenta um escorregamento bem definido, denominado escorregamento nominal, que aparece escrito em sua placa de dados.

O circuito equivalente usual, obtido através dos ensaios em vazio e com rotor travado em condições de tensão e de corrente elétrica de estator nominais, não representa o comportamento do motor de indução em regime permanente em outras condições de carga (escorregamento) diferentes da nominal.

Este trabalho tem a finalidade de mostrar que os modelos de circuito equivalente não são precisos (nem dentro nem fora da condição nominal de operação) e que um modelo neural do motor de indução trifásico permite o conhecimento do comportamento do motor em regime permanente no intervalo usual de operação. Os extremos desse intervalo, em termos de

escorregamento do motor, são o escorregamento para o qual a corrente de enrolamento de estator é 10% acima do seu valor nominal e um escorregamento bem próximo de zero.

No modelo neural proposto constroem-se e treinam-se redes neurais de arquitetura do tipo MLP (*multi layer perceptron*) de três camadas, que permitem determinar os valores das grandezas associadas ao regime permanente de operação do motor para quaisquer condições de carga dentro do intervalo de escorregamento considerado.

1.2 Motivação

Os estudos através dos métodos tradicionais do circuito elétrico equivalente dos motores de indução trifásicos em regime permanente servem para determinar e pressupor o comportamento físico, a operação, o desempenho e as características do motor, mediante o uso dos seus parâmetros, que são as suas resistências elétricas, as reatâncias de dispersão tanto do enrolamento do estator como do rotor, a resistência elétrica que representa as perdas magnéticas do ferro do motor e a reatância de magnetização, com razoável precisão. O circuito equivalente, entretanto, não é adequado para uso na predição do desempenho do motor de indução frente a possíveis flutuações da carga, variações de parâmetros do motor - problemas que ocorrem no estator e no rotor -, bem como problemas magnéticos de saturação e deformação da distribuição de fluxo - que não são representados nos circuitos equivalentes -, assim como algumas perdas mecânicas e elétricas (Monteiro, 2003).

As dificuldades de representar convenientemente o motor de indução em regime permanente pelo circuito equivalente motivaram a procura de um mecanismo que considera uma efetiva determinação das grandezas associadas à operação do motor em regime permanente, como a potência elétrica de alimentação do motor (kW), a potência da carga (kW), a corrente de enrolamento do estator (A), o conjugado eletromagnético do motor (Nm) e de características de desempenho tais como a eficiência e o fator de potência.

1.3 Objetivo do Trabalho

Este trabalho visa, além de discutir a validade da utilização dos circuitos equivalentes, desenvolver um modelo neural para o motor de indução trifásico operando em regime permanente. O modelo neural deve permitir determinar o comportamento do motor para qualquer condição de carga - a partir do escorregamento - de maneira bem mais próxima do

comportamento real, deve ser de fácil implementação com uma ferramenta computacional como o Matlab e deve apresentar resultados de forma rápida.

Neste trabalho avalia-se, com o auxílio do *software* Matlab, a precisão da obtenção das grandezas do motor através do modelo tradicional do circuito equivalente, sendo os resultados obtidos comparados com as medições realizadas nos ensaios sob carga em laboratório, assim como com os resultados obtidos com o uso de redes neurais que são construídas sobre uma arquitetura do tipo MLP para pontos de operação considerados nos ensaios sob carga.

Para alcançar este objetivo foram executados 42 ensaios com um motor de indução trifásico sob carga variável, com o motor alimentado na tensão nominal a uma frequência de 60 Hz, com carga na qual o escorregamento do motor situava-se no intervalo compreendido entre o escorregamento correspondente a 110% da carga nominal e um escorregamento próximo de zero. Com os resultados desses ensaios foram treinadas várias redes neurais com o intuito de sintetizar uma rede neural MLP mínima, ou seja, com o menor número possível de neurônios na camada intermediária.

1.4 Organização do trabalho

O capítulo 2 contempla o estudo do motor de indução trifásico em regime permanente, mostrando o princípio de funcionamento, o equacionamento, a determinação do circuito equivalente e as características de desempenho.

O capítulo 3 descreve os procedimentos de medição em bancada correspondente a uma série de ensaios realizados em diferentes condições de carga. São efetuados também ensaios para a determinação dos parâmetros do circuito equivalente, ensaios em vazio, ensaio com rotor bloqueado, ensaios a plena carga e ensaios com rotor bloqueado para diferentes correntes de estator. Apresentam-se neste capítulo resultados de cálculos de grandezas utilizando o circuito equivalente determinado para condições nominais e o circuito equivalente determinado para condições de operação diferentes das nominais, bem como resultados de ensaios realizados no motor com carga variável em regime permanente.

O capítulo 4 mostra os fundamentos e características das redes neurais artificiais, incluindo funções, arquiteturas, algoritmos e critérios de treinamento que possam ser utilizados na identificação de um modelo neural.

No capítulo 5 apresentam-se e discutem-se os resultados obtidos nos treinamentos das redes neurais artificiais escolhidas para esta aplicação, bem como os resultados obtidos para a avaliação do comportamento em regime permanente do motor.

No capítulo 6 são mostradas conclusões, contribuições do trabalho e sugestões para futuros estudos.

Capítulo 2 : Motor de indução trifásico em regime permanente

2.1 Introdução

Reproduzir qualquer fenômeno físico mediante um modelo matemático é uma tarefa que somente pode ser realizada com aproximação com o comportamento real. A dinâmica dos sistemas físicos depende de uma infinidade de condições e detalhes, alguns mais importantes do que outros. Uma determinada hipótese ou consideração pode ser muito importante em algumas aplicações do modelo e completamente desprezível em outras circunstâncias. Quando se desenvolve um modelo particular é necessário impor condições, hipóteses, aproximações e restrições que definirão o âmbito de validade da representação obtida (Aller Castro, 1997).

As máquinas de indução podem ser utilizadas como motor ou gerador. No entanto, a maioria das máquinas na indústria são motores de indução de gaiola, que são escolhidos devido à sua simplicidade, à sua robustez e ao seu baixo custo de manutenção.

Neste capítulo apresenta-se uma breve descrição dos conceitos e características do motor de indução trifásico em regime permanente. O modelo de circuito equivalente tradicional é abordado e a análise elétrica do circuito equivalente se assemelha muito àquela do transformador.

2.2 Princípio fundamental de operação

Os fenômenos elétricos, eletromagnéticos e mecânicos responsáveis pela operação do motor de indução atuam entre si para transformar energia elétrica em mecânica. Os princípios e procedimentos de análise desses fenômenos são estudados na literatura sobre conversão eletromecânica de energia. Sob esses princípios a existência de um campo girante no entreferro de um motor de indução se estabelece devido às correntes trifásicas circulando por enrolamentos de estator defasados de 120° entre si.

Os fluxos produzidos pelas correntes que circulam nos enrolamentos do estator geram um campo magnético girante que atravessa os condutores dos enrolamentos do rotor de forma a produzir sobre eles uma força eletromotriz induzida. Da interação do campo magnético girante do estator com o campo magnético girante originado pelas correntes que circulam no rotor produz-se o torque eletromagnético, o qual é traduzido em movimento rotacional no eixo.

As propriedades elétricas de particular interesse no trabalho são as grandezas que derivam das características de desempenho dos parâmetros representativos do motor de indução.

2.2.1 Constituição básica

O motor de indução trifásico fundamentalmente é constituído por: uma estrutura cilíndrica fixa denominada estator e outra de estrutura móvel, centrada no interior do estator e com diâmetro ligeiramente inferior, denominada rotor.

O motor de indução possui enrolamentos trifásicos tanto no estator como no rotor caracterizados por possuírem três enrolamentos simétricos, como mostra a figura 2.1, denominados enrolamentos das fases A, B e C no estator. Cada fase é distribuída igualmente na circunferência do estator ao longo de 120° . No rotor tem-se também um enrolamento trifásico constituído por bobinas colocadas a 120° umas das outras (máquina de rotor bobinado) ou um enrolamento constituído de barras ao longo das ranhuras e curto-circuitadas nos extremos (máquina de rotor em gaiola). O enrolamento trifásico em gaiola é descrita da mesma maneira que num enrolamento trifásico de bobinas curto-circuitadas.

O campo magnético no entreferro da máquina tem direção radial. As superfícies entre o estator e o rotor são lisas e a permeabilidade do ferro é admitida infinita. Considerando que os efeitos nas extremidades são desprezados, o campo magnético torna-se bidimensional.

Na figura 2.1 que mostra um desenho esquemático do motor de indução são feitas as seguintes suposições: a) O motor é considerado magneticamente linear, b) Os enrolamentos de fase produzem uma distribuição espacial de fmm (força magnetomotriz) senoidal ao longo do perímetro do estator, c) As fases do enrolamento do estator estão na configuração delta (Δ), d) As fases do rotor estão conectadas em estrela (Y), e) O efeito pelicular nas barras do rotor é desconsiderado.

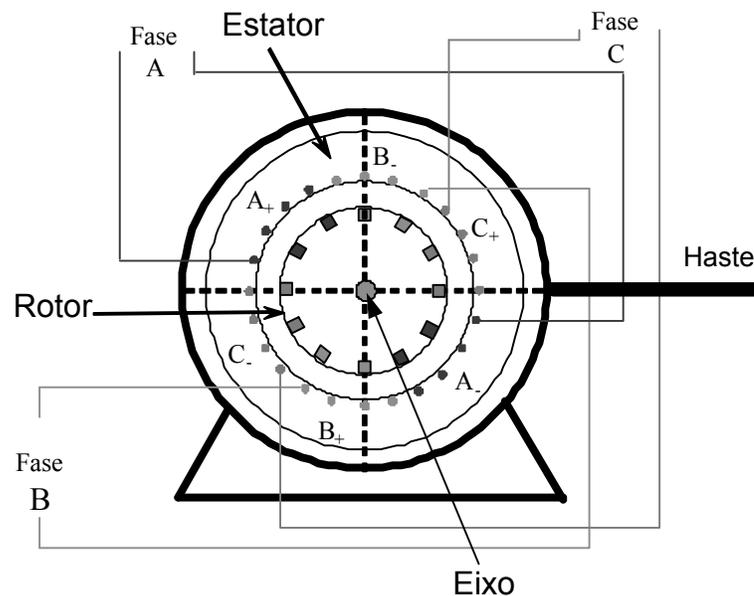


Figura 2.1 Representação do motor de indução trifásico.

A figura 2.2 mostra uma representação típica da estrutura de enrolamentos do motor de indução em forma esquemática. Este esquema ajuda a representar o motor mediante elementos de circuitos elétricos e é mais prático para estabelecer as relações matemáticas do modelo. Um modelo em particular impõe certas condições e restrições para a sua representação.

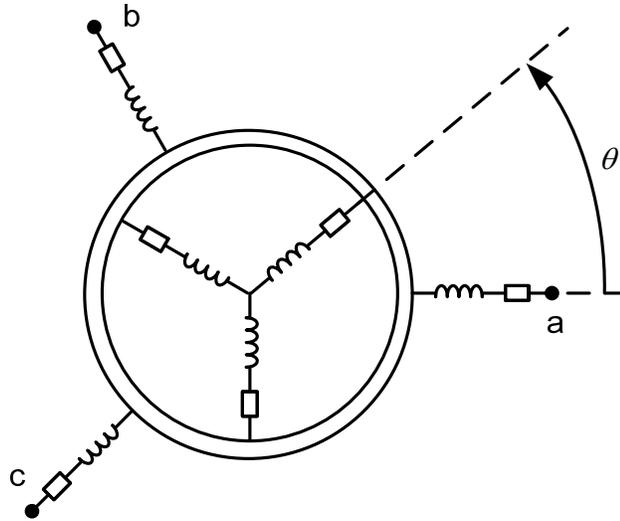


Figura 2.2: Modelo elétrico idealizado do motor de indução trifásico.

2.2.1.1 O estator

O estator é uma estrutura cilíndrica rígida de material ferromagnético. O material encontra-se laminado na direção axial e possui ranhuras na sua parte interna que abrigam os condutores correspondentes aos enrolamentos de estator da máquina.

O campo girante resultante produzido pelos fluxos magnéticos das fases do estator está em sincronismo com a frequência da rede elétrica. Se os enrolamentos do estator forem conectados a uma fonte trifásica de alimentação o fluxo magnético produzido atravessa os condutores do rotor gerando força eletromotriz trifásicas induzidas nos mesmos e por conseqüência correntes elétricas trifásicas aparecem nestes enrolamentos, que por sua vez produzem também um fluxo magnético girante que se opõe ao criado no estator.

2.2.1.2 O Rotor

O rotor é um cilindro de material ferromagnético, laminado de forma semelhante ao estator, com ranhuras onde se alojam os enrolamentos ou as barras de material condutor. O diâmetro do rotor é ligeiramente inferior ao diâmetro interno do estator. A diferença entre esses dois diâmetros denomina-se entreferro da máquina, que é considerado aproximadamente constante quando se despreza o efeito das ranhuras de estator e de rotor.

Fisicamente no rotor existe uma peça sólida, denominada eixo mecânico. Encontra-se centrado com referência ao eixo geométrico do rotor. Atraves do eixo é realizado o

acoplamento mecânico da máquina de indução com sua carga quando operado como motor. Através dele realizam-se todos os intercâmbios de energia produzindo-se torque e velocidade para acionar a carga mecânica.

2.2.2 Conceitos básicos de operação do motor de indução trifásico

Na figura 2.3 representam-se as correntes das fases (i_a , i_b , i_c) e as forças magnetomotrizes (F_a , F_b , F_c) que são produzidas pelas correntes elétricas que circulam pelas três fases.

Para mostrar que os campos magnéticos originados pelas correntes da figura 2.3 são girantes consideram-se as correntes que circulam nos enrolamentos de estator.

$$I_a(t) = I \cos(\omega t - \alpha) \quad (2.1)$$

$$I_b(t) = I \cos(\omega t - \alpha - \frac{2\pi}{3}) \quad (2.2)$$

$$I_c(t) = I \cos(\omega t - \alpha - \frac{4\pi}{3}) \quad (2.3)$$

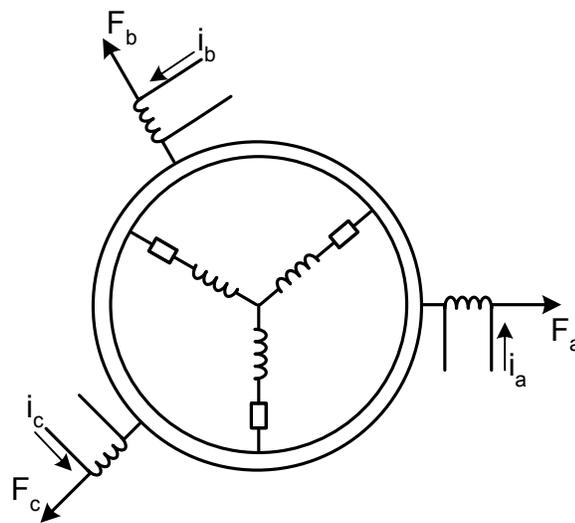


Figura 2.3: Fmm e correntes de excitação

Num dado instante de tempo cada enrolamento de fase produz uma onda senoidalmente distribuída de força magnetomotriz (fmm) de amplitude proporcional ao valor instantâneo da corrente da fase. A fmm total ao longo de θ é dada por:

$$F(\theta, t) = Ni_a \cos\theta + Ni_b \cos(\theta + \frac{4\pi}{3}) + Ni_c \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \quad (2.4)$$

θ é o ângulo medido, no sentido horário, entre o eixo magnético da fase “a” e um ponto qualquer no entreferro. Aplicando-se propriedades trigonométricas tem-se:

$$F(\theta, t) = \frac{3NI}{2} \cos(\omega t - \alpha - \theta) \quad (2.5)$$

Essa expressão mostra que a força magnetomotriz criada no enrolamento de estator trifásico quando percorrido por correntes trifásicas alternadas senoidais é função do espaço e do tempo. Se o ângulo θ for constante a equação 2.8 determina que nessa posição a fmm varia senoidalmente no tempo. Se t for constante a mesma equação determina uma distribuição senoidal da fmm no espaço. A equação 2.5 mostra que a máquina de indução trifásica alimentada por correntes balanceadas e defasadas de 120° no tempo produz um campo magnético girante. Esse campo magnético resultante é uma onda viajante com velocidade definida pela frequência das correntes injetadas na máquina. A velocidade do campo magnético girante do estator está relacionada com a frequência da rede elétrica e o número “P” de pólos do motor através da equação seguinte:

$$n = \frac{120 \times f}{P} \quad (2.6)$$

n representa a velocidade síncrona e f corresponde à frequência elétrica do motor. O rotor do motor de indução, entretanto, não gira na velocidade síncrona, mas sim numa velocidade inferior à síncrona, tentando acompanhar a velocidade síncrona. Por esta razão o motor é chamado de máquina assíncrona.

A velocidade angular com a qual o campo magnético girante produzido pelas correntes de estator é chamada de velocidade síncrona. No entanto a velocidade com a qual o rotor se atrasa em relação ao campo girante do estator é chamada de velocidade de escorregamento. A

diferença entre as velocidades do campo girante do estator e a do rotor é chamada de escorregamento.

O escorregamento é tomado sempre em valores percentuais ou em p.u. (por unidade) da velocidade síncrona, ou seja:

$$s = \frac{n - n_r}{n} = 1 - \frac{n_r}{n} \quad (2.7)$$

Na equação (2.7) n_r representa a velocidade do rotor do motor em rpm (rotações por minuto). Em algumas situações a velocidade do rotor é apresentada em radianos por segundo e representada por ω_r . A relação entre as duas grandezas (n_r e ω_r) é dada pela equação (2.8).

$$\omega_r = \frac{2\pi n_r}{60} \quad (2.8)$$

A frequência f_2 da corrente elétrica do circuito do rotor é chamada de frequência de escorregamento. A relação entre as frequências das correntes elétricas de estator e de rotor é:

$$f_2 = sf_1 \quad (2.9)$$

2.3 Modelagem matemática tradicional – circuito elétrico equivalente

A finalidade da modelagem de um processo é construir um determinado modelo matemático que se aproxime o comportamento real do processo. A modelagem matemática do motor de indução é utilizada para obter uma descrição do comportamento das grandezas internas da máquina. No motor de indução trifásico, o comportamento em regime permanente deve ser descrito através das equações de tensão, corrente, conjugado eletromagnético, velocidade, potência, fator de potência e rendimento.

Neste trabalho é estudada a modelagem da máquina na forma de circuito equivalente tradicional em regime permanente.

2.3.1 Circuito equivalente

O motor de indução pode ser estudado através do seu circuito equivalente. Geralmente os enrolamentos do rotor do motor de indução encontram-se curto-circuitados. No caso de motores de rotor em gaiola não se tem acesso aos enrolamentos do rotor cujas bobinas são

substituídas por barras de material condutor (alumínio, cobre, bronze, latão em geral). Devido à indução magnética mútua entre estator e rotor, o motor de indução é considerado um sistema magneticamente acoplado como no caso de um transformador. Dessa forma o circuito equivalente do motor de indução é bastante semelhante ao de um transformador elétrico.

O circuito equivalente do motor de indução trifásico pressupõe que estator e rotor estejam ligados em estrela. Uma transformação de delta para estrela é então necessária se o enrolamento de estator estiver ligado em delta.

A forma geral do circuito equivalente por fase referido ao estator é mostrada na figura 2.4. Neste circuito equivalente é habitual colocar uma resistência em paralelo com a reatância de magnetização com a finalidade de representar as perdas no ferro da máquina. Essas perdas devem-se ao fluxo principal da máquina, que produz a força eletromotriz do estator (Sen, P. C. 1999).

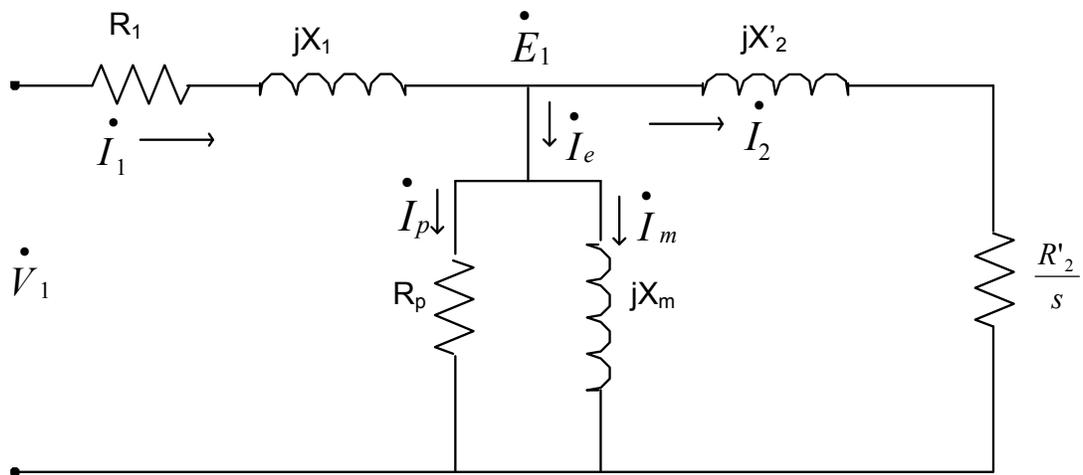


Figura 2.4: Circuito equivalente por fase do motor de indução

Neste circuito todas as grandezas são representadas por fasores cujas magnitudes estão em valores eficazes e as letras e símbolos têm os seguintes significados: V_1 é a tensão eficaz por fase aplicada ao estator, E_1 é a tensão de excitação do motor ou força eletromotriz do motor, I_1 é a corrente elétrica de enrolamento do estator, I_2 é a corrente elétrica de enrolamento do rotor referida ao lado do estator, I_e é a corrente de excitação do motor, I_m é a corrente de magnetização do motor, I_p é a corrente elétrica de perdas no ferro do motor, s é o escorregamento do motor.

Os parâmetros do circuito equivalente por fase são: resistência elétrica do enrolamento de estator (R_1), resistência elétrica do enrolamento de rotor referida ao estator (R'_2), reatância de dispersão do enrolamento de estator (X_1), reatância de dispersão do enrolamento de rotor referida ao estator (X'_2), reatância de magnetização (X_m) e resistência elétrica de perdas (R_p).

A resistência total do rotor referida ao estator é inversamente proporcional ao escorregamento. Para o balanço de potências na máquina é conveniente separar a resistência do rotor em duas partes, uma que representa as perdas nos condutores do rotor e outra que representa a potência mecânica interna da máquina. A separação da resistência total do rotor referida ao estator em dois componentes é dada por:

$$\frac{R'_2}{s} = R'_2 + \left(\frac{1-s}{s} \right) R'_2 \quad (2.10)$$

Do ponto de vista elétrico o comportamento da máquina depende do escorregamento, da tensão aplicada ao estator e dos parâmetros do circuito equivalente. Uma vez conhecidos os parâmetros do modelo e impondo um escorregamento referencial com uma dada tensão de alimentação, pode-se determinar as correntes que circulam pela máquina. A análise do circuito do motor de indução é semelhante à do transformador com carga resistiva variável. Essa carga depende exclusivamente do escorregamento.

Do circuito equivalente do motor de indução mostrado na figura 2.4 pode-se extrair várias relações para determinar o comportamento do motor em diferentes condições de operação. Algumas destas relações são mostradas a seguir.

A força eletromotriz ou tensão induzida \dot{E}_1 é calculada a partir da corrente de estator pela seguinte equação:

$$\dot{E}_1 = \dot{V}_1 - \dot{I}_1 (R_1 + jX_1) \quad (2.11)$$

A corrente I'_2 é obtida a partir do circuito equivalente através da seguinte expressão:

$$\dot{I}_1 = \frac{\dot{E}_2}{\left(\frac{R'_2}{s} \right) + jX'_2} \quad (2.12)$$

As perdas joule nos enrolamentos do estator e as perdas no ferro devido à histerese do material magnético e à indução de correntes parasitas são determinadas através das equações seguintes:

$$P_{cu1} = 3(I_1)^2 R_l \quad (2.13)$$

$$P_{fe} = \frac{(E_1)^2}{R_p} \quad (2.14)$$

Todas as perdas elétricas do rotor encontram-se principalmente nas resistências do enrolamento do rotor. Como o motor é trifásico essas perdas podem ser calculadas através de:

$$P_{cu2} = 3(I'_2)^2 R'_2 \quad (2.15)$$

Da potência de entrada no estator uma parte é consumida pelas perdas nos enrolamentos do estator e outra do material magnético. A diferença atravessa o entreferro do motor chegando ao circuito do rotor. Nesse circuito outra porção de potência é consumida pelos enrolamentos do rotor. Finalmente a diferença entre a potência de entrada e as perdas elétricas inerentes ao motor resultam na potência mecânica interna da máquina ou na soma da potência mecânica que engloba as perdas mecânicas com a potência transmitida à carga mecânica.

2.3.2 Determinação dos parâmetros do circuito equivalente

O circuito equivalente do motor de indução é um modelo matemático simples utilizado para a determinação das grandezas associadas ao motor em regime permanente diante de aplicação de carga. Entretanto, para usá-lo é necessário determinar os parâmetros R_1 , X_1 , R'_2 , X'_2 , X_m e R_p através de ensaios do motor.

Para determinar esses parâmetros: a) Mede-se a resistência elétrica em corrente contínua por fase do enrolamento de estator. b) Executa-se o ensaio em vazio. c) Executa-se o ensaio de rotor travado ou bloqueado.

Com o intuito de obter resultados confiáveis nas medições e na metodologia utilizada os ensaios referidos devem seguir os procedimentos adotados por normas técnicas. Dentro das

normas existem vários métodos e modelos que representam o motor de indução. Um estudo mais detalhado sobre o modelo e sobre os métodos utilizados é realizado no capítulo seguinte.

Os ensaios em vazio e com rotor travado e a medição de R_1 em corrente contínua são suficientes para encontrar os parâmetros do circuito equivalente.

As particularidades nos ensaios do motor de indução utilizado são analisadas e estudadas a seguir.

2.3.2.1 Medição da resistência elétrica por fase do enrolamento de estator

A resistência elétrica por fase do enrolamento de estator é determinada através da medição da corrente elétrica originada com a aplicação de uma tensão contínua entre dois terminais da máquina. A medição é feita em corrente contínua para inibir a indução no enrolamento de rotor e evitar a medição conjunta da reatância do circuito de estator.

Se a ligação do estator for do tipo estrela tem-se:

$$V = 2R_1 I \quad (2.16)$$

$$R_1 = \frac{V}{2I} \quad (2.17)$$

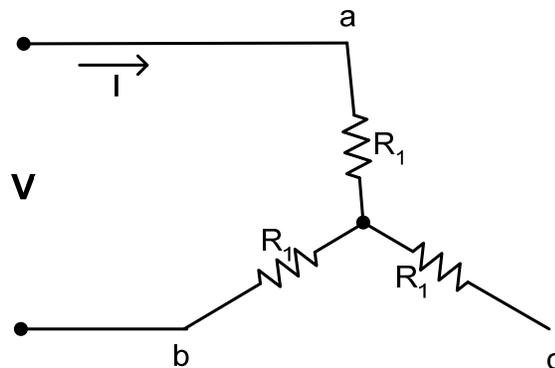


Figura 2.5: Estator ligado em estrela

Como o circuito equivalente é um modelo por fase é indispensável ter enrolamentos na configuração estrela.

Se a ligação do estator for do tipo delta requer-se a execução de uma transformação para a ligação estrela equivalente. O motor utilizado na parte experimental deste trabalho tem a configuração delta, portanto uma transformação delta-estrela é necessária:

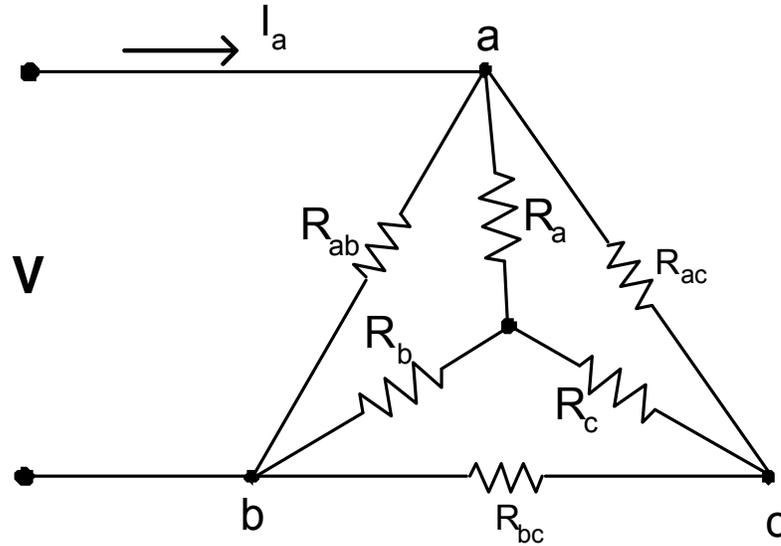


Figura 2.6: Equivalência $\Delta - Y$

Aplicando-se uma mesma tensão contínua entre as linhas obtêm-se:

$$\frac{V}{I_c} = R_{ab} // (R_{ac} + R_{bc}) = \frac{R_{ab}(R_{ac} + R_{bc})}{R_{ab} + R_{ac} + R_{bc}} \quad (2.18)$$

$$\frac{V}{I_b} = R_{bc} // (R_{ab} + R_{ac}) = \frac{R_{bc}(R_{ab} + R_{ac})}{R_{ab} + R_{ac} + R_{bc}} \quad (2.19)$$

$$\frac{V}{I_c} = R_{ac} // (R_{ab} + R_{bc}) = \frac{R_{ac}(R_{ab} + R_{bc})}{R_{ab} + R_{ac} + R_{bc}} \quad (2.20)$$

Das equações acima obtêm-se R_{ab} , R_{ac} e R_{bc} .

Para transformar o circuito delta em estrela tem-se, pela figura 2.6, o seguinte:

$$R_a = \frac{R_{ab}R_{ac}}{R_{ab} + R_{ac} + R_{bc}} \quad (2.21)$$

$$R_b = \frac{R_{ab} R_{bc}}{R_{ab} + R_{ac} + R_{bc}} \quad (2.22)$$

$$R_c = \frac{R_{bc} R_{ac}}{R_{ab} + R_{ac} + R_{bc}} \quad (2.23)$$

As equações (2.18) a (2.23) descrevem a transformação delta-estrela a partir da medição dos pares de tensão V e corrente I , como mostrado na figura 2.6.

R_a , R_b e R_c são as resistências elétricas equivalentes por fase do estator considerando-o ligado em estrela. É necessário salientar que uma pequena variação de temperatura modifica o valor dessas resistências elétricas. A variação da resistência elétrica com a temperatura deve ser levada em conta rigorosamente de acordo com a equação:

$$R = R_o \left(\frac{C + T}{C + T_o} \right) \quad (2.24)$$

R_o é a resistência elétrica medida na temperatura T_o , R é a resistência elétrica corrigida para a temperatura T , C é um valor constante. Cada material apresenta uma constante de proporcionalidade C específica. Normalmente usa-se $C = 234,5 \text{ } ^\circ\text{C}$ para o cobre e $C = 236,4 \text{ } ^\circ\text{C}$ para o alumínio.

2.3.2.2 Ensaio em vazio

O ensaio em vazio fornece informações a respeito do ramo de excitação. Nestas condições a potência consumida pelo motor corresponde às perdas cobre do estator, às perdas ferro e às perdas rotacionais que correspondem às perdas mecânicas por atrito e ventilação.

O valor do escorregamento em vazio é pequeno, da ordem de 1% do escorregamento nominal. Em conseqüência, o ramo do rotor se mostra com uma impedância muito alta, portanto é considerado aberto e toda a corrente induzida agora circula pelo ramo de excitação. Aplicada uma tensão V desejada ao enrolamento de estator, mede-se as correntes I_a , I_b e I_c e as potências W_1 , W_2 e W_3 conforme a figura 2.7.

$$I_{\text{vazio}} = \frac{I_a + I_b + I_c}{3} \quad (2.25)$$

$$P_{\text{vazio}} = W_1 + W_2 + W_3 \quad (2.26)$$

A corrente I_m necessária para estabelecer o campo magnético da máquina operando em vazio é bem próxima da corrente que atravessa o estator. Isso se deve ao fato de a resistência de perdas R_p ser alta.

O circuito equivalente da figura 2.4 pode ser redesenhado como mostra a figura 2.7.

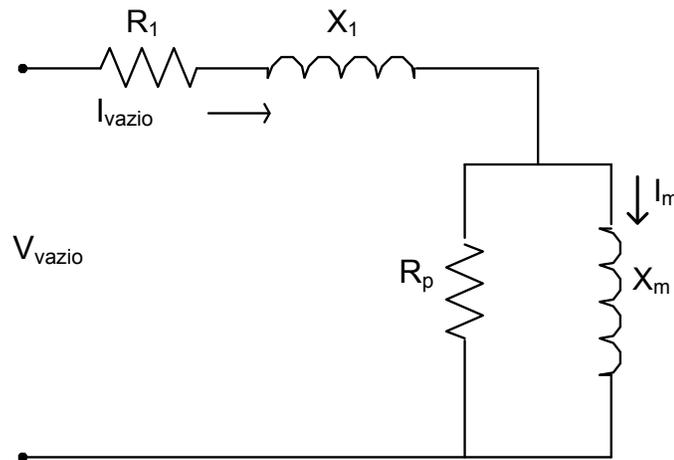


Figura 2.7: Circuito elétrico para o ensaio em vazio

A potência de entrada P_{vazio} é medida nos terminais do estator para a máquina sem carga (condição em vazio). Pode-se calcular uma resistência equivalente da máquina em vazio denominada R_{vazio} pela equação (2.27).

$$P_{\text{vazio}} = 3(I_{\text{vazio}})^2 R_{\text{vazio}} \quad (2.27)$$

$$R_{\text{vazio}} = \frac{P_{\text{vazio}}}{3(I_{\text{vazio}})^2} \quad (2.28)$$

A relação entre a tensão e a corrente em vazio representa uma impedância em vazio. Essa impedância pode ser expressa em função dos parâmetros de resistência elétrica em vazio (R_{vazio}) e reatâncias de dispersão e de magnetização do estator, como mostrado em (2.29).

$$\frac{V_{\text{vazio}}}{I_{\text{vazio}}} = Z_{\text{vazio}} = \sqrt{(R_{\text{vazio}})^2 + (X_1 + X_m)^2} \quad (2.29)$$

Já que o objetivo é determinar os parâmetros X_1 e X_m , a equação 2.29 será reescrita na forma:

$$X_1 + X_m = \sqrt{(Z_{\text{vazio}})^2 - (R_{\text{vazio}})^2} = X_{\text{vazio}} \quad (2.30)$$

Note-se que os valores de X_1 e X_m não são unicamente determinados pelo teste em vazio. O valor da reatância de dispersão do estator precisa ser determinado através do ensaio de rotor travado.

2.3.2.3 Ensaio de rotor bloqueado ou travado

Para realizar este ensaio bloqueia-se o rotor impedindo-o de girar e aplica-se uma tensão reduzida nos terminais do estator até a corrente de estator alcançar o valor desejado. Neste procedimento, o valor do escorregamento será $s = 1$. A resistência correspondente ao ramo do rotor será R'_2 . Como o valor da impedância do rotor é muito menor do que a impedância de magnetização, toda a corrente de estator passará pelo ramo do rotor, sendo desprezado o ramo de magnetização.

O circuito elétrico para o ensaio com rotor bloqueado é mostrado na figura 2.8.

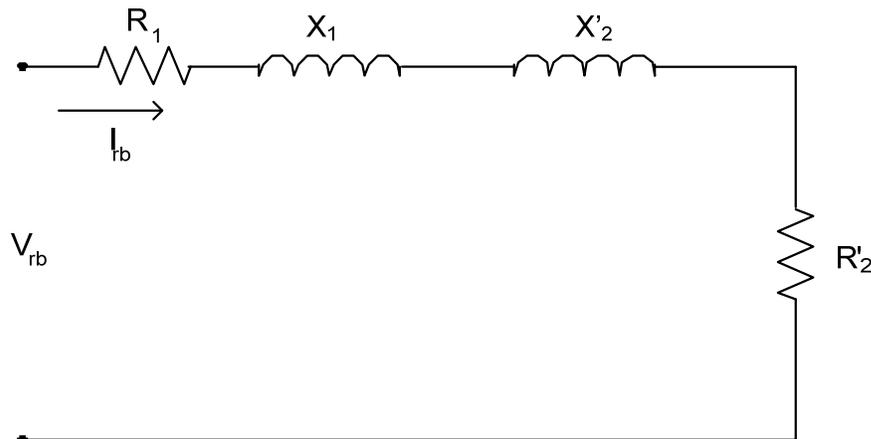


Figura 2.8: Circuito elétrico para o ensaio com rotor bloqueado.

A tensão de entrada V_{rb} deve ser ajustada de tal modo a obter-se em I_{rb} a corrente desejada. Isto garante que os parâmetros a serem obtidos satisfarão a corrente desejada do motor. Esta corrente desejada pode até alcançar o valor da corrente nominal da máquina. Nesse caso determina-se os parâmetros para a condição nominal de operação da máquina.

Cumprida esta condição mede-se a potência.

$$P_{rb} = W_{rb1} + W_{rb2} + W_{rb3} \quad (2.31)$$

Como o rotor está bloqueado as perdas mecânicas são nulas, e como a corrente de perdas magnéticas é muito menor do que I_{rb} pode-se dizer que a potência medida é a potência dissipada por efeito joule tanto no estator como no rotor.

Então:

$$P_{rb} = 3(I_{rb})^2 (R_1 + R'_2) \quad (2.32)$$

$$R'_2 = \frac{P_{rb}}{3(I_{rb})^2} - R_1 \quad (2.33)$$

A relação entre a tensão e a corrente de rotor bloqueado é igual à impedância de rotor bloqueado:

$$\frac{V_{rb}}{I_{rb}} = Z_{rb} = \sqrt{(R_1 + R'_2)^2 + (X_1 + X'_2)^2} \quad (2.34)$$

A reatância de rotor bloqueado ou travado pode ser dada por:

$$X_{rb} = X_1 + X'_2 = \sqrt{(Z_{rb})^2 - (R_1 + R'_2)^2} \quad (2.35)$$

A real distribuição das reatâncias de dispersão entre o estator e rotor é ainda desconhecida e não há um modo exato de separar X_1 e X_2 . Entretanto as experiências de muitos anos de projeto e fabricação se baseiam nas equações empíricas para diferentes classes de motores. A norma IEEE Standard 112, de 1984, estabelece que para motores comuns (classe A, com corrente de partida e conjugado de partida normais):

$$X_1 = X'_2 = 0,5X_{rb} \quad (2.36)$$

Tendo o valor de X_1 , a reatância de magnetização pode ser determinada pela equação (2.30):

$$X_m = X_{vazio} - X_l \quad (2.37)$$

Ainda aquela referência mostra que uma correção deve ser feita no valor obtido de R'_2 :

$$R'_2 = R'_2 \left(\frac{X'_2 + X_m}{X_m} \right)^2 \quad (2.38)$$

2.3.3 Perdas no motor de indução

As perdas no motor são divididas basicamente em perdas elétricas e perdas mecânicas. As perdas mecânicas (P_{mi}) são potências dissipadas por atrito e ventilação e as perdas elétricas são constituídas por potências dissipadas nos condutores dos enrolamentos de estator e de rotor, chamadas comumente de perdas cobre ou joule nos enrolamentos de estator e de rotor (P_{cu1} e P_{cu2}). Além disso existem as perdas nos núcleos magnéticos do estator e do rotor, que são constituídas por perdas por histerese e por correntes parasitas, comumente chamadas de perdas no ferro (P_{fe}) e, finalmente, as perdas adicionais ou complementares (P_{ad}), ou *stray-load losses*. As perdas mecânicas, as perdas no ferro e as perdas adicionais constituem as perdas rotacionais (P_{rot}).

$$P_{rot} = P_{mi} + P_{fe} + P_{ad} \quad (2.39)$$

A perdas adicionais ou “stray-load losses” são todas as perdas não cobertas nos itens anteriores. Elas incluem as perdas por correntes parasitas nos condutores do estator e do rotor e as perdas devido aos harmônicos de campo magnético no estator e no rotor - essas últimas se devem às ranhuras e aos dentes da máquina e à forma apenas aproximadamente senoidal da força magnetomotriz total da máquina.

A norma “Std IEEE 112” estabelece que para motores de indução de potência nominal inferior a 125 HP as perdas adicionais (P_{ad}) podem ser consideradas como aproximadamente 1,8% da potência mecânica de saída do motor.

2.3.4 Fluxo de potências do motor de indução

Para a configuração de um motor de indução trifásico acionando um gerador de corrente contínua que alimenta um resistor (carga do motor), o fluxo de potências do motor de indução deve satisfazer o balanço de potência:

$$P_e = P_{cu1} + P_{cu2} + P_{rot} + P_{GCC} + P_m \quad (2.40)$$

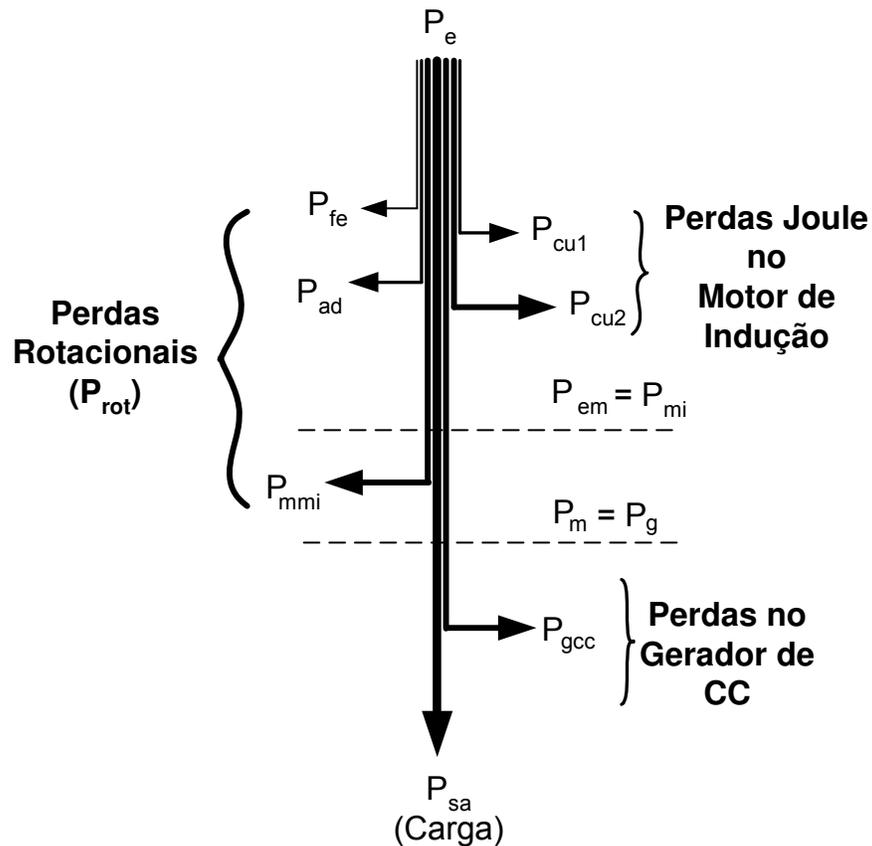


Figura 2.9: Fluxo de potências do motor de indução

A potência elétrica P_e de entrada do motor é dada por:

$$P_e = 3V_l I_l \cos\varphi \quad (2.41)$$

Conforme se pode observar no circuito equivalente da figura 2.4 e no fluxo de potências da figura 2.9, a potência mecânica é igual à potência no eixo (P_m) do motor de indução, que é a potência de entrada do gerador de corrente contínua (P_g) usado na parte experimental como carga para o motor.

$$P_m = P_e - (P_{cu1} + P_{cu2} + P_{rot}) \quad (2.42)$$

A potência transferida do estator para o rotor do motor de indução é chamada de potência eletromagnética (P_{em}) ou de potência mecânica interna da máquina (P_{mi}). O seu valor a partir da potência elétrica de entrada é calculado na equação abaixo, onde P_{fe} é a perda no ferro e P_{ad} representa as perdas adicionais do motor:

$$P_{em} = P_e - (P_{cu1} + P_{fe} + P_{ad}) \quad (2.43)$$

2.3.5 Conjugado eletromagnético do motor de indução

O torque eletromagnético (ou interno) do motor de indução pode ser calculado a partir da potência mecânica interna (P_{mi}) ou da potência eletromagnética (P_{em}) no eixo e da velocidade mecânica do rotor. O conjugado eletromagnético é dado por:

$$T_{em} = \frac{P_{mi}}{\omega_r} = \frac{3}{\omega_r} \frac{(1-s)}{s} (I'_2)^2 R'_2 \quad (2.44)$$

A característica fundamental de qualquer motor de indução é a sua curva de conjugado versus velocidade. Nela o conjugado nominal é o conjugado necessário para produzir a potência nominal a uma velocidade nominal, o conjugado de partida ou com rotor bloqueado é o conjugado mínimo que o motor irá desenvolver em repouso com tensão e frequência nominais aplicadas.

2.3.6 Rendimento

O rendimento do motor é dado pela relação entre a potência de saída (P_m) e a potência elétrica de entrada (P_e).

$$\eta = \frac{P_m}{P_e} \quad (2.45)$$

Capítulo 3 : Ensaio e resultados obtidos com o uso de circuitos equivalentes

3.1 Introdução

Com a finalidade de determinar o circuito elétrico equivalente de um motor de indução trifásico vários ensaios devem ser realizados com o motor de indução funcionando em regime permanente. O objetivo deste capítulo é mostrar os procedimentos e os resultados de uma série de ensaios para determinar os parâmetros do circuito elétrico equivalente do motor: ensaio em vazio, ensaios de rotor bloqueado e ensaios em carga. Os ensaios de rotor bloqueado foram realizados para diferentes condições de corrente de estator e os ensaios com carga foram realizados para diversas condições de carga, e portanto de velocidade, em regime permanente.

Os ensaios com carga foram realizados com controle rígido da temperatura do estator da máquina para garantir estabilidade de temperatura antes da medição de qualquer grandeza. Desses ensaios resultou a medição da corrente elétrica de enrolamento do estator, da potência elétrica de entrada da máquina, da velocidade e do conjugado eletromagnético, este último medido com uma célula de carga montada sob um braço fixo atrelado à carcaça em balanço do motor nas condições de carga da máquina.

A fim de determinar os parâmetros do modelo tradicional do circuito elétrico equivalente, foi também realizado o ensaio de medição da resistência elétrica do enrolamento de estator por fase.

Os ensaios com rotor travado para diferentes condições de corrente foram realizados para determinar vários circuitos equivalentes para representar o comportamento da máquina em diversas velocidades de rotor e diversos escorregamentos.

Os ensaios com carga variável foram realizados com a finalidade de montar uma tabela de dados que represente a faixa de operação do motor de indução desde o escorregamento nulo até o escorregamento correspondente ao torque máximo. Esta tabela servirá como referência para comparações entre o comportamento do circuito elétrico equivalente tradicional e o comportamento do modelo neural desenvolvido no trabalho e apresentado no capítulo 5. A carga para o motor de indução trifásico foi composta por um gerador de corrente contínua dissipando energia em um reostato.

Outros ensaios foram realizados para fins de determinação de perdas e balanço de potência nas máquinas envolvidas no sistema usado no laboratório, conforme será visto a seguir. Para a determinação das perdas no ferro do motor de indução foi realizado o ensaio em vazio da máquina com rotor em circuito aberto, com o eixo movimentado na velocidade síncrona por uma máquina de corrente contínua. Para a determinação das perdas mecânicas na máquina de corrente contínua foi realizado o ensaio do motor acionando o eixo de uma máquina de corrente contínua em vazio, cujas perdas são conhecidas.

3.2 Ensaios e equipamentos utilizados

Foram realizados os seguintes ensaios: a) Ensaio para a determinação de parâmetros na condição nominal, que por sua vez se subdivide em outros três ensaios: a1) medição da resistência elétrica do enrolamento de estator, a2) ensaio em vazio e a3) ensaio com rotor travado ou bloqueado. b) Ensaios para a determinação do balanço de potência, subdivididos em: b1) ensaio em vazio com rotor aberto acionado por motor de corrente contínua na velocidade síncrona e b2) ensaio em vazio acionando a máquina de corrente contínua em vazio. c) Ensaios com carga variável. d) Ensaios com rotor travado para diversas condições de corrente de estator.

Para a realização dos ensaios construiu-se uma bancada experimental com os seguintes componentes: a) Um motor de indução trifásico de rotor enrolado com carcaça em balanço de 2240 W, 220 V, 9 A, 60 Hz, 4 pólos, 1680 rpm, de fabricação da Equacional Elétrica e Mecânica Ltda. b) Um gerador de corrente contínua de 4,3 kW, 2000 rpm, tensão 220 V, corrente de armadura 22 A, com excitação independente em 190 V, 1,38 A, de fabricação da

Weg Indústrias S.A. c) Uma carga resistiva variável de potência máxima de 3 kW, tensão de 220 V, de fabricação da Eletele Indústria de Reostatos e Resistências Ltda. d) Um retificador de 220 V, 41 A, 60 Hz para aplicar a tensão, tensão de campo de 180 V para o acionamento do gerador de corrente contínua, de fabricação da Weg Indústrias S.A. e) Um autotransformador variável trifásico de tensão alternada de 4 kW, 220 V, 60 Hz, 9,6 A, tensão de saída de 0 a 240 V, de fabricação da STP - Sociedade Técnica Paulista Ltda. f) Sensores de corrente do tipo hall, modelo LA 50-P, 50 A, com relação de transformação 1:1000, resistência de medição mínima de 50 Ω e máxima de 100 Ω , fabricado pela LEM. g) Transdutor de velocidade modelo IR60, com velocidade máxima de 8000 rpm, 0,25 A, relação tensão/velocidade de 0,06, fabricado pela WEG Máquinas Ltda. h) Transdutor de temperatura termopar do tipo K incorporado ao multímetro digital ET – 2070, fabricado pela Minipa. i) Osciloscópio Tektronix, modelo TDS360 200 Mhz, 1Gs/s, 65 W. j) Fonte de tensão contínua de 0 a 30 V, 30 W, de fabricação da Hartronic. k) Estroboscópio modelo 1531-AB, tensão 220 V, 60 Hz, faixa de operação de 470 a 4170 rpm, fabricado pela General Radio. l) Tacômetro digital de contato de fabricação da ED Laboratory. m) Célula de carga de tração e compressão, modelo CVV-201, escala nominal 50 kgf, temperatura de utilização de -20 a 80 °C, tensão de alimentação contínua de 15 a 30 V, para medição de força, de fabricação da Sodmex Ind. e Com. de Material de Extensometria Ltda. n) Sistema de aquisição de dados de 16 canais, 220 V, com software de aquisição AQDados versão 4, de fabricação da Lynx Tecnologia Eletrônica Ltda. o) Computador digital com placa CAD 12/36 A/D de aquisição de dados. p) Multímetros digitais diversos.

3.3 Bancada de ensaios

Para um bom desempenho do motor de indução trifásico e para poderem ser obtidas medidas com precisão é necessário que os diferentes equipamentos descritos no item 3.2 sejam adequadamente montados. Foram adotados procedimentos de acionamento e segurança para a montagem em bancada mostrada na figura 3.1.

No acoplamento de eixos entre o motor de indução e o gerador de corrente contínua foi de vital importância o perfeito alinhamento das partes. Na ligação dos eixos utilizou-se uma união que é um conjunto de duas peças aptas a fazerem a ligação entre os eixos. A união pode ser rígida ou flexível - neste caso foi utilizada uma junta flexível.

O gerador de corrente contínua possui ventilação forçada proporcionada por um motor de indução auxiliar que realiza sua ventilação através do acionamento de um ventilador. No extremo do eixo do gerador foi acoplado um tacômetro que atua como transdutor de velocidade. Uma carga resistiva variável foi conectada aos terminais de saída do gerador de corrente contínua e este funcionou como uma carga elétrica variável para o motor de indução.

Além dos problemas mecânicos existem também na instalação de um motor elétrico problemas elétricos. Esses problemas estão associados às ligações elétricas e às proteções do motor. É importante tomar as precauções necessárias ao realizar as conexões e alimentar o motor de modo a não sobrecarregar os equipamentos de alimentação (autotransformador variador de tensão, inversor, retificador).

Uma célula de carga foi montada na extremidade da haste presa à carcaça em balanço do motor de indução para permitir a medição do conjugado eletromagnético do motor.

Os sensores de corrente do tipo hall foram instalados em cada uma das linhas de alimentação do motor de indução formando um enrolamento de quatro espiras no orifício de cada sensor. Os sinais de saída dos sensores e dos transdutores são ligados, conforme a figura 3.1, através de cabos de dados nas respectivas entradas de sinal do sistema de aquisição de dados.

Finalmente, um computador digital foi acoplado ao sistema de aquisição de dados para o tratamento adequado desses dados e a visualização dos resultados. O esquema da montagem é mostrado na figura 3.1.

3.4 Ensaio com carga variável

Os ensaios com carga variável têm como finalidade determinar o comportamento do motor de indução expresso por suas grandezas de tensão, corrente, potência, torque, velocidade e escorregamento dentro de uma faixa própria e permissível de operação da máquina. Essa faixa de operação é definida através da corrente de alimentação do enrolamento de estator e representada em função dos escorregamentos mínimo e máximo do motor. No caso do motor em estudo a faixa de escorregamentos é de 0,0100 a 0,0756. No escorregamento de 0,0756 o motor apresenta corrente de estator 10% acima da nominal.

Os ensaios foram realizados na bancada de testes com a máquina de indução acionando um gerador de corrente contínua, que por sua vez alimentava uma carga resistiva variável. A carga resistiva variável foi ajustada de modo a se obter na entrada de alimentação do motor 52

valores de corrente de enrolamento de estator entre 4,1500 A e 9,9600 A. O valor máximo corresponde a 10% acima do valor nominal da corrente de enrolamento de estator, em geral, permitida pelo fabricante. A tensão nominal média de alimentação de 220,12 V eficazes foi mantida para todas as condições de carga. Essa tensão nominal de alimentação teve de ser regulada para cada valor de carga.

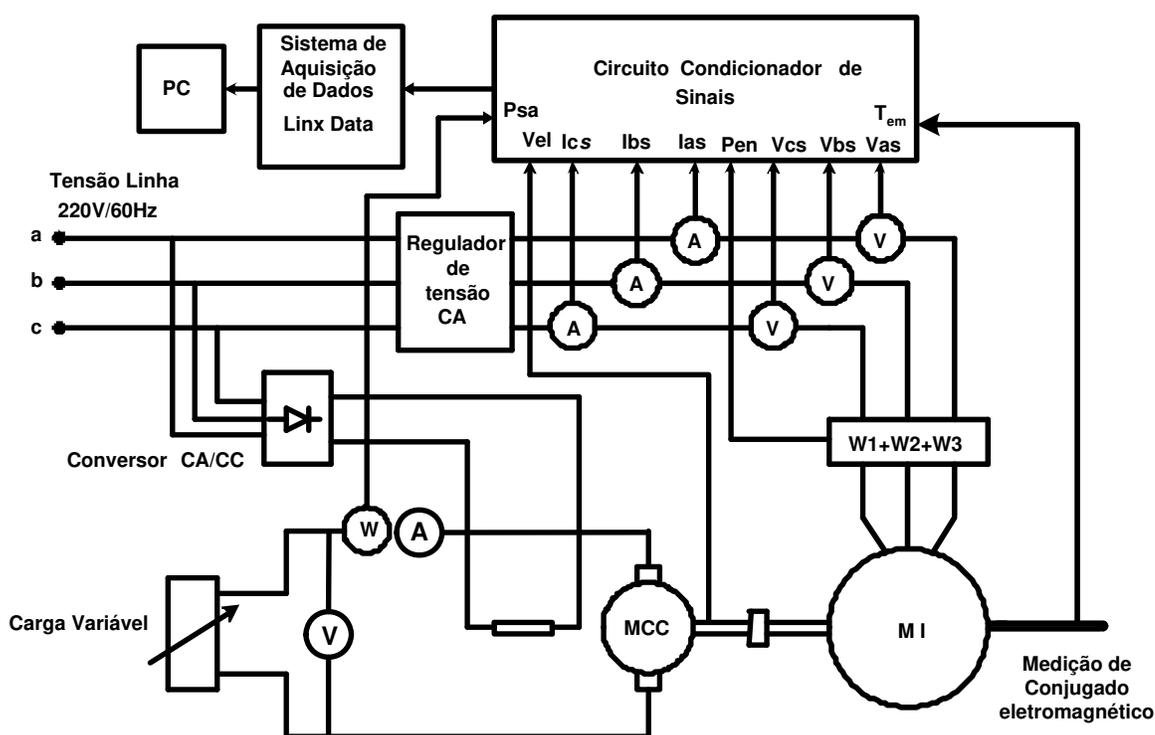


Figura 3.1: Esquema geral da montagem.

Em cada condição de carga o motor permaneceu em operação durante aproximadamente 2 horas, até que a temperatura de enrolamento de estator se estabilizasse.

Após o motor entrar em regime permanente foram registrados e acumulados, através do sistema de aquisição de dados, os valores de potência elétrica de alimentação do motor (kW), potência elétrica da carga do gerador de corrente contínua (kW), corrente de enrolamento de estator (A), velocidade do motor (rpm), escorregamento (s) e conjugado eletromagnético do motor (Nm). Os resultados dos ensaios são mostrados na tabela 3.1.

As medições realizadas correspondem à média aritmética de três medições efetuadas para cada condição de carga em função do valor de corrente de estator imposta, considerou-se 4 dígitos no ponto flutuante a efeitos de precisão e comparação.

A frequência da tensão de alimentação do motor de indução é de 60 Hz. Os valores da linha 45 da tabela 3.1 correspondem à operação do motor em condições nominais de tensão, velocidade, frequência e corrente elétrica de enrolamento de estator.

Tabela 3.1: Resultados de ensaios em carga variável do motor de indução.

	Velocidade (rpm)	s	P _{en} (kW)	P _G (kW)	I _e (A)	T _{em} (Nm)
1	1782,00	0,0100	0,2739	0,0148	4,1500	1,7675
2	1780,10	0,0111	0,2801	0,0387	4,2100	1,9441
3	1777,40	0,0126	0,3548	0,1123	4,2900	2,2367
4	1774,70	0,0141	0,4334	0,1896	4,3700	2,5449
5	1772,00	0,0156	0,5150	0,2698	4,4300	2,8514
6	1769,30	0,0171	0,5988	0,3519	4,5100	3,1872
7	1767,70	0,0180	0,6360	0,3276	4,5700	3,3643
8	1766,60	0,0186	0,5950	0,3950	4,6000	3,5121
9	1763,90	0,0201	0,6400	0,4130	4,7100	3,8444
10	1761,20	0,0216	0,7104	0,5058	4,8000	4,1762
11	1758,50	0,0231	0,8693	0,5408	4,9200	4,5007
12	1755,80	0,0246	0,9301	0,6270	5,0100	4,8381
13	1753,10	0,0261	1,0170	0,6390	5,1500	5,1411
14	1750,40	0,0276	1,0686	0,6913	5,2500	5,4634
15	1750,00	0,0278	1,0947	0,7080	5,2600	5,4400
16	1748,30	0,0287	1,1390	0,7040	5,3300	5,7443
17	1747,70	0,0291	1,1070	0,7980	5,3800	5,7725
18	1745,00	0,0306	1,2200	1,1190	5,4900	6,0865
19	1742,30	0,0321	1,2181	1,0913	5,6000	6,3986
20	1739,60	0,0336	1,2780	1,1986	5,7300	6,7209
21	1736,90	0,0351	1,3107	1,1737	5,8600	7,0612
22	1734,20	0,0366	1,4719	1,2871	6,0000	7,2387
23	1731,50	0,0381	1,5437	1,2592	6,1500	7,6541
24	1728,80	0,0396	1,6113	1,3902	6,3200	7,9104
25	1726,10	0,0411	1,7093	1,3599	6,4900	8,3022

	Velocidade (rpm)	s	P _{en} (kW)	P _G (kW)	I _e (A)	T _{em} (Nm)
26	1723,40	0,0426	1,7950	1,4583	6,6700	8,5842
27	1721,70	0,0435	1,8330	1,4313	6,7000	8,7405
28	1720,00	0,0444	1,8390	1,5046	6,8400	8,9500
29	1718,00	0,0456	1,9089	1,5486	7,1400	9,1133
30	1715,30	0,0471	2,0410	1,5198	7,3100	9,4447
31	1712,60	0,0486	2,1401	1,6081	7,4200	9,7207
32	1709,90	0,0501	2,1760	1,6935	7,5500	9,9812
33	1708,30	0,0509	2,2120	1,6802	7,6500	10,0801
34	1707,20	0,0516	2,2117	1,6563	7,6800	10,3324
35	1704,50	0,0531	2,2603	1,6970	7,8200	10,5435
36	1701,80	0,0546	2,3250	1,7559	7,9500	10,7003
37	1699,10	0,0561	2,3688	1,7837	8,0800	10,9915
38	1696,40	0,0576	2,4176	1,7806	8,2200	11,1745
39	1693,80	0,0590	2,4962	1,8450	8,3800	11,6374
40	1691,00	0,0606	2,5109	1,8637	8,4800	11,8516
41	1690,00	0,0611	2,5613	1,8016	8,5500	12,0940
42	1688,30	0,0621	2,5781	1,9004	8,6200	12,1011
43	1685,60	0,0636	2,6134	1,9173	8,7600	12,4183
44	1682,90	0,0651	2,6640	1,9445	8,9000	12,9862
45	1680,00	0,0667	2,7100	2,0104	9,0600	13,1300
46	1676,70	0,0685	2,8041	2,0336	9,2100	13,3045
47	1674,80	0,0696	2,8300	2,0274	9,3400	13,4833
48	1672,10	0,0711	2,8860	2,0551	9,4900	13,8808
49	1670,00	0,0722	2,9460	2,0833	9,6100	14,1101
50	1669,40	0,0726	2,9417	2,0826	9,6400	14,1819
51	1666,70	0,0741	2,9965	2,1095	9,7900	14,4125
52	1664,00	0,0756	3,0501	2,1358	9,9600	14,6202

A Tabela 3.1 apresenta 52 ensaios onde as grandezas do motor de indução variam para cada valor de carga colocada no gerador de corrente contínua refletindo na variação da velocidade do motor. Os resultados desses ensaios representam o comportamento em bancada do motor de indução em diversas condições de carga na faixa de escorregamentos que vai do valor de escorregamento mínimo (0,0100) passando pelo nominal (0,0667) até o valor 0,0756.

3.5 Medição da resistência elétrica nos enrolamentos de estator por fase

As resistências elétricas dos enrolamentos do estator e do rotor do motor de indução trifásico variam consideravelmente com a temperatura de modo que corrigir esses valores é de extrema importância quando se quer determiná-las corretamente. Para esse fim realiza-se as medidas quando a máquina está na temperatura de 60 °C, que é a temperatura de operação correspondente do enrolamento do estator em plena carga. Depois de estar em operação em regime permanente, desliga-se rapidamente os terminais do estator da máquina e mede-se as resistências elétricas injetando tensão contínua nas fases dos enrolamentos do estator.

Essa medição é realizada com a injeção corrente contínua nos enrolamentos do estator com a finalidade de não produzir indução no enrolamento de rotor e nem reatância no circuito de estator. Mede-se a queda de tensão correspondente em cada fase, bem como o valor da corrente contínua aplicada. Essa operação deve ser repetida algumas vezes para a obtenção do valor médio da resistência elétrica de enrolamento de estator.

Neste caso o motor de indução tem seus enrolamentos ligados em delta. A resistência elétrica por fase do enrolamento de estator para fins de determinação do circuito equivalente por fase deve ser a resistência elétrica por fase do enrolamento equivalente ligado em estrela. Dessa forma precisa-se usar a transformação delta-estrela vista no capítulo 2.

Tabela 3.2: Medidas para a obtenção das resistências do enrolamento de estator.

	Medida 1	Medida 2	Medida 3	Medida 4	Média
V_{ab}	8,9600	8,4800	8,5400	8,0900	8,5180
V_{ac}	8,9500	8,4000	8,2900	8,0600	8,4250
V_{bc}	8,8500	8,3800	8,4900	8,2300	8,4880
I_a	5,2000	4,9800	5,0500	4,8000	5,0080
I_b	5,0500	4,8500	4,8200	4,7000	4,8550
I_c	5,0000	4,8000	4,9000	4,6200	4,8300

A Tabela 3.2 apresenta os pares de tensão V e corrente I medidos na ligação delta, como mostrado na figura 2.6.

Realizando os cálculos das expressões (2.21) a (2.23) obtêm-se os seguintes resultados:

$$R_a = 0,8700 \Omega \quad R_b = 0,8633 \Omega \quad R_c = 0,8937 \Omega$$

R_l é a resistência elétrica equivalente por fase do estator considerando-o ligado em estrela. Essa resistência equivalente em estrela é dada por:

$$R_l = \frac{R_a + R_b + R_c}{3} \quad (3.1)$$

$$R_l = 0,8756 \Omega$$

Se as medições forem realizadas sem prévio aquecimento do motor é necessário realizar uma correção de temperatura, pois quando o motor estiver em operação sua temperatura será diferente daquela quando estiver parado. Como as medições foram realizadas quando o motor estava numa temperatura de trabalho de 60 °C, não foi preciso realizar a correção de temperatura. É necessário salientar que o valor de R_l calculado é aproximado, porque o efeito pelicular não existe quando se aplica corrente contínua no enrolamento. O efeito pelicular ocorre quando se aplica tensão alternada no enrolamento, como ocorre na operação normal do motor.

3.6 Ensaio em vazio

O ensaio em vazio é realizado para a determinação da corrente no ramo de magnetização, assim como para a determinação da reatância de magnetização, das perdas no ferro e das perdas rotacionais envolvidas (atrito, ventilação e suplementares).

Na realização do ensaio em vazio aplica-se tensão trifásica balanceada nominal aos enrolamentos do estator com o rotor da máquina girando a uma velocidade angular síncrona. Como o motor de indução não consegue alcançar a velocidade síncrona, ele é auxiliado através de um acionamento externo que neste caso foi um motor de corrente contínua.

Assim o escorregamento entre a velocidade angular do campo magnético girante do estator e a velocidade angular mecânica do rotor será nula. Nestas condições a força eletromotriz induzida nos enrolamentos do rotor é zero e não circula corrente elétrica em seus enrolamentos.

A tensão no ramo de magnetização é aproximadamente igual à tensão de alimentação, pois a corrente de magnetização não produz queda de tensão significativa no enrolamento de estator.

Na figura 3.3 apresenta-se o diagrama esquemático para a realização deste ensaio.

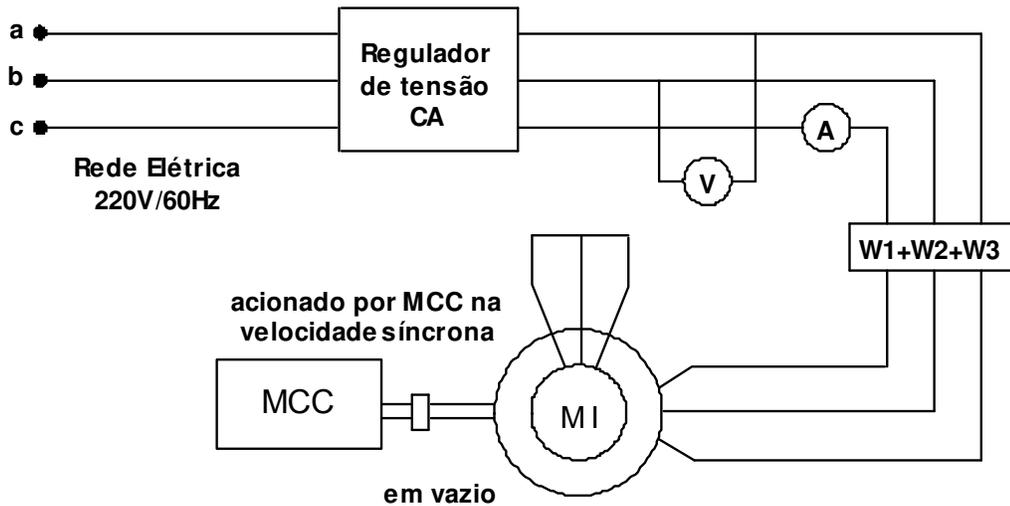


Figura 3.3: Montagem experimental para o ensaio em vazio com acionamento externo do eixo da máquina.

O ensaio em vazio foi realizado como visto na figura 3.3, produzindo os resultados mostrados na tabela 3.3. O motor foi aquecido à temperatura de 60 °C nos enrolamentos de estator antes do ensaio ser realizado.

Os valores a serem utilizados neste ensaio foram obtidos realizando-se a média de quatro medições e são mostrados a seguir.

$$V_{\text{vazio}} = 218,5271 \text{ V} \quad I_{\text{vazio}} = 4,2175 \text{ A} \quad P_{\text{vazio}} = 136,8000 \text{ W}$$

Neste caso a potência P_{vazio} corresponde à soma das potências por fase (método dos três wattímetros) obtidas nas três fases do motor de indução.

Tabela 3.3: Ensaio em vazio

Grandeza	Medida 1	Medida 2	Medida 3	Medida 4
$V_{ab} (V)$	216,5100	216,5100	216,5100	218,2400
$V_{bc} (V)$	218,2400	218,2400	216,5100	219,9700
$V_{ac} (V)$	219,9700	219,9700	219,9700	221,7000
$V_{média} (V)$	218,2384	218,2384	217,6611	219,9705
$I_a (A)$	4,0500	4,0300	4,0200	4,1400
$I_b (A)$	4,3900	4,3800	4,3800	4,4900
$I_c (A)$	4,1600	4,1600	4,1500	4,2600
$I_{média} (A)$	4,2000	4,1900	4,1833	4,2967
$P_1 (W)$	52,3000	51,8000	52,2000	57,1000
$P_2 (W)$	69,9000	69,2000	73,2000	71,5000
$P_3 (W)$	12,6000	11,7000	12,5000	13,2000
$P_{média} (W)$	134,8000	132,7000	137,9000	141,8000

3.7 Ensaio com rotor bloqueado

O ensaio com rotor bloqueado tem o objetivo de determinar as impedâncias série dos enrolamentos do estator e do rotor por fase. O ensaio com rotor bloqueado consiste em travar o rotor da máquina de indução e aplicar tensão de alimentação reduzida nos terminais do enrolamento do estator (10% a 20% da tensão nominal) de forma a ter no máximo a corrente nominal circulando nas fases do enrolamento de estator. Como o rotor está parado, a frequência do fluxo magnético visto do rotor é a mesma frequência desse mesmo fluxo visto do estator, o que significa que o escorregamento é unitário ($s = 1$).

Durante o ensaio de rotor bloqueado a corrente no ramo de magnetização é desprezível em relação à corrente da fonte. Do ponto de vista prático é possível desprezar este ramo na estimação dos parâmetros série da máquina.

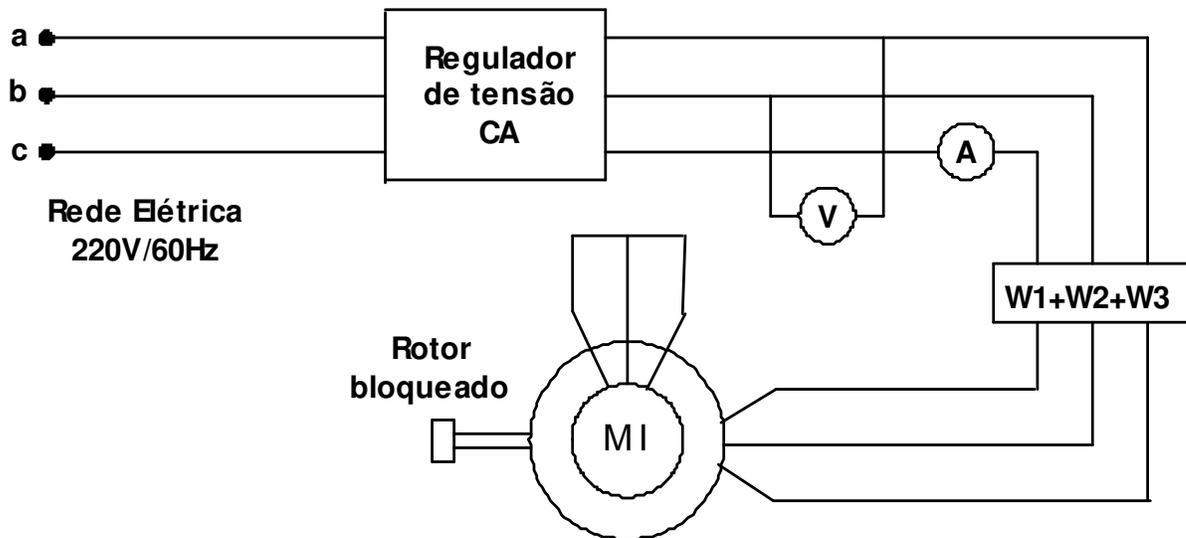


Figura 3.4: Esquema de montagem para o ensaio com rotor bloqueado.

Realizam-se medições de tensão aplicada nos enrolamentos de estator, corrente no estator e potência ativa consumida nesta condição. A partir dessas medidas é possível quantificar a impedância equivalente do motor na condição de rotor bloqueado.

O ensaio com rotor bloqueado foi realizado para uma frequência de alimentação de 60 Hz, obtendo-se os resultados apresentados na tabela 3.4. Para motores de potências menores do que 20 HP os efeitos de frequência são desprezíveis e as medidas podem ser feitas diretamente na frequência nominal (Sen, P.C. 1997).

Os valores a serem utilizados neste ensaio foram obtidos pela média das cinco medições realizadas e são:

$$V_{rb} = 68,2890 \text{ V}$$

$$I_{rb} = 9,0313 \text{ A}$$

$$P_{rb} = 397,4600 \text{ W}$$

É importante mencionar que o ensaio com rotor bloqueado não é realizado na temperatura de operação da máquina por motivos unicamente operacionais. Devido a que a máquina precisa ser desligada de modo a ir para repouso e posteriormente ser ligada novamente com o rotor travado para realizar as medições. A máquina é aquecida para obter uma temperatura de operação que corresponda ao comportamento nominal.

Tabela 3.4: Ensaio com rotor bloqueado

Grandeza	Medida 1	Medida 2	Medida 3	Medida 4	Medida 5
$V_{ab} (V)$	68,0696	68,2428	68,9356	67,3768	67,8964
$V_{bc} (V)$	69,6284	70,3213	69,1088	70,1481	69,8016
$V_{ac} (V)$	67,3768	66,8572	66,3375	67,0304	67,2036
$V_{media} (V)$	68,3583	68,4737	68,1273	68,1851	68,3005
$I_a (A)$	8,9200	9,0100	8,9100	9,0900	9,0500
$I_b (A)$	9,8100	8,8500	8,9200	8,8500	8,8300
$I_c (A)$	9,0700	9,0100	9,0500	9,0200	9,0800
$I_{media} (A)$	9,2667	8,9567	8,9600	8,9867	8,9867
$P_1 (W)$	137,1000	138,2000	139,5000	137,3000	138,4000
$P_2 (W)$	129,5000	128,6000	127,7000	128,5000	129,3000
$P_3 (W)$	129,2000	129,9000	131,4000	130,6000	132,1000
$P_{media} (W)$	395,8000	396,7000	398,6000	396,4000	399,8000

Neste trabalho o ensaio de rotor bloqueado foi realizado quando a temperatura de operação da máquina indicava 42 °C isto porque a máquina foi desligada para efeitos de medição conseqüentemente a temperatura de operação diminui. Como a temperatura de operação em condição nominal é de 60 °C e as medições de rotor bloqueado foram realizados a 42 °C é necessário realizar uma correção na temperatura para o valor que corresponda à temperatura de operação nominal.

3.8 Ensaio em vazio do motor de indução com rotor em aberto e acionado por motor de corrente contínua na velocidade síncrona

A finalidade deste ensaio foi a de medir as perdas ferro do motor de indução trifásico. Alimentado com tensão nominal, o motor é posto a girar na velocidade síncrona com auxílio da máquina de corrente contínua. Como as perdas mecânicas são supridas pela máquina auxiliar e o rotor está em aberto, a potência de entrada medida nos terminais da máquina de

indução corresponde às perdas cobre no estator (P_{cul}) naquela condição, e às perdas ferro (P_{fe}) no motor.

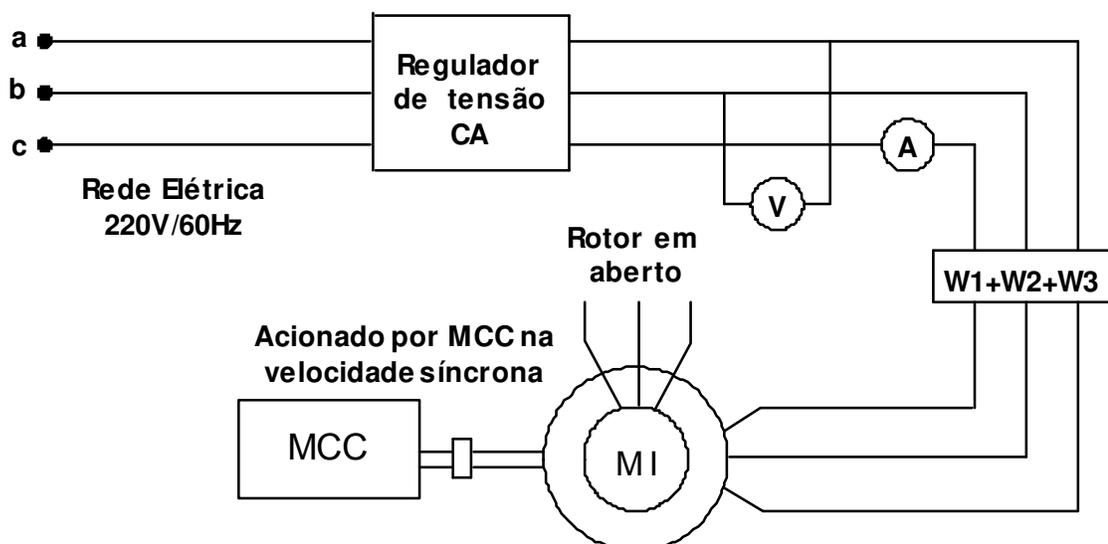


Figura 3.5: Esquema do ensaio com rotor em aberto acionado na velocidade síncrona

Os resultados de três medições são apresentados na tabela 3.5. Antes de o ensaio ter sido realizado o motor foi aquecido até a temperatura de 60 °C.

Tabela 3.5: Ensaio com rotor em aberto

Grandeza	Medida 1	Medida 2	Medida 3
V_{ab} (V)	220,3000	220,2000	220,6000
V_{bc} (V)	218,0000	217,6000	217,9000
V_{ac} (V)	221,1000	221,0000	221,1000
V_{media} (V)	219,8000	219,6000	219,8667
I_a (A)	4,1800	4,1900	4,2100
I_b (A)	4,1300	4,1300	4,1600
I_c (A)	4,1600	4,1800	4,1900
I_{media} (A)	4,1567	4,1667	4,1867
P_1 (W)	27,5000	25,3000	26,3000
P_2 (W)	22,4000	23,9000	24,8000
P_3 (W)	12,2000	14,5000	13,1000
P_{media} (W)	62,1000	62,7000	64,2000

Os valores a serem utilizados neste ensaio foram obtidos pela média de três medições e são:

$$V_{ra} = 219,7556 \text{ V} \quad I_{ra} = 4,1700 \text{ A} \quad P_{ra} = 63,3333 \text{ W}$$

Do ensaio em vazio do motor alimentado em tensão nominal, com rotor em aberto, acionado pelo motor de corrente contínua na velocidade síncrona, pode-se escrever:

$$P_{ra} = P_{cul} + P_{fe} \quad (3.7)$$

$$P_{fe} = 63,3333 - 3(0,8756)(4,1700)^2 = 17,6562 \text{ W}$$

3.9 Determinação dos parâmetros do circuito elétrico equivalente do motor para condições nominais

Para se encontrar os parâmetros do circuito equivalente são suficientes os ensaios em vazio e em rotor bloqueado, juntamente com a determinação das perdas magnéticas a partir da potência em vazio com a máquina acionada externamente na velocidade nominal.

As equações usadas para determinar os parâmetros do circuito equivalente são abordadas detalhadamente no capítulo 2. Dos ensaios em vazio e com rotor bloqueado, itens 3.6 e 3.7, tem-se:

$$Z_{vazio} = \frac{V_{vazio}}{\sqrt{3}I_{vazio}} = \frac{218,5271}{\sqrt{3}(4,2175)} = 29,9150 \text{ } \Omega$$

$$R_{vazio} = \frac{P_{vazio}}{3(I_{vazio})^2} = \frac{136,8000}{3(4,2175)^2} = 2,5636 \text{ } \Omega$$

$$X_{vazio} = X_1 + X_m = \sqrt{Z_{vazio}^2 - R_{vazio}^2} = 29,8050 \text{ } \Omega$$

$$Z_{rb} = \frac{V_{rb}}{\sqrt{3} I_{rb}} = \frac{68,2890}{\sqrt{3}(9,0313)} = 4,3656 \text{ } \Omega$$

$$R_{rb} = \frac{P_{rb}}{3(I_{rb})^2} = \frac{397,4600}{3(9,0313)^2} = 1,6243 \Omega$$

Como no ensaio de rotor bloqueado a temperatura de operação no enrolamento de estator foi de 42 °C, realiza-se a correção da temperatura do R_{rb} para alcançar a temperatura de operação em condições nominais (60 °C).

$$R_{rb}(60^\circ C) = R_{rb} \left(\frac{t + 234,5}{t_o + 234,5} \right) = 1,6243 \left(\frac{60 + 234,5}{42 + 234,5} \right) = 1,7300 \Omega$$

$$R = R_{rb} - R_1 = 1,7300 - 0,8756 = 0,8544 \Omega$$

$$X_{rb} = X_1 + X'_2 = \sqrt{Z_{rb}^2 - R_{rb}^2} = \sqrt{4,3656^2 - 1,7300^2} = 4,0082 \Omega$$

As reatâncias de dispersão do circuito elétrico equivalente dependem da impedância obtida a partir do ensaio com rotor bloqueado. A relação existente entre elas obedece o uso de expressões empíricas comentadas no capítulo 2 (equação 2.36).

$$X_1 = X'_2 = 0,5X_{rb} = 0,5(4,0082) = 2,0041 \Omega$$

$$X_m = X_{vazio} - X_1 = 29,8050 - 2,0041 = 27,8009 \Omega$$

Para uma determinação mais exata da resistência do rotor R'_2 recomenda-se usar a relação seguinte (P.C. Sen, 1997):

$$R'_2 = R \left(\frac{X'_2 + X_m}{X_m} \right)^2 = 0,8544 \left(\frac{2,0041 + 27,8009}{27,8009} \right)^2 = 0,9820 \Omega$$

$$R_p = \frac{(E \approx V)^2}{P_{fe}} = \frac{\left(\frac{220}{\sqrt{3}}\right)^2}{17,6562} = 913,7489 \Omega$$

Os parâmetros obtidos nas equações precedentes são resumidos na tabela seguinte:

Tabela 3.6: Parâmetros do circuito equivalente para condições nominais.

R_1	R'_2	$X_1 = X'_2$	X_m	R_p
0,8756 Ω	0,9820 Ω	2,0041 Ω	27,8009 Ω	913,7489 Ω

Esses parâmetros representam o comportamento do motor somente no ponto de operação nominal. Ou seja, o circuito equivalente é capaz de representar adequadamente o motor apenas nesta condição nominal. Quando a condição de operação estiver fora do ponto nominal o circuito equivalente não mais o representa - essa afirmação será analisada no item 3.10 deste capítulo. A seguir mostra-se a tabela 3.7, que apresenta as grandezas obtidas através dos cálculos usando o circuito equivalente sob condição nominal.

Tabela 3.7: Grandezas do circuito equivalente na condição nominal.

Velocidade (rpm)	s	P_{en} (kW)	P_{em} (kW)	I_e (A)	V_L (V)	T_{em} (Nm)
1680	0,0667	2,7265	2,3063	9,0437	222,1200	13,1095

3.10 Circuito equivalente – ensaios com rotor bloqueado para várias condições de corrente de estator

Supondo que para cada valor diferente de corrente de estator (condição de carga variável) exista um determinado circuito equivalente que possa representá-lo, realizamos o ensaio de rotor bloqueado para várias condições de corrente de estator com o objetivo de determinar os parâmetros e conseqüentemente os circuitos equivalentes que representam adequadamente o motor de indução dentro do intervalo de operação de carga variável em diferentes condições de corrente.

Os ensaios consistem em realizar os mesmos procedimentos do ensaio com rotor bloqueado ou travado, com a particularidade de ter uma tensão de alimentação reduzida e diferente de forma a obter-se quatro condições de corrente correspondentes as seguintes velocidades de operação 1670 rpm, 1690 rpm, 1720 rpm e 1750 rpm com temperaturas de 64 °C, 56 °C, 47 °C e 38 °C respectivamente.

A tensão e a potência de entrada do motor na condição de rotor bloqueado são medidas. Na tabela 3.8 mostra-se a media aritmética de três medições para cada uma das condições de corrente.

Tabela 3.8: Ensaio de rotor bloqueado para diversas condições de corrente.

	1670 rpm Temp = 64 °C	1690 rpm Temp = 56 °C	1720 rpm Temp = 47 °C	1750 rpm Temp = 38 °C
I_{bl} (A)	9,13670	8,3867	7,3750	5,7933
V_{bl} (V)	69,1670	68,0120	55,8590	44,2830
P_{bl} (W)	429,0000	358,0000	240,7000	158,7000

A partir dessas informações calculam-se os parâmetros do circuito equivalente do motor de indução trifásico para cada condição de corrente de estator.

Os equacionamentos utilizados para a determinação dos parâmetros foram descritos no capítulo 2. A tabela 3.9 corresponde a um conjunto de parâmetros como: reatâncias de dispersão nos enrolamentos de rotor e estator (X_1 , X'_2), reatância de magnetização (X_m) e resistência elétrica por fase no enrolamento de rotor (R'_2). Cada conjunto de parâmetros representa seu próprio circuito equivalente e a tabela 3.9 mostra todos esses parâmetros obtidos nos cálculos correspondentes.

Tabela 3.9: Parâmetros do circuito equivalente para diversas condições de corrente.

	1670 rpm	1690 rpm	1720 rpm	1750 rpm
X_1 (Ω)	2,0055	2,1864	2,0314	2,0577
X'_2 (Ω)	2,0055	2,1864	2,0314	2,0577
X_m (Ω)	27,8000	27,6188	27,7737	27,7480
R'_2 (Ω)	0,9941	0,9341	0,8588	0,8333

Na tabela 3.9 observa-se que os valores dos parâmetros estão próximos uns dos outros e não variam muito, mas a influência do escorregamento sobre a resistência do rotor é considerável, como se verá na tabela 3.10. Utilizando os parâmetros da tabela 3.9, para cada condição de corrente de estator pode-se desenhar e desenvolver o circuito elétrico equivalente por fase para o motor de indução para cada condição de carga e verificar em que condições de

potência de entrada e saída e torque eletromagnético a máquina opera quando representada para cada caso pelo circuito elétrico equivalente.

As mesmas equações do capítulo dois que servem para determinar as grandezas e o comportamento do motor através do circuito equivalente foram utilizadas. Estas grandezas obtidas através dos cálculos do circuito equivalente por fase do motor de indução são mostradas na tabela 3.10.

Tabela 3.10: Grandezas obtidas do circuito equivalente em diferentes condições de corrente.

Velocidade (rpm)	s	P _{en} (kW)	P _{em} (kW)	I _e (A)	T _{em} (Nm)
1750,0	0,02778	1,4652	1,2980	5,9535	7,0826
1720,0	0,04444	2,1634	1,8895	7,2666	10,4905
1690,0	0,06111	2,5900	2,2065	8,6813	12,4675
1670,0	0,07222	2,8799	2,4130	9,4739	13,7981

Apesar de os parâmetros serem muito próximos, a relação entre a resistência do enrolamento de rotor e o escorregamento R'_2/s é altamente não-linear. Esse comportamento tem grande influência nos cálculos e nos resultados das grandezas.

3.11 Circuito equivalente com parâmetros nominais e diferentes condições de velocidade

A determinação do circuito equivalente a partir das condições nominais, como já foi descrito anteriormente, foi feita através de ensaios em vazio e com rotor travado. Para fins de cálculo os parâmetros nominais são: resistência elétrica de estator por fase de 0,8756 Ω , resistência elétrica de rotor por fase de 0,9820 Ω , reatância de dispersão de estator por fase de 2,0041 Ω , reatância de dispersão de rotor por fase de 2,0041 Ω e reatância de magnetização do motor de 27,8009 Ω .

Usando esses parâmetros com os escorregamentos obtidos na tabela 3.10 obtêm-se os resultados da tabela 3.11.

Tabela 3.11: Grandezas obtidas do circuito equivalente com parâmetros nominais.

Velocidade (rpm)	S	P _{en} (kW)	P _{em} (kW)	I _e (A)	T _{em} (Nm)
1750,00	0,0278	1,2725	1,1152	5,5475	6,0856
1720,00	0,0444	1,9299	1,6812	6,9694	9,3339
1690,00	0,0611	2,5367	2,1640	8,5218	12,2273
1670,00	0,0722	2,9097	2,4396	9,5627	13,9500

3.12 Utilização dos circuitos equivalentes em comparação com os resultados do ensaio em carga variável

3.12.1 Comportamento dos circuitos e ensaios

Realiza-se aqui um estudo comparativo entre os valores das grandezas calculadas através do circuito equivalente com parâmetros obtidos com rotor bloqueado para várias condições de corrente de estator (item 3.10), do circuito equivalente obtido com parâmetros nominais (item 3.11) e os resultados dos ensaios com carga variável (item 3.4).

Assumem-se os valores dos ensaios em carga variável (tabela 3.1) correspondentes aos escorregamentos $s = 0,0278$, $s = 0,0444$, $s = 0,0611$ e $s = 0,0722$ (tabela 3.12).

Tabela 3.12: Grandezas do ensaio com carga variável.

Velocidade (rpm)	S	P _{en} (kW)	P _m (kW) estimada	I _e (A)	T _{em} (Nm)
1750,00	0,0278	1,0947	1,0080	5,2600	5,4400
1720,00	0,0444	1,8390	1,6446	6,8400	8,9500
1690,00	0,0611	2,5613	2,1416	8,5500	12,0940
1670,00	0,0722	2,9460	2,3833	9,6100	14,1101

Os erros relativos em relação aos valores referidos são expressos pela seguinte equação:

$$Erro_{relativo} (\%) = \frac{(Valor_{verdadeiro} - Valor_{obtido})}{Valor_{verdadeiro}} 100 \quad (3.8)$$

A tabela 3.13 mostra o erro relativo em unidades percentuais das grandezas da tabela 3.10 e da tabela 3.11 quando comparados ao o ensaio em carga variável (tabela 3.12).

Tabela 3.13: Erro relativo nas condições A e B.

Erro Relativo	Grandezas	Caso 1 1750 rpm	Caso 2 1720 rpm	Caso 3 1690 rpm	Condição Nominal 1680 rpm	Caso 4 1670 rpm
A	P_{en}	33,8449	17,6400	1,1205	0,6089	2,2437
B		16,2419	4,9429	0,9604		1,2322
A	P_{emag}	28,7698	14,8912	3,0304	0,1775	1,2462
B		10,6349	2,2255	1,0459		2,3623
A	I_e	13,1844	6,2368	1,5357	0,1799	1,4162
B		5,4658	1,8918	0,3298		0,4922
A	T_{em}	30,1949	17,2123	3,0883	0,1561	2,2105
B		11,8676	4,2894	1,1022		1,1339

A: Circuito equivalente obtido através do ensaio com rotor bloqueado para diversas condições de corrente do estator.

B: Circuito com parâmetros nominais.

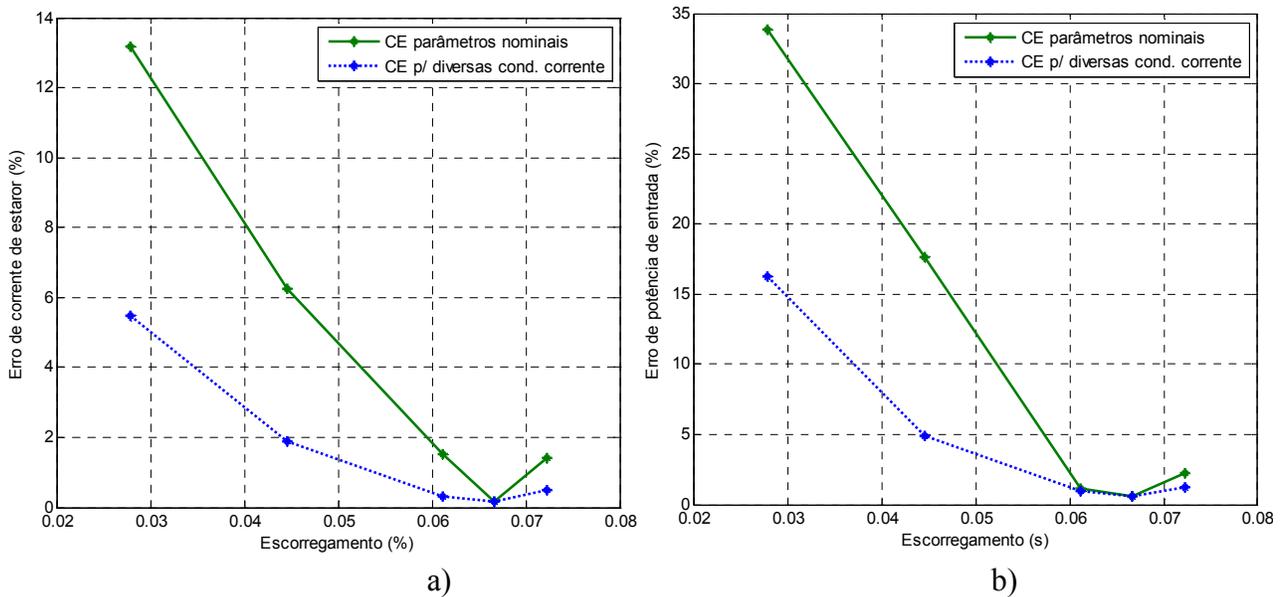


Figura 3.6a: Erro relativo em porcentagem: a) Corrente de estator, b) Potência de entrada

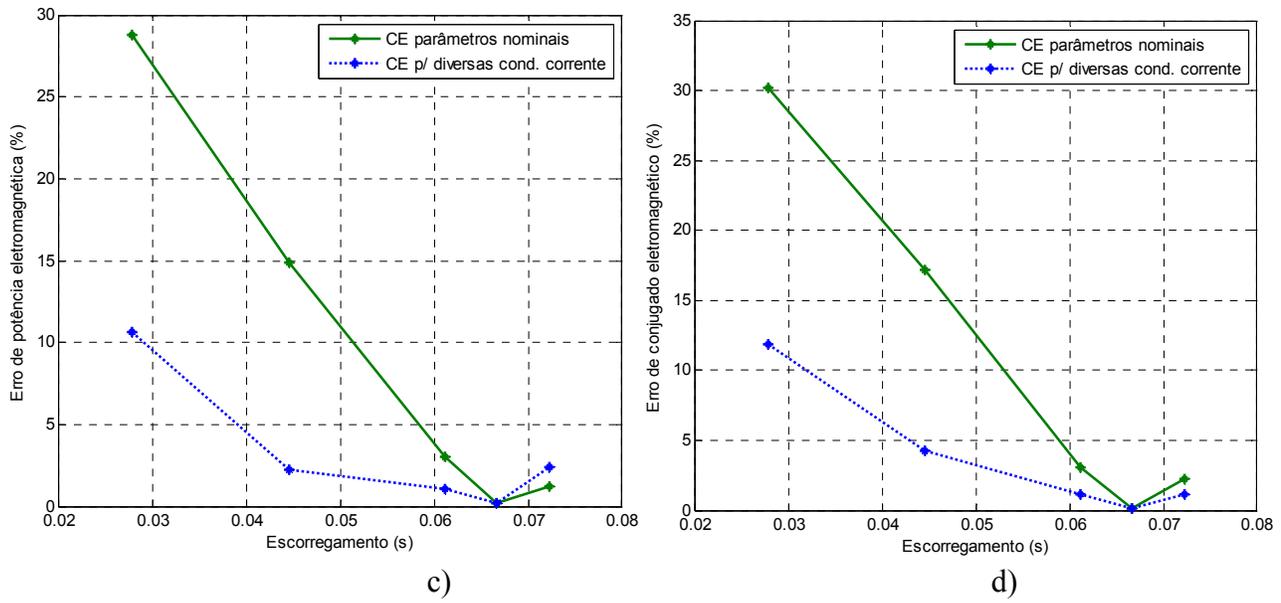


Figura 3.6b: Erro relativo em porcentagem: c) Potência eletromagnética, d) Conjugado eletromagnético.

Pode-se observar no quadro geral que, à medida que o escorregamento (s) se afasta do ponto nominal de operação, o circuito equivalente torna-se impreciso. Para o escorregamento nominal $s = 0,0667$ os erros correspondentes aos valores das grandezas dos circuitos equivalentes A e B são mínimos. Para o caso 1 ($s = 0,0278$), onde o escorregamento está mais afastado do valor nominal, o erro relativo calculado está acima de 19% em média, o que representa um sério problema a ser evitado. Por esta razão determina-se a inviabilidade de utilizar o circuito equivalente tradicional como instrumento de análise e estudo fora das condições nominais.

3.13 Conclusões dos ensaios

Todos os ensaios realizados neste capítulo serviram para o estudo e análise do comportamento do motor de indução numa faixa de operação, tendo como referência o escorregamento compreendido entre os valores 0,0100 e 0,0756. Ensaios sob diferentes condições (rotor bloqueado para diversos valores de corrente e circuito equivalente com parâmetros nominais para diferentes velocidades) ajudaram a estabelecer a inviabilidade de representar as grandezas inerentes ao motor de indução mediante o uso do circuito equivalente tradicional quando este se encontra fora da condição nominal de operação.

No âmbito industrial, principalmente para efeito de controle, é de vital importância o conhecimento das características de desempenho da máquina (parâmetros e grandezas). Se o sistema força o motor a trabalhar fora da condição nominal de operação, os parâmetros elétricos próprios do motor de indução mudam. Em consequência essa variação se traduzirá numa variação dos dispositivos de controle que terão que ser adequadamente adaptados para responder a estas variações e para isso é necessário conhecer algum parâmetro ou alguma grandeza que sirva de referência de controle - esta é uma das razões que motivam o estudo dos motores de indução trifásicos.

Devido à impossibilidade de se representar o motor por seu circuito equivalente para os casos em que o motor de indução trifásico está fora da condição nominal, procura-se uma alternativa de modelagem, pois é de interesse do trabalho representar convenientemente o motor de indução trifásico.

Capítulo 4 : Redes neurais artificiais

4.1 Introdução

As redes neurais artificiais (RNA), inspiradas na natureza, fundamentam-se nos estudos sobre a estrutura do cérebro humano para tentar emular sua forma inteligente de processar informação. Basicamente, tanto nas redes biológicas como nas artificiais, o conhecimento é adquirido através de um processo de aprendizagem.

Um ponto importante a favor da utilização das redes neurais artificiais nos modelos com comportamento não linear é que existem problemas de extrema complexidade matemática, inviáveis de serem resolvidos pelos métodos convencionais. As redes neurais artificiais têm mecanismos intrínsecos mais flexíveis que resolvem problemas complexos.

Além disso, as RNA são dispositivos que permitem certa tolerância a ruídos e falhas, o que advém da capacidade de generalização das redes, que são capazes de suportar ruídos e imperfeições no ambiente, mantendo um resultado muito próximo do desejado.

No presente capítulo são abordadas algumas características importantes das RNA, entre elas uma breve descrição da sua história, uma descrição do modelo aproximador universal - neste caso da rede neural *multi-layer perceptron* (MLP), dando ênfase ao algoritmo de treinamento com *backpropagation* pelo método de Levenberg-Marquardt. Serão abordados fatores que podem levar as redes neurais artificiais a encontrar uma solução desejada para o problema de representação do circuito equivalente do motor de indução utilizando a caixa de ferramentas “Neural Network Toolbox” do software Matlab. Existem outros modelos de redes neurais que oferecem soluções distintas como as redes de base radial (RBF) e a máquina de vetor suporte (SVM). Este trabalho concentra-se unicamente nas redes do tipo MLP. As

referências principais deste capítulo são (Haykin S., 1999 edição em português) e (Leite L., 2003 tese de doutorado).

4.2 Um breve histórico das RNA

Pode-se considerar que a história das redes neurais artificiais remonta ao ano de 1943, quando McCulloch e Pitts conceberam o primeiro modelo de neurônio artificial que se baseava na soma de entradas modificadas por pesos e numa saída assumindo a forma binária (McCulloch & Pitts, 1943).

Poucos anos depois, em 1949, surge um grande marco na história das RNA, que foi o trabalho de Donald Hebb, que sugeriu em seu livro “*Organization of Behavior*” um modo de proporcionar capacidade de aprendizado às redes neurais artificiais. Além disso, cresceu a intenção de buscar inspiração na própria natureza para fazer emergir comportamentos inteligentes. Nesta fase as pesquisas eram limitadas pela baixa tecnologia computacional existente.

Assim aparece o *perceptron* de Frank Rosenblatt, que era uma rede neural de duas camadas de neurônios capaz de aprender de acordo com a regra de Hebb (Hebb D., 1949). A estrutura adotada até hoje na sua forma de rede é conhecida como *multi-layer feedforward perceptron*, sendo na atualidade muito usada, principalmente após ter sido provada como um modelo matemático popularmente chamado de aproximador universal para algumas configurações de rede. Os parâmetros deste modelo podem ser ajustados com base em alguns critérios de desempenho de modo a ter o comportamento desejado.

Existem vários algoritmos de estimação de parâmetros que podem ser aplicados a modelos matemáticos que usam o MLP. Usualmente esses algoritmos são baseados em algum método de otimização, sendo mais usado o vetor gradiente por sua simplicidade e seu esforço computacional relativamente pequeno (Robitaille et al, 1996). Os algoritmos de aprendizagem baseados no método de otimização pelo vetor gradiente possuem ainda a vantagem de serem de fácil compreensão e de fácil implementação pelos usuários, sem exigir intensos conhecimentos sobre métodos de otimização ou técnicas de implementação computacional.

4.3 O neurônio artificial como unidade de processamento

Inicialmente é necessário conhecer a unidade básica de processamento de uma rede neural artificial (RNA), denominada neurônio artificial. Essa unidade processa suas entradas através de uma soma ponderada e de uma função de ativação. A função de ativação é o primeiro componente a ser escolhido na estrutura de um neurônio para uma dada aplicação.

A figura 4.1 mostra o modelo genérico de um neurônio artificial onde $f(z_k)$ é a função de ativação do neurônio.

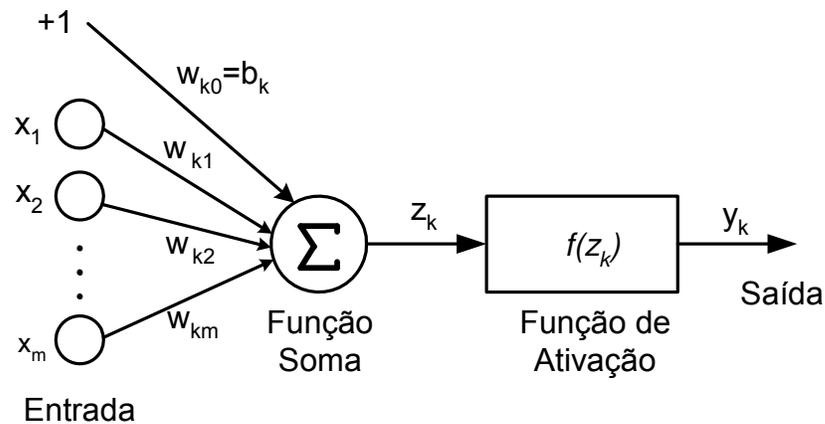


Figura 4.1: Modelo de neurônio artificial.

Matematicamente a saída do neurônio é dada por:

$$y_k = f\left(\sum_{i=1}^m x_i w_{ki} + b_k\right) = f(z_k) \quad (4.1)$$

Onde x_i , $i = 1..m$, são as entradas; w_{ki} são os pesos sinápticos dos neurônios correspondentes; z_k são as entradas para a função de ativação; b_k são as bias (entradas fixas) do neurônio e y_k é o sinal de saída do neurônio.

Por exemplo, para modelo de neurônio proposto por McCulloch e Pitts, a função de ativação $f(z_k)$ é uma função degrau da seguinte forma:

$$f(z_k) = \begin{cases} 1, & \text{se } z_k > a, \\ 0, & \text{se } z_k \leq a. \end{cases} \quad (4.2)$$

A função de ativação pode ser definida também por outros três tipos de funções que são: a linear, a logarítmica e a tangente hiperbólica. A primeira é descrita da seguinte forma:

$$f(z_k) = z_k \quad (4.3)$$

Já as funções logarítmica e tangente hiperbólica são representadas respectivamente como:

$$f(z_k) = \frac{1}{1 + \exp^{-z_k}} \quad (4.4)$$

$$f(z_k) = \frac{\exp^{z_k} - \exp^{-z_k}}{\exp^{z_k} + \exp^{-z_k}} \quad (4.5)$$

Um exemplo de função sigmoideal é a função logarítmica que opera na faixa de $f(z_k) \in [0;1]$, enquanto a função tangente hiperbólica opera na faixa de $f(z_k) \in [-1;1]$ (Haykin, 1994).

A organização dos neurônios de uma RNA é feita em camadas, sendo a primeira denominada camada de entrada e a última camada de saída. O número de camadas intermediárias e o número de neurônios em cada uma delas são escolhidos empiricamente de acordo com a necessidade do projeto, isto é, os números de camadas e de neurônios aumentam caso o conjunto de dados exija um processamento mais refinado para capturar características especiais do sistema como não linearidades.

Os neurônios artificiais recebem as informações das entradas e são ajustados através dos pesos w_{ki} , $i = 1, \dots, m$. Este procedimento simula o processamento sináptico. Os pesos sinápticos são parâmetros adaptáveis ajustados através de um processo de treinamento ou aprendizagem (Haykin, 1994).

4.4 Principais modelos de redes neurais como aproximador universal

Existem vários modelos conexionistas, dentre os que se destacam como aplicáveis para o objetivo do trabalho os chamados aproximadores universais, que têm capacidade de aproximar qualquer função contínua não linear.

Estes modelos são: a) *multi-layer perceptron (MLP)* com *backpropagation*, proposto por P. Werbos, D. Parker e D. Rumelhart em 1974; b) função de base radial (RBF), inicialmente estudada e detalhada por Powell em 1985; c) máquina de vetor suporte (SVM), proposta por Vapnick em 1992.

4.5 Redes perceptrons de múltiplas camadas

As redes do tipo *perceptron* de múltiplas camadas constituem os modelos neurais artificiais mais utilizados e conhecidos até hoje. Foram desenvolvidos no começo da década de 1970 e são redes acíclicas com uma ou mais camadas de neurônios intermediários entre as camadas de entrada e saída.

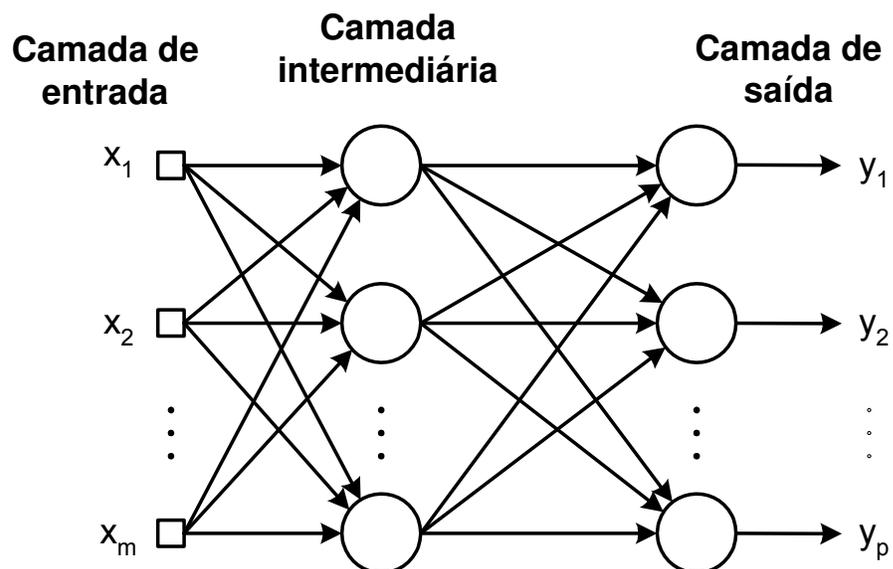


Figura 4.2: Topologia genérica do perceptron.

A base teórica deste modelo foi apresentada originalmente em (P. Werbos et al, 1974). O oitavo capítulo de (Rumelhart et al, 1986) é inteiramente dedicado à análise e ao aprendizado deste modelo.

O modelo do *perceptron* multi-camadas utiliza uma topologia de três ou mais camadas. As conexões entre as unidades são do tipo intercamadas e são direcionadas da camada de entrada para a camada de saída.

No *perceptron*, entre uma camada e outra, existe uma matriz de pesos. A regra da retropropagação (*backpropagation*) usa a combinação entre as saídas de cada unidade e a

matriz de pesos. Ela é realizada através da soma ponderada de cada sinal que chega, através das conexões, pelo respectivo peso. O estado de ativação assume valores contínuos e por isso a regra de ativação das unidades utiliza como função de ativação uma função do tipo sigmóide.

A função sigmóide também se faz necessária pela regra de aprendizado, que utiliza uma função de ativação contínua, não-decrescente e diferenciável.

4.5.1 Algoritmo de retropropagação do erro (*backpropagation*)

O algoritmo de retropropagação do erro, conhecido como *backpropagation* consiste basicamente em dois passos: a propagação positiva do sinal funcional, processo durante o qual todos os pesos da rede são mantidos fixos e a retropropagação do erro, na qual o sinal é propagado em sentido oposto ao de propagação do sinal e neste processo todos os pesos da rede são ajustados.

4.5.1.1 Algoritmo de otimização para treinamento supervisionado

O processo de treinamento supervisionado de redes neurais artificiais multicamadas é equivalente a um problema de otimização não-linear irrestrito onde uma função de erro global é minimizada a partir do ajuste de parâmetros da rede neural (pesos). Essa perspectiva do processo de treinamento supervisionado permite desenvolver algoritmos de treinamento baseados em resultados bem fundamentados da teoria de análise numérica convencional. Os principais procedimentos de análise numérica passíveis de implementação computacional empregam métodos que utilizam o gradiente da função ou então são métodos que utilizam as derivadas de segunda ordem.

Para problemas de aproximação utilizando um número definido de dados e determinada função de aproximação, a distância entre a função a ser aproximada e sua aproximação é uma função apenas do vetor de parâmetros (k). Tomando a norma euclidiana como medida de distância, produz-se a seguinte expressão:

$$E(k) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k(\mathbf{x}) - y_{d_k}(\mathbf{x}, k))^2 \quad (4.6)$$

O funcional E é denominado superfície de erro do problema de aproximação. O problema de minimizar $E(k)$ torna-se um problema de otimização cuja solução é o vetor θ^*

que minimiza quadrados $E(k)$. O objetivo deste método é determinar os mínimos locais que são pontos nos quais o funcional de erro possui o menor valor. Ou seja, encontrar um vetor de saída \mathbf{y}_{dk} que melhor se aproxime do vetor de saída do processo real $\mathbf{y}_k(x)$ com a mínima soma de valores do erro. Em notação vetorial o modelo de saída pode ser escrito como:

$$\theta^* = \arg \min E(k) \quad (4.7)$$

$$\mathbf{y}_{dk}(x) = \mathbf{X}\theta^* \quad (4.8)$$

onde a solução ótima é dada pela equação:

$$\theta^* = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}_k \quad (4.9)$$

4.5.1.2 Método de Levenberg-Marquardt (LM)

O método de segunda ordem é bastante eficiente quando se trata de redes com número pequeno de conexões a serem ajustadas (Hagan, 1994).

A função de erro apresentada na equação (4.6) representa o erro quadrático médio (MSE).

Se for considerado como funcional a soma dos erros quadráticos, e ainda se for levado em conta que o problema pode ter múltiplas saídas, como é o caso em estudo, obtém-se a expressão (4.10) para o funcional de erro.

$$E(k) = \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^m (\mathbf{y}_{jk}(x) - \mathbf{y}_{djk}(x, k))^2 \quad (4.10)$$

onde $\mathbf{y}_{jk}(x)$ é o valor de saída a ser aproximado e $\mathbf{y}_{djk}(x)$ é valor da saída da rede neural, N é o número de amostras e m é o número de saídas.

A solução do método de Levenberg-Marquardt modifica o vetor θ^* da equação (4.9) pela equação (4.11).

$$\theta^* = (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \mu \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}_k \quad (4.11)$$

O efeito da matriz $\mu \mathbf{I}$ é adicionar μ a cada autovalor de $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$. Uma vez que a matriz $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$ é semi-definida positiva e, portanto o autovalor mínimo possível é zero, qualquer valor positivo, pequeno, mas numericamente significativo de μ será suficiente para restaurar a matriz aumentada e produzir uma direção descendente de busca da solução θ^* .

Diferenciando a equação (4.10), o funcional de erro é chamado de matriz hessiana. Essa matriz pode ser aproximada pela equação:

$$\nabla^2 E = 2(\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \mathbf{E}(k)) \approx 2\mathbf{X}^T \mathbf{X} \quad (4.12)$$

Finalmente ajustam-se os pesos da rede através da seguinte relação:

$$w_{ki}(k+1) = w_{ki}(k) - \eta \frac{\partial E(k)}{\partial w_{ki}(k)} \quad (4.13)$$

Onde η é uma constante que determina a taxa de aprendizado do algoritmo.

4.5.2 Sobre as condições iniciais para a rede MLP

Os métodos baseados no vetor gradiente são sensíveis às condições iniciais. Se o processo de ajuste de parâmetros por iniciado com o peso (w_{ki}), próximo do peso desejado (w), então ele atingirá o objetivo rapidamente, mas se for iniciado distante de w ele atingirá o objetivo em um tempo mais longo (Hagan, 1994). O problema principal desse método é que w é desconhecido e existem poucas informações a respeito do sistema a ser identificado ou modelado.

Neste modelo de MLP, as funções de ativação da primeira camada de neurônios processadores são limitadas e suaves (sigmodais).

Contudo, existem alguns problemas relativos à saturação dos sinais de saída dos neurônios pertencentes à primeira camada, quando muitos parâmetros da rede assumem valores muito superiores à unidade durante o processo de ajuste de parâmetros. Os problemas de saturação surgem em duas situações: quando os parâmetros são iniciados com valores muito maiores que a unidade ou quando o algoritmo de ajuste de parâmetros diverge. Para a primeira situação a consequência seria a baixa velocidade de convergência em direção a w . Muitos pesquisadores têm sugerido que os parâmetros sejam iniciados e mantidos com valores próximos da unidade (Hassoun, 1995; Mehrotra et al, 1997 e Hertz et al, 1991). Para a

segunda situação, o algoritmo proposto é sempre convergente. Assim a rede torna-se livre do problema de saturação por divergência do ajuste de parâmetros.

O problema de determinar uma condição inicial para a rede MLP tem sido intensivamente pesquisado. Muitas técnicas têm sido sugeridas, mas não existe ainda uma solução geral para o problema. A literatura técnica apresenta duas abordagens básicas: o *easiest-path* ou caminho fácil, e o *shortest-path* ou caminho mais curto (Hassoun, 1995 e Mehrota et al, 1997).

O paradigma *easiest-path* propõe a iniciação com os parâmetros distribuídos aleatoriamente e uniformemente sobre um intervalo $[-\alpha, \alpha]$, usualmente com $\alpha \leq 1$, sem qualquer justificativa matemática.

Os paradigmas *shortest-path* são mais complexos. Eles levam em consideração um conhecimento a priori sobre os sinais do sistema, para usá-los, por exemplo, em algum método estatístico para a determinação de uma boa condição inicial. Ambos os paradigmas podem ser empregados no método proposto, mas está fora do escopo deste trabalho decidir qual é o melhor. Aqui é adotada a abordagem *easiest-path*.

4.5.3 Sobre a escolha do número de neurônios na primeira camada

A escolha do número adequado de neurônios para a primeira camada de neurônios processadores da rede MLP é também um problema difícil de resolver. A literatura técnica não apresenta um critério claro e objetivo para isto (Narendra, 1996; Mehrota et al; 1997). Barron (1993) apresenta um critério baseado na integral de um erro quadrático da aproximação desejada, mas o critério não é viável para propósitos práticos por demandar conhecimentos sobre o sistema.

A melhor solução seria encontrada se a região de densidade da rede MLP pudesse ser maior que a do sistema. Isto é difícil de ser obtido em situações práticas, porque o sistema é assumido como sendo desconhecido ou pouco conhecido.

4.5.4 Aprendizado

O maior problema da utilização do algoritmo de retropropagação ocorre quando a rede neural obtém uma solução que corresponde a um mínimo local da função do erro. Existem diversas alternativas que visam a diminuir a ocorrência de mínimo local. As mais utilizadas são descritas nos dois próximos parágrafos.

Diminuição da taxa de aprendizado: se a taxa de alteração dos pesos é diminuída progressivamente, então o algoritmo do gradiente decrescente está apto a alcançar uma solução melhor.

Adição de unidades internas: é possível considerar que quando um mínimo local é apresentado como solução, duas classes diferentes são classificadas como a mesma. Para evitar isso, ao serem colocadas mais unidades na camada escondida, a rede fará um reconhecimento melhor, diminuindo a ocorrência de mínimo local.

4.6 Função de base radial (RBF)

As funções de base radial (RBF) são definidas como uma combinação linear de funções básicas radialmente simétricas. A rede neural RBF utiliza o mecanismo de construção radial. A saída da função radial é dada por:

$$y_j(x) = \sum_{i=1}^m \omega_{ij} f_i(\|x - \mu_i\|) \quad (4.14)$$

onde w_{ij} são os pesos, u_i os centros, e f a função de ativação.

Na figura 4.3, os neurônios da camada oculta utilizam a função gaussiana como função base.

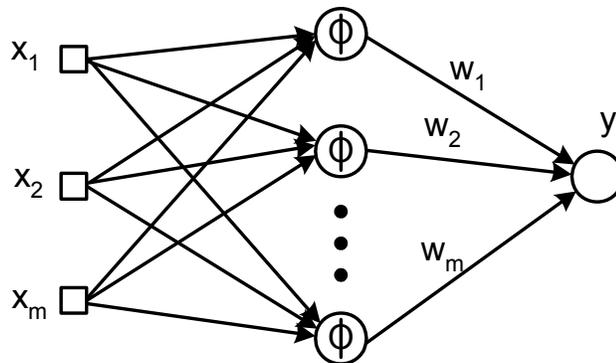


Figura 4.3: Rede neural artificial RBF

A função de base radial tem três tipos de parâmetros: a) os pesos da camada de saída são lineares e determina a amplitude da função base, b) os centros são parâmetros não lineares

dos neurônios ocultos da camada intermediária e determina a posição do RBF, c) a derivação standard são parâmetros não-lineares do neurônio da camada intermediária.

Os neurônios da camada intermediária servem para um propósito diferente daqueles da camada de saída da rede.

A linearidade nos parâmetros da função de base radial implica que seus valores podem ser computados com técnicas de mínimos quadrados, as quais são mais rápidas do que os métodos de gradiente conjugado usados para solucionar valores sigmoidais.

Os números de funções base crescem exponencialmente com a dimensão dos valores de entrada.

A desvantagem deste modelo é que ele requer um maior número de parâmetros que a rede MLP para o mesmo grau de precisão.

Capítulo 5 : Uso de redes neurais como modelo matemático em regime permanente do motor de indução

5.1 Introdução

Conhecer as características dos modelos de redes neurais como aproximador de funções incentiva a aplicação e o uso desses modelos para a representação do comportamento do motor de indução. O objetivo do modelo neural é mostrar a sua capacidade de generalização e substituir o tradicional circuito equivalente de um motor de indução trifásico para a determinação de suas grandezas como corrente de estator, potência da carga e conjugado eletromagnético a partir do conhecimento do escorregamento.

A partir de resultados experimentais obtidos em bancada, tabela 3.1, constrói-se modelos de redes neurais com topologias baseadas em aproximadores universais, com características particulares impostas pelo problema. Esses modelos podem ser treinados de modo que consigam mapear o comportamento das grandezas do motor de indução para variadas condições de funcionamento, especificamente dentro de um intervalo de operação correspondente aos escorregamentos desde a condição em vazio até 110% da carga nominal, ou seja de 0,0100 até 0,0756, no caso deste trabalho, e que tenham sido contempladas no conjunto de ensaios realizados no laboratório. Após um processo adequado de treinamento, espera-se que as redes generalizem o comportamento da máquina com boa precisão e com número menor possível de neurônios.

Neste capítulo procedimentos de identificação, normalização de dados, configuração, treinamento e validação de resultados são abordados. Posteriormente alguns resultados de generalização dessas redes neurais são apresentados.

5.2 Identificação do modelo neural

Identificar o modelo neural consiste primeiramente em deduzir a relação existente entre a entrada e a saída do sistema. Para este trabalho a relação entrada-saída adotada, com base nos dados experimentais obtidos nos ensaios em carga variável do motor de indução, compreende o escorregamento e as grandezas do motor de indução trifásico: torque eletromagnético T_{em} , corrente do enrolamento de estator I_e , potência de entrada do motor P_e , e potência de saída P_{sa} .

Pode-se observar na figura 5.1 o comportamento dessas principais grandezas do motor de indução em função do escorregamento. Estas curvas foram construídas a partir dos dados obtidos na tabela 3.1, no intervalo de operação correspondente aos escorregamentos considerados e antes já mencionados.

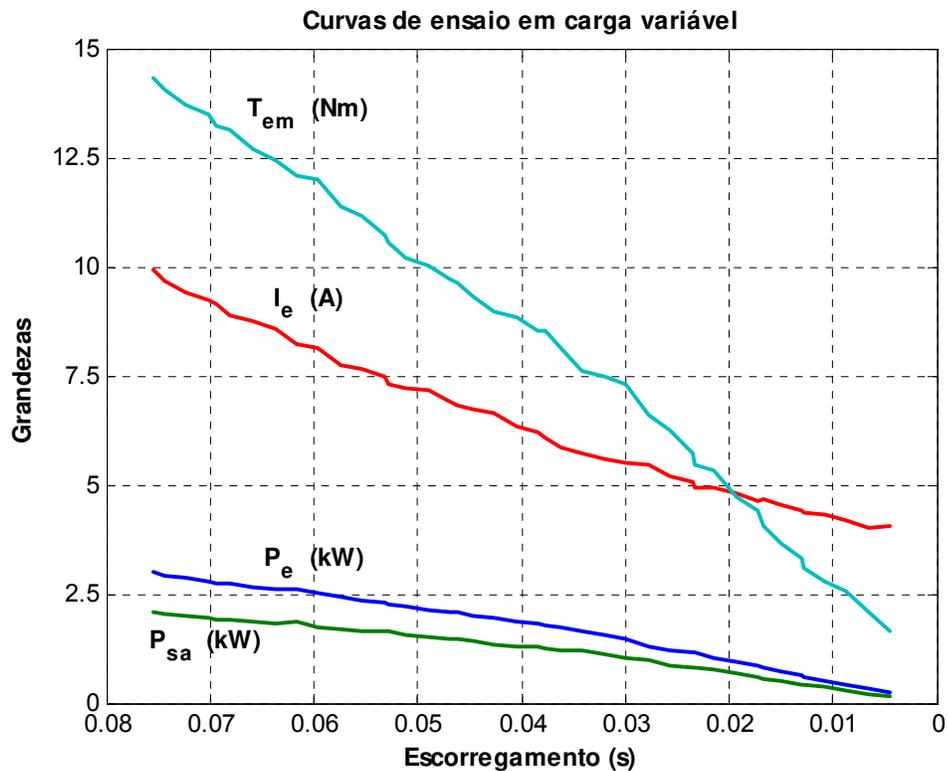


Figura 5.1: Identificação da relação entrada-saída

Várias topologias são utilizadas para realizar os treinamentos da rede com o único objetivo de encontrar um modelo de rede neural cuja saída seja capaz de representar o comportamento da figura 5.1.

A figura 5.2 mostra um esquema possível. As grandezas anteriormente mencionadas representam as variáveis desejadas ou a função objetivo (vetor de saídas). A entrada é identificada como a responsável pelo recebimento de informações onde os padrões são inicialmente apresentados à rede e, neste caso, são os escorregamentos em cada situação de carga (vetor de entradas).

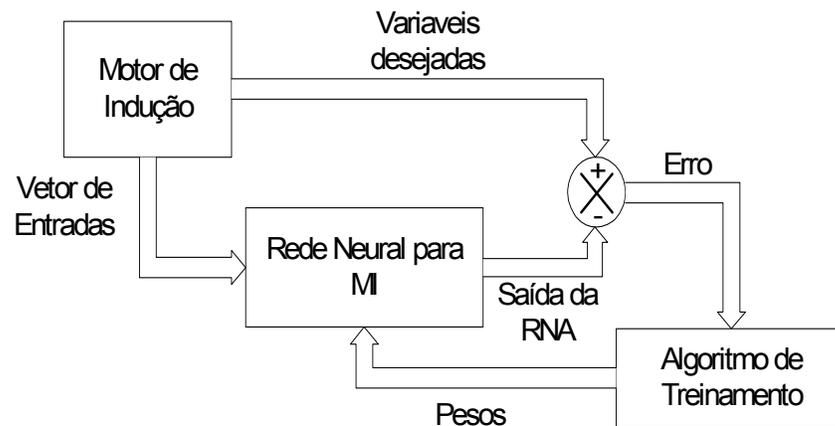


Figura 5.2: Representação da RNA e estimação das grandezas.

Nos itens seguintes apresentam-se, de forma geral, as configurações das redes neurais, os números de camadas e de neurônios utilizados nas arquiteturas adotadas, bem como os métodos de treinamento que melhor se adaptaram ao objetivo do trabalho.

5.3 Normalização dos dados de entrada dos ensaios do motor de indução

Um dos passos a ser realizado no processo de desenvolvimento do modelo neural é a coleta de dados. Para tal fim foram utilizados os dados da tabela 3.1, que correspondem aos 52 ensaios realizados em diferentes condições de carga do motor de indução. Destes 52 conjuntos de dados as colunas correspondentes às grandezas como potência de entrada, corrente nos enrolamentos do estator, torque eletromagnético e potência eletromagnética obtida a partir do conhecimento da potência de saída do gerador de corrente contínua, representam o conjunto de

treinamento. Inicialmente não foram separados dados para realizar testes. A literatura sugere que parte dos dados a serem usados no treinamento da rede sejam separados. No entanto, à medida que o número de dados de entrada para o conjunto de treinamento seja reduzida gradualmente utiliza-se sua diferença para formar o conjunto de dados de teste. Esta tarefa requer uma análise cuidadosa sobre o problema para minimizar ambigüidades e erros nos dados. Além disso, os dados coletados devem ser significativos e cobrir amplamente o domínio do problema; não devem cobrir apenas as operações normais ou rotineiras, mas também as exceções e as condições nos limites do domínio do problema.

Normalmente os dados coletados são separados em duas categorias: dados de treinamento, que serão utilizados para o treinamento da rede e dados de teste, que serão utilizados para verificar o desempenho da rede sob condições reais de utilização. Além dessa divisão pode-se usar também uma subdivisão do conjunto de treinamento criando um conjunto de validação, utilizado para verificar a eficiência da rede quanto à sua capacidade de generalização durante o treinamento. Este procedimento pode ser empregado como critério para o encerramento do treinamento.

Depois de determinados os conjuntos de treinamento e de teste, os dados são apresentados à rede de forma aleatória para impedir tendências associadas à ordem de apresentação dos dados. Além disso, foi necessário pré-processar parte dos dados, os que correspondem às grandezas de potência foram divididos por 1000 a fim de normalizar os valores e torná-los mais apropriados para a utilização na rede e para a construção de gráficos.

5.3.1 Número de amostras utilizadas para o treinamento da rede

Normalmente, uma rede é treinada com cerca de 90% a 80% dos dados coletados e os restantes 10% a 20% são usados para validação da modelagem proposta (L. Leite, 2002). Neste trabalho inicialmente 100% das amostras são destinadas ao treinamento, o que significa que os 4x52 dados coletados e ordenados matricialmente serão destinados para treinamento, proporcionando assim uma potencial capacidade de generalização da saída desejada. Esses dados correspondem à variação de carga desde a condição em vazio até 110% da carga nominal cobrindo amplamente o domínio dos escorregamentos.

Em situações reais, por praticidade e custo, fazer 52 ensaios ou mais é uma tarefa difícil de ser realizado com a finalidade de representar o desempenho do motor de indução. Neste trabalho excepcionalmente foram feitos esses 52 ensaios para obter um bom grau de

aproximação do comportamento real do motor. A partir desse conjunto de dados mostrou-se, com precisão, que é possível representar o motor de indução com um menor número de ensaios. Essa é a razão pela qual as amostras para treinamento foram reduzidas gradualmente até encontrar-se um mínimo razoável que representasse adequadamente o comportamento do motor de indução.

5.4 Configuração da rede

Talvez seja esta a parte mais crucial quando se trata de identificar um modelo neural adequado. Predomina aqui a habilidade e o conhecimento do assunto, pois a definição da configuração de redes neurais é ainda considerada uma arte que requer grande experiência dos projetistas.

A tarefa de configurar uma rede pode ser dividida em três etapas: a) Seleção do modelo apropriado. Pelas características do problema foram utilizados dois tipos de rede: o *multi-layer perceptron* (MLP) e a função de base radial (RBF). A configuração de rede MLP foi mais usada no trabalho por sua capacidade de generalização. b) Determinação da topologia da rede a ser utilizada. A primeira hipótese feita foi de que teria uma única camada intermediária. Inicialmente o número de unidades ou neurônios na camada intermediária foi de 8 e, em função do comportamento do modelo foi-se reduzindo até 3 neurônios intermediários. Pela característica do problema implementou-se uma rede com uma única camada de entrada de um neurônio, devido ao fato do problema só ter uma entrada que é o escorregamento, e uma camada de saída de 4 neurônios devido ao fato de que são 4 as grandezas a serem obtidas (saída). A figura 5.3 mostra a topologia [1 3 4] da rede *multi-layer perceptron* (MLP).

O problema da seleção do modelo é essencialmente o de escolher um modelo neural MLP que minimiza o erro quadrático médio e o número de épocas durante o treinamento (Haykin, 1999). Após um período de estimação o número máximo de épocas adotado foi de 1000 épocas. Uma época de treinamento é definida como sendo a apresentação à rede de todos os pares (entrada-saída) do conjunto de treinamento até que se atinja o erro quadrático médio (MSE) requerido. As funções de ativação para os neurônios da camada intermediária são funções sigmóides, e as funções de ativação para os neurônios de saída são funções lineares. Este passo tem um grande impacto no desempenho do sistema resultante.

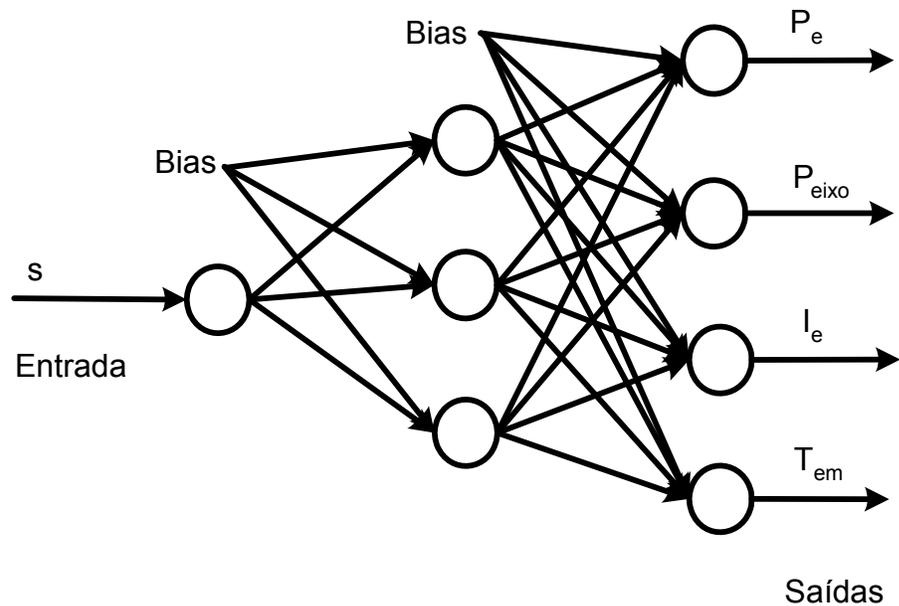


Figura 5.3: Rede neural do tipo MLP utilizada.

5.5 Treinamento e critério de parada

Normalmente o processo de treinamento com o algoritmo de retropropagação se realiza em estágios, partindo de mapeamentos mais razoáveis até chegar a funções mais complexas. Isto é explicado pelo fato de que, em uma situação típica, o erro quadrático médio decresce com o aumento do número de épocas durante o treinamento. Realizar o passo inverso garante o processo de treinamento tendo como resultado uma boa generalização.

O algoritmo de treinamento escolhido é o algoritmo de retropropagação (*backpropagation*) de segunda ordem, denominado método Levenberg-Marquardt (Haykin, 1999). Os pesos iniciais da rede são valores pequenos aleatoriamente escolhidos.

É importante considerar nesta fase alguns aspectos tais como a inicialização da rede, o modo de treinamento e o tempo de treinamento. Na figura 5.4 observa-se precisamente a inicialização aleatória dos pesos.

Normalmente os valores iniciais dos pesos da rede são números aleatórios uniformemente distribuídos em um intervalo definido.

A eficiência relativa dos modos de treinamento depende do problema que está sendo tratado. Neste caso o método de segunda ordem torna o treinamento mais estável (L. Nunes, 1998).

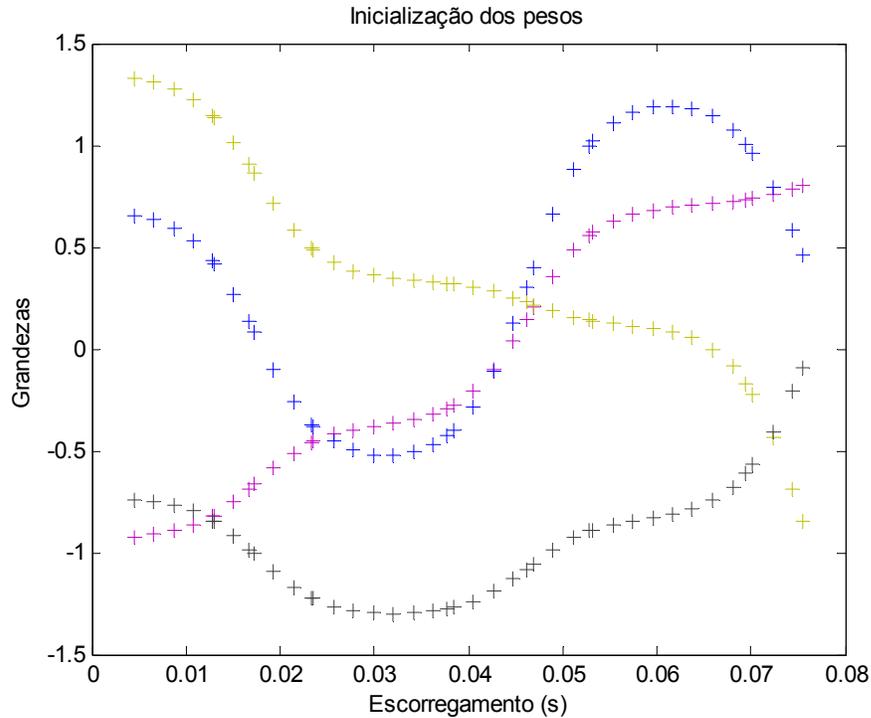


Figura 5.4: Distribuição inicial dos pesos

Quanto ao tempo de treinamento, vários fatores podem influenciar a sua duração, porém sempre será necessário utilizar algum critério de parada. O critério de parada do algoritmo *backpropagation* não é bem definido e geralmente é utilizado um número máximo de épocas. Consideram-se 100 épocas como suficientes para o critério de parada. Deve-se considerar a taxa de erro quadrático médio (MSE) por ciclo de treinamento, como também a capacidade de generalização da rede. A figura 5.5 mostra o desempenho da taxa de erro para o processo de treinamento de 52 amostras apresentadas à rede neural. Pode-se observar que o número de épocas escolhidas garante a margem de treinamento de modo que o erro quadrático médio adotado pela rede neural MLP chegou perto de 10^{-4} em aproximadamente 100 épocas. Deve-se ter cuidado de não deixar ocorrer sobre-treinamento quando se realiza uma escolha excessiva de épocas. Deve-se indicar que o valor do erro quadrático médio (MSE) do processo de treinamento seja diferente do valor do erro quadrático médio utilizado na validação da rede neural que também leva a mesma simbologia por se tratar do mesmo procedimento de cálculo do erro.

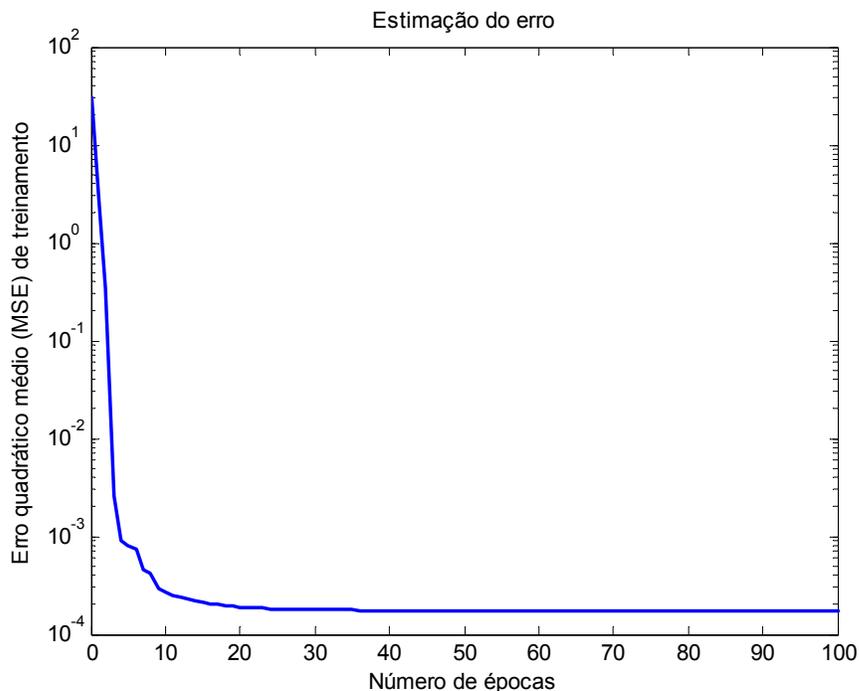


Figura 5.5: Desempenho da taxa de erro.

O fato de se ter um MSE da ordem de 10^{-3} responde à exigência de representar com alto grau de precisão a rede MLP no processo de treinamento. Isso poderá ser observado nas figuras 5.6 a 5.9.

Pode ocorrer que em um determinado instante do treinamento a generalização comece a degenerar, causando o problema de sobre-treinamento (*overtraining*), ou seja, a rede se especializa no conjunto de dados do treinamento e perde a capacidade de generalização.

O treinamento deve ser interrompido quando a rede apresentar uma boa capacidade de generalização e quando a taxa de erro for suficientemente pequena e menor do que um erro admissível. Assim, deve-se encontrar um ponto ótimo de parada com erro mínimo e capacidade de generalização máxima. Uma regra usada para esses casos é a parada antecipada baseada na validação cruzada, que busca o ponto de inflexão do erro quadrático médio tanto da curva de treinamento como a curva de validação.

Várias topologias são pretendidas no treinamento, na intenção de buscar uma ótima solução. Em princípio as estruturas de rede [1 8 4], [1 5 4], e [1 3 4] foram utilizadas, onde o primeiro, segundo e o terceiro dígitos que aparecem dentro de cada colchete representam, respectivamente, as quantidades de neurônios de entrada existentes na camada de entrada, na camada intermediária e na camada de saída da rede.

A estratégia adotada para realizar o processo de treinamento foi tomar os 52 dados obtidos nos ensaios, que de agora em diante serão chamados de amostras, e apresentá-los à estrutura de rede neural construída. A utilização de todos esses dados garante um bom início na busca de uma rede neural apropriada e com características já mencionadas, ou seja, menor número de amostras possíveis e boa capacidade de generalização. Sendo assim foi realizada uma série de treinamentos começando com 52, 40, 35, 30, 25, 20, 15, 14, 13, 12, 11, 10, 9, 8, 7, 6 e 5 amostras, dos quais quatro deles são mostrados nas figuras 5.6 a 5.9, que correspondem ao uso de 52, 20, 10 e 5 amostras.

Na figura 5.6 observa-se o comportamento da topologia adotada [1 8 4] quando submetido ao treinamento. A linha em cruzes representa os valores treinados e a linha contínua representa a curva dos ensaios. Há uma forte proximidade delas de modo que ambos se sobrepõem. Isso é bom porque existem claros indícios de que a rede está treinada adequadamente. Significa que os pesos e as entradas fixas (*bias*) do modelo MLP chegaram a um ponto onde todos eles são fixos e prontos para serem avaliados com o processo de validação. Quando esta fase é completada, a rede está pronta para uso. No projeto pensou-se que 8 neurônios para 52 amostras apresentadas poderia ser um número excessivo, mas a resposta obtida elucida essa incerteza.

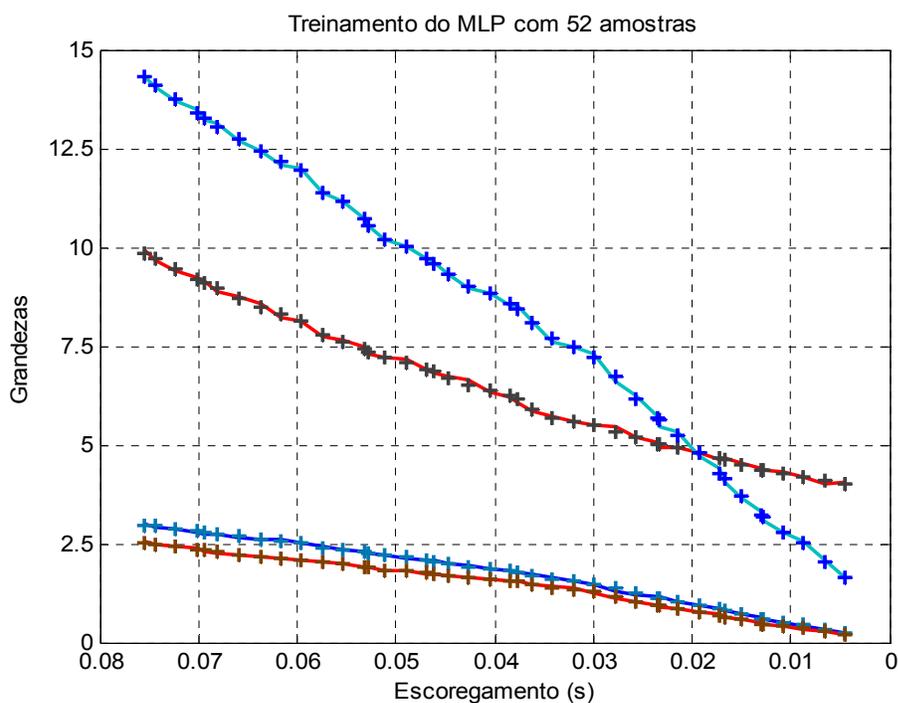


Figura 5.6: Treinamento da rede com 52 amostras.

A figura 5.7 mostra o comportamento da rede com 20 amostras apresentadas na camada de entrada no processo de treinamento.

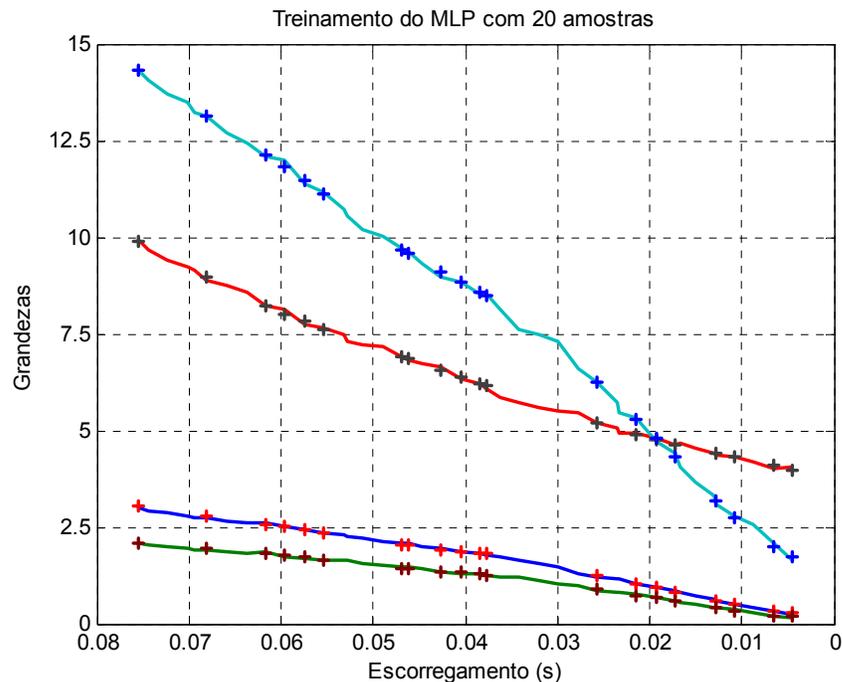


Figura 5.7: Treinamento da rede com 20 amostras.

Neste caso, para 20 amostras escolhidas aleatoriamente, a topologia usada foi [1 5 4]. A resposta obtida no treinamento da rede neural tem a mesma natureza. Isso faz pensar que é possível encontrar uma rede que mostre uma resposta satisfatória com um menor número de amostras, assim como um número reduzido de neurônios intermediários.

Para as figuras 5.8 e 5.9 utilizou-se a topologia [1 3 4], embora seja uma situação extrema, principalmente para o caso da figura 5.9, onde são usadas 05 amostras. A resposta do processo de treinamento mostra uma representação aceitável. A capacidade de generalização da rede pode ser questionada neste momento.

Como podem ser avaliados as figuras 5.6, 5.7, 5.8 e 5.9, embora todas as topologias de redes neurais sejam treinadas satisfatoriamente, nem todas garantem sua capacidade de generalização, como se poderá apreciar mais adiante. Porém, uma das formas de tirar essa dúvida é realizar o teste de validação da rede neural treinada.

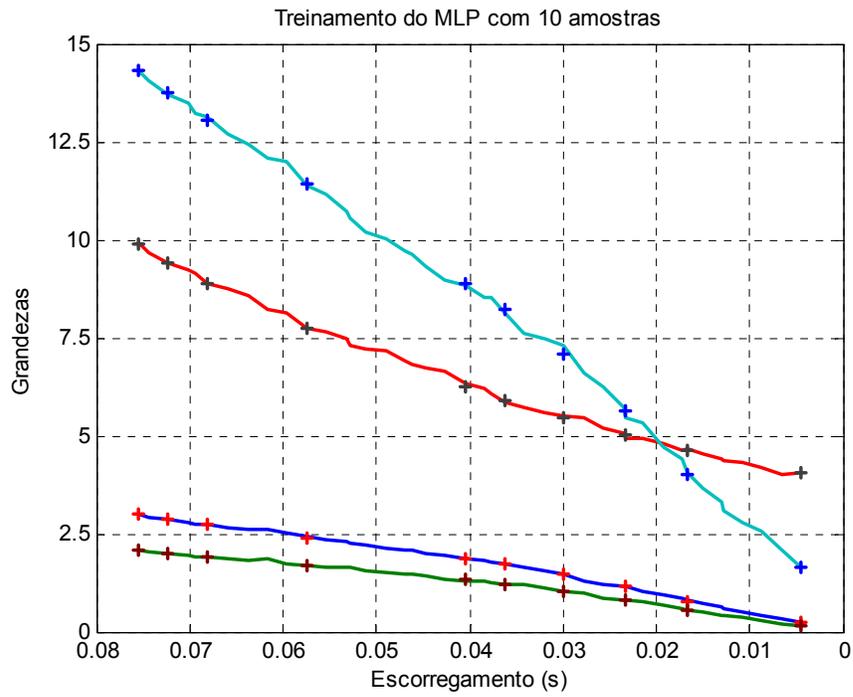


Figura 5.8: Treinamento da rede com 10 amostras.

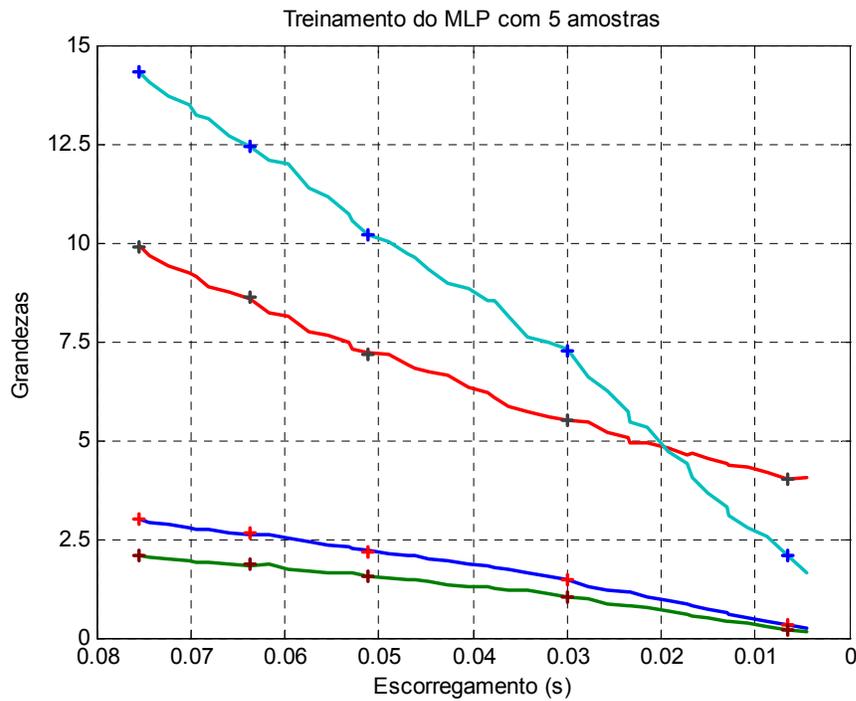


Figura 5.9: Treinamento da rede com 5 amostras.

Os comandos do Matlab a serem utilizados (*newff*, *trainlm* e *sim*) são funções de representação, treinamento e simulação ou validação que fazem parte do referido software (a versão 6.5 foi usada neste trabalho). Esses comandos foram implementados exclusivamente para o tratamento de redes neurais artificiais, o que torna mais simples o uso das RNA. Além disso existe a ferramenta relativamente nova chamada *Neural Network Toolbox*, que pode ser utilizada para estes propósitos. No entanto quando se requer modificação de parâmetros ou utilização de certas arquiteturas essa ferramenta apresenta algumas limitações.

5.6 Validação dos resultados do treinamento

Para verificar a capacidade de generalização da rede neural as respostas de treinamento obtidas pelo modelo são comparadas com os valores medidos nos ensaios em carga variável. Durante esta fase os conjuntos de teste utilizados para validar o modelo são obtidos do conjunto de valores da tabela 3.1. Como no processo de treinamento as amostras apresentadas à rede neural foram decrescendo gradualmente, aqueles valores que não foram previamente utilizados serviram para avaliar a capacidade de generalização da rede.

A figura 5.10 mostra claramente que o modelo neural com 8 neurônios na camada intermediária pode representar com precisão o comportamento do motor de indução para 42 pontos de treinamento salientando que os 10 pontos restantes aleatoriamente escolhidos são usados para testar a capacidade de generalização da rede.

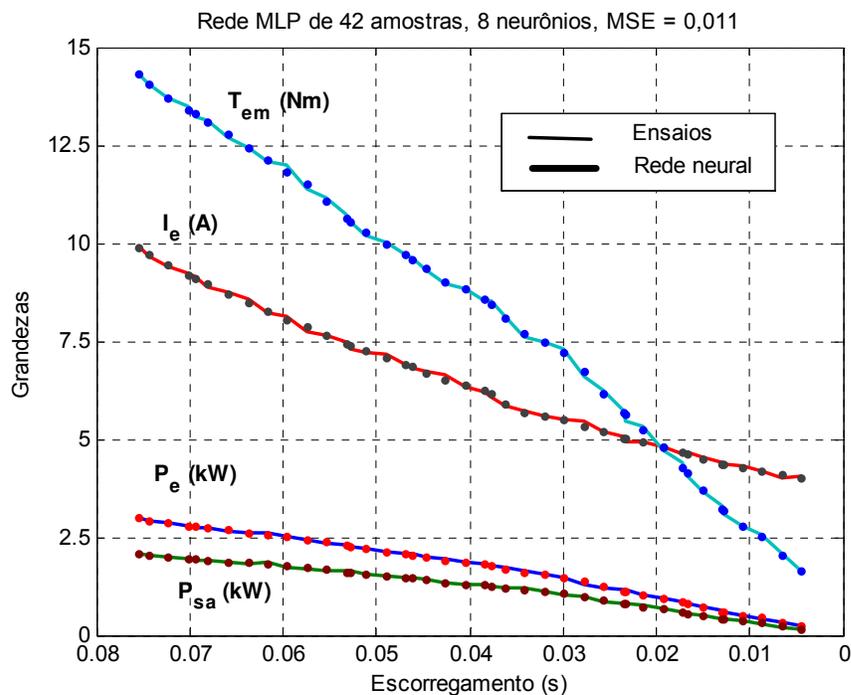


Figura 5.10: Validação da rede com 42 amostras e 8 neurônios intermediários.

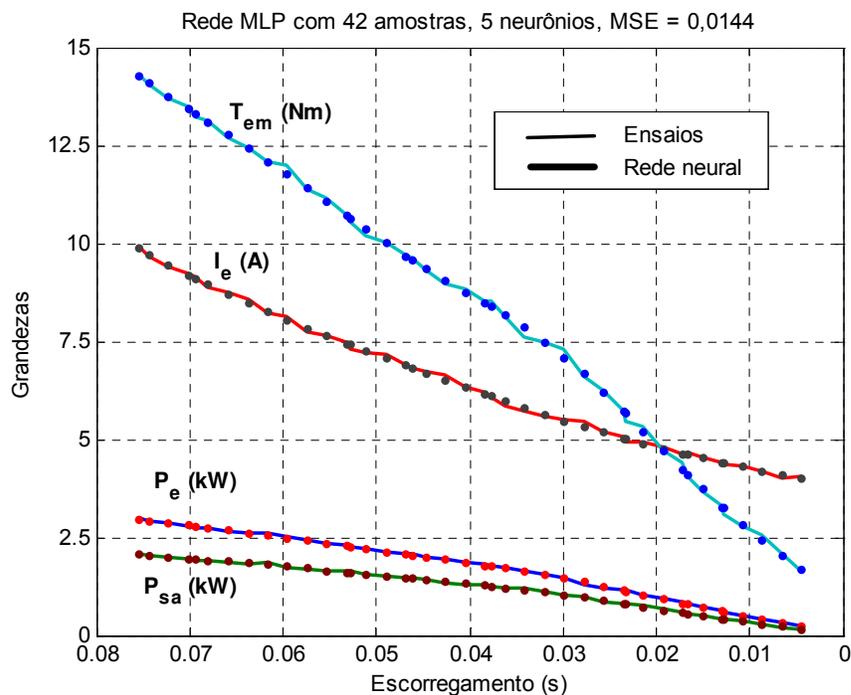


Figura 5.11: Validação da rede com 42 amostras e 5 neurônios intermediários.

Nas figuras 5.10 e 5.11 mostram-se as respostas de duas arquiteturas diferentes [1 8 4] e [1 5 4], o primeiro com oito neurônios intermediários e o segundo com cinco neurônios intermediários. As duas configurações foram testadas com os 52 valores medidos nos ensaios do motor de indução sendo que 10 deles são usados para validação e obtiveram soluções aceitáveis, tanto é assim que a diferença de MSE entre eles é mínima. A partir dessa conclusão focou-se no estudo em estruturas de rede com 5, 4, 3 e 2 neurônios intermediários.

Devem ser considerados ainda outros testes como análise do comportamento da rede utilizando diferentes valores de entrada.

Na figura 5.12 seguinte a topologia testada é [1 5 4] com cinco neurônios intermediários, 30 amostras apresentadas na camada de entrada e 30 valores aleatórios de teste correspondentes à faixa de operação [0,0100 , 0,0756]. A linha contínua representa os valores dos ensaios experimentais, considerados como valores desejados, e as linhas pontilhadas correspondem às respostas da rede após o treinamento. Pode-se observar nesta configuração uma boa resposta da rede neural com erro quadrático médio $MSE = 0,012$, um pouco menor do que o obtido no caso anterior. Isso faz supor que com um número menor de amostras pode-se conseguir uma boa representação.

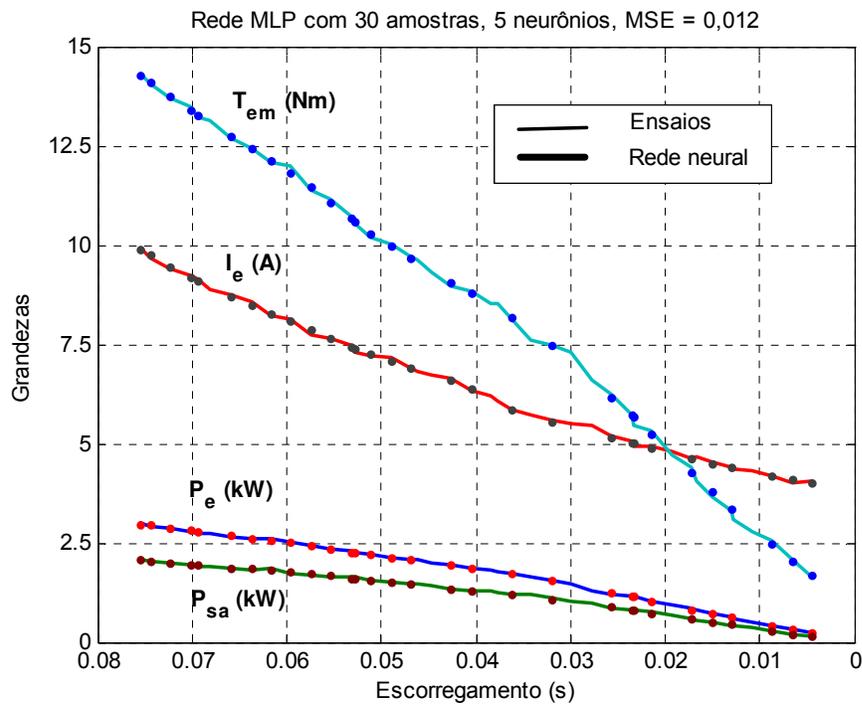


Figura 5.12: Validação da rede com 30 amostras e 5 neurônios intermediários.

A seguir se encontra a resposta da rede neural na configuração [1 5 4] com 20 dados de validação. Para esta arquitetura foram escolhidas 22 amostras aleatórias para treinamento, que foram apresentadas à rede. Após o treinamento a validação da rede considerou-a satisfatória. Uma vez comprovada sua capacidade de generalização, continua a busca de uma arquitetura mais simples.

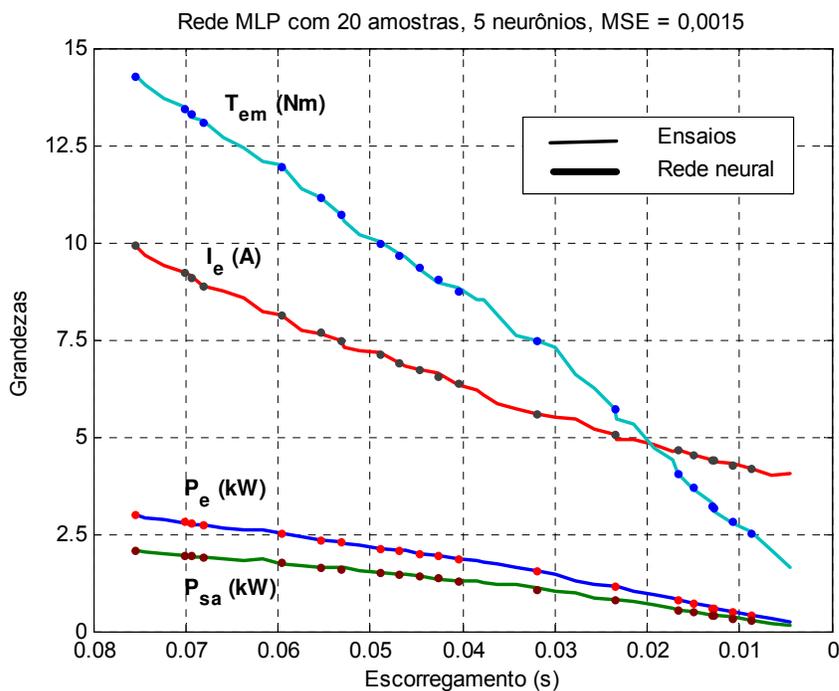


Figura 5.13: Validação da rede com 20 amostras e 5 neurônios intermediários.

Nas seqüências seguintes diminuiu-se o número de amostras a serem apresentadas para 15 e 10 utilizando a topologia [1 5 4], os restantes 27 e 32 dados da tabela 3.1 foram utilizados para teste.

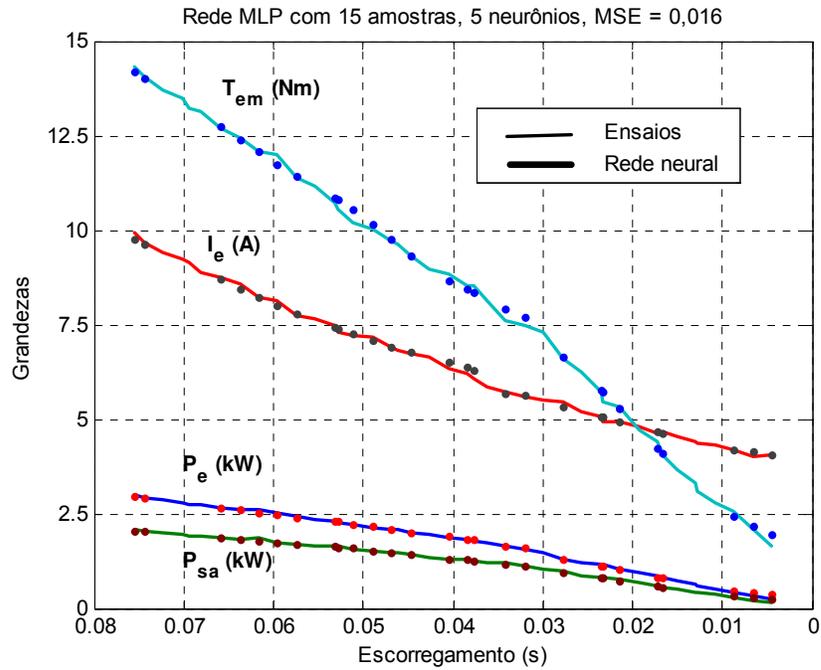


Figura 5.14: Validação da rede com 15 amostras e 5 neurônios intermediários.

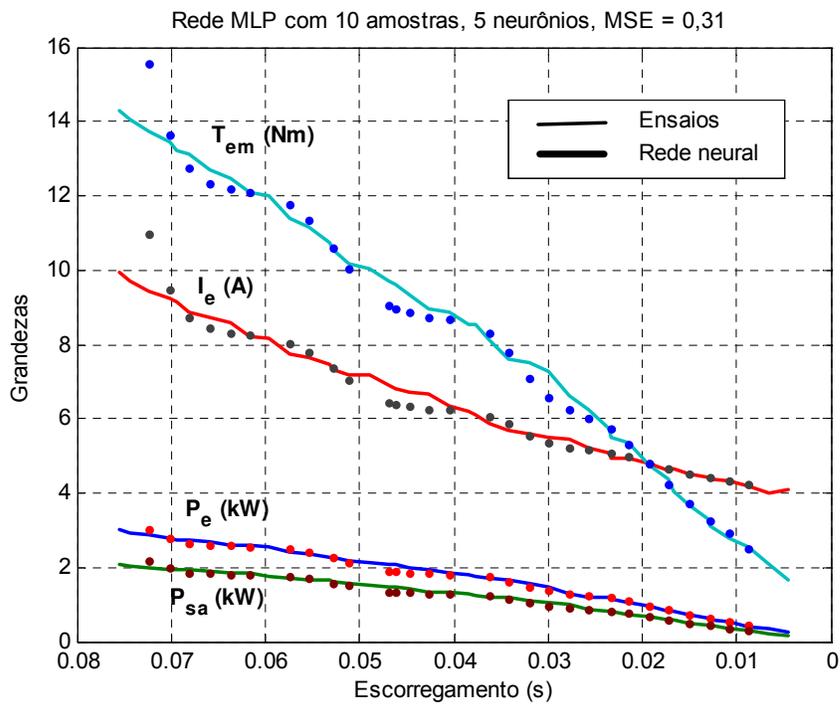


Figura 5.15: Validação da rede com 10 amostras e 5 neurônios intermediários.

A figura 5.15 adotou a configuração [1 5 4] com 10 amostras apresentadas na camada de entrada. Observou-se que a quantidade de 5 neurônios na camada intermediária era excessiva, provocando sobre-treinamento.

Usando 10 dados dentro do intervalo do escorregamento, separados equitativamente para a validação da rede, o incremento do MSE foi de quase 180% situando-se em $MSE=0,31$ quando comparado com as estruturas anteriores, tornando inviável o uso dessa configuração. Com a finalidade de evitar o sobre-treinamento e conseqüentemente a perda da capacidade de generalização da rede, partiu-se para a estratégia de reduzir o número de neurônios intermediários de 5 para 4 e posteriormente para 3. A seguir, na figura 5.16, observa-se o treinamento e a validação da rede com 10 amostras como as utilizadas anteriormente, desta vez com uma topologia diferente [1 3 4]. As redes com três neurônios na camada intermediária apresentaram capacidade adequada de generalização.

Da mesma maneira que na situação anterior testaram-se vários casos de amostras aleatórias e o erro quadrático médio MSE foi de 0,0589 na pior condição, o que se entende como uma boa saída buscar um modelo na configuração [1 3 4].

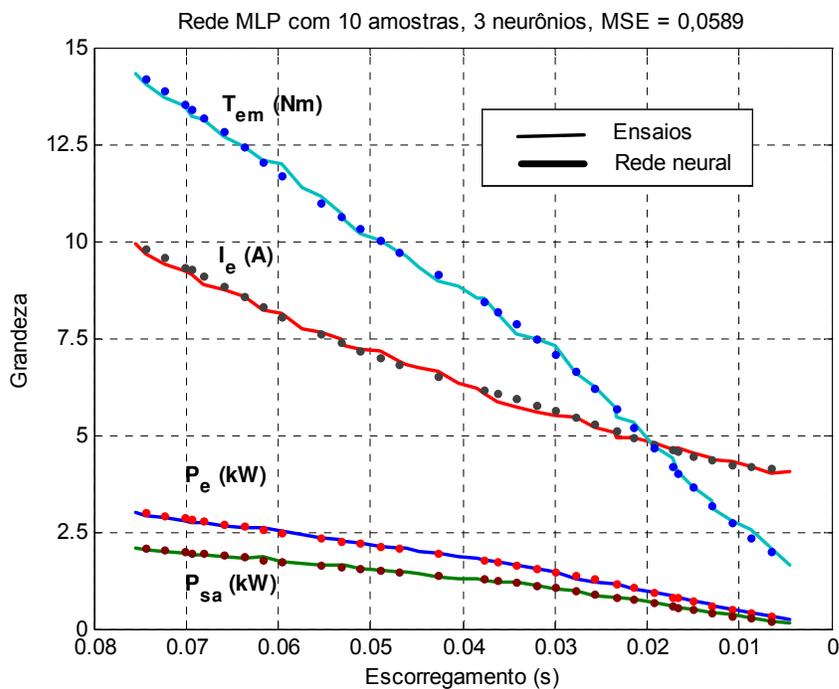


Figura 5.16: Validação da rede com 10 amostras e 3 neurônios intermediários.

Na seqüência utilizaram-se 8 amostras, escolhidas novamente de forma aleatória, e testou-se a rede com outros 8 dados da tabela 3.1. As respostas mostradas na figura 5.17 refletem a capacidade de generalização que a rede possui, sendo que o erro quadrático médio é 0,013.

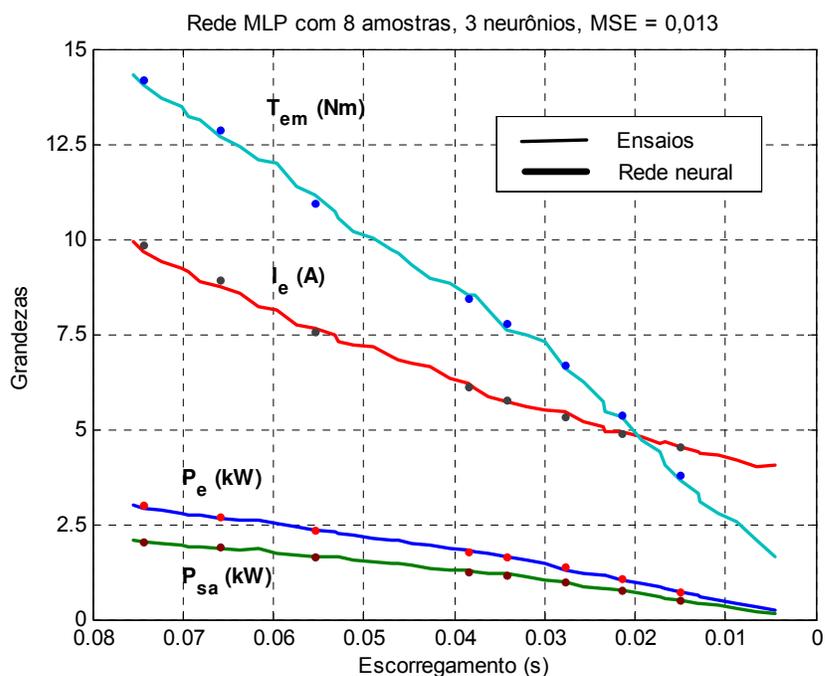


Figura 5.17: Validação da rede com 8 amostras e 3 neurônios intermediários.

Para que os valores utilizados no processo de teste sejam tais que possam ser representados efetivamente em qualquer ponto dentro da faixa de operação da rede, mais dados de teste são necessários. Em razão dessa necessidade realizou-se uma escolha arbitrária de modo a obter-se uma prova mais convincente da capacidade de generalização da rede.

A seguir foi usado como vetor de testes para sua validação os mesmos 52 dados da experiência em bancada entre os limites da faixa do escorregamento indicados na tabela 3,1 as que mostraram a capacidade de generalização da topologia [1 3 4]. Nesse caso o erro quadrático médio é de 0,1293, valor claramente inferior ao erro quadrático médio da figura 5.15, que foi de 0,31, motivo de abandono da topologia [1 5 4].

Um erro quadrático médio acima de 0,5 para o caso em estudo é sinal de necessidade de abandono da topologia e busca de outra solução.

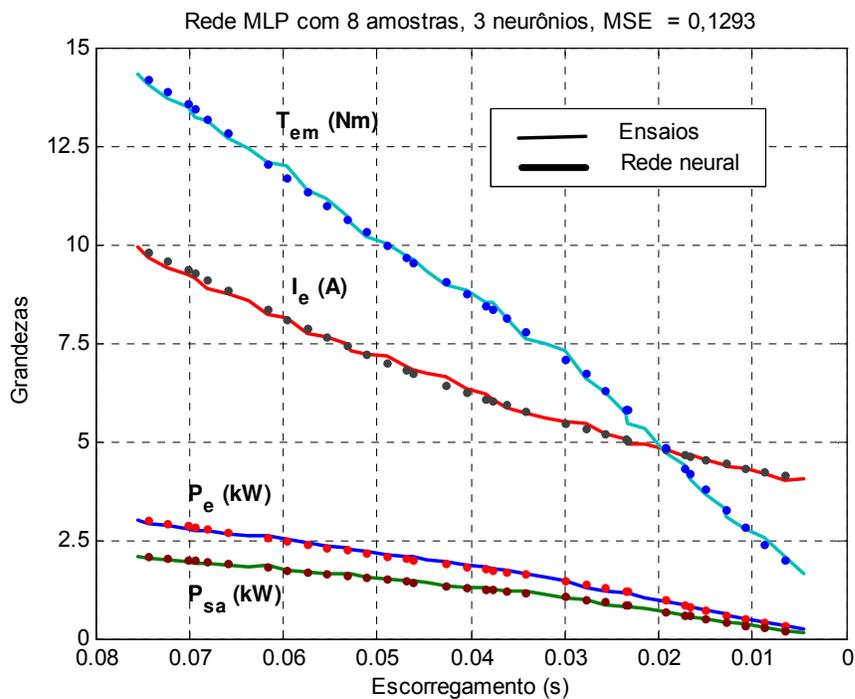


Figura 5.18: Validação da rede com 8 amostras e 3 neurônios intermediários para 52 dados de teste.

Da mesma maneira que nas situações anteriores, procura-se ter um alto grau de confiabilidade. Para isso realizaram-se cerca de 20 processos de treinamento e validação com amostras em situações diferentes. Exemplo disso são as figuras 5.18 e 5.19, que mostram esses casos onde o erro quadrático médio foi de 0,1293 e 0,1086, respectivamente.

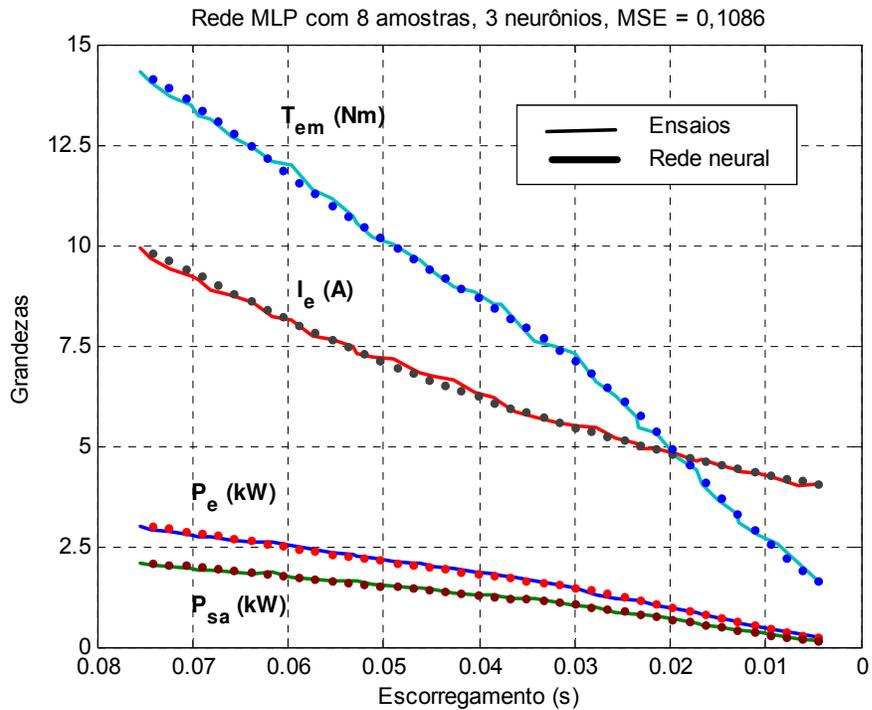


Figura 5.19: Validação da rede com 8 amostras e 3 neurônios intermediários para outros 52 dados de teste.

A análise a seguir corresponde à figura 5.20, onde as respostas da rede neural mostram um comportamento indesejável. Apesar de ter um treinamento adequado, como se observou no item 5.4, esta rede com 7 amostras perdeu a capacidade de generalização. É possível que em alguns casos as respostas sejam satisfatórias, mas a condição para que o modelo seja utilizado é ele responder com pequeno erro a todas as situações possíveis. O erro quadrático médio é de 19,98, muito acima dos valores anteriormente obtidos, o que torna inviável reduzir ainda mais o número de amostras de treinamento.

É possível que a realização de um estudo rigoroso de outras técnicas de treinamento e representação de modelos da rede neural permita empregar um menor número de amostras, porém o objetivo do trabalho é mostrar que existem técnicas de redes neurais que representam com alto grau de precisão o comportamento do motor de indução e utilizar ferramentas disponíveis para implementar o modelo.

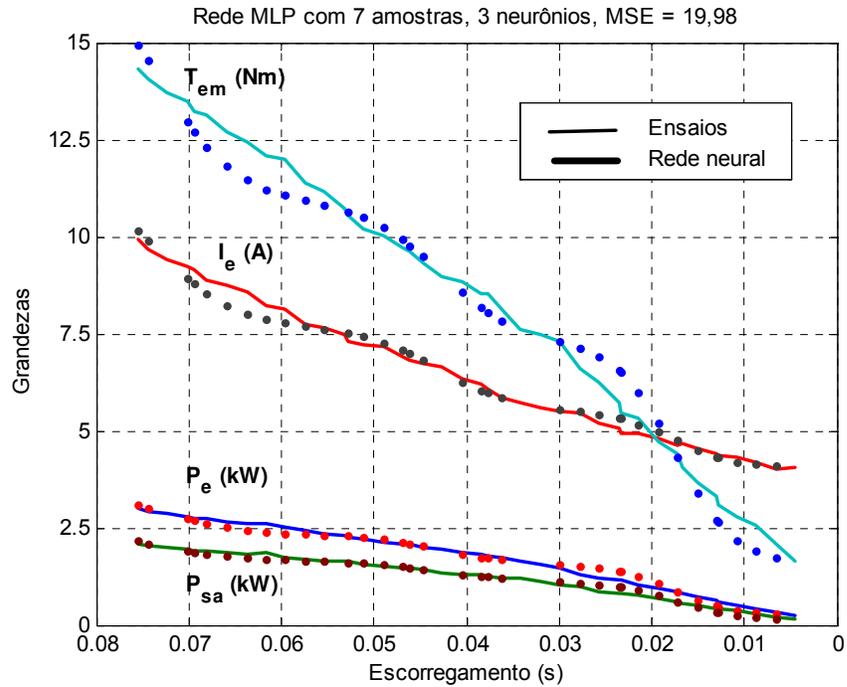


Figura 5.20: Validação da rede com 7 amostras e 3 neurônios intermediários.

Como esta rede neural não é capaz de atender as expectativas, incrementou-se em uma e duas unidades o número de neurônios da camada intermediária, sendo as configurações [1 5 4] e [1 4 4] usadas. Os resultados obtidos não foram nada favoráveis.

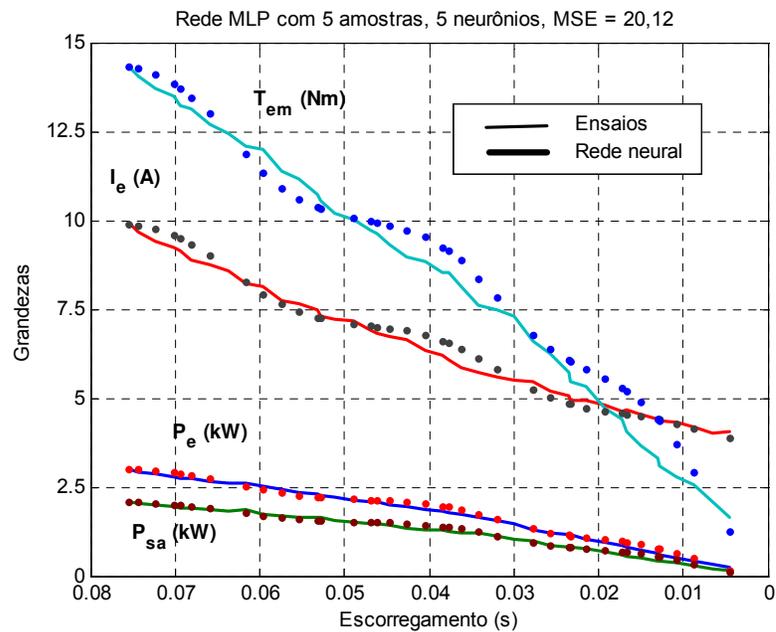


Figura 5.21: Validação da rede com 5 amostras e 3 neurônios intermediários.

A figura 5.21 apresenta sobre-treinamento da rede produzido por excesso de neurônios na camada intermediária usando 5 amostras. O erro quadrático médio é de 20,12, pior ainda do que o erro da topologia anterior. Em virtude desses comportamentos determinou-se que o modelo [1 3 4] com 8 amostras de treinamento seria o modelo MLP procurado.

Outra alternativa seria utilizar o modelo RBF, para o qual preparou-se o programa de treinamento e validação. Pode-se observar nas respostas que para 42 amostras apresentadas são necessários 42 neurônios intermediários e uma taxa de propagação que oscila no intervalo [0, 1].

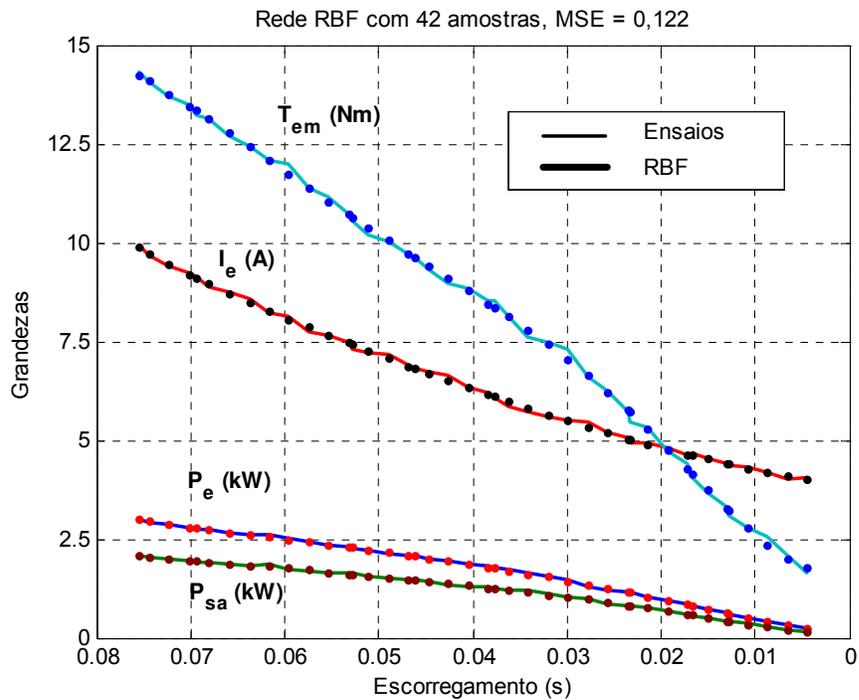


Figura 5.22: Validação da rede RBF com 42 neurônios.

Na figura 5.22 as respostas obtidas são aceitáveis, mas à medida que se diminui o número de neurônios e o número de amostras sua resposta torna-se indesejável, como se mostra a seguir. O erro quadrático médio para o caso de 8 neurônios é de 42,28, muito acima do que as redes neurais MLP.

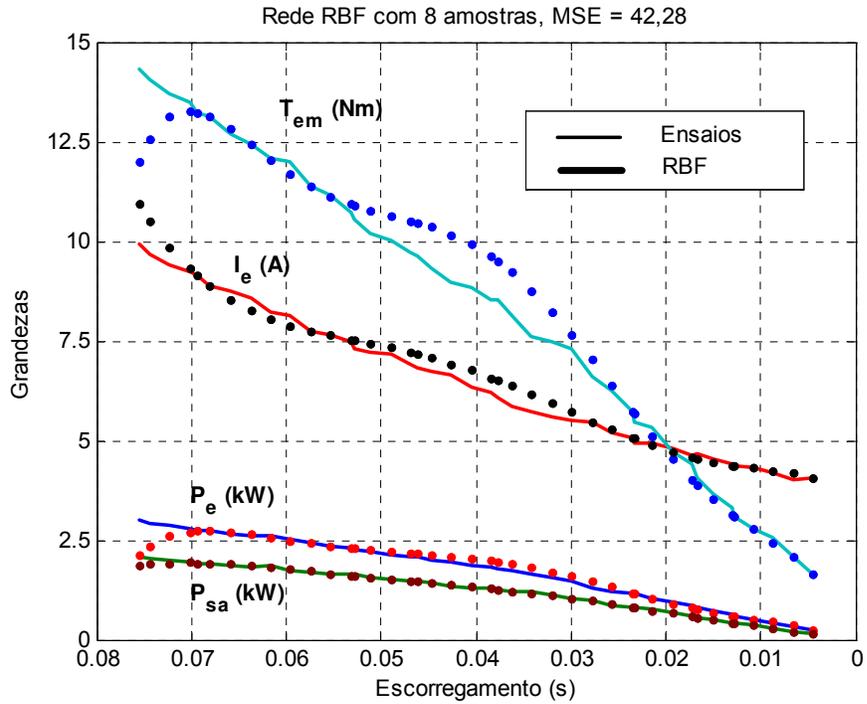


Figura 5.24: Validação da rede RBF com 8 neurônios.

Realizada a comparação dos modelos e topologias apresentados, pode-se concluir que o modelo neural MLP de configuração [1 3 4] é a rede que mostrou uma boa resposta para as características impostas no trabalho. Essa configuração passará a ser o modelo equivalente que representará o comportamento do motor de indução em regime permanente para diferentes condições de carga definida em função do escorregamento.

Capítulo 6 : Conclusões e sugestões para outros trabalhos

6.1 Conclusões

No transcurso deste trabalho mostrou-se que o circuito equivalente do motor de indução não representa adequadamente o motor quando ele trabalha tanto nas condições nominais de operação como fora delas por diversas razões, entre as quais: o processo de determinação dos parâmetros do motor através do ensaio em vazio e do ensaio de rotor bloqueado apenas simulam as condições nominais, as perdas mecânicas e as perdas adicionais não são consideradas.

Dos 52 valores medidos para cada grandeza, 8 pontos uniformemente distribuídos foram suficientes para representar o comportamento do motor de indução através de redes neurais artificiais dentro de um intervalo de escorregamentos que vai desde próximo de zero até o escorregamento a 110% de carga.

Finalmente, a rede treinada e avaliada pode ser integrada em um sistema computacional de análise de motores de indução trifásicos.

Sugere-se como resultado conclusivo deste trabalho o uso de redes neurais para o fornecimento aos clientes pelos fabricantes de motores de um material adequado para a avaliação do comportamento do motor em qualquer condição de carga. Esse material pode ser um *software* constituído de um programa computacional que compreende a RNA.

A grande vantagem da RNA sobre os circuitos equivalentes para a obtenção das grandezas que representam o estado de operação do motor em regime permanente é que ela inclui as perdas mecânicas (atrito e ventilação) e as perdas adicionais elétricas em seus resultados, ao passo que com os circuitos equivalentes esses valores são desprezados.

6.2 Sugestões para novos trabalhos

Novos estudos devem ser feitos no sentido de determinar, através de redes neurais, parâmetros do circuito equivalente que possam ser adequados para uso em qualquer situação de carga. Esse processo terá de ser executado em tempo real a partir de dados obtidos no sistema em tempo real. Os resultados deste trabalho sinalizam para o fato de que não há necessidade de se realizar muitas captações de dados e nem muitas épocas de treinamento, o que simplifica sobremaneira o processo de obtenção da RNA correspondente.

Outro campo de pesquisa consiste em determinar, através de RNA, diversos parâmetros de circuitos equivalentes para diversas faixas de escorregamento do motor. Durante a operação o escorregamento pode ser medido e os parâmetros adequados ao escorregamento são obtidos através do uso da RNA.

Essas aplicações poderão ser muito proveitosas na área de acionamentos e controle de motores elétricos.

Referências Bibliográficas

- Aller Castro J. M. (1997). Introducción a la teoría general de las máquinas eléctricas rotativas. *Univ. Simon Bolivar*. pp. 180-181. Valle de Sartenejas, Caracas.
- Barron A. R. (1993). Universal Approximation Bounds for Superposition of a Sigmoidal Function. *IEEE Transactions on Information Theory*. pp. 930-945.
- Ben Saoud S., Dagues B., Schneider H., Metz M., Hapiot J.C. (1996). Real time emulator of static converters / electrical machines - Application to the test of control unit. *ISIE' 96*. pp. 17-20. Warsaw, Poland.
- Constant L., Lagarrigues P., Dagues B., Rivals I., Personnaz L. (1999). Modeling of Electromechanical System using Feedback Neural Network. *Computational Intelligence and Applications. (Studies in Fuzziness and Soft Computing. Vol. 23) ISBN 3-7908-1161-0*. pp. 369. Physica-Verlag.
- Fitzgerald A. E., Kingsley C., Kusko A. (1978). Electric Machinery.
- Hassoun M. H. (1995). Fundamentals of Artificial Neural Networks. *The MIT Press*.
- Haykin, S. (1999). Neural Networks - A Comprehensive Foundation. *Macmillan College Publishing Company*. New York, EUA.
- Fraile J. (1995). Historia de la Evolución de las Máquinas Eléctricas. *Conferencia Plenária. 4^{as} Jornadas Luso-Espanholas de Engenharia Electrotécnica*. Porto.
- Hagan M.T. (1994) "Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm", *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 5, n° 6, pp. 989-993.
- Hebb D. O. (1949). The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory. Wiley New York.
- Hertz J., Krogh A., e Palmer R. G. (1991). Introduction to the Theory of Neural Computation. *Addison-Wesley Publishing Company*.

- IEEE Std 112 (2004). IEEE Standard Test Procedure for Polyphase Induction Motors and Generators. *Published by the Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.* 1996.
- Leite L. C. (2003). Identificação do conjugado de uma máquina de indução setorial via redes neurais. *Tese doutorado.* UNICAMP.
- Lorena A. C., Carvalho A. (2002). As máquinas de vetores suporte. *relatório interno LABIC ICMC/USP.* São Carlos – SP.
- McCulloch J. L. E W. Pitts (1943) A logical calculus of Idea imminent in nervous activity. *Bulletin of mathematical biophysics.* pp. 115-133.
- Mehrotra K., Mohan C. E Ranka S. (1997). Elements of Artificial Neural Networks. *Complex Adaptative Systems.* The MIT Press.
- Minsky M., e Papert A. (1969). *Perceptrons,* MIT Press. Cambridge. Massachusetts, EUA.
- Monteiro L. P. (2003). Acompanhamento Preditivo de Motores de Indução Trifásicos Através da Análise de Fluxo Magnético. *FEM-Unicamp, Tese (mestrado)* pp. 25-26. Campinas.
- Narendra K. S., Mukhopadhyay S. (1996). Intelligent Control System: Theory and Applications. *Cap. Intelligent Control Using neural networks.* pp. 151-186. IEEE Press.
- Nunes L. C. (1998). Análise e síntese de estratégia de aprendizado para RNA. *Tese mestrado.* UNICAMP.
- Rivals I. Personnaz L. (1996). Black-box modeling with state-space neural networks. *Neural Adaptive Control Technology, World Scientific.* pp. 237-264.
- Robitaille B., B. Marcos, M. Veillette e G. Payre (1996). Modified quase-newton methods for training neural networks. *Computers Chem.* pp. 1133-1140.
- Rosenblatt F. (1958). The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review.* pp. 386–408.
- Rumelhart D., Hinton G. e Williams R. (1986). Learning representations by backpropagation errors. *Nature.* pp. 533–536.
- Schölkopf B. (1998). SVMs – a practical consequence of learning theory. *IEEE Intelligence Systems.* pp. 36-40.
- Sen P. C. (1997). Principles of Electric Machines and Power Electronics. *Jhon Wiley & Sons Inc.* 2nd ed.
- Vapnik V., Chervonenkis A., Madis M. (1992). A Training Algorithm for Optimal Margin Classifiers. *In Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory.* Pittsburgh.

Vapnik V., Chervonenkis A. (1968). On the uniform convergence of relative frequencies of events to their probabilities. *Theory probability and applications*. pp. 262-280.