



Universidade Estadual de Campinas
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação
Departamento de Sistemas e Controle de Energia
DSCE-FEEC-UNICAMP



IDENTIFICAÇÃO DO CONJUGADO DE UMA MÁQUINA DE INDUÇÃO SETORIAL VIA REDES NEURAS ARTIFICIAIS

Autor: Luciana Cambraia Leite

Orientador: Prof. Dr. Carlos Rodrigues de Souza

*Tese submetida à Faculdade de Engenharia Elétrica e de
Computação da Universidade Estadual de Campinas, para
preenchimento dos requisitos exigidos para obtenção do
título de DOUTOR EM ENGENHARIA ELÉTRICA*

Banca Examinadora

Prof. Dr. Carlos Rodrigues de Souza (Presidente)
Prof. Dr. Paulo José Amaral Serni - UNESP/DEE/Bauru
Prof. Dr. Ivan Nunes da Silva - UNESP/DEE/Bauru
Prof. Dr. Edson Bim - UNICAMP/FEEC
Prof. Dr. Ernesto Ruppert Filho - UNICAMP/FEEC
Prof. Dr. José Pissolato Filho - UNICAMP/FEEC

Campinas, 28 de julho de 2003.

“Não importa onde você parou, em que momento da vida você cansou....o que importa é que sempre é possível e necessário recommençar.....” (Carlos Drummond de Andrade)

Aos meus pais José Luciano e Aglaís que sempre me incentivaram e estiveram ao meu lado nos momentos decisivos.

Resumo

Dotado de estator em forma de arco não completado, o motor setorial apresenta algumas características semelhantes àsquelas peculiares dos motores lineares planos, como o estator descontínuo e a presença de efeito longitudinal de extremidade. Por isso, é perfeitamente compreensível que a técnica analítica de abordagem das máquinas lineares planas tenha sido aplicada à modelagem do motor setorial. Embora, em princípio, a *teoria unidimensional* deva aplicar-se ao equacionamento deste motor, revelou-se complicado seguir por este caminho em uma aplicação que contemple inclusive variação na frequência de alimentação. Em razão de as abordagens analíticas mais freqüentemente utilizadas não facilitarem a modelagem do motor setorial para as condições exigidas neste trabalho, fica colocada a necessidade de seguir outros caminhos de análise. Sabendo-se dessa dificuldade, a ferramenta *redes neurais artificiais* é utilizada por constituir uma forma de análise de problemas de difícil formulação analítica. Este é um caso em que tal enfoque pode produzir resultados muito melhores do que foi possível conseguir, até o momento, seguindo a abordagem analítica. A partir de resultados experimentais obtidos em laboratório, redes neurais podem ser treinadas de modo que consigam mapear o comportamento do conjugado ou força propulsora disponível no eixo do motor setorial. Após um processo adequado de treinamento, as redes devem generalizar com boa precisão o comportamento da máquina para variadas condições de seu funcionamento que tenham sido contempladas no conjunto de ensaios realizados no laboratório.

Abstract

This work is aimed at getting the thrust that is developed *sector motor* when this machine is subjected to several conditions which comprise transient and steady state operations. The sector motor presents a particular topology as its stator has the unusual shape of an arc. Some characteristics that are similar to those which are present in the flat linear induction machines. The *longitudinal end-effect*, which is not present in the conventional asynchronous machine, is the most important of these characteristics. This research unveiled the fact that the application of linear machines theoretical approach is rather far from being a straightforward extension of the usual theory, as considerable extra work is required to incorporate the sector motor asymmetries. Consequently, the results from simulations do not always agree with the corresponding measurements that were carried out in the laboratory. It is believed that the main difficulty stems from some inability in taking the longitudinal end-effect into account. Artificial neural networks are applied in this research because this mathematical tool is known to be a suitable way of solving problems that are otherwise difficult to be approached. Instead of modeling the machine to get an expression for its thrust - a laborious process - neural networks can be used to have it mapped from laboratory measurements. Several tests were carried out in the laboratory in order to get the required data. Next, efficient learning algorithms were fed with this data so that an appropriate neural network that reproduces the system behavior quite well was obtained. Generalization of the solutions allows considering other situations, provided that they are compatible with the set of tests. Except for some specific situations, the results from the simulations were in good agreement with the measurements.

Agradecimentos

Serei sempre grata....

Ao Prof. Dr. Carlos R. de Souza pela oportunidade de realizar este trabalho, por todas as orientações, incentivos e confiança a mim atribuída. Ao Prof. Dr. Gílio A. Simone que, por um tempo, atuou como co-orientador desta tese, pela valiosa colaboração no entendimento dos segredos das máquinas lineares. Um agradecimento especial aos professores doutores Paulo Serni e Ivan Nunes pelos esclarecimentos e incentivos durante várias etapas da tese.

Em especial ao amigo Edson Adriano Vendrúsculo pelo significativo apoio técnico, tempo dispensado, ajuda prestada na solução de diversos problemas, companheirismo e amizade. Aos muitos amigos e amigas que tive a oportunidade de conhecer durante a pós-graduação na UNICAMP, em especial os do Departamento de Sistemas e Controle de Energia que com certeza proporcionaram muitos momentos de compreensão, encorajamento e alegria, e agradável convivência.

Aos muitos funcionários e professores da UNICAMP, em especial ao Prof. Ernesto Ruppert por ter cedido espaço no laboratório *LADIME*, para a montagem da bancada de ensaios.

Ao CNPq pela concessão de uma bolsa de estudos durante a realização do curso. À FAPESP pela concessão de um auxílio pesquisa, sem a qual não seria possível a realização dos ensaios.

Um profundo agradecimento aos meus tios Waldemar Negrão Borges (*in memoriam*) e Wilma Cambraia Borges pela ajuda e acolhimento nos momentos difíceis.

Índice

Resumo	i
Abstract	ii
Agradecimentos	iii
Índice	iv
Lista de Figuras	v
Lista de Tabelas	vi
1 Introdução	1
1.1 Motores Lineares de Indução Planos	2
1.2 Motores Setoriais	4
2 Abordagem Analítica do Motor Setorial	8
2.1 Topologia do Motor Setorial	9
2.2 Considerações sobre a Análise Unidimensional da MIL Plana	10
2.3 Densidade Linear de Corrente	12

2.4	Densidade de Fluxo no Entreferro	13
2.5	Efeitos de Extremidades na Máquina Linear	20
2.5.1	Efeito Transversal de Borda	20
2.5.2	Efeito Longitudinal de Extremidade	22
2.6	Expressão da Força Propulsora	23
2.7	Aplicação da Expressão da Força Propulsora	26
2.8	Análise do Circuito Elétrico Equivalente (CEE)	28
3	Fundamentos para a Aplicação de Redes Neurais Artificiais	35
3.1	Considerações Gerais	35
3.2	Conceitos Fundamentais de <i>RNA</i>	36
3.3	Características de uma Rede Neural Artificial	38
3.3.1	O Neurônio Artificial	39
3.3.2	Topologias de <i>RNAs</i>	40
3.3.3	Treinamento de <i>RNAs</i>	42
3.4	Arquiteturas utilizadas	45
4	Resultados Experimentais para Regime Permanente	49
4.1	Bancada de Medição	49
4.2	Ensaio e Resultados	51
5	Resultados de Ensaio Dinâmico	60
5.1	Adaptação da bancada de ensaio	60
5.2	Processamento de Dados dos Ensaio Realizados	62

ÍNDICE

6	Conclusões e Sugestões para Trabalhos Futuros	82
6.1	Conclusões	82
6.2	Sugestões para Trabalhos Futuros	84
A	Características Construtivas do Motor Setorial	85
B	Determinação dos Parâmetros do Motor Setorial	88
	Referências Bibliográficas	91

Lista de Figuras

2.1	Aspectos construtivos do motor setorial: (a) Motor setorial de rotor girante com gaiola; (b) Motor linear plano com um único estator. . . .	9
2.2	Vista longitudinal do motor linear.	11
2.3	Comportamento das correntes induzidas na lâmina do secundário. . . .	11
2.4	Motor rotativo convencional linearizado e laços de fluxo magnético. . .	13
2.5	Diagrama Fasorial relativo às funções $b_s(x, t)$ e $J_s(x, t)$	20
2.6	Vista transversal no motor rotativo convencional linearizado.	22
2.7	Laços de corrente induzida no motor rotativo convencional linearizado.	22
2.8	Comportamento do campo magnético ao longo do entreferro do motor linear.	23
2.9	Desempenho do motor setorial, utilizando-se força de Lorentz e dados experimentais.	27
2.10	(a) Vista frontal do motor de disco; (b) Vista lateral. Dimensões: $C'=0,45\text{m}$ (diâmetro); $L=0,29\text{m}$ (comprimento do estator) e $C=0,04\text{m}$ (largura do estator).	28
2.11	Circuito elétrico equivalente do motor setorial.	28

LISTA DE FIGURAS

2.12	Comportamento do fator de extremidade longitudinal em relação ao es- corregamento.	29
2.13	Força propulsora no motor setorial para corrente de estator constante de 2,12A e 60Hz.	32
2.14	Desempenho do motor de disco, acionado em 60Hz com corrente eficaz constante de 5A.	33
2.15	Desempenho do motor de disco a partir do <i>CEE</i> , acionado com tensão constante de 48V.	33
3.1	Estrutura do neurônio artificial.	39
3.2	Representação de uma rede perceptron multicamadas.	41
3.3	Representação genérica da rede perceptron multicamadas utilizada neste trabalho.	42
3.4	Diagrama de blocos de uma rede neural artificial para estimação de conjugado propulsor.	44
3.5	Fluxograma da estrutura de uma <i>RNA</i> utilizada na estimação da saída desejada (conjugado propulsor).	48
4.1	Esquema da bancada de ensaios.	50
4.2	Escala utilizada na medição do conjugado.	52
4.3	Resultados obtidos a partir da operação em $f=60\text{Hz}$, com carga de 1.90Nm aplicada ao eixo do motor.	56
4.4	Desempenho do erro quadrático médio, para a condição de $f=60\text{Hz}$ e carga no eixo de 1.90Nm , em função do número de épocas de treinamento.	56
4.5	Resultado do treinamento para acionamento com inversor, $f=60\text{Hz}$ e motor setorial sem carga em seu eixo.	57

LISTA DE FIGURAS

4.6	Resultado do treinamento para acionamento do motor setorial com $f=50\text{Hz}$ e 2.16Nm de carga no eixo.	57
4.7	Resultado do treinamento para acionamento do motor setorial com $f=40\text{Hz}$ e carga de 2.36Nm	57
4.8	Resultado do treinamento para acionamento do motor setorial com $f=30\text{Hz}$ e 2.32Nm aplicado ao eixo do motor.	58
4.9	Resultado do treinamento para acionamento do motor setorial com $f=20\text{Hz}$ e carga de 1.84Nm em seu eixo.	58
4.10	Sinais do torquímetro para ensaios em regime permanente sob várias frequências, conforme tabela III.	59
5.1	Circuito de disparo da placa de aquisição para a condição de partida livre.	61
5.2	Circuito de disparo da placa de aquisição na condição aceleração livre a partir do rotor bloqueado.	61
5.3	Detalhe do filtro utilizado na entrada do motor setorial, onde $L=1.5\text{mH}$, $R=10\Omega$ e $C=100\mu\text{F}$	62
5.4	Resultado da força propulsora correspondente à aceleração livre do motor setorial, conectado diretamente à rede trifásica de 60Hz	65
5.5	Resultados da força propulsora correspondente à partida com carga de 1Nm	65
5.6	Resultados para a partida do motor setorial com cara de referência de 2Nm	66
5.7	Partida do motor setorial sob condições de sobrecarga.	66
5.8	Desempenho do erro quadrático médio para a condição de partida com sobrecarga.	67

LISTA DE FIGURAS

5.9	Resultados de força propulsora obtidos com uma rede genérica para a partida do motor em 60Hz e sob várias condições de carga (dados relativos ao regime permanente).	67
5.10	Sinais do torquímetro para partidas em 60Hz e sob várias condições de carga no eixo do motor setorial.	68
5.11	Rede treinada para o acionamento a partir da condição de rotor bloqueado do motor setorial (60Hz).	70
5.12	Desempenho do erro, utilizando-se o algoritmo <i>trainlm</i> , para o acionamento a partir do rotor bloqueado (60Hz).	71
5.13	Tensão entre as fases <i>A</i> e <i>B</i> do motor setorial na $f=60\text{Hz}$	71
5.14	Espectro da tensão V_B em dB para o acionamento a partir do rotor bloqueado (60Hz).	71
5.15	Rede treinada para o acionamento a partir do rotor bloqueado do motor setorial (50Hz).	72
5.16	Tensão entre as fases <i>A</i> e <i>B</i> do motor setorial para 50Hz.	72
5.17	Espectro da tensão V_B em dB para o acionamento a partir do rotor bloqueado (50Hz).	72
5.18	Rede treinada para o acionamento a partir do rotor bloqueado do motor setorial (40Hz).	73
5.19	Tensão entre as fases <i>A</i> e <i>B</i> do motor setorial para 40Hz.	73
5.20	Espectro da tensão V_B em dB para o acionamento a partir do rotor bloqueado (40Hz).	74
5.21	Rede treinada para o acionamento a partir do rotor bloqueado do motor setorial (30Hz).	75
5.22	Rede treinada para o acionamento a partir do rotor bloqueado do motor setorial (25Hz).	75

LISTA DE FIGURAS

5.23 Rede treinada para o acionamento a partir do rotor bloqueado do motor setorial (20Hz).	76
5.24 Rede treinada para o acionamento a partir do rotor bloqueado do motor setorial (18Hz).	76
5.25 Rede treinada para o acionamento a partir do rotor bloqueado do motor setorial (15Hz).	77
5.26 Rede treinada para o acionamento a partir do rotor bloqueado do motor setorial (12Hz).	77
5.27 Sinais do torquímetro para partida com o rotor bloqueado do motor setorial.	79
5.28 Comportamento do conjugado máximo no eixo do motor com a variação da frequência no ensaio com o rotor bloqueado.	81
5.29 Comportamento do conjugado mínimo no eixo do motor com a variação da frequência no ensaio a partir do rotor bloqueado.	81
A.1 Detalhe do corte do estator para o motor em forma de arco ou setor. . .	85
A.2 Distribuição nas ranhuras e forma dos enrolamentos nas fases (a) <i>C</i> , (b) <i>B</i> e (c) <i>A</i> do estator no motor setorial.	86
A.3 (a) Enrolamentos planejados e (b) distribuição nas ranhuras dos enrolamentos nas fases <i>A</i> , <i>B</i> , <i>C</i> do estator no motor setorial.	87
B.1 Fluxograma para o cálculo dos parâmetros do motor setorial.	88

Lista de Tabelas

I	Dados do motor setorial em regime, com variação de frequência.	52
II	Resultados do treinamento da <i>RNA</i> para variação de frequência.	54
III	Resultados de desempenho do motor setorial em regime permanente, com o estator conectado ao inversor de frequência, e para as condições de potência indicadas.	55
I	Desempenho do motor setorial com o estator diretamente conectado à rede de alimentação, 220 V(linha) e 60 Hz.	64
II	Arquiteturas de redes relativas a ensaios do motor setorial com a partida feita a partir do rotor bloqueado.	69
III	Distorções Harmônicas Totais (D.H.T.) para sinais de corrente e tensão sob diversas frequências.	78
IV	Desempenho do motor setorial com a partida feita a partir do rotor bloqueado e alimentado com o inversor.	80
I	Dimensões do motor setorial.	86

Capítulo 1

Introdução

ATUALMENTE , uma boa parte dos acionamentos e servo-mecanismos utilizados em aplicações industriais apresenta motores lineares em alguma de suas partes. Os motores lineares, cuja principal função é converter energia elétrica em mecânica através de movimentos translacionais, podem ser classificados como segue, conforme o tipo de alimentação:

- motores de corrente contínua;
- motores de indução (assíncronos);
- motores síncronos, incluindo-se motores de relutância e de passo;
- motores híbridos.

Os mais populares são os motores lineares de indução, fabricados comercialmente em vários países, e cujas finalidades de aplicação e características construtivas são bastante variadas.

O motor setorial, cuja caracterização do conjugado constitui o objetivo principal desta pesquisa, é um motor de indução com topologia particular. Constituindo, na realidade, um motor rotativo, apresenta, no entanto, algumas propriedades que são

semelhantes àquelas encontradas nas máquinas de indução lineares planas. Consequentemente, sua análise é melhor encaminhada pela via do equacionamento como motor de indução linear, haja vista que esta abordagem é mais abrangente, podendo também aplicar-se ao motor de indução convencional como caso particular.

Em vista do exposto, este trabalho pode limitar-se à abordagem das máquinas lineares de indução, uma vez que não há interesse ou necessidade de examinar os outros tipos de máquinas para o equacionamento do motor setorial.

Embora o interesse pelas máquinas lineares não seja fato recente, os desenvolvimentos tecnologicamente mais interessantes datam das décadas de 70 e 80, quando surgiram as aplicações em transportes de passageiros.

1.1 Motores Lineares de Indução Planos

Os motores lineares de indução compreendem enrolamentos denominado primário, usualmente alojados no estator, e um secundário que pode deslocar-se linearmente. Esses motores podem ter um ou dois estatores ativos, mais curtos ou mais longos que o secundário, ao qual alguns autores costumam denominar “*linor*” (Simone *et al.*, 1991). Segue uma breve descrição de alguns dos tipos mais comuns de motores lineares e respectivas aplicações.

O motor linear plano, de um único estator curto, tem muitas aplicações comerciais, algumas das mais comuns são sistemas de transportadoras e correias, acionadores de mesas volantes, atuadores de portas deslizantes, plataformas para testes de colisões de automóveis, acionadores de tambores de óleo, lançadores de aviões, etc.

Outro tipo de motor linear, já bastante utilizado, é o tubular, onde o primário envolve um secundário tubular. Quando o secundário é composto de materiais metálicos fundidos, resulta um dispositivo de bombeamento sem contato, cujo material, de difícil manipulação, é impulsionado através de circuitos construídos com elementos refratários. Uma conhecida aplicação deste tipo de motor são os geradores de indução

MHD, além de outras aplicações em instalações nucleares.

Um terceiro tipo é o de duplo e curto estator, frequentemente aplicado em unidades de propulsão para sistemas de transportes de passageiros em altas velocidades (máquinas de grandes potências).

As principais vantagens de se utilizar motores de indução lineares no transporte de passageiros estão relacionadas à construção de túneis e estações de embarque-desembarque, independência da aderência roda-trilho, e baixo nível de ruído. Os veículos que utilizam motores lineares são mais baixos, permitindo que as estações sejam construídas próximas da superfície, os túneis têm diâmetros menores, e ainda há redução de peças e engrenagens mecânicas e, conseqüentemente, maior confiabilidade, quando comparadas às máquinas rotativas.

Estes veículos têm sido construídos no Canadá (transporte baseado no motor de indução linear sustentado sobre rodas, com capacidade de transporte na faixa de 12 a 20 mil passageiros/hora) (Gieras, 1994), Japão, Alemanha, França e Suíça, onde já se encontra em fase experimental o sistema de levitação magnética (MAGLEV) (V. Bourquin e Réty, 1997). O sistema de levitação magnética possibilita a operação com velocidades extremamente altas, embora viável apenas para países onde o transporte ferroviário começa a competir com o aeroviário, devido às distâncias e à necessidade de utilizar tecnologias de supercondutores.

Atualmente, um mega-projeto de transporte subterrâneo metroviário vem sendo desenvolvido na Suíça, denominado de *Swissmetro/Eurometro* (V. Bourquin e Steyle, 2002, Lauzanne, Swiss). O projeto conta com uma estrutura inteiramente subterrânea, túneis à vácuo e propulsão através de motores lineares utilizando levitação magnética. O futuro transporte de passageiros prevê carros viajando a 500 km/h, levando, confortavelmente e com estrita segurança, entre 4000 a 6000 passageiros/hora entre Genebra-Lausanne, até 2020. O projeto prevê ainda a ampliação e interligação entre grandes centros comerciais e aeroportos da Europa, daí o futuro nome de *Euro-metro*.

1.2 Motores Setoriais

Construtivamente, os motores de indução setoriais são semelhantes aos rotativos, mas apresentam um núcleo ferromagnético estático que não envolve totalmente o rotor, cobrindo apenas um determinado arco deste (daí o nome alternativo de motor em arco).

O que explica o aparecimento de características similares àquelas dos motores lineares planos é o fato de o motor setorial ser construído realizando-se um corte axial em um estator de chapas de ferro-silício de um motor de indução convencional. No motor em estudo, o rotor é formado por um pacote de lâminas de ferro-silício, ranhuradas e com barras de alumínio curto-circuitadas por anéis, que é a configuração em gaiola, bastante comum nas máquinas de indução. Do ponto de vista do estudo experimental feito em laboratório, construir um motor com esta topologia um tanto incomum vem da necessidade de contar com máquinas mais convenientes e baratas para realizar estudos de fenômenos característicos das máquinas lineares, que este motor também apresenta. Evidentemente, o estudo experimental feito com máquinas lineares planas é menos conveniente, em razão do comprimento do secundário. Além disso, o custo da máquina linear plana é incomparavelmente mais alto.

Embora rotativo, o motor setorial tem estator descontínuo e, por esta razão, o tratamento é mais complexo. Consequentemente, a modelagem do motor setorial pela via analítica, forma de análise muito usual no tratamento das máquinas elétricas rotativas, apresenta dificuldades consideráveis. Isto ocorre em razão das assimetrias características desta topologia específica. Portanto, embora se saiba que as máquinas lineares também podem ser equacionadas por esta via, a experiência demonstrou que fica bastante trabalhoso proceder o equacionamento da máquina para chegar a uma expressão do conjugado propulsor que seja condizente com os resultados de medições em laboratório, obtidos sob variadas condições de operação.

Pesquisadores brasileiros de máquinas lineares já utilizaram o motor setorial para a obtenção, em laboratório, de resultados que viessem comprovar seus desenvolvimentos analíticos para o equacionamento desta máquina (Simone, 1992), (Creppe, 1997). Em

suas pesquisas, o motor foi modelado através do equacionamento clássico de máquinas lineares. Embora os resultados obtidos tenham sido bons, a abrangência do estudo exigia apenas o acionamento do motor com frequência industrial fixa e sob corrente constante. Outro pesquisador (Serni, 1999) utilizou um inversor de frequências para o acionamento do motor setorial sob corrente constante. Discrepâncias consideráveis entre alguns resultados de simulação e experimentais foram observados para alguns casos, questionando a obtenção de um modelo analítico aplicável a situações mais variadas de operação do motor.

Sabe-se que o núcleo da questão está na dificuldade de incorporar às equações que modelam o motor o fenômeno denominado *efeito longitudinal de extremidade*, que é muito relevante neste tipo de máquina porque altera significativamente o campo magnético estabelecido no entreferro. Proveniente do fato de o motor setorial ter estator em arco, o efeito em questão varia com o escorregamento e sua incorporação ao equacionamento pode não ser bem sucedida.

O procedimento mais comum para lidar com o efeito é utilizar um fator de correção que, aplicado às equações do motor, permita obter resultados mais realistas de suas características de desempenho.

Para o desenvolvimento desta pesquisa de tese, o motor setorial pode estar operando em regime permanente, acionado através de um inversor de tensão, sob diferentes valores de frequência e variadas condições de carga mecânica no eixo. Pode também estar operando sob condições transitórias, principalmente partidas com diferentes condições de carga e frequências de alimentação.

Sendo tão variadas as condições de operação, e sabendo-se de outras pesquisas que o efeito longitudinal de extremidade varia de forma não bem conhecida com a frequência e velocidade, fica difícil obter fatores de correção que possam ser aplicáveis a todas as situações de interesse para o trabalho. A saída é procurar formas alternativas de tratamento analítico que facilitem o estudo e permitam reproduzir, com a precisão adequada, os resultados obtidos nas medições.

Dentre outras possibilidades de abordagem, e considerando-se a dificuldade de estabelecer um conjunto razoável de parâmetros para permitir fazer simulações com o uso de equações, optou-se por utilizar *redes neurais artificiais* na análise do motor. As *redes neurais artificiais* constituem uma ferramenta de análise que se aplica bem a problemas de difícil formulação analítica, como é o caso do motor em questão.

Este trabalho de pesquisa tem como objetivo avaliar o conjugado propulsor ou força propulsora desenvolvida por uma máquina de indução setorial. O desenvolvimento dos estudos do motor setorial é apresentado nesta dissertação como segue:

- *Capítulo 2:* trata do equacionamento genérico da máquina linear plana, realçando suas particularidades e dificuldades no desenvolvimento matemático. O objetivo é apresentar e discutir a forma tradicional de abordagem para o equacionamento desta máquina. As dificuldades de obtenção, através deste equacionamento analítico, de uma expressão para o conjugado do motor setorial, a qual seja consistente com os resultados experimentais, ficam evidenciadas;
- *Capítulo 3:* apresentação dos fundamentos e características da ferramenta matemática *rede neural artificial*, incluindo funções, arquiteturas e critérios que possam ser utilizados na identificação do conjugado propulsor do motor setorial;
- *Capítulo 4:* descreve os procedimentos de medição em bancada de ensaio para o levantamento experimental de características do motor setorial e processamento dos resultados registrados. Esta tarefa visa obter dados para chegar à identificação do conjugado propulsor que melhor represente o comportamento da máquina, o qual está contido nas medições realizadas no laboratório. Neste capítulo estão considerados os resultados em regime permanente do motor setorial;
- *Capítulo 5:* descreve os procedimentos para o levantamento experimental do conjugado quando o motor é submetido a ensaios dinâmicos, ou seja, partidas sob diversas condições de cargas no eixo e sob diferentes frequências;

- *Capítulo 6:* traz conclusões acerca da abordagem escolhida e adianta propostas para trabalhos futuros no que diz respeito à aplicação e modelagem de motores setoriais.

Capítulo 2

Abordagem Analítica do Motor Setorial

A teoria eletromagnética tanto pode ser aplicada aos motores de indução rotativos convencionais (*MIC*) quanto aos motores de indução lineares (*MIL*) (Barlow, 1965). As equações de Maxwell, a lei de Lenz e as equações de Lorentz podem ser aplicadas ao *MIL*, todavia, com a introdução de alguns conceitos específicos referentes aos fenômenos que se verificam no entreferro, em razão da topologia particular que os motores de indução lineares apresentam. Este fato dá origem aos efeitos de extremidades, que têm grande influência no campo magnético de translação. Dada a sua topologia, fica evidente que, em relação às máquinas rotativas convencionais, as máquinas lineares apresentam mais generalidade. Portanto, a análise que se faz da máquina linear deve também aplicar-se às máquinas rotativas, como particularização.

Equipado com um rotor semelhante ao dos *MIC*, o motor setorial constitui, na verdade, uma máquina rotativa. Quanto a este aspecto, difere consideravelmente dos *MIL*, que não têm movimento rotativo. Os *MIL* também não possuem rotor, mas um secundário em placa sólida de aço, recoberta com uma lâmina condutora. No entanto, em razão do estator em arco que possui, a técnica usual de modelagem dos *MIC* não pode ter aplicação imediata ao motor setorial.

Por outro lado, dado que o *MIL* constitui, inegavelmente, a mais complexa e genérica das três máquinas mencionadas, uma alternativa interessante é aplicar a técnica de modelagem dos *MIL* ao equacionamento do motor setorial. Desta forma, o estudo que se faz nesta tese inicia-se pela apresentação de técnicas usuais de análise dos *MIL*. Posteriormente, faz-se a particularização dos resultados analíticos ao caso específico do motor setorial.

2.1 Topologia do Motor Setorial

A figura 2.1 apresenta os aspectos fundamentais construtivos do motor setorial [figura 2.1(a)], comparando sua topologia com a da máquina linear plana [figura 2.1(b)].

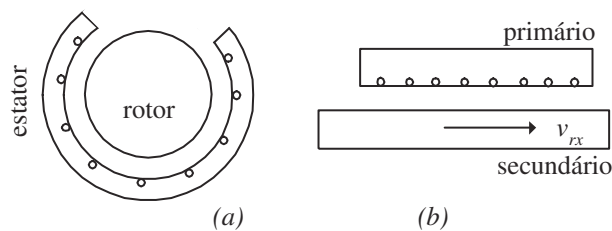


Figura 2.1: Aspectos construtivos do motor setorial: (a) Motor setorial de rotor girante com gaiola; (b) Motor linear plano com um único estator.

O fato de o motor setorial possuir uma topologia que o situa entre os *MIC* e os *MIL* planos fica evidenciado na figura 2.1.

Além da sua conveniência para o estudo em laboratório das máquinas lineares de indução, o motor setorial encontra também aplicação prática no acionamento de volantes de prensas, compressores ou agitadores de grande porte utilizados em ambientes onde o contato físico não possa ou não deva ser realizado, como por exemplo, em indústrias farmacêuticas e químicas. Estes motores podem ainda acionar um sistema

mecânico a partir do próprio elemento rotativo do mesmo, sem a utilização de acoplamentos mecânicos, resultando, assim, numa construção mais simples. Outra vantagem é a maior eficiência na transmissão da força propulsora desenvolvida.

O campo magnético existente no entreferro de uma máquina linear apresenta componentes segundo as três dimensões desta, tornando complexa sua análise. Por outro lado, apenas uma das componentes tem importância essencial no equacionamento. Consequentemente, e sempre que os objetivos da análise permitam, pode-se considerar apenas uma componente de onda viajante de densidade de fluxo magnético, simplificando-se assim o equacionamento, sem que se deixe de considerar o essencial.

Desta forma, o tratamento das máquinas de indução lineares pode ser feito através da chamada *análise unidimensional*, a que permite obter uma expressão mais simples para o campo magnético de translação que se estabelece no entreferro. Uma das aplicações da técnica de análise unidimensional pode, por exemplo, ser a obtenção da modelagem do motor assíncrono de indução convencional como um caso particular das máquinas lineares e setoriais. O modelo matemático desenvolvido leva em consideração o efeito transversal de borda, presente também nas máquinas rotativas. No entanto, dada a simetria das *MIC*, esta não é a forma de abordagem mais usual.

2.2 Considerações sobre a Análise Unidimensional da MIL Plana

É conveniente analisar a *MIL* usando as equações de campo magnético, para que se estabeleça o comportamento da densidade deste campo ao longo de uma direção tangencial ao elemento secundário (rotor). Em se tratando de estatores (*MIC*) ou indutores (*MIL*) ranhurados, não é fácil formular as equações de campo, definindo as condições de contorno. A fim de simplificar o problema, é prática comum adotar-se um indutor fictício, plano e liso, onde os enrolamentos do primário serão representados por lâminas de corrente, caracterizadas pelas respectivas densidades de corrente

(G. A. Simone e Serni, 1996).

A figura 2.2 mostra, em vista longitudinal, o modelo planificado da máquina estudada segundo seus respectivos eixos x , y , z . A velocidade v_{rx} é a velocidade de deslocamento linear do rotor, dada em m/s.

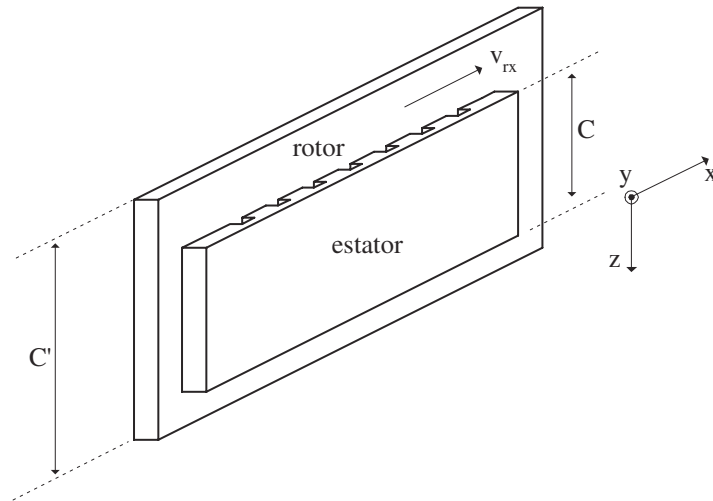


Figura 2.2: Vista longitudinal do motor linear.

Para a análise unidimensional do motor da figura 2.2, algumas hipóteses iniciais são necessárias:

- i) O núcleo do indutor (estator) apresenta elevada resistência elétrica (núcleos laminados) e uma permeabilidade magnética considerada infinita;
- ii) Devido à espessura do entreferro, o circuito magnético não apresenta saturação considerável;
- iii) A densidade de campo magnético é função de x (espaço), de t (tempo) e está orientada na direção y ;
- iv) A profundidade do núcleo de ferro na direção z é tomada como sendo unitária (1 m);

- v) As correntes de estator são representadas por uma lâmina de corrente que circula somente na direção z e tem comportamento senoidal;
- vi) A lâmina do rotor (secundário), de comprimento finito e espessura (h_r) muito menor que o comprimento, apresenta correntes induzidas que circulam na direção z (figura 2.3), possuindo permeabilidade magnética semelhante à do ar (μ_o).

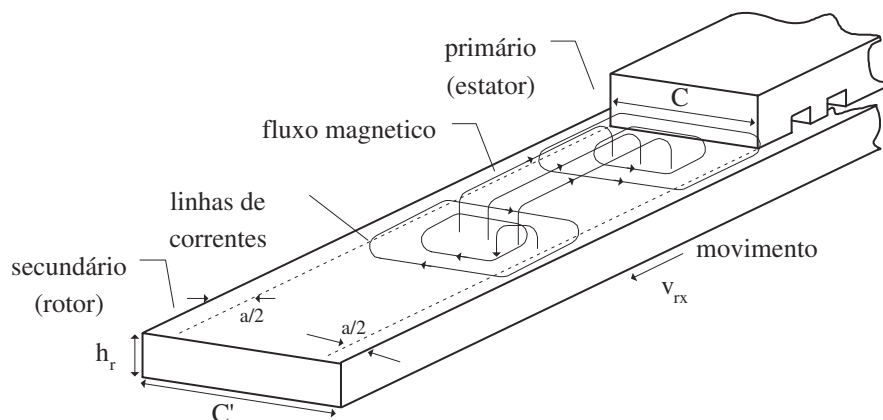


Figura 2.3: Comportamento das correntes induzidas na lâmina do secundário.

2.3 Densidade Linear de Corrente

O enrolamento do estator (primário), dependendo da intensidade da corrente, da classe de tensão e da potência do motor, pode ser constituído de barras ou condutores cilíndricos, colocados em ranhuras. Para efeito de análise, é comum substituir-se este enrolamento por lâminas fictícias de corrente. A distribuição senoidal é desejável, embora esta distribuição não possa rigorosamente ser conseguida com condutores imersos em ranhuras (Nasar e Boldea, 1987). Como, para efeito de análise, o estator e o rotor de um motor de indução rotativo podem ser planificados e seus enrolamentos substituídos por lâminas de corrente, pode-se, da mesma forma, escrever expressões para

as respectivas densidades de corrente. Assim, as equações para a densidade linear de corrente referente à alimentação trifásica do estator são:

$$J_A(\alpha, t) = J_{s_{max}} \cos(\omega_s t) \cos(\alpha) \quad (2.1)$$

$$J_B(\alpha, t) = J_{s_{max}} \cos(\omega_s t + 120^\circ) \cos(\alpha + 120^\circ) \quad (2.2)$$

$$J_C(\alpha, t) = J_{s_{max}} \cos(\omega_s t - 120^\circ) \cos(\alpha - 120^\circ) \quad (2.3)$$

em que $\alpha = \frac{\pi x}{t_p}$ e ω_s são respectivamente o ângulo ($^\circ$) de penetração da distribuição de corrente segundo e eixo do movimento e a velocidade angular síncrona ($\frac{rad}{s}$); t_p é o passo polar (m).

A densidade linear de corrente J_s é igual à soma das densidades lineares de cada fase do enrolamento de estator (Yamamura, 1972):

$$J_s(\alpha, t) = J_A(\alpha, t) + J_B(\alpha, t) + J_C(\alpha, t) \quad (2.4)$$

A componente fundamental desta distribuição de densidade linear de corrente pode ser obtida através da série de Fourier. Portanto, adota-se para a onda fundamental de densidade linear de corrente do estator, que se desloca no sentido positivo do eixo x , a expressão:

$$J_s(x, t) = J_{s_{max}} \cos(\omega_s t - \frac{\pi}{t_p} x) \quad (2.5)$$

em que:

$J_{s_{max}}$ é o valor máximo da densidade linear de corrente (A/m).

O valor máximo da densidade linear de corrente no estator pode ser deduzido, a partir de 2.5 (Creppe, 1992):

$$J_{s_{max}} = 3 \frac{N_F I_F}{p t_p} k_{we} \quad (2.6)$$

em que:

N_F representa o número de condutores ativos por fase do enrolamento do estator;

I_F a corrente que circula em um condutor ativo do enrolamento;

k_{we} o fator de enrolamento e,

pt_p é o comprimento ativo do arco planejado do estator.

2.4 Densidade de Fluxo no Entreferro

O próximo passo é estabelecer um laço $ABCD$ de fluxo no modelo linearizado, conforme indicado na figura 2.4. Aplicando-se a Lei de Ampère ao laço $ABCD$ da figura 2.4, vem:

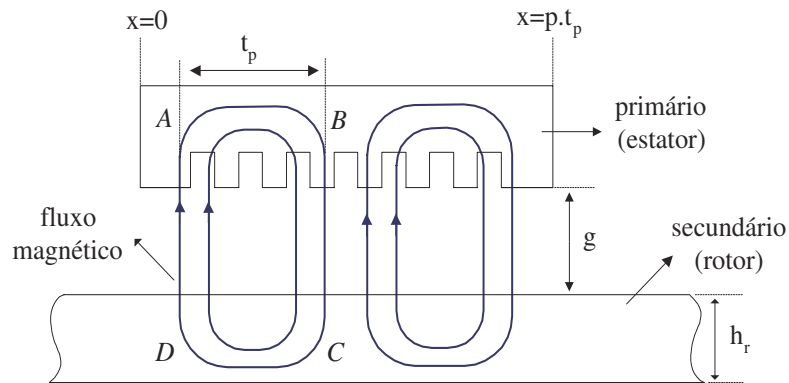


Figura 2.4: Motor rotativo convencional linearizado e laços de fluxo magnético.

$$\vec{\nabla} \times \vec{H} = \vec{J} \quad (2.7)$$

em que:

$\vec{H}$ é o vetor intensidade de campo magnético;

$\vec{J}$ é a densidade superficial de corrente que recobre, genericamente, as lâminas contidas pelo referido laço.

No desenvolvimento do rotacional na expressão 2.7, algumas hipóteses são admitidas:

- i) a densidade de campo magnético tem componente somente na direção do eixo y ;
- ii) a espessura do entreferro é tal que toda energia, na forma de um campo magnético, está neste armazenada.

Obtém-se, da aplicação da expressão 2.7, consideradas as hipóteses acima, (Yamamura, 1972):

$$\frac{\partial H_y}{\partial x} = \frac{J_s + J_r}{g} \quad (2.8)$$

Como $b(x, t) = \mu_o \cdot H_y$, tem-se:

$$\frac{g}{\mu_o} \frac{\partial b(x, t)}{\partial x} = J_s(x, t) + J_r(x, t) = J(x, t) \quad (2.9)$$

em que:

$b(x, t)$ é o valor instantâneo da densidade de campo magnético no entreferro (T);

μ_o é a permeabilidade magnética do ar ($4\pi \cdot 10^{-7} H/m$);

J_s e J_r são as densidades lineares de corrente relativas às lâminas presentes no estator e no rotor (A/m), respectivamente;

g é a espessura do entreferro (m).

A lei de Faraday, na sua forma diferencial (Peres, 1977), é dada por:

$$\vec{\nabla} \times \vec{E} = -\frac{\partial \vec{b}(x, t)}{\partial t} \quad (2.10)$$

em que $\vec{E}$ é o vetor campo elétrico.

Aplicando-se a equação 2.10 ao laço da figura 2.4, considerando-se que o campo elétrico possui componente somente na direção z (Serni, 1999):

$$\frac{\partial E_z}{\partial x} = \frac{\partial b(x, t)}{\partial t} + v_{rx} \cdot \frac{\partial b(x, t)}{\partial x} \quad (2.11)$$

em que:

v_{rx} é a velocidade linear de deslocamento da lâmina de secundário (m/s).

Já que a densidade de campo possui somente componente na direção y , despreza-se a dispersão de fluxo no rotor, considerando que toda a força eletromotriz (fem) presente seja dada por:

$$E_z = \rho_r \cdot J_r \quad (2.12)$$

em que ρ_r é a resistividade superficial da lâmina do secundário (Ω).

Também se pode escrever:

$$\rho_r = \frac{\rho_v}{h_r} \quad (2.13)$$

em que:

ρ_v é a resistividade volumétrica do secundário ($\Omega.m$);

h_r é a espessura da respectiva lâmina (m).

Considerando-se, como exemplo, o caso do motor rotativo convencional, o dimensionamento da lâmina do secundário, ficticiamente recobrindo o rotor, é estabelecido a partir da análise física das dimensões da gaiola de esquilo. Sendo d a profundidade de uma ranhura do rotor, r a sua largura e K_r o fator de utilização da mesma, pode-se determinar a altura h_r da lâmina fictícia que recobre o rotor a partir de (Simone *et al.*, 1991):

$$h_r = \frac{(N_{rr}dr)}{\pi D} K_r \quad (2.14)$$

em que:

N_{rr} é o número de ranhuras ou barras do rotor;

πD é o comprimento da lâmina do rotor, planificada.

A partir da equação 2.9 e considerando-se a expressão 2.12:

$$\frac{g}{\mu_o} \cdot \frac{\partial b(x, t)}{\partial x} = J_s + \frac{E_z}{\rho_r} \quad (2.15)$$

Derivando-se a equação 2.15 em relação a x , encontra-se:

$$\frac{\partial E_z}{\partial x} = \rho_r \cdot \frac{g}{\mu_o} \cdot \frac{\partial^2 b(x, t)}{\partial x^2} - \rho_r \cdot \frac{\partial J_s}{\partial x} \quad (2.16)$$

Rearranjando a equação 2.16 e considerando-se a equação 2.11:

$$\frac{g}{\mu_o} \frac{\partial^2 b(x, t)}{\partial x^2} - \frac{v_{rx}}{\rho_r} \frac{\partial b(x, t)}{\partial x} - \frac{1}{\rho_r} \cdot \frac{\partial b(x, t)}{\partial t} = \frac{\partial J_s}{\partial x} \quad (2.17)$$

Na equação 2.17 há um termo para a densidade de campo magnético que é função do tempo e, por isso, deve-se obter uma expressão em função de x , tomando-se uma solução particular para a expressão 2.17, do tipo (Yamamura, 1972):

$$b_s(x, t) = B_s \cos(\omega_s t - \frac{\pi x}{t_p} + \delta_s) = B_s \cdot \text{Re}[e^{(j\omega_s t)} \cdot e^{-j(\frac{\pi}{t_p} x - \delta_s)}] \quad (2.18)$$

Derivando-se 2.18 em relação a t :

$$\frac{\partial b(x, t)}{\partial t} = j\omega_s b(x, t) \quad (2.19)$$

Considerando-se, por fim, a equação 2.19, e substituindo-a na expressão 2.17:

$$\frac{g}{\mu_o} \frac{\partial^2 b(x, t)}{\partial x^2} - \frac{v_{rx}}{\rho_r} \frac{\partial b(x, t)}{\partial x} - \frac{1}{\rho_r} \cdot j\omega_s \cdot b(x, t) = \frac{\partial J_s}{\partial x} \quad (2.20)$$

A equação 2.20 descreve o comportamento da densidade de campo magnético da máquina em pontos compreendidos no intervalo $0 < x < pt_p$. Sua equação auxiliar é do tipo (Simone, 1992):

$$\frac{g}{\mu_o} D^2(y) - \frac{v_{rx}}{\rho_r} D(y) - \frac{1}{\rho_r} j\omega_s(y) = 0 \quad (2.21)$$

cujas raízes são

$$k_1, k_2 = \frac{v_{rx}\mu_o}{2 \cdot g\rho_r} \pm \frac{1}{2}(M + jN) \quad (2.22)$$

em que

$$M + jN = \sqrt{\left(\frac{\mu_o \cdot v_{rx}}{\rho_r \cdot g}\right)^2 + j4\omega_s \cdot \frac{\mu_o}{\rho_r g}} \quad (2.23)$$

A partir das expressões 2.22 e 2.23 resulta:

$$k_1 = -\frac{1}{\alpha_1} - jb_1 \quad (2.24)$$

$$k_2 = \frac{1}{\alpha_2} + jb_1 \quad (2.25)$$

em que:

$$\alpha_1 = \frac{2\rho_r g}{\rho_r g M - \mu_o v_{rx}} \quad (2.26)$$

$$\alpha_2 = \frac{2\rho_r g}{\rho_r g M + \mu_o v_{rx}} \quad (2.27)$$

$$b_1 = \frac{\pi}{t_{pe}} \quad (2.28)$$

$$t_{pe} = \frac{2\pi}{N} \quad (2.29)$$

$$\rho_r = \frac{\rho_v}{h_r} \quad (2.30)$$

em que:

t_{pe} é o passo polar das extremidades de entrada e de saída;

ρ_v é a resistividade volumétrica do material de que são feitas as barras do rotor;

α_1 e α_2 são as profundidades de penetração das ondas de extremidades de entrada e de saída, respectivamente.

Inserindo-se as raízes k_1 e k_2 na solução da equação 2.20, obtém-se a expressão geral para a densidade de campo magnético no entreferro:

$$b(x, t) = b_s(x, t) + b_{e1}(x, t) + b_{e2}(x, t) \quad (2.31)$$

ou ainda,

$$\begin{aligned} b(x, t) = & B_s \cos(\omega_s t - \frac{\pi x}{t_p} + \delta_s) + B_{e1} e^{(-\frac{x}{\alpha_1})} \cos(\omega_s t - \frac{\pi x}{t_{pe}} + \delta_1) \\ & + B_{e2} e^{(-\frac{x}{\alpha_2})} \cos(\omega_s t + \frac{\pi x}{t_{pe}} + \delta_2) \end{aligned} \quad (2.32)$$

em que:

- B_s é o valor máximo da onda $b_s(x, t)$ de campo magnético do entreferro (T);

- B_{e1} é o valor máximo da densidade $b_{e1}(x, t)$ de campo magnético de extremidade de entrada (T);
- B_{e2} é o valor máximo da densidade $b_{e2}(x, t)$ de campo magnético de extremidade de saída (T);
- δ_s é o ângulo entre os fasores $\vec{J_s}$ e $\vec{B_s}$ (rad);
- α_1 é o coeficiente de penetração da onda de extremidade de entrada;
- α_2 é o coeficiente de penetração da onda de extremidade de saída;
- t_{pe} é o passo polar da onda de campo magnético de extremidade (m).

O primeiro termo do segundo membro da equação 2.32, $b_s(x, t)$, caracteriza uma onda de densidade de campo que viaja no entreferro, no sentido positivo de x com velocidade constante v_{sx} . O segundo termo, $b_{e1}(x, t)$, caracteriza uma onda de fluxo que, gerada na extremidade de entrada, caminha no mesmo sentido que a onda $b_s(x, t)$, mas com decaimento dado por α_1 . O terceiro termo, $b_{e2}(x, t)$, é chamado de onda de extremidade de saída e viaja, com decaimento dado por α_2 , em sentido contrário às duas ondas anteriormente mencionadas. As ondas de extremidades de entrada e de saída somente se fazem presente quando a máquina é aberta, como nos casos dos motores de estator em arco e lineares. Nas máquinas de indução rotativas convencionais $b(x, t) = b_s(x, t)$. Demonstra-se (Simone *et al.*, 1991) que:

$$B_s = \frac{J_{smax}}{\sqrt{\left(\frac{\pi g}{\mu_o t_p}\right)^2 + \left(\frac{1}{\rho_r} s v_{sx}\right)^2}} \quad (2.33)$$

é a equação que possibilita o cálculo da densidade de campo magnético máxima no entreferro da máquina, para qualquer valor de escorregamento s . O ângulo δ_s , entre os fasores $\vec{J_s}$ e $\vec{B_s}$, conforme indicado figura 2.5, é calculado por:

$$\tan(\delta_s) = \frac{\pi \rho_r g}{\mu_o t_p s v_{sx}} \quad (2.34)$$

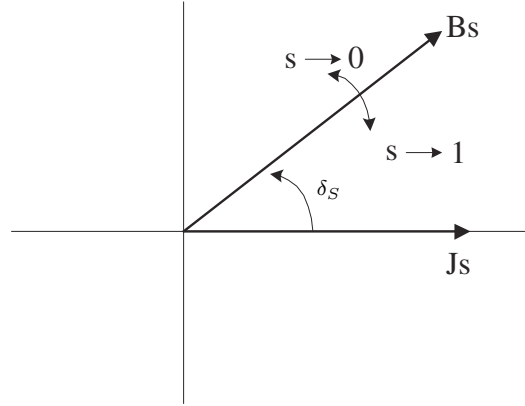


Figura 2.5: Diagrama Fasorial relativo às funções $b_s(x, t)$ e $J_s(x, t)$.

Observa-se na equação 2.34 que o ângulo δ_s diminui à medida que o escorregamento do motor aumenta e tem seu valor máximo quando a velocidade do rotor se aproxima da velocidade do campo de translação.

2.5 Efeitos de Extremidades na Máquina Linear

O seccionamento de um setor do estator de um motor de indução para se obter o motor setorial resulta em dificuldades analíticas. Numa máquina de indução convencional, o campo magnético no entreferro é periódico e, sendo assim, a análise de qualquer período 2π é suficiente para representar a máquina inteira. Já a máquina linear não tem essa propriedade; ela tem um começo e um fim definidos para as suas peças de primário e secundário. Estes comprimento e largura finitos levam ao que se denomina *efeitos de extremidades*.

Há duas classificação para os efeitos de extremidade: **efeito de extremidade transversal** e **efeito longitudinal de extremidade**.

2.5.1 Efeito Transversal de Borda

O *efeito de extremidade transversal*, algumas vezes chamado de *efeito transversal de borda* (*ETB*) refere-se à distribuição não uniforme de correntes no rotor (secundário) e está relacionado diretamente à região do rotor que excede, em largura, o estator. A máquina rotativa convencional pode apresentar o efeito transversal de borda, mais ou menos pronunciado, dependendo da largura da lâmina do rotor (em rotores laminados) ou das dimensões dos anéis de curto-circuito (rotores de gaiola). Alguns pesquisadores, (Russel e Norsworthy, 1958), propõem considerar o fenômeno através de um aumento na resistividade superficial da lâmina ou das barras do rotor, gerando um fator K_s de correção:

$$\rho'_r = \frac{\rho_r}{K_s} \quad (2.35)$$

$$K_s = 1 - \frac{\tanh(e_x)}{e_x(1 + \tanh(e_x) \tanh(e_y))} \quad (2.36)$$

com:

$$e_x = \frac{\pi C}{2t_p} \quad (2.37)$$

$$e_y = \frac{\pi(C' - C)}{2t_p} \quad (2.38)$$

em que:

ρ_r é a resistividade superficial do rotor (Ω);

ρ_v é a resistividade volumétrica do rotor (Ωm);

ρ'_r é a resistividade superficial corrigida (Ω);

K_s é o fator de correção do Efeito Transversal de Borda;

C é a largura do estator (m);

C' é a largura do rotor (m);

Alguns dos parâmetros utilizados nas expressões de correção do *ETB* estão indicados na figura 2.6. Uma análise detalhada do efeito transversal de borda mostra que o fator K_s usado na correção pressupõe que as trajetórias das correntes induzidas na lâmina do rotor estão sujeitas a percursos dotados de resistência ôhmica muito maior do que aquela inicialmente prevista para as correntes induzidas em uma gaiola de esquilo ou mesmo em um rotor laminar dotado de anéis de curto-circuito.

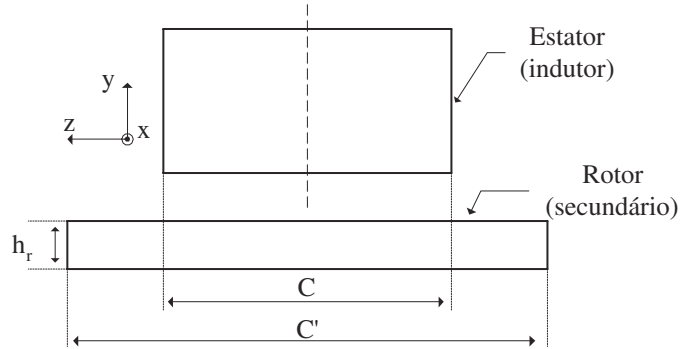


Figura 2.6: Vista transversal no motor rotativo convencional linearizado.

2.5.2 Efeito Longitudinal de Extremidade

O segundo efeito, conhecido como *efeito de extremidade longitudinal (ELE)*, não é encontrado em máquinas convencionais e está relacionado com o movimento do rotor

em relação aos indutores (estator), atuando de diversas formas em máquinas lineares de mesmas características mecânicas e diferentes velocidades. Nos motores setoriais (ou em arco), o estator apresenta uma região de entrada e outra de saída, exatamente como as encontradas em máquinas de indução lineares planas.

Na figura 2.7, utiliza-se o primário como elemento referencial, ou seja, é a parte fixa. Os laços L_1 , L_2 , L_3 e L_4 representam as correntes induzidas no rotor em presença da variação do fluxo nas regiões de entrada e de saída do entreferro. Este efeito das distribuições de corrente, o qual atua fortemente nas regiões de entrada e saída do entreferro, é atenuado de forma diferente nestas regiões, à medida que se caminha no entreferro em direção à região coberta pelo estator, partindo-se de uma ou outra extremidade.

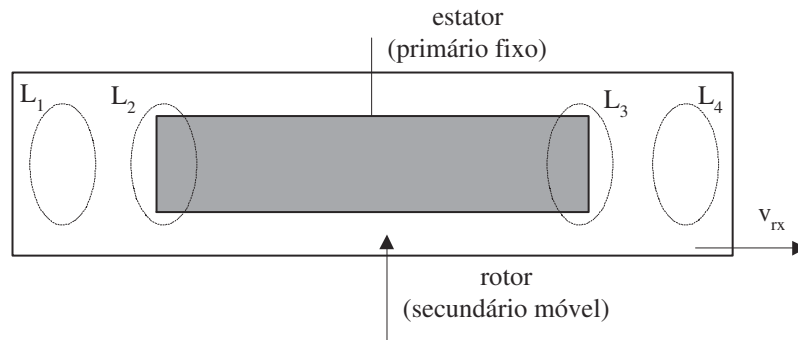


Figura 2.7: Laços de corrente induzida no motor rotativo convencional linearizado.

Os efeitos observados nas extremidades do estator propagam-se ao longo do entreferro, distorcendo o campo magnético de translação também em regiões distantes das extremidades (ver figura ilustrativa 2.8). A penetração da perturbação de fluxo, devido ao *ELE*, está ligada, principalmente, à velocidade dos motores (Poloujadoff, 1980). Constatase que o efeito aumenta com o aumento da velocidade, acarretando expressivas diferenças entre a máquina convencional e linear, notadamente caracterizadas por uma diminuição no pico da força propulsora.

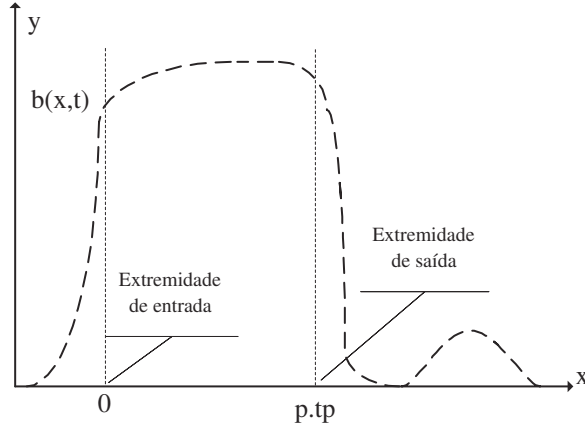


Figura 2.8: Comportamento do campo magnético ao longo do entreferro do motor linear.

2.6 Expressão da Força Propulsora

À semelhança dos motores rotativos convencionais, nos motores lineares a potência transmitida através do entreferro pode ser calculada a partir da velocidade relativa entre o campo magnético de translação no entreferro e o rotor (v_{rx}). No caso específico da máquina linear, demonstra-se (Laithwaite e Nasar, 1970) que a força propulsora real (força de Lorentz) é calculada a partir da equação:

$$f_x = \frac{C}{2} \int_0^{p.t_p} \text{Re}[J_s(x, t) \cdot b^*(x, t)] dx = f_{sh} + f_{eh} \quad (2.39)$$

em que:

- $J_s(x, t)$ é o valor da densidade linear de corrente de estator (A/m);
- C é a largura do estator (m);
- $b^*(x, t)$ é o complexo conjugado da densidade de campo (T);

- pt_p é o comprimento do arco formado pelo estator, medido a partir do entreferro (m).

Na expressão (2.39), a força propulsora f_x aparece como a soma de duas parcelas f_{sh} e f_{eh} . O primeiro termo do lado direito da equação 2.39 representa a força propulsora f_{sh} relativa à parcela fundamental da densidade de campo magnético apresentada na expressão 2.32. O segundo termo representa a força propulsora devida ao efeito de extremidade (f_{eh}), peculiar às máquinas lineares, e que corresponde à consideração do segundo termo apresentado na expressão (2.32).

Os efeitos longitudinais de extremidade de entrada e de saída não têm a mesma importância, sendo usual considerar relevante apenas o primeiro deles, desprezando o outro nas equações.

Caso tenha sido considerado apenas o primeiro termo de campo da expressão 2.32, a componente correspondente à onda fundamental da força propulsora na expressão 2.39 tem como solução (Hirasa, 1980):

$$f_{sh} = \frac{C}{2} pt_p J_{smax} B_s \cos(\delta_s) \quad (2.40)$$

Os termos J_{smax} e B_s são apresentados nas expressões 2.6 e 2.33, respectivamente. A expressão 2.40 caracteriza a força propulsora de um motor de indução, quer seja linear ou rotativo, na ausência do *Efeito Longitudinal de Extremidade (ELE)*.

A componente que caracteriza a presença do *efeito longitudinal de extremidade* na expressão 2.39 pode ser determinada a partir de (Serni, 1999) (Hirasa, 1980):

$$f_{eh} = \frac{C J_{smax} B_{e1}}{2\pi ta \sqrt{1 + \sqrt{\frac{ta}{ah\pi}}}} + e^{-\left(\frac{pt_p}{ah}\right)} \cdot \text{sen}\left[\left(\frac{\pi pt_p}{ta}\right) + \delta_{eh} + \delta_1\right] - \text{sen}(\delta_{eh} + \delta_1) \quad (2.41)$$

em que:

$$\begin{aligned}
ta &= \left(\frac{1}{t_p - \frac{1}{t_{peh}}} \right)^{-1} \\
t_{peh} &= \frac{2\pi}{Y_h} \\
ah &= \frac{2}{X_h - G_h \cdot v_{rx}} \\
G_h &= \frac{\mu_o}{g \cdot \rho_r} \\
Y_{he} &= - (v_{rx})^2 + \sqrt{\left(\frac{4 \cdot \omega_s}{G_h} \right)^2 + v_{rx}^4} \\
Y_h &= G_h \sqrt{\frac{Y_{he}}{2}} \\
X_h &= \frac{2 \cdot \omega_s \cdot G_h}{Y_h} \\
\delta_1 &= \arg \tan \left(- \frac{ta}{ah \cdot \pi} \right) \\
\delta_{eh} &= \arg \tan \left(\frac{C_h \cdot h_{ir1} - A_h \cdot h_{ir2}}{A_h \cdot h_{ir1} - C_h \cdot h_{ir2}} \right) \\
B_{e1} &= \frac{C_h}{h_{ir1} \sin(\delta_{eh} + h_{ir2} \cdot \cos(\delta_{eh}))} \\
C_h &= - B_s \left[\frac{\pi \cos(\delta_s)}{G_h \cdot v_{rx} \cdot t_p} + \sin(\delta_s) \right] \\
h_{ir1} &= 1 + \frac{1}{G_h \cdot v_{rx} \cdot ah} \\
h_{ir2} &= \frac{\pi}{G_h \cdot v_{rx} \cdot t_{peh}} \\
A_h &= - \frac{\rho_r \cdot J_{smax}}{v_{rx}} + B_{e1} \cdot \left[\frac{\pi \sin(\delta_s)}{G_h \cdot v_{rx} \cdot t_p} - \cos(\delta_s) \right]
\end{aligned}$$

Assim, o comportamento da força propulsora resultante f_x é obtido através da soma de duas componentes de forças, conforme expressões 2.40 e 2.41, podendo assumir diferentes características, de acordo com as particularidades de cada motor. Desta

forma, a componente f_{eh} atua como uma força frenante em relação à componente f_{sh} , reduzindo o valor da força resultante f_x .

Já o *Efeito Transversal de Borda - (ETB)*, presente em todas as máquinas de rotores finitos, altera as expressões 2.40 e 2.41, através da resistividade (equação 2.35 e 2.37) do meio condutor do rotor.

A partir da expressão 2.39, um motor de indução rotativo convencional, que tenha rotor bobinado ou gaiola de esquilo, tem seu conjugado devido a potência mecânica interna determinado por (Nasar e Boldea, 1987):

$$T_{meci} = f_x \frac{D}{2} \quad (2.42)$$

$$P_{meci} = f_x v_{rx} \quad (2.43)$$

Para as máquinas elétricas de indução, $v_{rx} = (1 - s)v_{sx}$.

Então, $P_{meci} = f_x v_{sx}(1 - s)$. Sabendo-se que $f_x = f_{sh}$ para máquinas rotativas convencionais, pode-se escrever, a partir da expressão 2.40:

$$P_{meci} = \frac{C}{2} p t_p J_{s_{max}} B_s v_{sx} (1 - s) \cos(\delta_s) \quad (2.44)$$

A expressão 2.44 constitui uma forma de se estudar a máquina de indução convencional como um caso particular da máquina linear de duplo estator magnético e simples estator elétrico, dotada de rotor laminar.

2.7 Aplicação da Expressão da Força Propulsora

Através de simulação das expressões 2.40 e 2.41, uma expectativa do comportamento da força propulsora desenvolvida pela máquina pode ser obtida. No entan-

to, para o caso do motor setorial em estudo, esta formulação não se mostrou suficientemente adequada para se representar o comportamento de sua força propulsora. Como exemplo, a figura 2.9 ilustra os dados experimentais do motor setorial, coletados na frequência de 60Hz e corrente de estator eficaz constante no valor de 2,12A (Serni, 1999). Em outros exemplos também não foi possível obter resultados razoáveis. Conforme apresenta a figura 2.9, não há coerência dos resultados obtidos via simulação com aqueles que foram medidos no laboratório. Isto significa que, embora possível, uma análise adequada do motor setorial requer uma determinação bem mais elaborada de fatores apropriados que permitam a compensação de seus próprios efeitos de extremidades.

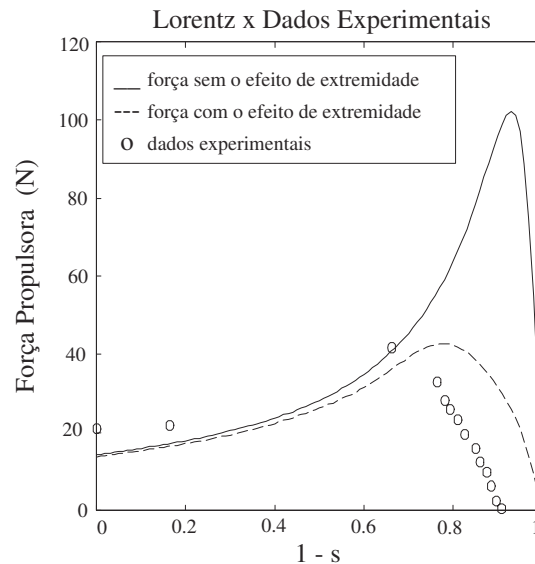


Figura 2.9: Desempenho do motor setorial, utilizando-se força de Lorentz e dados experimentais.

A curva em linha contínua da figura 2.9 refere-se à equação 2.40 e não se aplica ao motor setorial, servindo apenas para uma visualização da redução da força propulsora, devido ao efeito de extremidade. Já a curva em linha tracejada refere-se à expressão 2.39 e se aplica ao motor linear.

É preciso considerar que, quando a máquina funciona sob condições variadas de carga, alimentada por inversor em diversas frequências de estator, o equacionamento dos fatores que representam bem esta diversidade operacional se torna bastante complicado. Fica, então, inviável obter a concordância desejada para os resultados da força propulsora simulada e calculada a partir de dados experimentais em laboratório.

Uma outra topologia utilizada em alguns estudos de máquinas lineares é a do motor em disco, apresentada na figura 2.10. Esta topologia é constituída de dois estatores dotados de enrolamentos trifásicos e fixos e rotor construído na forma de um disco de alumínio que, girando entre os estatores, permite que a força propulsora seja determinada a partir do conjugado observado no eixo.

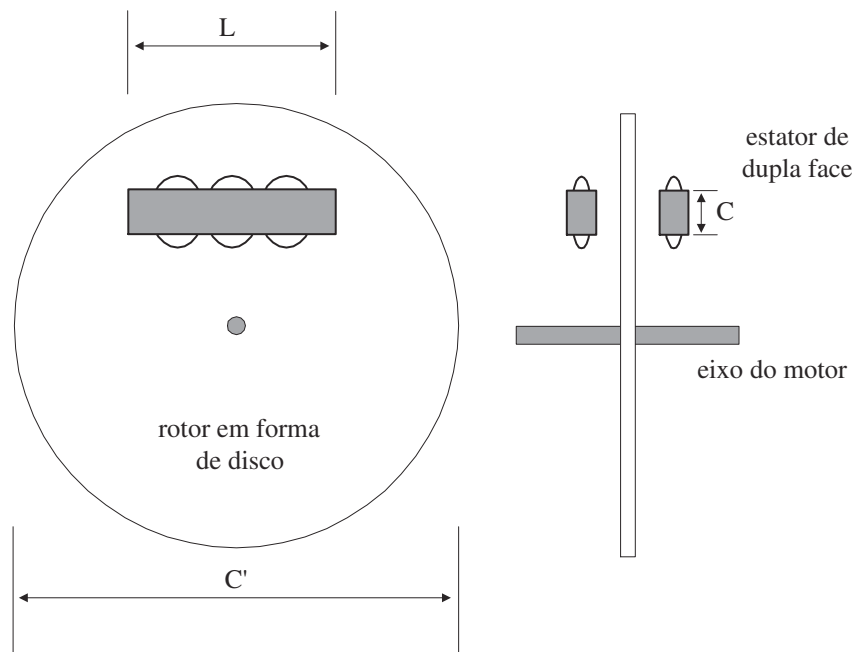


Figura 2.10: (a) Vista frontal do motor de disco; (b) Vista lateral. Dimensões: $C'=0,45\text{m}$ (diâmetro); $L=0,29\text{m}$ (comprimento do estator) e $C=0,04\text{m}$ (largura do estator).

2.8 Análise do Circuito Elétrico Equivalente (CEE)

Da mesma forma que se pode calcular o conjugado desenvolvido por um motor rotativo convencional a partir de seu circuito elétrico equivalente, pode-se também, para muitos casos, determinar a força propulsora desenvolvida por um motor de indução linear através de um circuito deste tipo. Esta é uma saída analítica bastante usual aplicável ao estudo de muitos aspectos deste tipo de máquina. No entanto, devido a descontinuidade do estator, precisa haver o acréscimo ao circuito equivalente de uma impedância Z_e , a qual representa a influência dos efeitos longitudinais de extremidades. Desta forma, o circuito elétrico equivalente (CEE) para o motor setorial pode ser representado conforme esquematizado na figura 2.11, mostrando a devida correção para o *efeito longitudinal de extremidade (ELE)*.

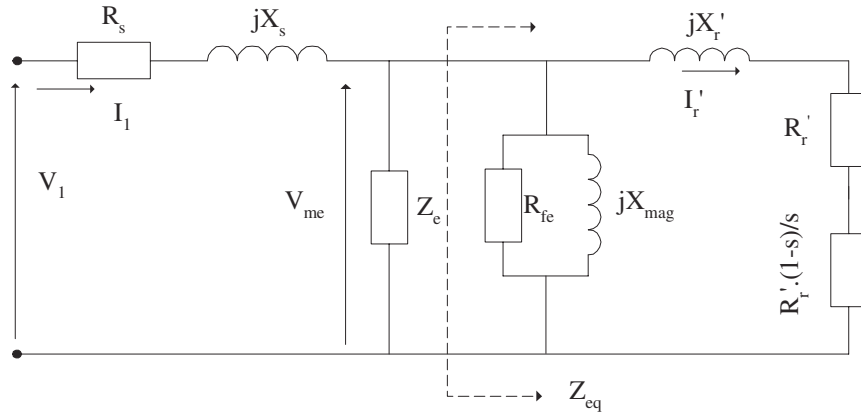


Figura 2.11: Circuito elétrico equivalente do motor setorial.

Observa-se na figura 2.11, o ramo que representa o circuito do rotor possui uma reatância de dispersão referida denominada X_r' , pois o rotor do motor setorial é constituído de ferro e barras de cobre curto-circuitadas. Desta forma, ao contrário do motor de disco, cujo rotor é constituído de alumínio e sua dispersão pode ser negligenciada, no rotor do motor setorial leva-se em consideração essa dispersão.

Sabe-se que a presença do efeito longitudinal de extremidade acarreta redução da magnitude da força propulsora desenvolvida pela máquina. Em termos de circuito elétrico, isto significa que é necessário haver redução da tensão sobre o ramo de força. Isto é conseguido com a introdução de uma impedância adicional Z_e ¹ (Gieras, 1994). Esta impedância é calculada, conforme a expressão 2.45, a partir de parâmetros da máquina, principalmente reatância de magnetização, impedância do rotor referida para o estator e do valor do fator corretivo K_e .

$$Z_e = \frac{1 - K_e}{K_e} \cdot Z_{eq} \quad (2.45)$$

em que:

Z_{eq} é a impedância equivalente referente aos parâmetros do rotor refletidos e ramo de magnetização.

Este *fator longitudinal de extremidade* (K_e) pode ser dado, conforme a equação 2.46, pela relação entre a força eletromotriz (V_{me}) com o efeito longitudinal de extremidade sendo considerado, e a força eletromotriz sobre o ramo magnetizante do circuito elétrico equivalente de uma máquina convencional (V_m), onde não há este efeito a considerar:

$$K_e = 1 - \frac{V_{me}}{V_m} \quad (2.46)$$

O comportamento do fator de extremidade K_e , desenvolvido na equação 2.46, em função do escorregamento do motor setorial é apresentado na figura 2.12.

No desenvolvimento da expressão (2.46), observa-se que o fator K_e depende de parâmetros construtivos da máquina e das expressões de fluxo (Serni, 1999). Nota-se também, na figura 2.12, que o efeito de extremidade é mais pronunciado em velocidades próximas da velocidade de sincronismo, perdendo seu efeito na partida do motor, ou

¹Muitos autores utilizam o parâmetro Z_e para representar o efeito de extremidade nas máquinas lineares no seu circuito elétrico equivalente em regime permanente e na frequência da rede.

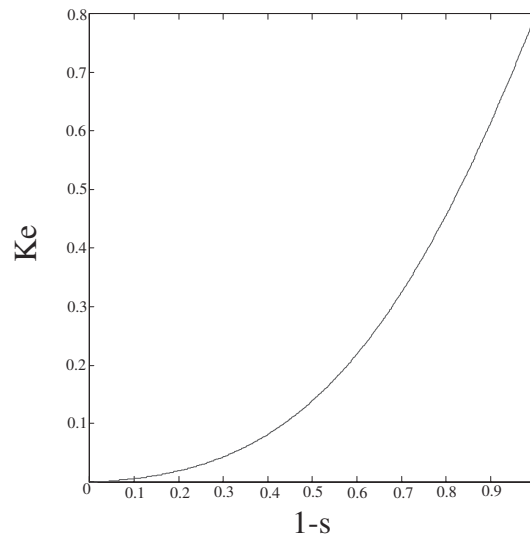


Figura 2.12: Comportamento do fator de extremidade longitudinal em relação ao escorregamento.

seja, para elevados escorregamentos.

Então, determinado o circuito elétrico equivalente para o motor setorial, expressões para o cálculo da força propulsora [equação (2.49)] podem ser escritas a partir do circuito da figura 2.11, da mesma forma que se faz nas máquinas rotativas convencionais:

$$T_{meci} = F_{x_r} \cdot \left(\frac{D}{2}\right) \quad (2.47)$$

$$P_{meci} = F_{x_r} \cdot v_{rx} \quad (2.48)$$

$$F_{x_r} = \frac{m}{v_{sx}} \cdot \left(\frac{R'_r}{s}\right) \cdot (|I'_r|)^2 \quad (2.49)$$

em que:

- m é o número de fases da máquina;
- $v_{sx} = 2.t_p.f$ é a velocidade síncrona linear (m/s);
- $D = 2.R$ é o diâmetro da circunferência que passa pelo comprimento médio do entreferro de uma máquina rotativa;
- v_{rx} é a velocidade linear do rotor (m/s);
- T_{meci} é o conjugado mecânico interno (Nm);
- P_{meci} é a potência mecânica interna (W);
- R'_r e I'_r são, respectivamente, a resistência e a corrente no rotor.

Os parâmetros do circuito elétrico equivalente do motor setorial são apresentados no Apêndice B.

No entanto, conforme já mencionado, o problema está em assegurar que os fatores corretores das máquinas lineares (R. Creppe e de Souza, 1998), possam se aplicar quando a máquina é acionada por inversor, com ampla variação na frequência de acionamento e sob diversas condições de carga. Em ambos os casos, esta via de análise para a máquina setorial mostrou-se inadequada (Serni, 1999).

Com base em dados levantados em laboratório, é possível também comparar a validade do circuito elétrico equivalente (*CEE*) como um modelo para a máquina linear. Entretanto, no caso do motor setorial, tais resultados não foram satisfatórios, conforme mostra a figura 2.13.

A curva 1, apresentada na figura 2.13, não se aplica ao motor linear, pois trata-se do circuito elétrico equivalente da máquina convencional, ou seja, com o estator fechado. Já a curva ilustrada em 2 apresenta o comportamento do motor com a impedância Z_e inserida ao circuito elétrico equivalente. Nota-se, claramente, a redução da força propulsora quando o estator do motor é aberto.

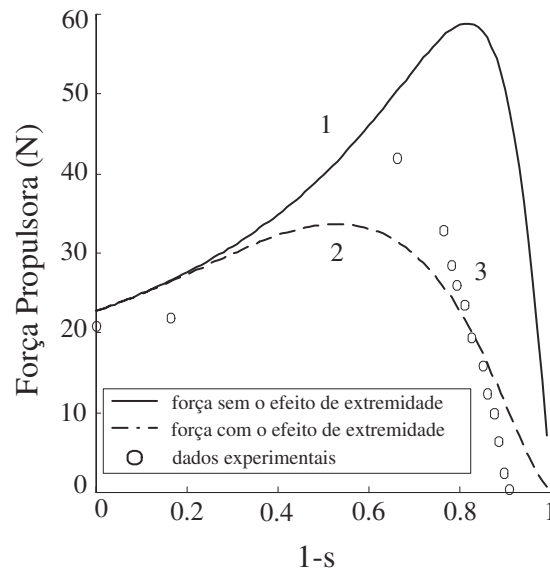


Figura 2.13: Força propulsora no motor setorial para corrente de estator constante de 2,12A e 60Hz.

Os dados experimentais ilustrados pela curva 3, referentes à figura 2.13, são os mesmos apresentados na figura 2.9, ou seja, o motor setorial foi acionado por um inversor na frequência de 60Hz e sua corrente foi mantida constante em 2,12A (Serni, 1999).

A expressão 2.39, juntamente com suas parcelas 2.40 e 2.41, também pode ser aplicada para motores lineares com rotor em forma de disco e pode ser utilizada na comparação de resultados obtidos com um circuito elétrico equivalente, corrigido com o fator de efeito de extremidade de entrada Ke (equações 2.45, 2.46 e 2.49), e com dados experimentais (Serni, 1999). Alguns autores (Creppe, 1997) (Serni, 1999) apresentaram resultados satisfatórios de *Força x velocidade* para os motores de disco (ver figura 2.14) alimentados com corrente constante, havendo um comportamento muito próximo dos pontos experimentais. No entanto, esta comparação refere-se à conversores lineares operando na condição específica de corrente eficaz constante.

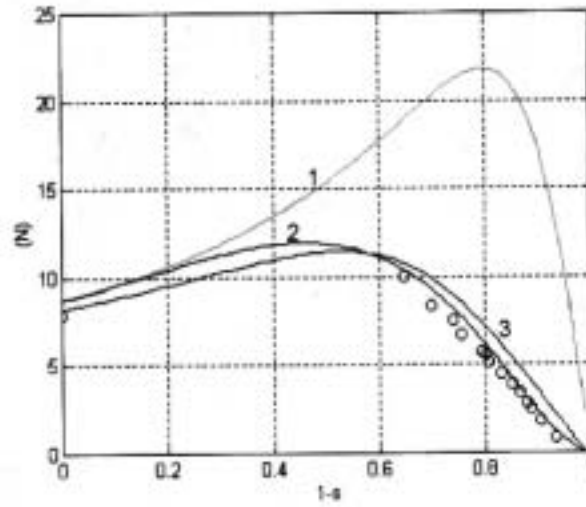


Figura 2.14: Desempenho do motor de disco, acionado em 60Hz com corrente eficaz constante de 5A.

Na figura 2.14, *1* e *2* referem-se, respectivamente, às expressões de forças propulsoras desenvolvidas a partir do circuito elétrico equivalente (equações 2.45 à 2.49) considerando ou não os efeitos de extremidades através da impedância Z_e e do fator corretivo K_e , e *3* refere-se ao desenvolvimento da expressão 2.39, que diz respeito à força de Lorentz. Os círculos ilustrados na figura 2.14 representam os dados experimentais, com o motor de disco acionado em 60Hz e com corrente eficaz constante de 5A (Serni, 1999).

Para alimentação com tensão constante, ou seja, acionamento através de inversor, o circuito elétrico equivalente (*CEE*) juntamente com seus fatores corretivos (Ke) conseguiu apresentar alguma concordância, especificamente para o motor de disco, entre os pontos experimentais e a curva apresentada pelo *CEE*, conforme ilustra a figura 2.15, porém, com um desvio maior, se comparada às características de corrente constante (ver figura 2.14).

A curva *1* apresentada na figura 2.15, refere-se às expressões desenvolvidas a

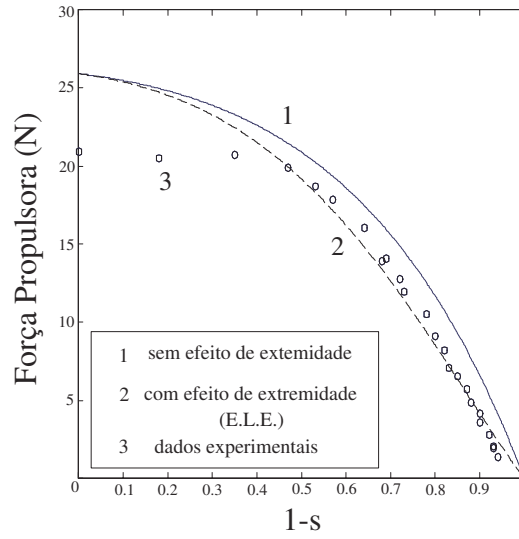


Figura 2.15: Desempenho do motor de disco a partir do *CEE*, acionado com tensão constante de 48V.

partir do circuito elétrico equivalente de uma máquina convencional, ou seja, sem o acréscimo da impedância Z_e . Já na curva 2, os efeitos de extremidades são considerados efeitos de extremidades através da impedância Z_e e do fator corretivo K_e , e 3 refere-se ao desenvolvimento da expressão 2.39, que diz respeito à força de Lorentz.

Já para o motor setorial tais fatores devem ser melhor analisados, pois a característica *Força x velocidade* apresenta um maior desvio, se comparada às características do motor de disco. Isto foi observado tanto em ensaios realizados com corrente constante quanto em acionamentos com tensão constante.

Apresentadas as dificuldades em se determinar com precisão o comportamento do conjugado propulsor do motor setorial, torna-se necessário a aplicação de novas técnicas para se identificar a força propulsora deste motor linear em particular. No próximo capítulo, algumas definições de redes neurais artificiais, com enfoque às várias arquiteturas utilizadas na identificação da força propulsora serão apresentadas. Ensaios experimentais realizados no motor setorial, sob diversas condições de acionamento e

frequência, serão realizados para levantamento da mesma.

Capítulo 3

Fundamentos para a Aplicação de Redes Neurais Artificiais

ESTE capítulo apresenta um resumo dos conceitos teóricos necessários para compreensão do funcionamento de redes neurais artificiais (*RNA*) utilizadas no desenvolvimento desta tese, objetivando o entendimento de alguns conceitos e definições utilizados. As várias arquiteturas de *RNA* utilizadas são, inicialmente, treinadas para determinar o conjugado propulsor do motor de indução setorial, para condições de cargas específicas, sem que haja a preocupação e a necessidade do conhecimento dos parâmetros da respectiva máquina.

3.1 Considerações Gerais

A área de sistemas inteligentes, que surgiu na década de 40 com o modelamento matemático inspirado no neurônio biológico (McCulloch e Pitts, 1943), é constituída por uma combinação de técnicas de modelagem e computação. A utilização desses sistemas, notadamente destacada em redes neurais artificiais, sistemas e controladores fuzzy e algoritmos genéticos, se fez com sucesso na solução de diversos problemas

envolvidos com a identificação de sistemas. As características mais atrativas desses sistemas consistem em sua elevada habilidade em mapear sistemas não-lineares e à sua facilidade de ser integrado com outras ferramentas numéricas e computacionais já existentes.

A partir dos anos 80, trabalhos de grande destaque surgiram com o desenvolvimento de computadores de maior capacidade de processamento, criação de algoritmos de aprendizado mais eficientes (Haykin, 1999) e pesquisas referentes à parte dinâmica da rede neural artificial (Hopfield, 1982). Mais recentemente, destacam-se pesquisas realizadas em robótica, controle de processos, reconhecimento de padrões e processamento de sinais.

3.2 Conceitos Fundamentais de *RNA*

Trabalhos de pesquisa utilizando redes neurais artificiais têm sido motivados pela representação altamente complexa do cérebro humano, cuja capacidade de organizar suas estruturas básicas (neurônios) e desenvolver certas tarefas computacionais (reconhecimento de padrões, percepção e controle motor), é muitíssimo mais rápida e melhor do que qualquer computador já produzido.

De uma forma geral, uma rede neural artificial é uma máquina adaptativa cuja função é imitar (ou modelar) o modo pelo qual o cérebro humano desenvolve uma tarefa particular ou uma função de interesse, simulando-a em software num computador digital. Na realização de suas tarefas, a rede neural emprega interconexões de células simples, denominadas *neurônios* ou *unidades de processamento*. Do ponto de vista de uma máquina adaptativa, a rede neural pode ser definida como:

“Um processador paralelo, distribuído, formado por unidades básicas de processamento, que têm um modo apropriado para armazenar conhecimentos e avaliá-los para uso” (Rumelhart e McClelland, 1986). A rede é similar ao cérebro em dois aspectos:

- O conhecimento é adquirido pela rede neural, através de um processo de aprendizagem;
- As conexões entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, são usadas para armazenar o conhecimento adquirido.

Aprendizado é um processo no qual os parâmetros livres de uma rede neural artificial são alterados pela estimação contínua, causada pelo ambiente no qual a rede está inserida.

O objetivo do aprendizado é a obtenção de um modelo implícito do sistema em estudo, através de ajuste dos parâmetros da rede. O procedimento utilizado para o processo de aprendizado é chamado *algoritmo de aprendizado*, cuja função é modificar os pesos sinápticos da rede neural a fim de atender a um objetivo desejado. Neste trabalho, utiliza-se o *aprendizado supervisionado*, baseado em um conjunto de exemplos de estímulo-resposta (sinal-saída desejada), que representa o comportamento que deve ser apresentado pela rede neural. A rede faz o mapeamento das variáveis, buscando a generalização para o problema. Os parâmetros da rede são alterados por um agente externo ou “supervisor”, até que a generalização seja satisfatória, ou seja, até que a diferença entre a saída fornecida pela rede e a saída desejada se minimize, para obter-se um valor aceitável. Alguns exemplos de problemas de engenharia onde se utiliza o aprendizado supervisionado são os seguintes: classificação e reconhecimento de padrões, previsão de séries temporais, identificação de sistemas, controle de processos, projeto de filtros em processamento de sinais.

Cada rede neural artificial representa uma arquitetura de processamento específica, havendo uma família de arquiteturas, cada qual adequada para funcionalidades específicas. A funcionalidade de uma rede neural artificial vai ser determinada por:

- topologia da rede;
- função de ativação de cada neurônio;

- estratégia de aprendizado;
- dados de treinamento.

Entretanto, analisar o papel de cada componente da rede neural no resultado final não é uma tarefa elementar. Assim, as estratégias de aprendizado mais avançadas passaram a ser responsáveis pela definição automática de muitas características de projeto de redes. A priori, o projetista geralmente não possui informação suficiente para definir, por exemplo, a melhor topologia da rede e as funções de atuação que devem ser utilizadas em cada neurônio, deixando apenas as conexões ajustáveis a cargo do algoritmo de treinamento. Quando o projetista é incumbido desta tarefa “íngrata”, boas estimativas podem ser obtidas apenas a partir de procedimentos exaustivos de tentativa e erro. Quando o aprendizado atua apenas modificando as conexões, diz-se que o conhecimento adquirido é armazenado nas conexões. Isto significa que, ao arbitrar a topologia da rede e as funções de transferência que devem ser utilizadas em cada neurônio, o projetista está “*introduzindo um conhecimento inicial*”, cujo nível de adequação pode não estar a seu alcance.

3.3 Características de uma Rede Neural Artificial

As Redes Neurais Artificiais são modelos computacionais que utilizam técnicas de processamento inerentemente paralelas e adaptativas, através de um grande número de unidades simples de processamento. Sua característica mais significativa está na habilidade de aproximar qualquer função contínua não linear. Esta habilidade das redes neurais as tem tornado úteis para modelar sistemas não lineares, particularmente quando o relacionamento entre as variáveis do processo não é bem definido, tornando assim difícil a sua modelagem por técnicas convencionais. Isto faz com que as *RNAs* se tornem uma ferramenta atrativa, que pode ser aplicada com eficiência, por exemplo, na estimação da força ou conjugado propulsor em uma máquina de indução setorial. A expectativa é que a abordagem desenvolvida consiga mapear adequadamente o

comportamento do conjugado ou força propulsora, contornando as limitações inerentes encontradas nos modelos matemáticos convencionais. As principais vantagens em se utilizar a abordagem de redes neurais artificiais na modelagem do comportamento do motor setorial estão descritas como se segue:

- o Não necessidade de estarem disponíveis eventuais modelos matemáticos que descrevam o comportamento do sistema.
- o Versatilidade da arquitetura em relação ao número de variáveis envolvidas.
- o Quantificação intrínseca das ponderações de cada variável.
- o Flexibilidade no tratamento das variáveis de saída do processo.
- o Portabilidade de integração com outras ferramentas computacionais e numéricas.
- o Facilidade de implementação em hardware.

Conforme ficou claro no capítulo anterior, um bom modelo para a máquina linear nem sempre pode estar disponível, dada a dificuldade de obtê-lo para muitas condições de acionamento. Desta forma, a aplicação de *RNA* na abordagem do problema constitui uma boa alternativa de análise.

3.3.1 O Neurônio Artificial

O modelo de neurônio proposto por McCulloch e Pitts em 1943 é um modelo simplificado do neurônio biológico, e ainda é utilizado na maioria das arquiteturas neurais. A modelagem do neurônio é apresentada na figura 3.1.

Na figura 3.1, cada neurônio tem m entradas (x_i) e cada uma delas está associada com um peso escalar, denominado w_i ($i=1,2,\dots,m$). Os pesos são, então, multiplicados pelo vetor de entradas e somados ao valor de *bias* b de cada neurônio. Esta operação

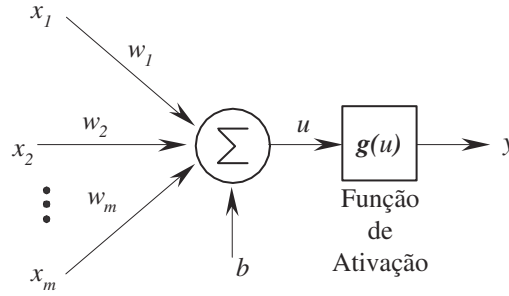


Figura 3.1: Estrutura do neurônio artificial.

de produto e soma combinados é levada até uma função de ativação, responsável pelo processamento do conjunto de informações recebidas, e a saída de cada neurônio é dada por y (Haykin, 1999). A equação (3.1) inspirada na figura 3.1, descreve o comportamento matemático de cada neurônio:

$$y = g\left(\sum_{i=1}^m w_i x_i + b\right) \quad (3.1)$$

em que w_i ($i=1,2,\dots,m$) é o peso ajustável para cada uma das m entradas x_i e b é o limiar associado ao neurônio (*bias*), podendo ser adicionado ao resultado dos produtos das entradas pelos pesos. Nas aplicações realizadas nesta tese, g é especificada por uma função de ativação (*sigmóide, tangente hiperbólica, etc.*).

3.3.2 Topologias de *RNAs*

A escolha da topologia é um fator importante na utilização de redes neurais e está diretamente ligada à configuração das interligações entre os neurônios e ao algoritmo de treinamento. A estrutura da rede é dividida basicamente em três partes:

- *camada de entrada*: responsável pelo recebimento de informações e onde os padrões são inicialmente apresentados à rede;

- *camadas intermediárias ou ocultas*: responsáveis pela extração das características do processo ao qual se está inferindo. Quase todo o processamento da rede é realizado nestas camadas;
- *camada de saída*: responsável pela apresentação do resultado alcançado.

Uma representação das camadas de uma rede neural é apresentada na figura 3.2.

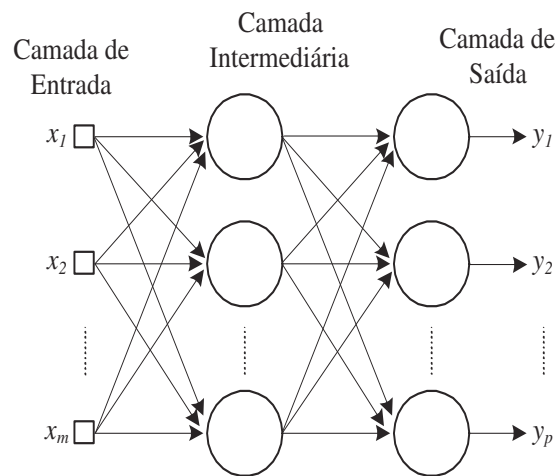


Figura 3.2: Representação de uma rede perceptron multicamadas.

Tem-se, na figura 3.2, uma rede perceptron típica, com m entradas e p saídas. O perceptron é a forma mais simples de uma rede neural, utilizada para classificação de padrões. Basicamente, ele consiste de um único neurônio não-linear, com pesos sinápticos ajustáveis e *bias*. Na figura 3.2, cada círculo representa um neurônio artificial, cuja modelagem é mostrada com mais detalhes na figura 3.1.

As principais arquiteturas de redes neurais artificiais são brevemente descritas a seguir:

- *Redes FeedForward (camada única)*: significa que o fluxo de informações é realizado em um único sentido e que não há realimentações entre os neurônios, ou

seja, a saída de cada neurônio de uma determinada camada será a entrada para o neurônio da camada seguinte. Configuração utilizada pelo *Perceptron* e *ADALINE* (*ADaptive LINear Element*), aplicadas, principalmente, em reconhecimento de padrões e memórias associativas;

- *Redes FeedForward (multicamadas)*: possui uma ou mais camadas intermediárias cujas informações, recebidas pela camada de entrada, são processadas e apresentadas pela camada de saída. Topologia aplicada em reconhecimento de padrões e como aproximador universal de funções não-lineares. Configuração utilizada pelo *Perceptron multicamadas*, *MADALINE* e *Função Base Radial* (Broomhead e Lowe, 1988);
- *Redes Recorrentes*: têm capacidade de “lembrar” seu comportamento e processar sequências de informações, pois são realimentadas entre neurônios de camadas diferentes. Este tipo de topologia é utilizado principalmente pelas redes *Perceptron* com realimentação e Redes Hopfield, aplicadas em sistemas dinâmicos, séries temporais, previsões e controle.

Neste trabalho, algumas topologias de redes neurais do tipo perceptron multicamadas (Hornik, 1991) são utilizadas para identificar a força propulsora (camada de saída) produzida no eixo do motor setorial, tanto sob condições transitórias quanto em regime permanente. Uma representação desta topologia é mostrada na figura 3.3.

3.3.3 Treinamento de *RNAs*

As *RNAs* possuem uma capacidade de aprender a partir de seu ambiente e, assim, generalizar soluções. Na fase de treinamento, os parâmetros da rede são alterados de acordo com um conjunto de regras predefinidas, chamado algoritmo de aprendizado.

O processo de treinamento da rede neural consiste de sucessivas apresentações de dados de entrada-saída e só termina quando a rede consegue generalizar soluções,

dentro de um nível satisfatório, para o problema apresentado. Durante o treinamento, os dados são propagados através da rede, tal que o ajuste dos pesos se dá em função da minimização de sua *função custo* (*erro quadrático médio calculado entre a saída verdadeira ou saída desejada, e aquela produzida pela rede*), utilizando a técnica denominada *back-propagation*. No algoritmo *back-propagation*, o estímulo (padrão) é apresentado à rede, cujas informações fluem através das camadas, até alcançar a camada de saída, sem que haja alteração dos pesos sinápticos. Então, o erro é calculado na saída e propagado no sentido da camada de entrada, com a atualização dos pesos sinápticos da rede. Mais detalhes sobre a técnica do *back-propagation* podem ser encontradas em textos (Haykin, 1999). Os pesos iniciais da rede são inicializados com valores aleatórios pequenos.

Apresenta-se a seguir os principais passos deste algoritmo. A função a ser minimizada é o *erro quadrático médio* (*E.Q.M.*), referente a soma dos erros quadráticos relativos a todos os padrões de entrada utilizados no conjunto de treinamento da rede, cuja expressão é dada pela equação 3.2.

$$EQM = \frac{1}{N} \left(\sum_{k=1}^N E(k) \right) \quad (3.2)$$

em que N é o número de parâmetros utilizados no treinamento ou a quantidade de vetores de entrada e $E(k)$ é a soma dos erros quadráticos (em relação ao k -ésimo padrão de treinamento) sobre todos os neurônios na camada de saída, isto é,

$$E(k) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^p \left((d_j(k) - y_j(k)) \right)^2 \quad (3.3)$$

em que $d_j(k)$ e $y_j(k)$ são, respectivamente, o valor da saída desejada e valor da saída treinada pela rede, no neurônio j em relação ao k -ésimo padrão de entrada e p é o número de neurônios na camada de saída.

Para se ter uma configuração de pesos ótimos, $E(k)$ deve ser minimizado de modo

que, em cada conjunto de dados, se verifique

$$\frac{\partial E(k)}{\partial w_{ji}^l} = 0 \quad (3.4)$$

em que w é o peso sináptico que conecta o neurônio j da camada (l) ao neurônio i da camada $(l-1)$.

Finalmente, atualiza-se os pesos da rede através da seguinte relação:

$$w_{ji}^l(k+1) = w_{ji}^l(k) + \eta \frac{\partial E(k)}{\partial w_{ji}^l(k)} \quad (3.5)$$

em que η é uma constante que determina a taxa de aprendizado do algoritmo *back-propagation*.

O diagrama de blocos da figura 3.4 apresenta, de forma esquemática, o método de identificação do conjugado propulsor do motor setorial, a partir de dados experimentais implementados via rede neural.

O algoritmo de aprendizado utilizado no treinamento da rede é aquele que aplica o método de *Levenberg-Marquardt* (Fausett, 1994). Este algoritmo torna o esforço computacional menor, ou seja, de 10 a 100 vezes mais rápido que o algoritmo *back-propagation* convencional (Haykin, 1999). Há também uma outra função bastante utilizada em treinamentos com grandes quantidades de dados ruidosos, cujo processo é chamado *Bayesian Regularization* (Foresee, 1997), (Girosi e Poggio, 1995).

Através do algoritmo de *back-propagation*, a rede é inicializada com um conjunto de treinamento e espera-se que esta consiga *generalizar* a saída desejada. O ajuste dos parâmetros (número de camadas e neurônios por camada) de redes neurais artificiais é feito de forma empírica. Uma rede é dita *treinada* quando o resultado do mapeamento entrada-saída, calculado pela rede, está muito próximo ou idêntico aos resultados obtidos no teste experimental.

Dado que os modelos matemáticos para o motor setorial possuem limitações quan-

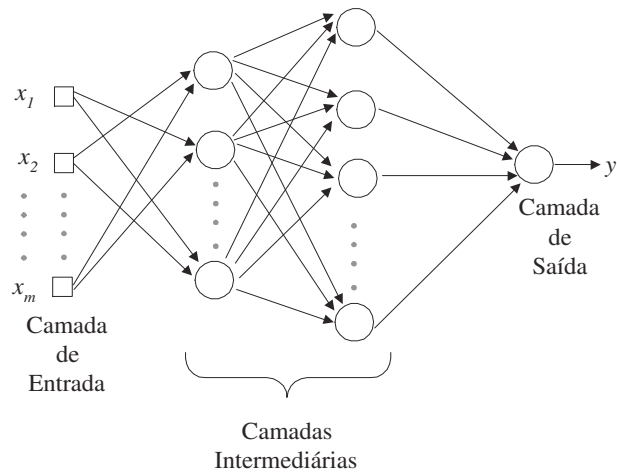


Figura 3.3: Representação genérica da rede perceptron multicamadas utilizada neste trabalho.

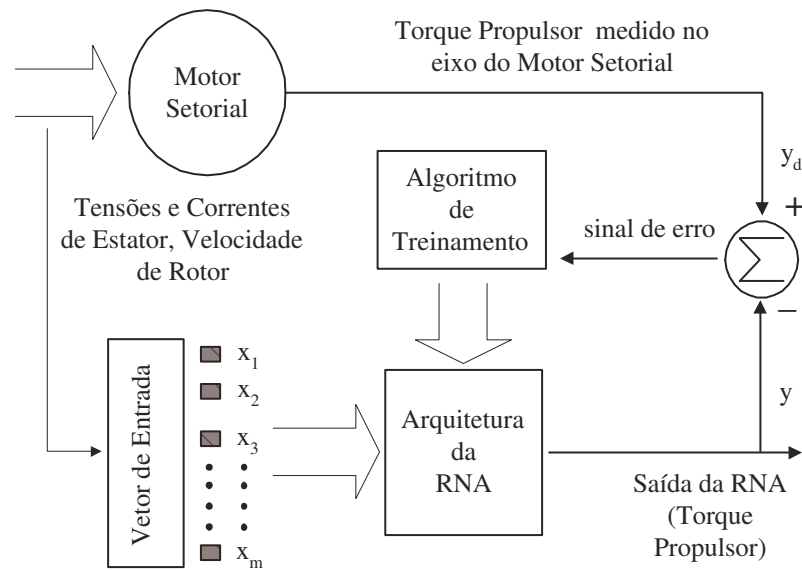


Figura 3.4: Diagrama de blocos de uma rede neural artificial para estimação de conjugado propulsor.

to aos seus resultados que produzem, o conjunto de treinamento da rede foi composto apenas por dados experimentais, na tentativa de que a metodologia proposta não possuísse as mesmas limitações dos modelos matemáticos em questão. Assim, como a rede foi treinada a partir de dados experimentais, todos os ruídos e incertezas incorporadas no processo, os quais são provenientes de erros nas medições e da imprecisão dos instrumentos utilizados, foram portanto, levados em consideração.

3.4 Arquiteturas utilizadas

A realização deste trabalho de pesquisa exigiu que vários ensaios experimentais fossem realizados no motor de indução setorial, sob diversas condições de carga externa em seu eixo e acionamento para a melhor comprovação das arquiteturas de *RNAs* apresentadas. Assim, várias topologias foram utilizadas nos diferentes ensaios experimentais realizados no motor. Abaixo, mostra-se, de uma forma geral, os números de camadas e de neurônios utilizados nas arquiteturas das redes, bem como a função de treinamento que melhor se adaptou aos ensaios.

- Regime Permanente $\left\{ \begin{array}{l} 60\text{Hz} \quad [6-1], \text{ trainlm}, \\ 50\text{Hz} \quad [6-1], \text{ trainlm}, \\ 40\text{Hz} \quad [6-1], \text{ trainlm}, \\ 30\text{Hz} \quad [6-1], \text{ trainlm}, \\ 20\text{Hz} \quad [6-1], \text{ trainlm}, \\ 60\text{Hz} \quad [6-1], \text{ trainlm}. \end{array} \right.$

- Acionamento sob várias condições de carga ($f=60\text{Hz}$)

sem carga	[5-4-1], trainbr,
meia carga	[12-10-1], trainbr,
plena carga	[6-5-1], trainlm,
sobrecarga	[6-5-1], trainlm,
rede genérica	[35-35-1], trainbr.

- Acionamento a partir do rotor bloqueado

$60Hz$	[9-8-1], trainlm,
$50Hz$	[10-12-16-1], trainbr,
$40Hz$	[22-20-1], trainbr,
$30Hz$	[12-9-1], trainbr,
$25Hz$	[20-18-1], trainbr,
$20Hz$	[25-23-1], trainbr,
$18Hz$	[28-26-1], trainbr,
$15Hz$	[34-32-1], trainbr,
$12Hz$	[40-37-1], trainbr.

em que o primeiro e o último dígito que aparecem dentro da chave representam, respectivamente, as quantidades de neurônios existentes nas camadas de entrada e de saída da rede, e os números intermediários indicam a quantidade de neurônios nas camadas escondidas.

Observa-se que os comandos *trainlm* e *trainbr* são funções de treinamento utilizadas e que fazem parte do *Toolbox de Redes Neurais* do software *MATLAB versão 5.3* (Demuth e Beale, 1999).

Deve-se ressaltar que no item correspondente à acionamento sob condições variadas de carga externa aplicadas ao eixo do motor setorial, adotou-se um valor de referência acerca de 2.0Nm como plena carga ou carga nominal do motor.

Após a apresentação das diversas topologias utilizadas, apresenta-se na figura 3.5, um fluxograma representando, de forma simplificada, os procedimentos do pro-

grama para a determinação das topologias e saídas gráficas de cada *RNA* utilizada. Normalmente, a rede é treinada com cerca de 80% a 90% dos dados coletados e, o restante, 10% a 20%, são usados para validação da modelagem proposta. Neste trabalho, as porcentagens escolhidas para treinamento e teste, respectivamente, 75% e 25%, proporcionaram uma adequada generalização da saída esperada.

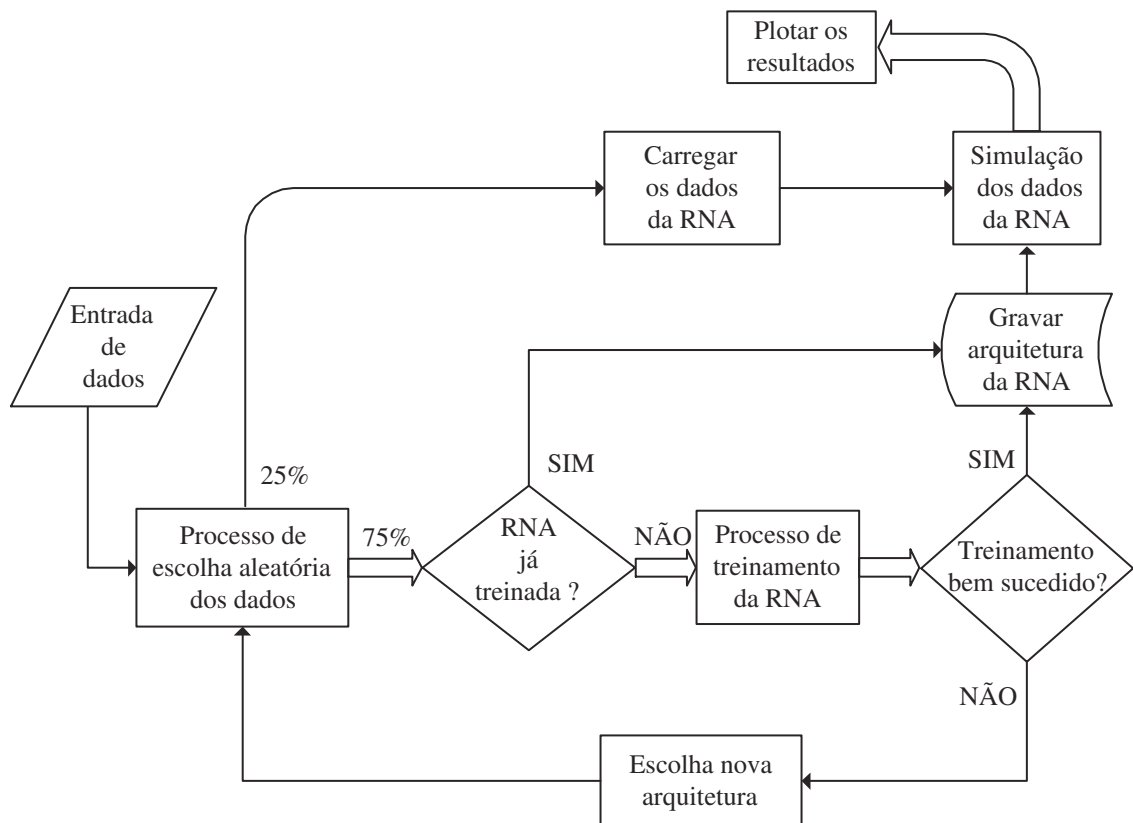


Figura 3.5: Fluxograma da estrutura de uma *RNA* utilizada na estimação da saída desejada (conjugado propulsor).

Desta forma, os resultados das diversas topologias das redes, citadas anteriormente, são apresentados nos capítulos seguintes, os quais deverão contribuir, em muito, para a finalização do presente trabalho.

Capítulo 4

Resultados Experimentais para Regime Permanente

NESTE capítulo, alguns resultados de generalização de redes neurais são apresentados, com o motor setorial sob diversas frequências e em regime permanente, a fim de evidenciar o comportamento da máquina em questão sob tais condições. A base fundamental está na forma de se mapear (estimar) o comportamento do conjugado propulsor, sem que haja a necessidade de se recorrer à modelagem matemática que represente a máquina setorial. Isto se fez alternativamente, através do processamento de uma ampla variedade de resultados experimentais, cuidadosamente obtidos em laboratório.

4.1 Bancada de Medição

A máquina setorial pode ser conectada diretamente a uma fonte trifásica (rede de alimentação) ou acionada através de um inversor. A figura 4.1 apresenta um esquema da bancada montada para a realização dos ensaios de levantamento de resultados experimentais.

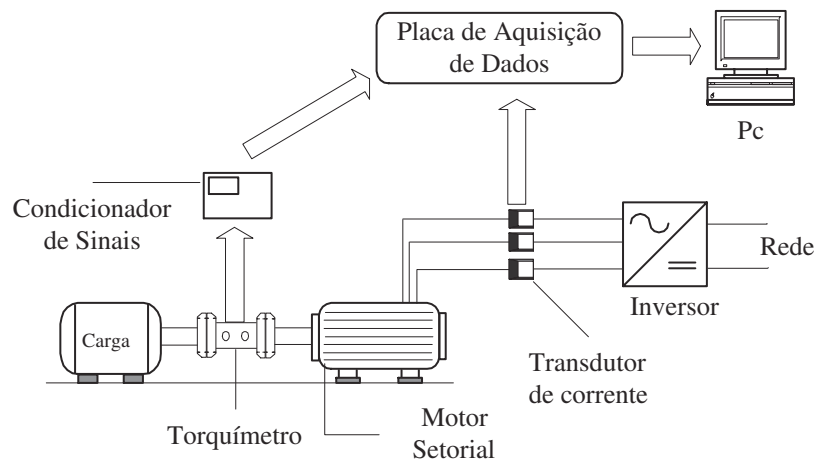


Figura 4.1: Esquema da bancada de ensaios.

Os instrumentos utilizados na bancada de ensaios são especificados abaixo:

- *Transdutor de Conjugado e Indicador Digital*: trata-se de um torqueímetro Trans-tec, tipo MT-102, escala nominal de 20Nm, associado a um condicionador de sinais PR-3920-TT, com taxa de amostragem de 30 amostras/segundo. Isto significa 33 aquisições da placa/leitura do torqueímetro;
- *Placa de aquisição de dados*: Linx, série MCS-0500, 16 canais condicionadores, frequência de amostragem de 2kHz (utilizada apenas na primeira parte dos experimentos, ou seja, nos ensaios em regime permanente). Na segunda parte dos experimentos, utilizou-se uma placa ComputerBoards CIO-DAS16/M1, taxa de aquisição de 1MHz, 8 canais utilizados (3600 pontos/canal);
- *Equipamento de frenagem*: um alternador Bosch modelo K1 28V 23-45A foi utilizado como freio para o motor setorial. Este equipamento permite obter os ajustes de carga exigidos nos experimentos;
- *Inversor de frequência*: modelo CFW-04 WEG com modulação PWM senoidal,

0-300Hz, 220V/3,5kVA, frequências de chaveamento: 14,4kHz; 7,2kHz; 3,6kHz ou 1,8kHz.

Os dados do motor setorial utilizados como grandezas de entrada na rede neural, representados pelas correntes e tensões de estator e velocidade no eixo, foram medidos utilizando-se uma placa de aquisição de dados. A variável de saída estimada pela rede é o conjugado propulsor (Nm) disponível no eixo da máquina. Para a medição e levantamento dos conjugados propulsores produzidos no eixo do motor, foi utilizado o torquímetro rotativo e o alternador funcionando como freio. Ambos foram adaptados, conforme detalha a figura 4.1.

4.2 Ensaios e Resultados

Vários ensaios em laboratório foram realizados e uma família de *RNAs* foi criada com diferentes quantidades de neurônios nas camadas intermediárias. Todas as redes foram treinadas com apenas parte do conjunto de treinamento (*75 por cento dos dados experimentais*, no caso), e a outra parte foi reservada para a validação (teste) da melhor topologia. O mesmo banco de dados experimentais de entrada, referentes à saída desejada, é utilizado para validar a saída dada pela rede treinada. Depois, várias estimações foram feitas com a *RNA* e com a saída desejada apresentada. Ambos os resultados obtidos foram comparados para verificar a eficiência do método. O erro de estimação é determinado por:

$$erro = \frac{1}{N} \frac{1}{2} \left[\sum_{k=1}^N (Y'_t(k) - y_1(k))^2 \right] \quad (4.1)$$

onde Y'_t é o valor da saída real, ou seja, a leitura do torquímetro, y_1 é a saída calculada pela rede neural para o único neurônio da camada de saída em relação ao k -ésimo padrão de entrada e N é o número de padrões da amostra a ser treinada (ou o número de vetores de entrada).

As arquiteturas de redes foram escolhidas tendo por critério a minimização deste *erro*. Os primeiros ensaios levantados no motor setorial foram realizados com inversor, contemplando variações de frequência. A tabela I mostra a variação da frequência, a partir de 60Hz, com acréscimos de 2Hz. Um valor de referência foi ajustado, através do freio, em cerca de 2Nm na frequência de 60Hz. Tal ajuste deu-se com uma corrente de campo do alternador no valor de 0,92A, que foi mantida constante nas demais variações de frequência. Neste caso os dados foram medidos em laboratório, sem o uso de placa de aquisição. A frequência de chaveamento utilizada foi de 1,8kHz e nenhum filtro foi colocado na saída do inversor.

Tabela I: Dados do motor setorial em regime, com variação de frequência.

f(Hz)	$V_a(V)$	$V_b(V)$	$V_c(V)$	$I_a(A)$	$I_b(A)$	$I_c(A)$	$\omega_{rm}(rpm)$	$T_n(Nm)$	$F_x(N)$
60	155,3	140.8	156.7	1.93	2.27	1.81	900	2.0825	42.0707
62	155,9	140.9	155.9	1.92	2.29	1.82	919	2.0900	42.2222
64	155,9	140.9	156.0	1.84	2.26	1.83	935	2.0775	41.9697
66	155,6	141.2	155.8	1.89	2.26	1.824	957	2.0625	41.6667
68	155,4	141.1	156.7	1.88	2.24	1.84	980	2.0475	41.3636
70	155,4	142.0	156.2	1.86	2.23	1.85	995	2.0250	40.9091
72	156,5	143.0	156.3	1.86	2.20	1.88	1032	2.0025	40.4545
74	156,4	141.8	155.9	1.87	2.22	1.87	1048	1.9800	40.0000
76	156,8	141.9	155.9	1.89	2.21	1.88	1048	1.9700	39.7980
78	157,2	142.0	155.4	1.92	2.22	1.91	1055	1.9500	39.3939
80	157,1	141.6	155.3	1.93	2.25	1.94	1058	1.5375	31.0606
82	157,0	143.0	158.6	1.94	2.26	1.92	1137	1.4675	29.6465
84	155,7	142.2	159.1	1.97	2.29	1.95	1162	1.4400	29.0909
86	156,9	142.0	158.6	1.98	2.22	1.92	1174	1.3525	27.3232
88	159.0	142.5	157.2	1.99	2.28	1.988	1127	1.3275	26.8182

O estator do motor setorial foi conectado em estrela (Y). Assim, as leituras dos valores de tensão e corrente de cada fase foram feitas utilizando-se um multímetro (valores medidos em *true rms*) e conferidas com o osciloscópio. As leituras do torquímetro foram também alimentadas ao osciloscópio, utilizando-se sua saída analógica (S.A.), juntamente com a escala do mesmo. A escala utilizada pelo torquímetro é apresentada, de uma forma geral, na figura 4.2.

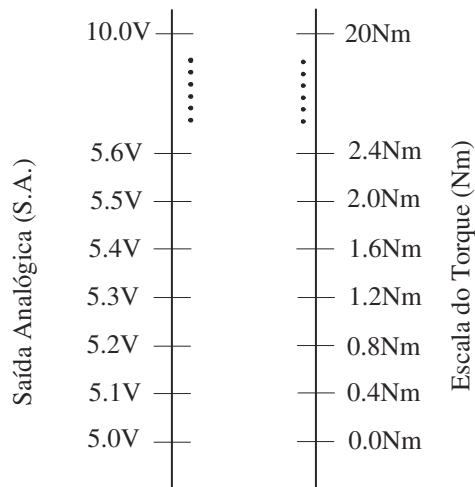


Figura 4.2: Escala utilizada na medição do conjugado.

Os resultados correspondentes à saída real (desejada) (Y'_t) medida pelo torquímetro e saída treinada pela rede (y_1) podem ser utilizados para o cálculo do erro relativo, o qual é dado por:

$$erro_{relativo} = \frac{|Y'_t - y_1|}{Y'_t} \cdot 100\% \quad (4.2)$$

em que Y'_t corresponde à variável real medida F_x , cujos dados se encontram na tabela I.

Os resultados apresentados na tabela II mostram que a rede utilizada em sua obtenção conseguiu reproduzir adequadamente o comportamento do conjugado propulsor (T_n) ou força propulsora ($\frac{T_n}{r}$), onde $r=0,0495m$ é o raio do rotor do motor setorial. A arquitetura utilizada neste caso foi de $[6-8-1]$ neurônios, ou seja, 6 neurônios na primeira camada (camada de entrada), 8 neurônios na segunda camada (camada intermediária) e apenas 1 neurônio na camada de saída. A função de treinamento que melhor se adaptou foi a *Levenberg Marquart* (*trainlm*). Esta topologia foi treinada utilizando-se um erro quadrático médio (EQM) de 10^{-5} , 232 épocas, desvio padrão de 1,0139 e variância de 1,0279.

Tabela II: Resultados do treinamento da *RNA* para variação de frequência.

$Y'_t = F_x(N)$	$y_1(N)$	$erro_{rel}(\%)$
29.0909	30.7393	5.6663
42.2222	42.3690	0.3476
41.9697	41.9218	0.1142
42.0707	42.4455	0.8908
27.3232	29.1618	6.7290
41.9697	41.7835	0.4436
40.4545	41.7852	3.2894
41.3636	41.7024	0.8190
41.3636	41.0478	0.7636
41.6667	40.4758	2.8580
40.9091	42.0640	2.8230
41.9697	41.9479	0.0519

Uma outra forma de se verificar a precisão da rede neural em reproduzir a força propulsora disponível no eixo da máquina linear é conseguida através da alimentação com inversor, possibilitando a variação de frequência. A tabela III apresenta os ensaios realizados em regime permanente no motor alimentado com 220V (tensão de linha) e frequências variando abaixo de 60Hz, os dados sendo amostrados pela placa de aquisição. Nota-se que novamente um valor de referência para a carga foi ajustado, através do freio, em cerca de 1.90Nm na frequência de 60Hz.

Tabela III: Resultados de desempenho do motor setorial em regime permanente, com o estator conectado ao inversor de frequência, e para as condições de potência indicadas.

Potência de Saída (W)	frequência (Hz)	ω_{rm} (rpm)	T_{eixo} (Nm)
189.02	60	950	1.90
23.23	60	1109	0.20
176.21	50	779	2.16
142.35	40	576	2.36
96.21	30	396	2.32
45.67	20	237	1.84

Nos ensaios relacionados na tabela III, os valores de potência de saída indicados foram viabilizados através do ajuste da corrente de campo do alternador (freio) a partir da condição adotada como referência (1.90Nm) na frequência de 60Hz. A velocidade de rotação e o conjugado no eixo também foram medidos com o tacômetro digital e torquímetro, respectivamente.

Todos os ensaios apresentados na tabela III foram utilizados no treinamento da mesma arquitetura de rede neural, ou seja, topologia de uma camada apenas (*camada de entrada*), com [6-1] neurônios. A função de treinamento que melhor se adaptou aos dados de entrada para estes ensaios foi a *Levenberg Marquardt*, cujo processo é

conhecido como *trainlm*.

A figura 4.3 apresenta, como primeiro exemplo referente à tabela III, o resultado do treinamento de uma rede a partir de ensaios em regime permanente do motor setorial com carga de 1.90Nm aplicada em seu eixo e na frequência de 60Hz. Neste caso, a corrente de campo do alternador (freio) foi ajustada em 0.85A e mantida constante para as demais frequências.

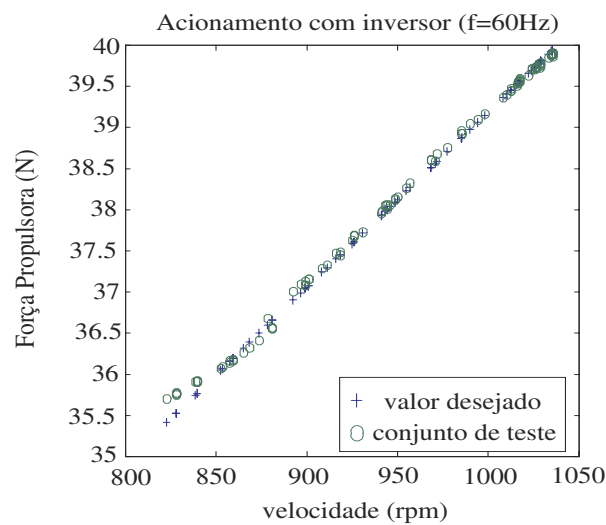


Figura 4.3: Resultados obtidos a partir da operação em $f=60\text{Hz}$, com carga de 1.90Nm aplicada ao eixo do motor.

Pode-se verificar na figura 4.3, que a generalização efetuada pela rede neural a partir de dados do ensaio em regime permanente, é adequada para a estimação da força propulsora. Isto pode também ser verificado na figura 4.4, que apresenta o comportamento do erro quadrático médio (*E.Q.M.*) como uma função do número de épocas, para os dados referentes ao ensaio em regime permanente em 60Hz mostrado na figura 4.3. Uma *época de treinamento* é definida como sendo a apresentação à rede, de todos os pares (entrada e saída) do conjunto de treinamento até que se atinja o erro (*E.Q.M.*) dado. Neste caso e nos demais referentes à tabela III, a arquitetura

escolhida adotou $1,5 \cdot 10^{-3}$ como erro quadrático médio, número máximo de épocas de 1500 e obteve desvio padrão de 0,1514 e variância de 0,0229.

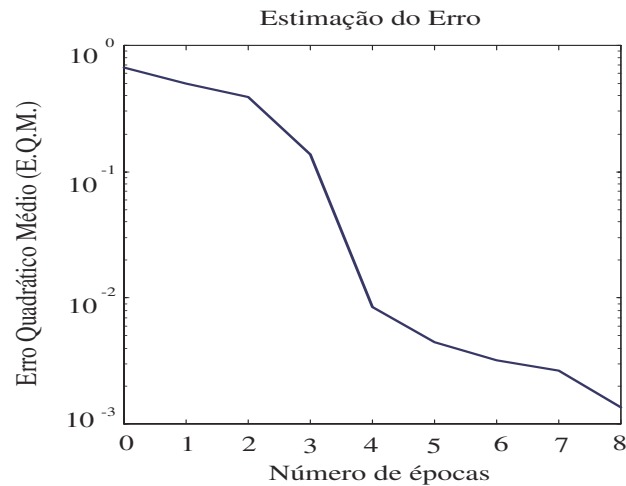


Figura 4.4: Desempenho do erro quadrático médio, para a condição de $f=60\text{Hz}$ e carga no eixo de $1,90\text{Nm}$, em função do número de épocas de treinamento.

Os resultados de treinamento de uma rede neural, para o caso do motor setorial sem carga, acionado por um inversor na frequência de 60Hz são apresentados na figura 4.5. Utilizou-se ainda a mesma arquitetura de uma camada com $[6-1]$ neurônios. Neste caso, como o motor estava sem carga, nenhuma corrente foi injetada no campo do alternador (freio).

A figura 4.6 apresenta o resultado do treinamento de uma rede, a partir de ensaios com o motor acionado por um inversor, com carga em seu eixo no valor de $2,16\text{Nm}$ (corrente de campo do alternador igual a $0,85\text{A}$), $f=50\text{Hz}$ e tensão de 220V . Novamente, concluiu-se por adotar a arquitetura de uma camada, $[6-1]$ neurônios, cuja função de treinamento foi também a *trainlm*.

Os resultados obtidos com redes treinadas para as frequências de 40Hz , 30Hz e 20Hz são apresentados, respectivamente, nas figuras 4.7, 4.8 e 4.9, onde a arquitetura utilizada foi a de $6-1$ neurônios e o algoritmo de treinamento foi o *trainlm*.

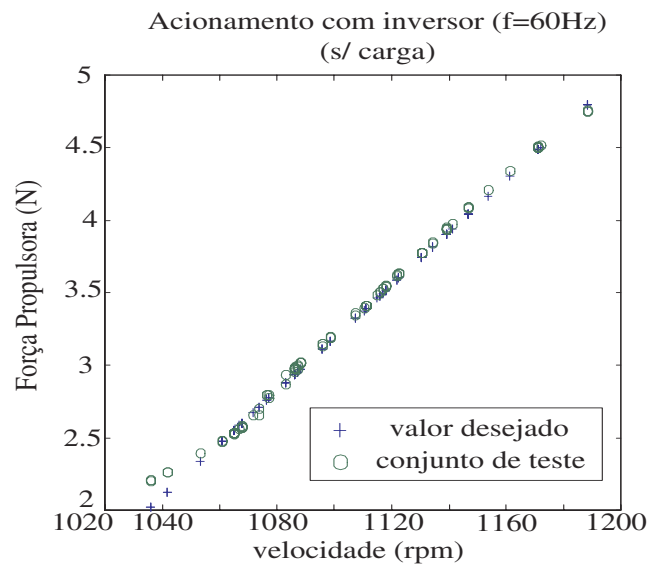


Figura 4.5: Resultado do treinamento para acionamento com inversor, $f=60\text{Hz}$ e motor setorial sem carga em seu eixo.

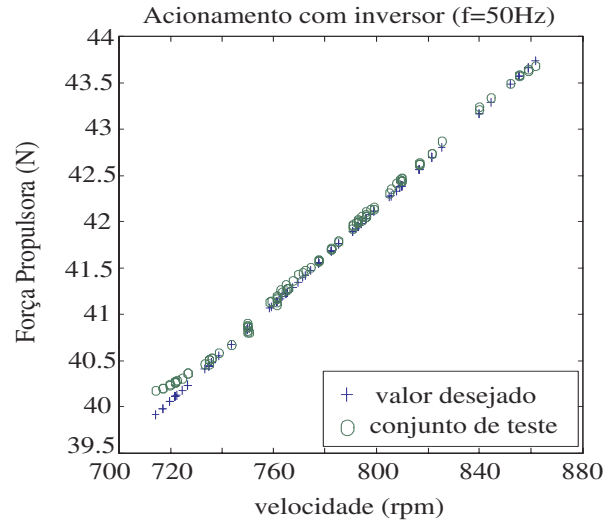


Figura 4.6: Resultado do treinamento para acionamento do motor setorial com $f=50\text{Hz}$ e 2.16Nm de carga no eixo.

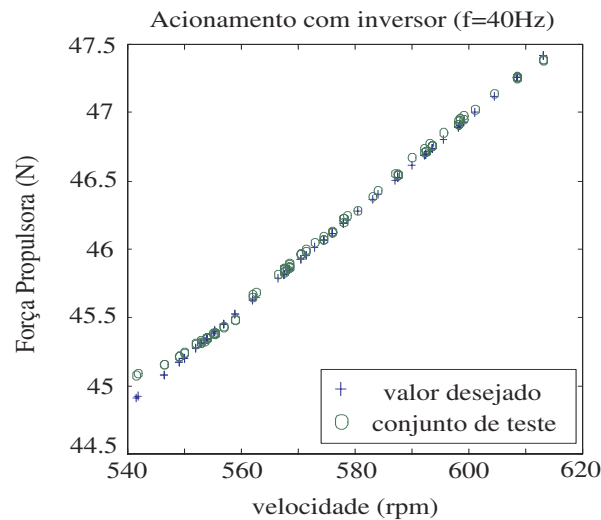


Figura 4.7: Resultado do treinamento para acionamento do motor setorial com $f=40\text{Hz}$ e carga de 2.36Nm .

A figura 4.7 apresenta o comportamento da força propulsora no eixo do motor. Neste caso, a máquina foi ensaiada em regime permanente, $f=40\text{Hz}$, com uma sobrecarga de $24,2\%$ com relação à carga de referência (1.90Nm) aplicada ao eixo do motor setorial, já que variou-se apenas a frequência do inversor, sem qualquer alteração na corrente de campo do alternador, constante em 0.85A .

Para o caso de acionamento na frequência de 30Hz , apresentado na figura 4.8, a corrente de campo do alternador foi de 0.85A . Ainda, para o ensaio realizado na frequência de 20Hz , mostrado na figura 4.9, a corrente do campo do alternador também manteve-se a mesma.

Deve-se ressaltar que o motor setorial, quando acionado entre as frequências de 50Hz e 40Hz , apresentou ruídos audíveis e que, acima ou abaixo destas frequências, os ruídos não mais foram observados. Mesmo utilizando-se filtros RLC, com várias associações de resistores, o ruído permanecia e, com maior destaque, na frequência de 50Hz . Desta forma, constatou-se que tal ruído deve ser inerente à construção do motor

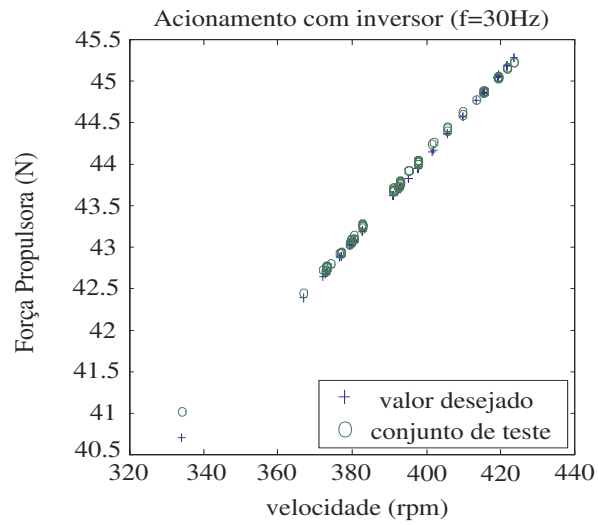


Figura 4.8: Resultado do treinamento para acionamento do motor setorial com $f=30\text{Hz}$ e 2.32Nm aplicado ao eixo do motor.

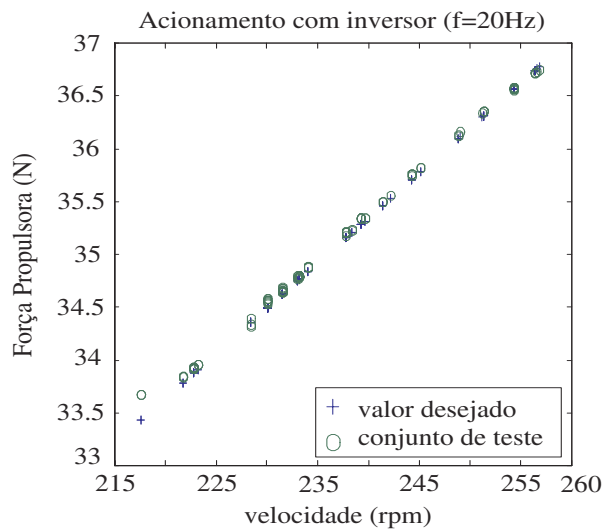


Figura 4.9: Resultado do treinamento para acionamento do motor setorial com $f=20\text{Hz}$ e carga de 1.84Nm em seu eixo.

setorial. Ainda assim, as figuras 4.6 e 4.7 apresentam resultados satisfatórios para a generalização da rede neural.

Todos os resultados mostrados nas figuras 4.3, 4.6 à 4.9, apresentaram algumas discrepâncias em baixas velocidades, que se acredita serem devidas à ruídos inerentes ao processo de medição na bancada.

Para efeito de comparação, apresenta-se na figura 4.10, os valores reais dos conjugados medidos no eixo do motor setorial, para os casos de variação de frequência mostrados nas figuras 4.3, 4.5 a 4.9. Estes dados também foram coletados, através da saída do torquímetro, por uma placa de aquisição e plotados com o software *Matlab*.

Evidentemente, a precisão do modelo que as redes neurais permitiram obter depende muito da qualidade dos dados que foram alimentados a estas redes em seu processo de treinamento. Alguns ensaios já realizados com o motor setorial alimentado através de um inversor de frequência mostraram que a *RNA* consegue reproduzir satisfatoriamente o período de regime permanente, sem que haja o conhecimento de suas equações ou parâmetros do motor.

Desta forma, pôde-se determinar o comportamento do conjugado ou força propulsora sem necessidade de se ter em mãos a modelagem matemática ou os parâmetros que melhor representem a máquina setorial, cuja obtenção não constitui a abordagem mais conveniente no caso. Isto se fez através do levantamento de uma ampla variedade de resultados experimentais. No próximo capítulo, a atenção é dada aos ensaios em regime dinâmico, obtidos sob diversas condições de acionamento do motor e variações de frequência.

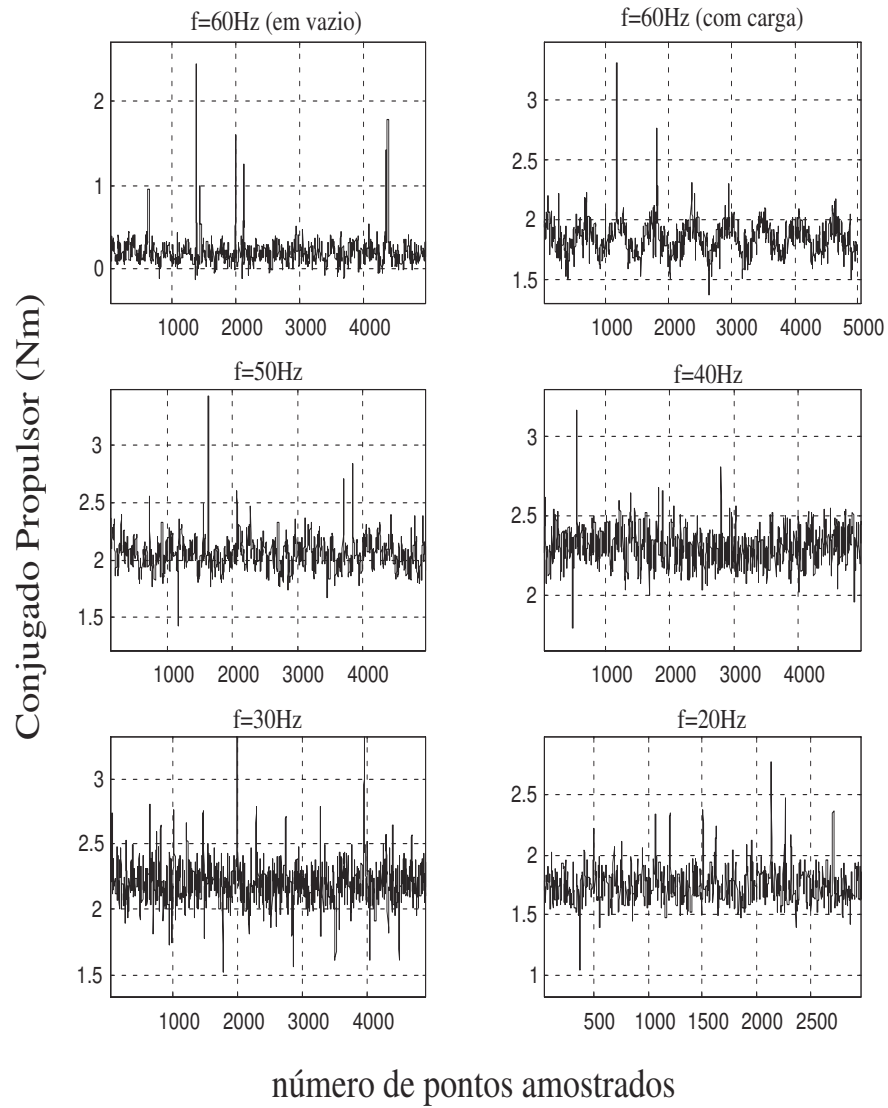


Figura 4.10: Sinais do torquímetro para ensaios em regime permanente sob várias frequências, conforme tabela III.

Capítulo 5

Resultados de Ensaios Dinâmicos

O tratamento de resultados obtidos em ensaios dinâmicos do motor setorial é apresentado neste capítulo. Trata-se de testes de partida com conexão direta à rede ou através de um inversor de frequência e também aqueles onde o rotor é bloqueado e, a partir desta condição, a máquina é deixada girar livremente até atingir o regime.

5.1 Adaptação da bancada de ensaios

Nesta parte dos trabalhos, a bancada utilizada é a mesma apresentada no capítulo anterior. Dada a abrangência dos ensaios, que compreendem desde a fase dinâmica até a entrada em regime do motor, optou-se por uma placa de aquisição Computer-Boards CIO-DAS16/M1, taxa de aquisição de 1kHz/canal, 8 canais utilizados (3600 pontos/canal). No entanto, alguns ajustes são necessários para que os dados amostrados representem fielmente o comportamento da máquina setorial. Dois circuitos de disparo (trigger) da placa de aquisição foram implementados para os ensaios em partida em vazio e acionamento com o rotor bloqueado. A figura 5.1 apresenta o circuito de disparo da placa aplicável ao caso em que a aquisição é feita a partir da partida livre do motor.

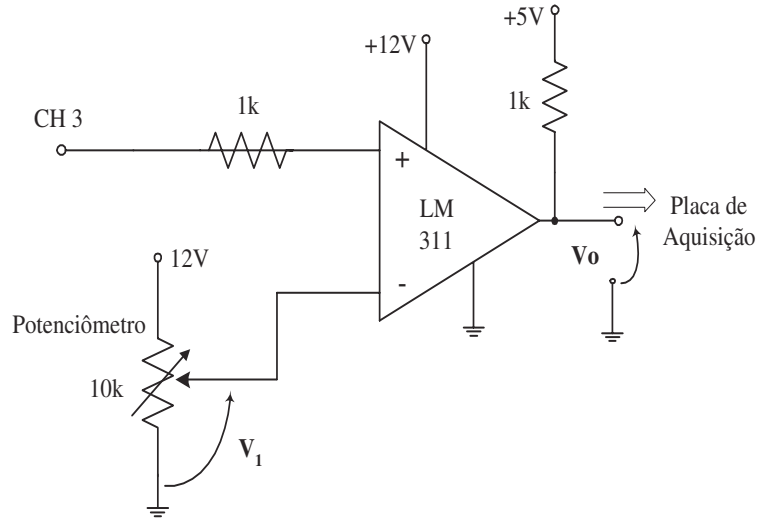


Figura 5.1: Circuito de disparo da placa de aquisição para a condição de partida livre.

Na figura 5.1, o canal de entrada CH3 da placa de aquisição é um canal de corrente (fase A do estator). Neste caso, o circuito de disparo funcionará conforme a lógica abaixo:

$$CH3 < V_1 \implies V_{o(trigger)} = 2V(\text{chave aberta}): \text{placa não ativada}$$

$$CH3 \geq V_1 \implies V_{o(trigger)} = 5V(\text{chave fechada}): \text{aquisição de dados}$$

Ou seja, a placa é ativada assim que o sinal aplicado em CH3 (canal de corrente) for maior que V_1 . Para o ensaio com aceleração livre, a partir do rotor bloqueado, um outro circuito de disparo foi elaborado, já que agora a condição de disparo é outra (figura 5.2). O sinal aplicado na entrada continua sendo um canal de corrente (CH3) do motor setorial. Neste caso, tem-se a seguinte relação para o disparo do circuito:

$$CH3 > V_2 \implies V_{o(trigger)} = 0 \text{ Volts}(\text{chave aberta})$$

$$CH3 < V_2 \implies V_{o(trigger)} = V \text{ Volts}(\text{chave fechada})$$

onde V é a tensão ajustada em 1,6V para as frequências de 60Hz e 50Hz, através do potenciômetro da figura 5.2.

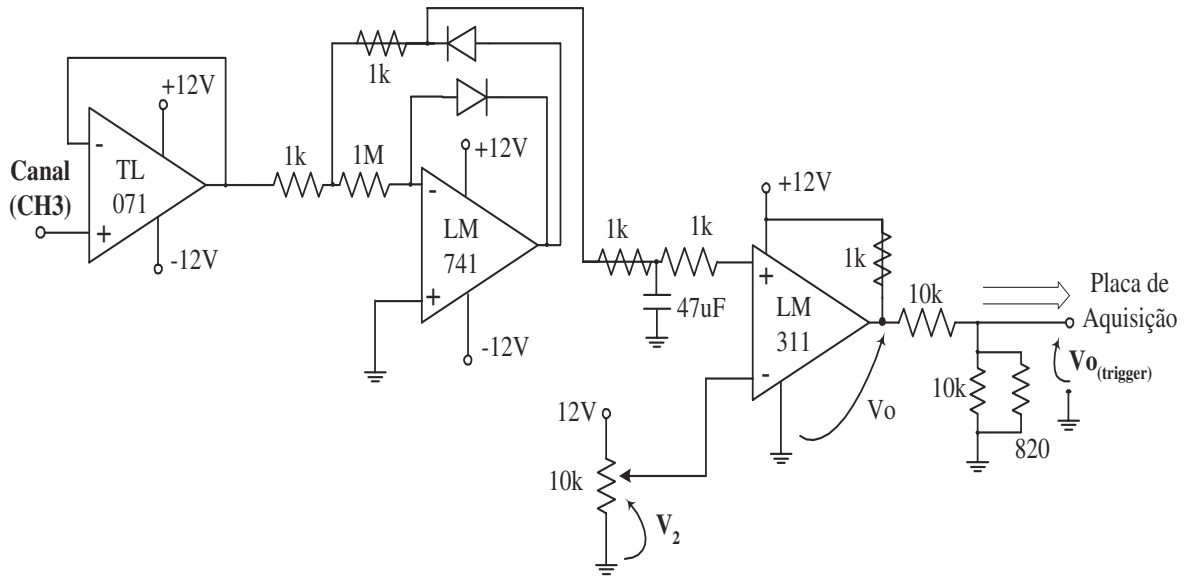


Figura 5.2: Circuito de disparo da placa de aquisição na condição aceleração livre a partir do rotor bloqueado.

A figura 5.2 apresenta as modificações no circuito de disparo, feitas para a aquisição de dados a partir do rotor bloqueado. Como no capítulo 4, a variável de saída estimada pela rede é o conjugado propulsor (Nm) ou sua respectiva força propulsora (N), disponível no eixo da máquina.

Já que os ensaios realizados compreendem desde a fase dinâmica até o regime atingido, uma quantidade maior de dados se faz necessária para que a RNA consiga generalizar a saída desejada. Com isso, os ruídos provenientes de erros nas medições e da imprecisão dos instrumentos utilizados devem ser filtrados para que a rede fique imune a erros incorporados em suas variáveis de entrada.

Assim, na saída do inversor, coloca-se um filtro para que os sinais de tensões e

correntes na entrada do motor sejam os mais próximos possível de ondas senoidais. A figura 5.3 mostra um esquema da montagem utilizada, a qual é composta de inversor, filtro e motor.

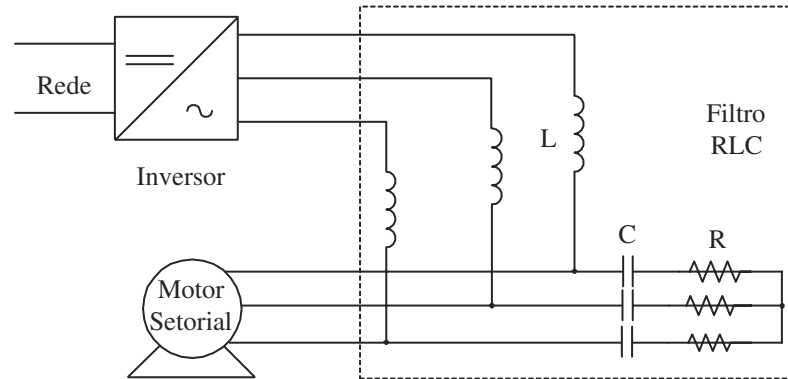


Figura 5.3: Detalhe do filtro utilizado na entrada do motor setorial, onde $L=1.5\text{mH}$, $R=10\Omega$ e $C=100\mu\text{F}$.

Deve-se ressaltar que a escolha dos parâmetros utilizados no filtro levou em consideração os valores disponíveis em laboratório. Assim, para os valores de L e C escolhidos, conforme apresenta a figura 5.3, a frequência de ressonância é de 411Hz.

5.2 Processamento de Dados dos Ensaio Realizados

Nesta etapa também foram utilizados 75 por cento dos dados para gerar o conjunto de treinamento em cada ensaio. Quanto à característica do conjunto para que se tenha um treinamento válido, a capacidade de generalização de uma rede neural é influenciada por três fatores:

1. o tamanho do conjunto de treinamento e sua representação do ambiente a ser analisado,

2. a arquitetura da rede neural e,
3. a complexidade do problema a ser estudado.

Nota-se que, não havendo *a priori* um conhecimento completo sobre a complexidade do problema, restam apenas dois fatores a considerar, e a generalização é vista de duas perspectivas diferentes (Hush e Horne, 1993):

- a rede adotada tem arquitetura fixa (escolhida de acordo com a complexidade física do problema): a questão a ser resolvida é a determinação do tamanho do conjunto de treinamento necessário para que ocorra uma boa generalização.
- o tamanho do conjunto de treinamento é fixo: a questão de interesse será a escolha da melhor arquitetura para uma boa generalização.

O problema com a escolha do tamanho da amostra tem levado a pesquisas nessa área (Widrow e Stearns, 1985). Portanto, na prática, uma boa generalização requer um conjunto de treinamento que represente, pelo menos, metade de seus dados. Como, no problema em questão, os ensaios realizados, além de disponibilizarem um número maior de amostras, representam a máquina sob duas condições diferentes (transitórios e regime) optou-se por escolher 3/4 dos dados da amostra, a fim de que se possa conseguir uma melhor generalização. No entanto, isto não significa que, feita a escolha da amostra desta forma, possa sempre estar garantida uma boa generalização.

Outros fatores influenciam na generalização da rede neural: existem ruídos inerentes aos ensaios, ainda que filtros sejam utilizados; outro fator diz respeito ao aumento do tempo computacional quando são acrescentados neurônios nas camadas escondidas, no caso de representação de uma amostra maior. Os requisitos de processador e memória também mudam consideravelmente.

A tabela I abaixo apresenta alguns ensaios de partida do motor setorial, quando esta é feita diretamente da rede de alimentação (60Hz) e sob várias condições de carga externa aplicada em seu eixo.

Tabela I: Desempenho do motor setorial com o estator diretamente conectado à rede de alimentação, 220 V(linha) e 60 Hz.

Condições de Ensaio	$V_{estator}$ (V)	ω_{rm} (rpm)	T_{eixo} (Nm)	P_{eixo} (Watts)
Partida em vazio	220	1115	0.1500	17.51
Partida com meia carga	220	1056	1.000	110.58
Partida com carga nominal	220	969	2.000	202.95
Partida com sobrecarga	220	904	2.600	246.13

Novamente, adotou-se um valor de referência de 2Nm aplicado ao eixo da máquina, o qual considera-se como carga nominal. Este valor, escolhido como referência de carga, foi conseguido através do ajuste da corrente de campo do alternador (freio) acoplado ao motor. A medida das diversas cargas foi feita através da leitura da saída analógica (*S.A.*) do torquímetro. Uma vez ajustada, em regime permanente, as respectivas cargas indicadas na tabela I, deu-se à partida e coleta de dados do motor setorial.

Como um primeiro exemplo a examinar, a figura 5.4 mostra os resultados obtidos para um caso específico de um processo de aprendizagem da rede neural. O exemplo da figura 5.4 corresponde à partida do motor setorial, conectado diretamente a uma rede de alimentação trifásica em 60Hz, sem carga mecânica externa conectada ao seu eixo, conforme citado na tabela I. A carga medida refere-se às perdas rotacionais do motor. Para este caso, concluiu-se por utilizar uma arquitetura de três camadas, com 5 neurônios na camada de entrada, 4 na camada intermediária (escondida) e 1 neurônio na camada de saída, ou seja, $[5-4-1]$ neurônios e a função de aprendizado que melhor

se adaptou aos dados de entrada foi a *trainbr*.

O processo de aprendizagem utilizado é conhecido como *Regularização Bayesiana*. Neste exemplo, o erro quadrático médio adotado foi 0.001 , utilizou-se 972 amostras de entrada, das quais 75% foram treinadas e o restante usada na validação, e a topologia escolhida conseguiu generalizar a saída após 296 épocas.

Na figura 5.4, a força propulsora do motor setorial é apresentada em função da velocidade da máquina, para as condições dadas.

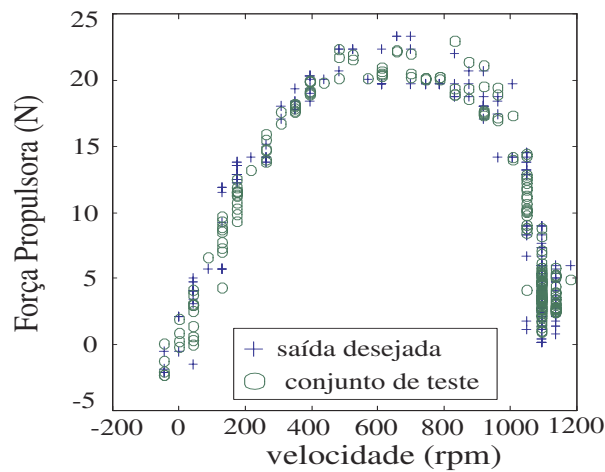


Figura 5.4: Resultado da força propulsora correspondente à aceleração livre do motor setorial, conectado diretamente à rede trifásica de 60Hz.

O segundo exemplo trata da partida do motor com um conjugado de 1Nm aplicado ao eixo, caracterizado como a condição de meia carga, situação que também está apresentada na tabela I. A figura 5.5 apresenta o resultado de saída da *RNA* para este caso.

A arquitetura utilizada na generalização correspondente à figura 5.5 foi de $[12-10-1]$ neurônios, *trainbr* como função de aprendizado. Neste caso, o erro quadrático médio de $6,5 \cdot 10^{-3}$ foi atingido após 440 épocas, utilizando uma amostra de 996 dados coletados.

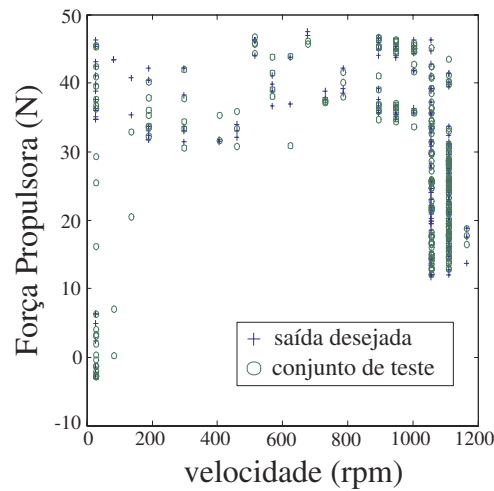


Figura 5.5: Resultados da força propulsora correspondente à partida com carga de 1Nm.

Também foi estimada a evolução da força propulsora desde a fase dinâmica até o regime do motor, aplicando-se uma carga de referência de 2 Nm, tomada como carga nominal, conforme apresentado na tabela I. A figura 5.6 apresenta os resultados conseguidos para este caso específico.

No caso da figura 5.6, a arquitetura que melhor se adaptou ao treinamento da rede foi também a de três camadas, $[6-5-1]$ neurônios, utilizando-se a função de treinamento *Levenberg Marquart*, conhecida como *trainlm*. Após 55 épocas de treinamento para uma amostra de 895 dados coletados, a topologia escolhida neste ensaio conseguiu estimar a força propulsora a partir de um erro de 0,0025. Pode-se verificar, através da figura 5.6, a capacidade de adaptação e generalização aos dados experimentais que a rede permitiu obter, durante o processo de partida, até a máquina atingir o regime permanente.

A figura 5.7 apresenta o caso de partida do motor setorial com uma carga aplicada em seu eixo no valor de 2,6Nm e considerada, a partir da carga adotada com referência (2Nm), como condição de sobrecarga (30% acima da referência).

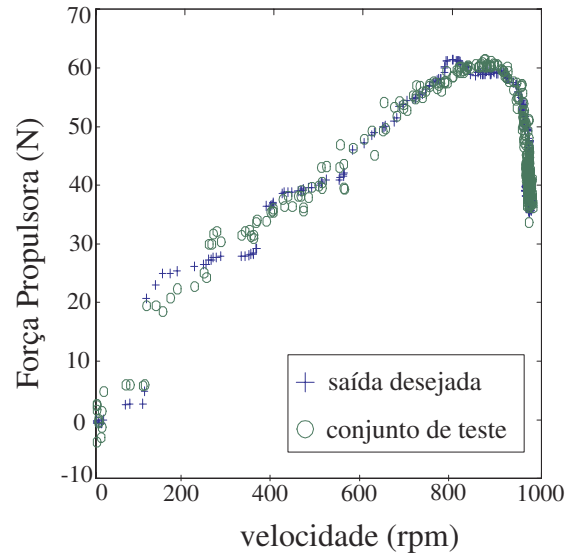


Figura 5.6: Resultados para a partida do motor setorial com cara de referência de 2Nm.

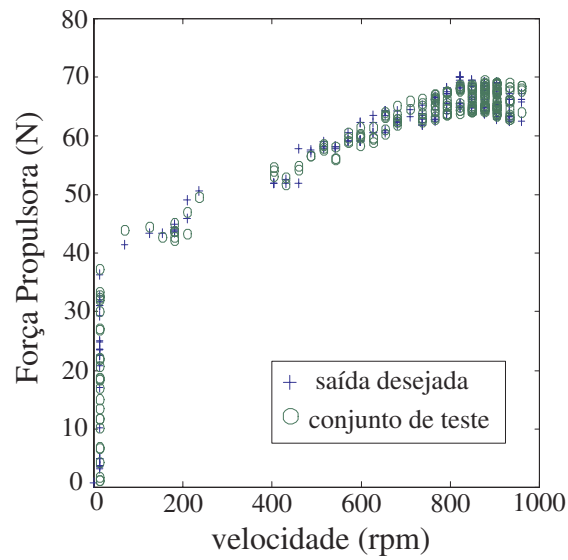


Figura 5.7: Partida do motor setorial sob condições de sobrecarga.

Para este caso, a melhor arquitetura de rede neural utilizada foi também a configuração com $[6-5-1]$ neurônios e a função de aprendizagem foi a *trainlm*. O resultado apresentado na figura 5.7 também mostra que a rede neural foi capaz de reproduzir a força propulsora desenvolvida pelo motor setorial nesta condição específica, já que os valores reais (saída desejada), coletados em laboratório para comparação, concordam satisfatoriamente com aqueles determinados através de simulações. Desta forma, verifica-se que foi conseguida a generalização desejada, também para este caso.

A figura 5.8 apresenta o comportamento do erro quadrático médio (*E.Q.M.*), como uma função do número de iterações, para os dados de partida com sobrecarga, apresentados em 5.7.

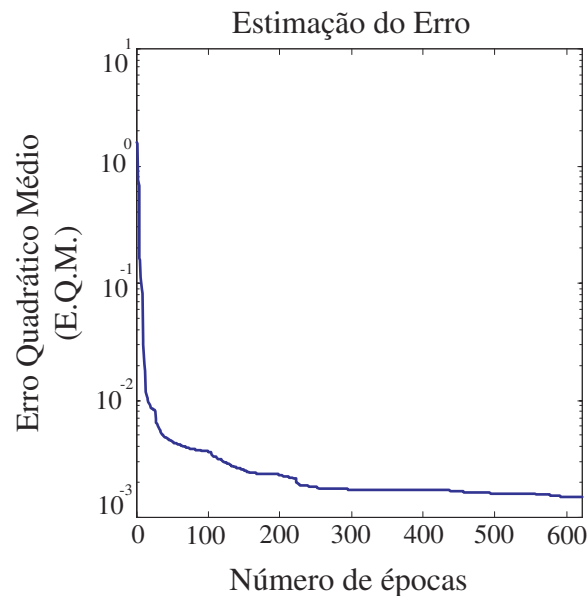


Figura 5.8: Desempenho do erro quadrático médio para a condição de partida com sobrecarga.

O resultado da generalização da rede neural, para os diversos casos de partida apresentados anteriormente na tabela I, é mostrada na figura 5.9. A arquitetura utilizada foi a de $[35-35-1]$ neurônios, *trainbr* como função de aprendizado. Note-se que,

para este caso, os dados de entrada da rede são apenas aqueles de regime permanente, já que, inserindo-se os dados completos, desde à fase dinâmica até a entrada em regime do motor, o número da amostra seria muito grande (3859 pontos) e, conseqüentemente, maior seria a quantidade de neurônios nas camadas intermediárias e maior o tempo computacional requerido.

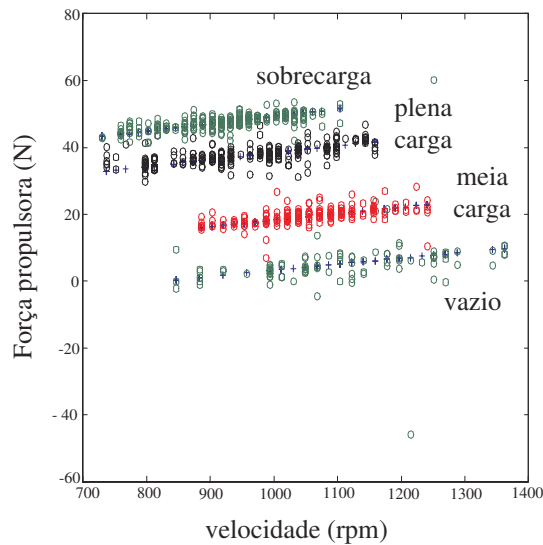


Figura 5.9: Resultados de força propulsora obtidos com uma rede genérica para a partida do motor em 60Hz e sob várias condições de carga (dados relativos ao regime permanente).

Após a apresentação das várias arquiteturas de *RNAs*, apresenta-se também, na figura 5.10, uma sequência de sinais de saída do torquímetro, coletados para a partida, nas diversas condições: vazio, meia carga, carga nominal e sobrecarga, a partir da carga de 2Nm como referência. Os dados ilustrados na figura 5.10 são os sinais de referência da rede, ou seja, a saída desejada de cada ensaio mostrado na tabela I. Para a apresentação na figura 5.10, os dados foram processados com o uso do *Matlab* (Demuth e Beale, 1999).

Observa-se na figura 5.10 que o eixo das ordenadas (y) representa o conjugado do motor setorial em 60Hz, sob as diversas condições de carga e o eixo das abcissas (x) o número de pontos amostrados, enquanto que as redes treinadas (figuras 5.4 à 5.7) mostram o resultado da força propulsora no eixo do motor *versus* sua velocidade em rpm.

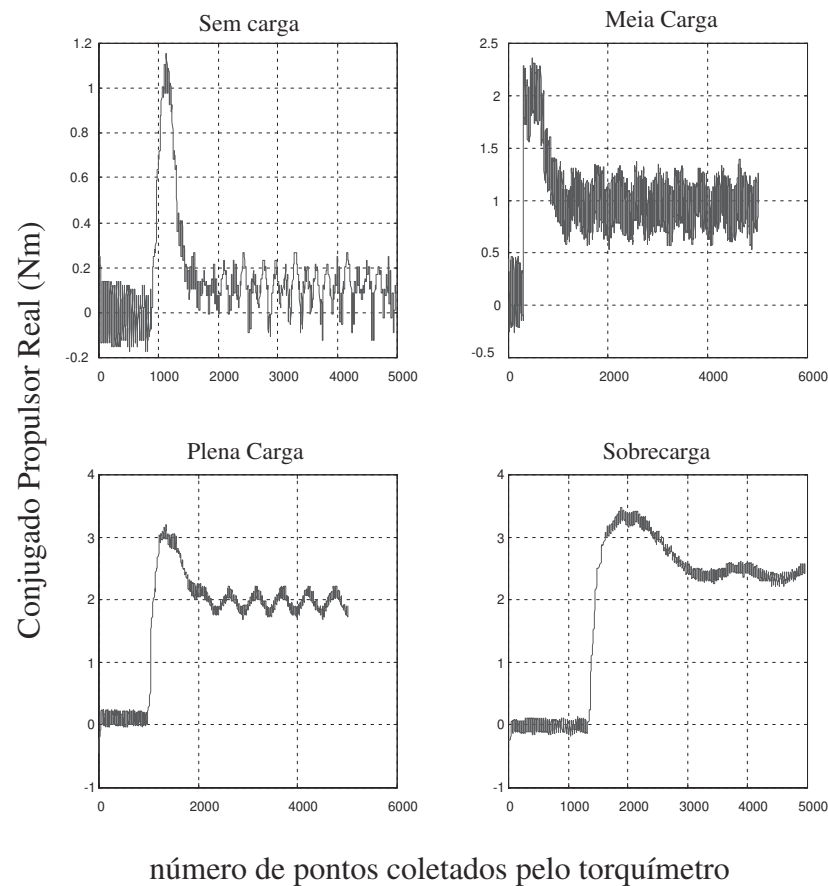


Figura 5.10: Sinais do torquímetro para partidas em 60Hz e sob várias condições de carga no eixo do motor setorial.

Uma outra situação em que se verifica a precisão da rede neural em reproduzir o conjugado (ou a força propulsora) disponível no eixo da máquina linear se refere à

alimentação com inversor, permitindo variação de frequência e acionamento do motor à partir do rotor bloqueado.

A tabela II apresenta as características das diversas topologias de redes correspondentes aos ensaios realizados, desde a fase dinâmica até a entrada em regime permanente, a partir do rotor bloqueado do motor setorial.

Tabela II: Arquiteturas de redes relativas a ensaios do motor setorial com a partida feita a partir do rotor bloqueado.

frequência (Hz)	camadas intermediárias (ocultas)	algoritmo de aprendizado	número de épocas
60	[9-8-1]	trainlm	1500
50	[10-12-16-1]	trainbr	872
40	[22-20-1]	trainbr	982
30	[12-9-1]	trainbr	641
25	[20-18-1]	trainbr	1112
20	[25-23-1]	trainbr	1499
18	[28-26-1]	trainbr	675
15	[34-32-1]	trainbr	711
12	[40-37-1]	trainbr	566

Observa-se que as funções de treinamento *trainlm* e *trainbr*, apresentadas na tabela II, fazem parte do *toolbox de redes neurais* disponível no *Matlab 5.3*. Os números de épocas utilizados em cada ensaio teve como critério o erro quadrático médio (*EQM*) de $9,5 \cdot 10^{-4}$. Em todos os ensaios da tabela II, foram utilizados 1000 pontos como tamanho da amostra, dos quais 75% foram escolhidos para treinamento e os 25% restantes utilizados na validação dos resultados.

O conjunto de treinamento das diversas arquiteturas de rede apresentadas na tabela II foi composto apenas por dados experimentais na tentativa de que a metodologia

proposta não possuisse as mesmas limitações dos modelos matemáticos. Desta forma, como a rede foi treinada a partir de dados experimentais, todos os ruídos e incertezas incorporados no processo, as quais são provenientes de erros nas medições e da imprecisão dos instrumentos utilizados, foram também levadas em consideração. Portanto, por se tratar do tratamento de dados ruidosos, foi utilizado o algoritmo chamado *Bayesian regularization*. Apenas para a frequência de 60Hz, o algoritmo *Levenberg Marquardt* (*trainlm*) melhor se adaptou aos dados do ensaio, quando comparado ao *trainbr*.

Os dados apresentados na tabela II referem-se à variação de frequência abaixo da nominal (60Hz), topologias de redes que melhor se adaptaram aos dados do conjunto de treinamento (750 amostras), algoritmos utilizados e número de iterações para que a rede atingisse o erro proposto ($9,5 \cdot 10^{-4}$).

Contudo, os resultados do mapeamento entrada-saída, para as várias frequências adotadas, estão muito próximos (em alguns pontos, idênticos) dos resultados obtidos no teste experimental. Então, pode-se afirmar que estas redes treinadas conseguiram, de uma forma geral, generalizar a resposta desejada. Os resultados para a frequência de 60Hz são apresentados na figura 5.11.

Note-se na figura 5.11, que a rede conseguiu, de uma forma geral, representar os dados amostrados pelo torquímetro. Estes dados (*saída desejada*) são representados, na figura 5.11, pelo símbolo $+$, enquanto que a saída da rede treinada é representada pelo símbolo o .

Para a frequência de 60Hz, conforme indicado na tabela II, foi utilizado o algoritmo *trainlm*, cujo comportamento do erro quadrático médio (*E.Q.M.*) em função do número de épocas de treinamento é apresentado na figura 5.12.

A figura 5.13 apresenta a tensão aplicada, entre as fases *A* e *B*, na entrada do motor setorial, aquisitada também pelo osciloscópio, na frequência de 60Hz. Esta tensão foi medida na saída do filtro, cuja frequência de ressonância é de 411Hz.

O espectro harmônico da tensão de fase V_B é apresentado na figura 5.14, cujo eixo das abcissas tem escala em *dB*.

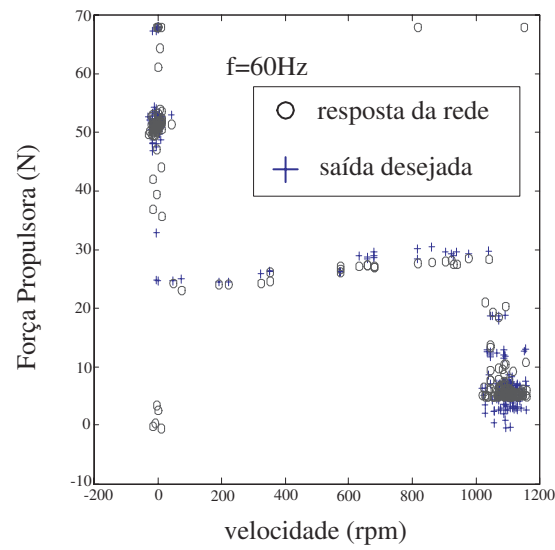


Figura 5.11: Rede treinada para o acionamento a partir da condição de rotor bloqueado do motor setorial (60Hz).

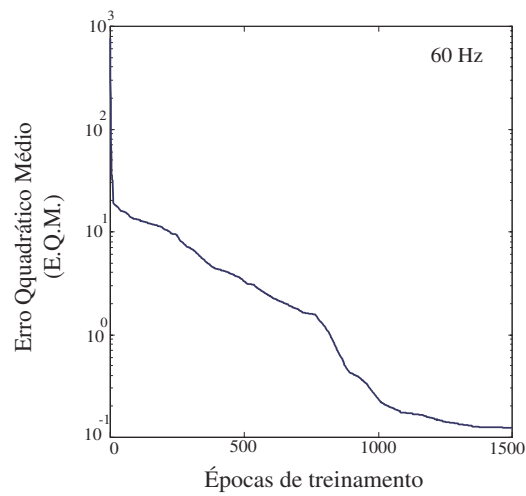


Figura 5.12: Desempenho do erro, utilizando-se o algoritmo *trainlm*, para o acionamento a partir do rotor bloqueado (60Hz).

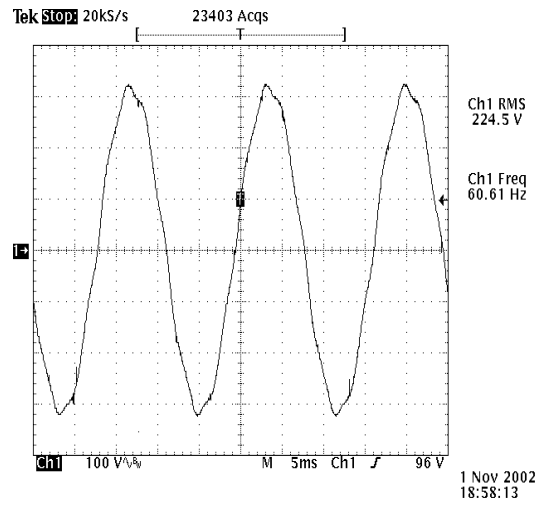


Figura 5.13: Tensão entre as fases A e B do motor setorial na $f=60\text{Hz}$.

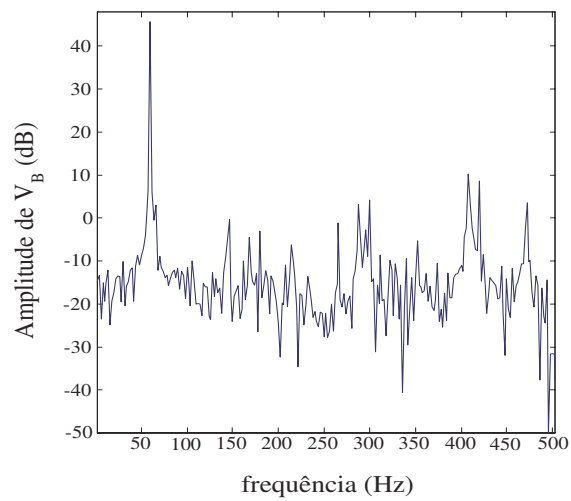


Figura 5.14: Espectro da tensão V_B em dB para o acionamento a partir do rotor bloqueado (60Hz).

Os resultados referentes à frequência de 50Hz são mostrados na figura 5.15. Conforme apresentado na tabela II, nesta frequência utilizou-se uma arquitetura de quatro camadas (uma camada de entrada, duas camadas escondidas e uma camada de saída), já que a máquina apresenta um ruído audível para as frequências de 50Hz e 40Hz. Como citado no capítulo anterior, este ruído parece ser inerente à construção do motor, ainda persistindo que filtros sejam utilizados. Várias tentativas foram feitas com arquiteturas de três camadas, mas os resultados não foram tão satisfatórios quanto àqueles obtidos a partir de topologias com duas camadas escondidas de neurônios.

A figura 5.16 apresenta a tensão aplicada, entre as fases *A* e *B*, na entrada do motor setorial, aqusitada também pelo osciloscópio, na frequência de 50Hz.

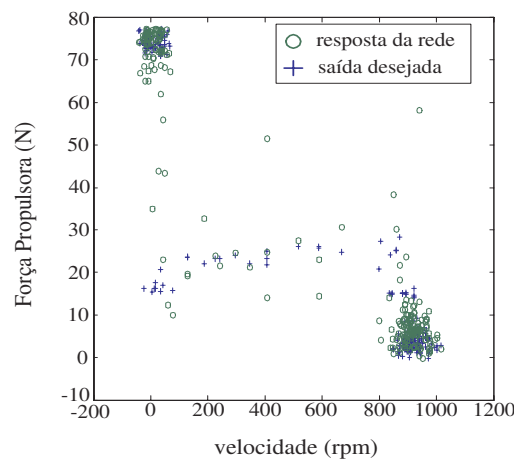


Figura 5.15: Rede treinada para o acionamento a partir do rotor bloqueado do motor setorial (50Hz).

Para efeito de comparação, a figura 5.17 apresenta o espectro harmônico da tensão de estator da fase *B*, cujo eixo das abcissas tem escala em *dB*.

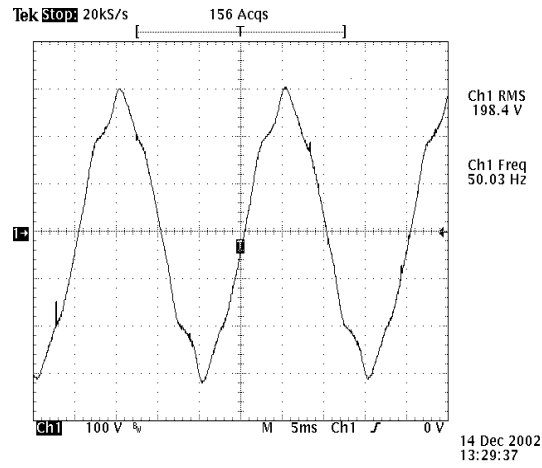


Figura 5.16: Tensão entre as fases A e B do motor setorial para 50Hz.

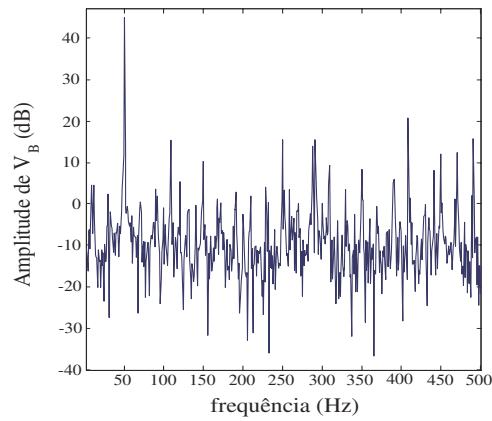


Figura 5.17: Espectro da tensão V_B em dB para o acionamento a partir do rotor bloqueado (50Hz).

Para a frequência de 40Hz, onde o ruído audível também se fez presente, a generalização da rede é apresentada na figura 5.18.

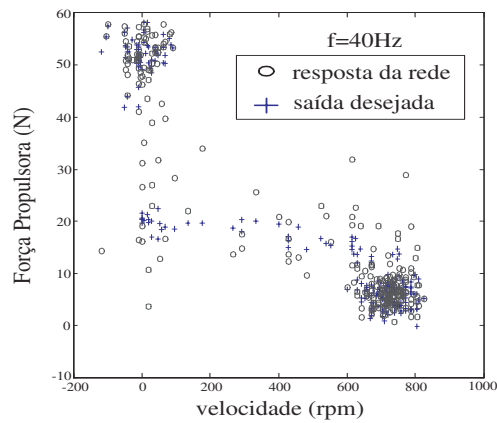


Figura 5.18: Rede treinada para o acionamento a partir do rotor bloqueado do motor setorial (40Hz).

A mesma comparação é feita com a tensão da fase B , para a frequência de 40Hz, apresentada na figura 5.19.

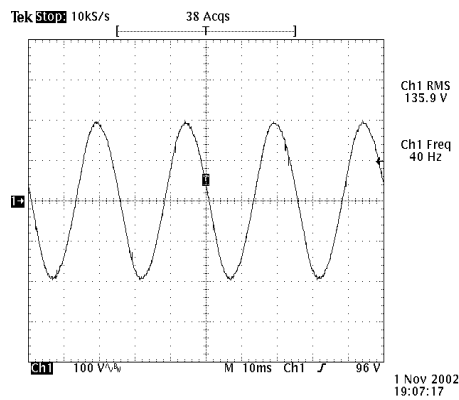


Figura 5.19: Tensão entre as fases A e B do motor setorial para 40Hz.

A figura 5.20 também mostra o espectro da respectiva tensão em dB .

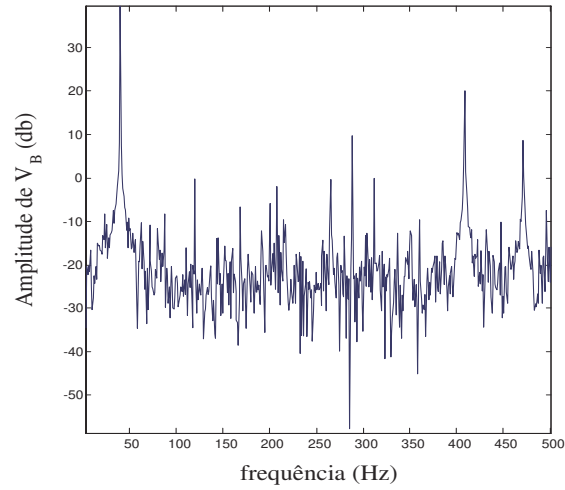


Figura 5.20: Espectro da tensão V_B em dB para o acionamento a partir do rotor bloqueado (40Hz).

Os demais resultados das redes treinadas são apresentados nas figuras 5.21 a 5.26.

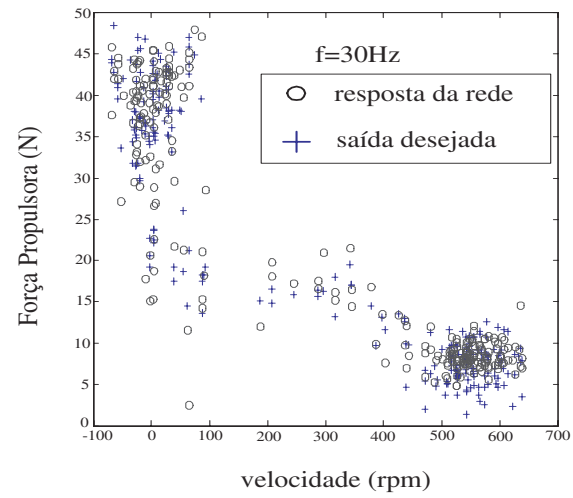


Figura 5.21: Rede treinada para o acionamento a partir do rotor bloqueado do motor setorial (30Hz).

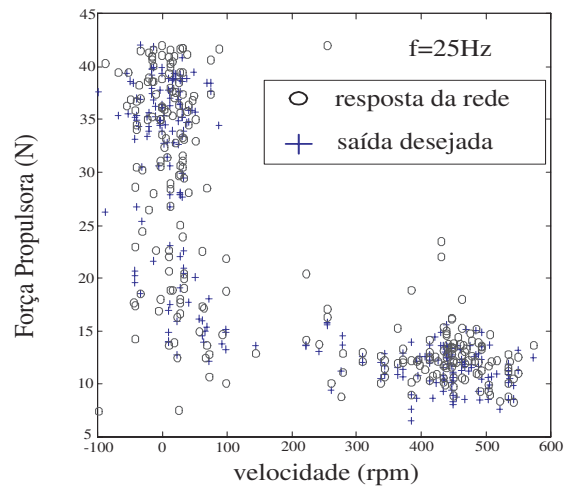


Figura 5.22: Rede treinada para o acionamento a partir do rotor bloqueado do motor setorial (25Hz).

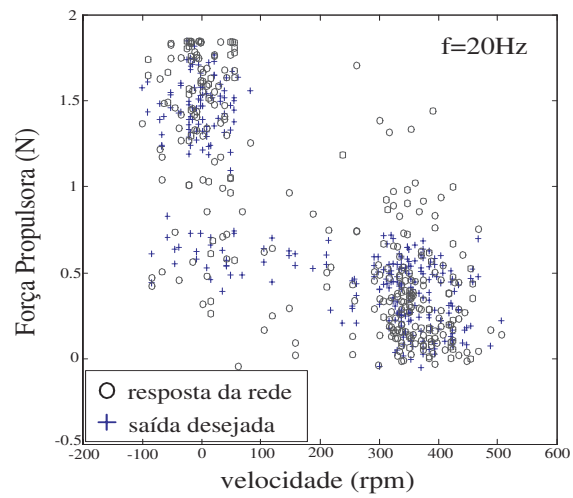


Figura 5.23: Rede treinada para o acionamento a partir do rotor bloqueado do motor setorial (20Hz).

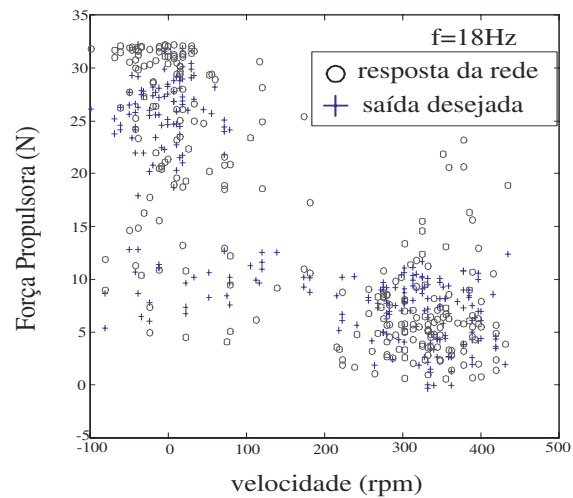


Figura 5.24: Rede treinada para o acionamento a partir do rotor bloqueado do motor setorial (18Hz).

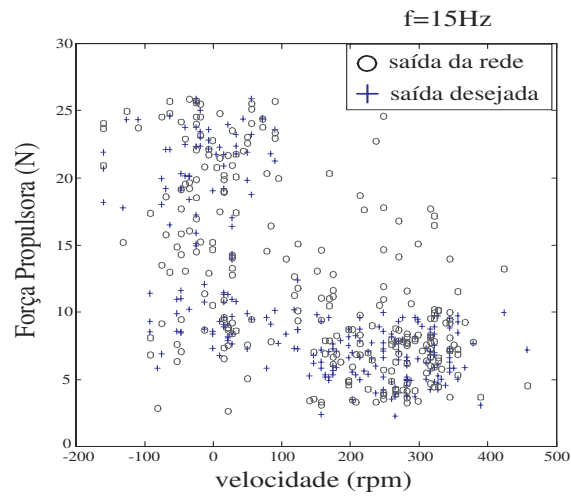


Figura 5.25: Rede treinada para o acionamento a partir do rotor bloqueado do motor setorial (15Hz).

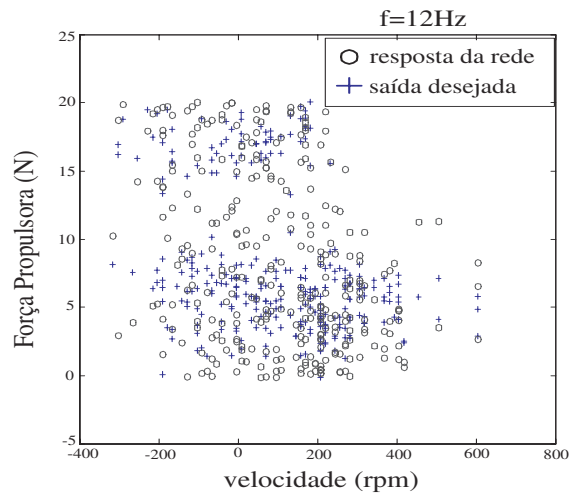


Figura 5.26: Rede treinada para o acionamento a partir do rotor bloqueado do motor setorial (12Hz).

Observa-se que, até a frequência de 25Hz, as redes neurais treinadas responderam relativamente bem à saída real dada pelo torquímetro. Após esta frequência, os resultados não foram satisfatórios, já que os sinais de tensão e corrente apresentaram uma elevada distorção harmônica. Assim, nas frequências abaixo de 20Hz é fraca a atuação do filtro na saída do inversor. As distorções harmônicas totais (*DHT*) referentes aos sinais de correntes e tensões nas fases *A* e *B* são apresentadas na tabela III.

Tabela III: Distorções Harmônicas Totais (D.H.T.) para sinais de corrente e tensão sob diversas frequências.

frequência (Hz)	$I_{a(rms)}$ (%)	$I_{b(rms)}$ (%)	$V_{a(rms)}$ (%)	$V_{b(rms)}$ (%)
60	11.78	5.49	3.46	4.17
50	18.79	7.41	6.76	13.07
40	37.70	7.65	10.54	12.95
30	55.05	9.58	16.35	21.46
25	64.17	9.66	20.94	26.94
20	76.77	21.84	33.24	39.68
18	79.60	15.60	31.47	40.16
15	88.13	14.27	36.40	47.56
12	100.28	15.78	45.49	59.49

Observa-se, na tabela III, que a medida que a frequência é diminuída, as distorções harmônicas também aumentam. Entre as correntes o efeito é mais pronunciado na fase *A* e entre as tensões, a fase *B* apresenta taxas maiores de distorções.

A figura 5.27 apresenta os sinais medidos pelo torquímetro, para as várias frequências dos ensaios apresentados nas figuras 5.11, 5.15, 5.18, 5.21 a 5.26.

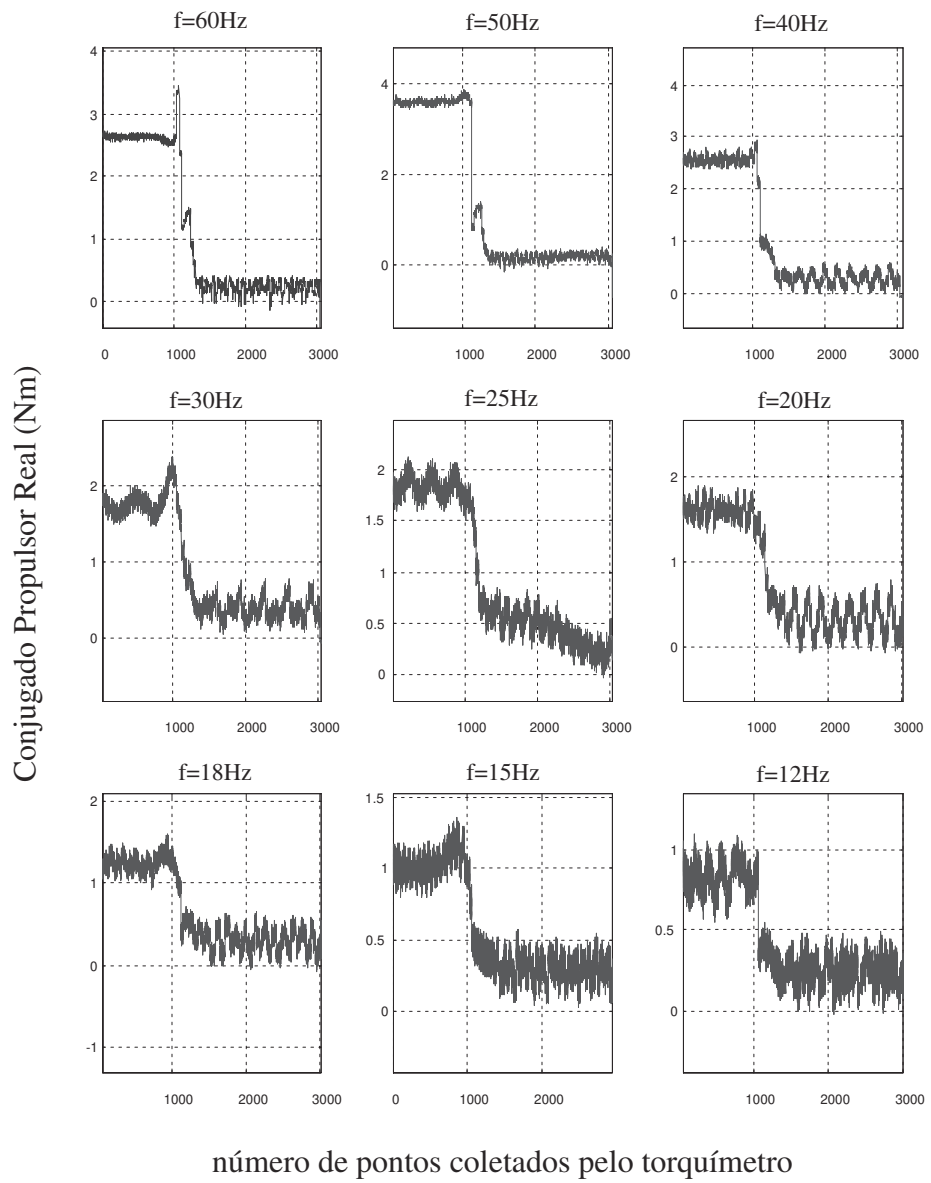


Figura 5.27: Sinais do torquímetro para partida com o rotor bloqueado do motor setorial.

A tabela IV apresenta a relação V/f , bem como os conjugados máximos e mínimos medidos no eixo do motor, nas condições de partida sem carga, iniciada a partir do condição de rotor bloqueado e alimentados com o inversor. O conjugado medido no eixo deve-se às perdas rotacionais da máquina. Os dados de ensaios são os mesmos referentes à tabela II.

Tabela IV: Desempenho do motor setorial com a partida feita a partir do rotor bloqueado e alimentado com o inversor.

Tensão V_{AB} (V)	frequência (Hz)	$\frac{V_{AB}}{f}$ (V/Hz)	ω_{rm} (rpm)	T_{max} (Nm)	T_{min} (Nm)
224,50 V	60	3.7417	1095	2.64	0.24
198,40 V	50	3.9680	917	3.60	0.16
138,00 V	40	3.3975	741	2.57	0.24
98,50 V	30	3.2837	568	1.75	0.40
82,10 V	25	3.2836	476	1.86	0.44
67,10 V	20	3.3530	381	1.64	0.36
61,44 V	18	3.4133	341	1.24	0.28
50,44 V	15	3.3627	290	1.00	0.30
39,88 V	12	3.2658	229	0.82	0.24

A figura 5.28 apresenta o comportamento dos conjugados máximos para as várias frequências, conforme a tabela IV.

Nota-se que, a medida que se diminui a frequência, o torque não permanece constante, ao contrário do que acontece com o motor de indução convencional, quando acionado em frequências menores que a frequência nominal, neste caso 60Hz. O mesmo vale para o comportamento do conjugado mínimo no eixo do motor setorial, já na condição de regime permanente, apresentado na figura 5.29.

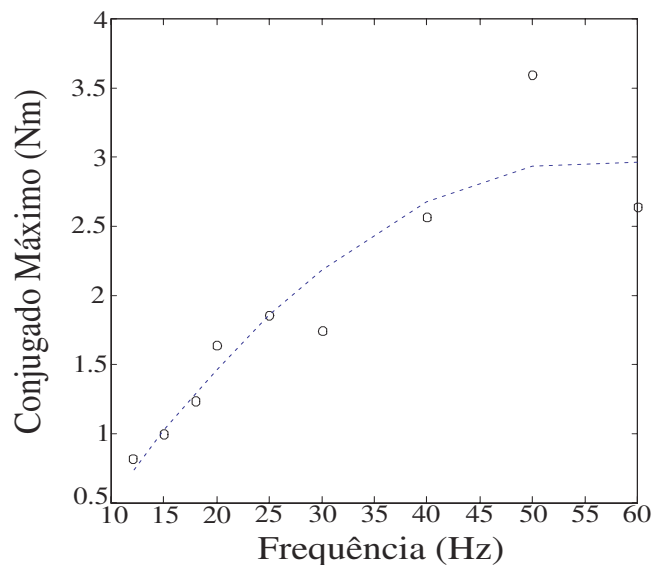


Figura 5.28: Comportamento do conjugado máximo no eixo do motor com a variação da frequência no ensaio com o rotor bloqueado.

Nota-se que entre os conjugados máximos, o maior aparece em 50Hz, onde o motor setorial apresentou um ruído audível, provavelmente devido às vibrações mecânicas nesta frequência. Pode-se ainda observar que na frequência de 25Hz tem-se um melhor comportamento do conjugado máximo, quando comparado às frequências de 30Hz e 20Hz.

Os valores de conjugados mínimos, apresentados na tabela IV, são medidos através do torquímetro no eixo do motor setorial, e, desta forma, como os ensaios são realizados sem carga externa aplicada, esta potência útil no eixo é tratada como perdas rotacionais da máquina setorial.

Portanto, o valor máximo deste conjugado foi medido na frequência de 25Hz, conforme apresenta a figura 5.29. Entretanto, o valor mínimo do conjugado aparece em 50Hz, justamente a frequência onde a máquina possui vibrações mecânicas. Pode-se então, concluir que o motor setorial, em frequências abaixo da nominal, que não seja a

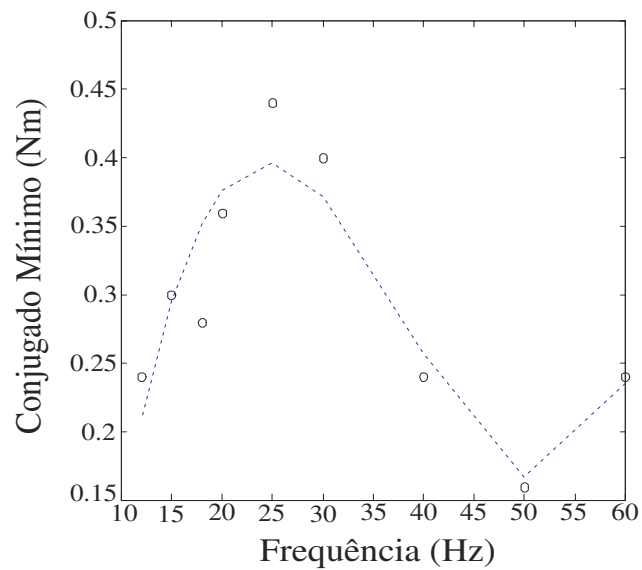


Figura 5.29: Comportamento do conjugado mínimo no eixo do motor com a variação da frequência no ensaio a partir do rotor bloqueado.

de 50Hz, possui conjugados iguais (40Hz e 12Hz) e maiores que a frequência de 60Hz (neste caso, 30Hz à 15Hz). Como em baixas velocidades o efeito de extremidade torna-se menos pronunciado, pode-se dizer que para o motor setorial esse efeito (*E.L.E.*) têm menor influência na frequência de 25Hz.

Capítulo 6

Conclusões e Sugestões para Trabalhos Futuros

6.1 Conclusões

A medida que se desenvolvia este trabalho, evidenciou-se o fato de que a *teoria unidimensional* - forma conhecida de abordagem analítica das máquinas lineares planas - requer cuidadosa adaptação quando de sua aplicação ao equacionamento do motor setorial. Por se tratar de uma topologia intermediária entre as máquinas rotativas convencionais e as máquinas lineares planas, a experiência mostrou que o uso desta teoria na modelagem do motor setorial não poderia se dar de forma tão imediata como, em primeira apreciação, parecia ser o caso. A idéia inicial da pesquisa era procurar implementar as modificações necessárias e então fazer a aplicação da teoria; mas uma análise mais segura das dificuldades a enfrentar somente viria surgir quando se procedia o desenvolvimento da parte inicial do presente trabalho.

Por outro lado, mesmo que se tratasse de equacionar uma máquina linear plana, constatou-se que haveria problemas a serem enfrentados ante a perspectiva de alimentação com inversor (frequência variável) e tratamento de condições transitórias de

operação. Foi crescendo a percepção de que, na máquina setorial, a análise poderia ser ainda mais complexa, excedendo o tempo disponível para a empreitada. A questão que estava colocada era, então, avaliar o tempo e esforço necessários para enfrentar a complexidade da modelagem deste motor através da aplicação da teoria unidimensional ou procurar alguma outra alternativa capaz de produzir mais rapidamente os resultados desejados. Em vez de equacionar o motor pela via da análise unidimensional e daí deduzir uma expressão analítica para a força, a alternativa poderia ser o mapeamento - via redes neurais artificiais - do conjugado desenvolvido pelo motor. A expectativa de que esta via de análise poderia evoluir mais rapidamente que a outra acabou sendo confirmada e o desenvolvimento posterior seguiu nesta direção.

Desta forma, neste trabalho foi desenvolvida uma abordagem utilizando redes neurais artificiais (*RNAs*) com o objetivo de estimar o conjugado (ou a força propulsora) de uma máquina de indução setorial. A partir de dados de ensaios em regime permanente e sob condições dinâmicas com diversas condições de carga em seu eixo (vazio, meia carga, plena carga e sobrecarga), a rede permitiu generalizar soluções quanto à determinação do conjugado disponível no eixo da máquina.

Outros ensaios, como por exemplo, o motor partindo da condição de rotor bloqueado e deixado girar livremente, repetidos para diversos valores de frequência, também foram realizados, a fim de confirmar e comprovar a utilidade da ferramenta matemática de redes neurais artificiais na identificação do conjugado propulsor no eixo do motor setorial.

A abordagem por *RNAs* mostrou-se eficiente para a estimação do valor da força propulsora. A partir das entradas de dados aquisitados de ensaios experimentais, torna-se possível a estimação da força propulsora sem que haja necessidade de informar qualquer parâmetro da máquina. Este fato é especialmente interessante para este tipo de aplicação porque a determinação de parâmetros não se mostrou um processo fácil de conduzir. Portanto, a utilização de redes neurais artificiais no processo de estimação de conjugados úteis no eixo, além de fornecer uma metodologia para o apoio à decisão,

apresenta resultados que condizem satisfatoriamente com aqueles advindos de ensaios reais. No desenvolvimento deste trabalho de pesquisa, houve também a preocupação de preparar artigos para divulgação em congressos e conferências, os quais se encontram nas referências bibliográficas.

6.2 Sugestões para Trabalhos Futuros

Alguns resultados apresentados em baixas frequências, especialmente abaixo de 25Hz, não conseguiram reproduzir o conjugado de forma satisfatória. Sabe-se que, em baixas velocidades e frequências a máquina requer técnicas mais sofisticadas de controle e acionamentos através de inversores.

Então, pode-se sugerir outras técnicas de controle e aplicações de inversores para acionamentos em baixas frequências, a fim de se conseguir melhores resultados que os apresentados neste trabalho.

Pode-se também sugerir outras técnicas de sistemas inteligentes para mapear o conjugado propulsor em frequências abaixo de 25Hz, como por exemplo, a utilização de lógica *fuzzy*.

Uma outra aplicação para trabalhos futuros, utilizando-se este tipo de motor, seria implementar uma forma de controle para esta máquina sob várias condições de carga e frequência, ou seja, inserir as informações adquiridas com os treinamentos das redes neurais num microprocessador ou *DSP*, a fim de se fazer um controle *on line*, sem que haja a necessidade de se ter em mãos parâmetros construtivos do motor setorial.

Apêndice A

Características Construtivas do Motor Setorial

Como já citado no capítulo 2, o motor setorial foi construído a partir de um motor de indução rotativo convencional. O estator sofreu um corte de 90° mecânicos (ver figura A.1) e os 270° restantes das chapas de ferro-silício (sem orientação magnética preferencial de seus domínios) alojam 24 ranhuras onde se encontra o embobinamento do estator.

Algumas dimensões do motor estão apresentadas na figura A.1.

O rotor em gaiola, formado por barras de alumínio curto-circuitadas por anéis, foi torneado a fim de que seu entreferro fosse aumentado. Assim, o motor possuindo um estator descontínuo e um rotor contínuo, apresenta os fenômenos relativos ao campo magnético de entreferro e os efeitos de extremidades, presentes num motor linear convencional.

As principais características construtivas e dimensões do motor utilizado nos experimentos laboratoriais são apresentadas na tabela I:

A distribuição e a forma dos enrolamentos nas fases A , B e C de estator são mostrados na figura A.2.

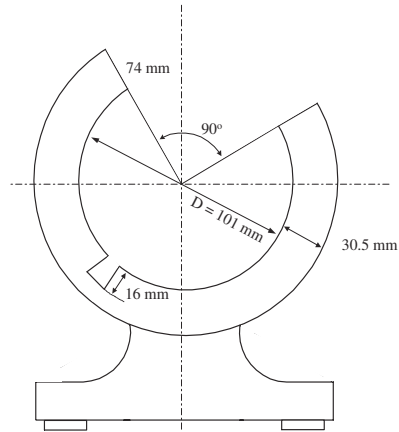


Figura A.1: Detalhe do corte do estator para o motor em forma de arco ou setor.

Tabela I: Dimensões do motor setorial.

características	unidades
diâmetro do rotor	98.50mm
comprimento axial do motor	63.00mm
espessura do entreferro	1.25mm
passo polar	52.30mm
passo da bobina	52.30mm
ranhuras por estator	24
número de pólos	4
ranhuras por fase	2
número de fases	3
condutores ativos por fase	540
condutor do estator	AWG #22
fator de ocupação da ranhura	35%
velocidade angular síncrona	1200 rpm

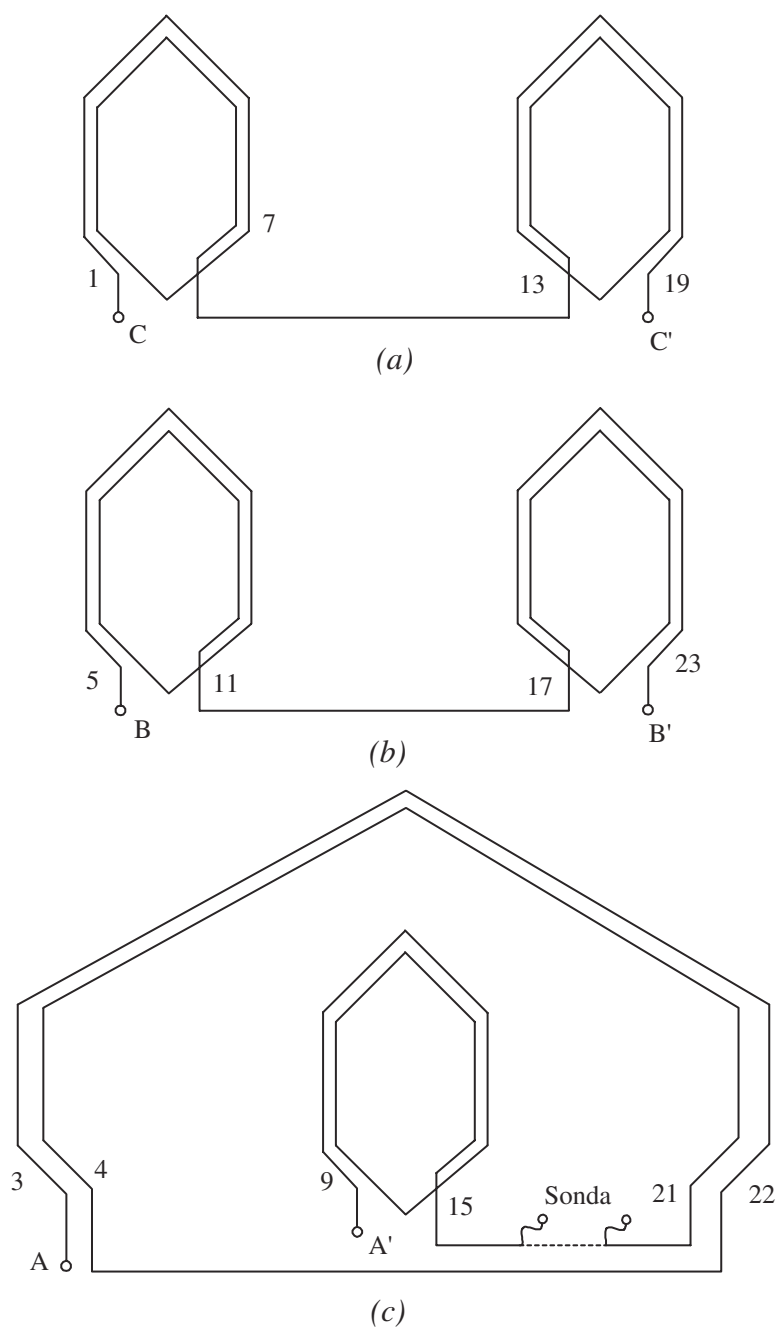
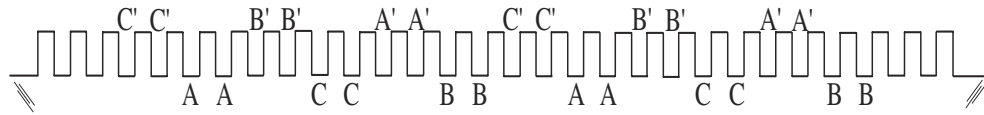
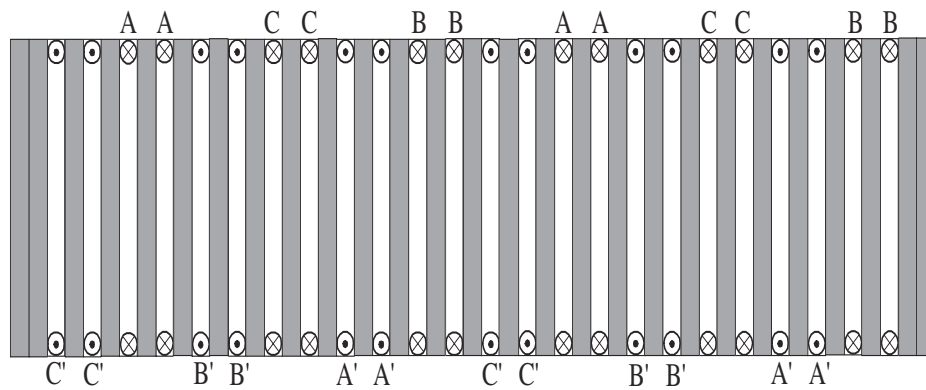


Figura A.2: Distribuição nas ranhuras e forma dos enrolamentos nas fases (a) *C*, (b) *B* e (c) *A* do estator no motor setorial.

A figura A.3 apresenta as 24 ranhuras operacionais planejadas do estator e sua respectiva distribuição do enrolamento trifásico.



(a)



(b)

Figura A.3: (a) Enrolamentos planejados e (b) distribuição nas ranhuras dos enrolamentos nas fases A, B, C do estator no motor setorial.

Apêndice B

Determinação dos Parâmetros do Motor Setorial

Os ensaios convencionais realizados nas máquinas em geral, para levantamento de seus parâmetros foram também realizados a fim de se determinar as grandezas do motor setorial.

O fluxograma apresentado na figura B.1 pode exemplificar melhor as etapas para o cálculo dos parâmetros citados anteriormente.

De uma forma genérica, os métodos utilizados nos cálculos dos parâmetros são descritos abaixo com suas respectivas medidas de tensão, corrente e potência.

- *Ensaio em vazio:* como o motor está acoplado ao freio, a única carga corresponde às perdas rotacionais (atrito e ventilação). A corrente de magnetização é alta, devido à alta relutância do entreferro, de forma que $X_{mag} \ll R_{fe}$ e o fator de potência do circuito é baixo. Os valores medidos são: $V_o = 127,98V$; $I_o = 1,89A$; $P_o = 335,28Watts$.
- *Ensaio com o rotor bloqueado:* utiliza-se corrente nominal e a frequência utilizada no ensaio está próxima da frequência da corrente do rotor. Os valores medidos

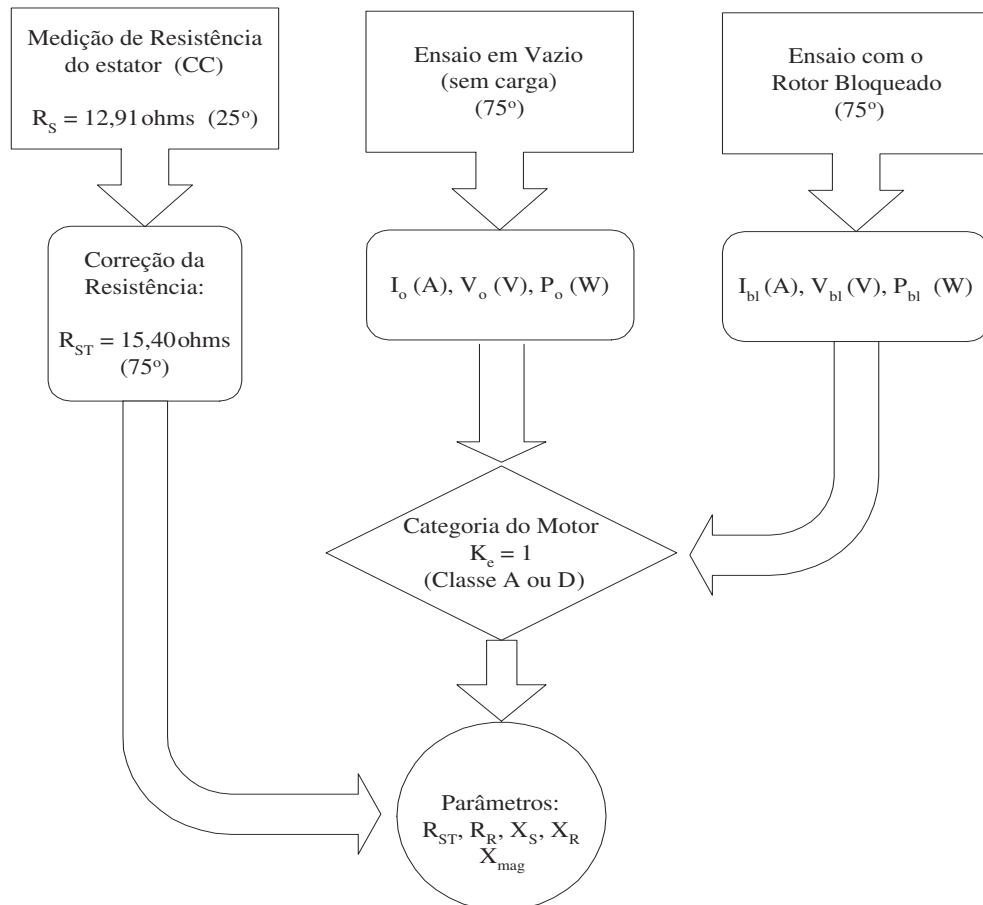


Figura B.1: Fluxograma para o cálculo dos parâmetros do motor setorial.

são: $V_{bl} = 100,82V$; $I_{bl} = 2,31A$; $P_{bl} = 470Watts$.

- *Medição das resistências de estator:* como os valores das 3 fases não são iguais, calculou-se o valor equivalente em corrente contínua, fazendo a correção para a temperatura de operação do motor ($75^{\circ}C$) e efeito pelicular. Então, a resistência calculada e corrigida foi de $15,4\Omega$.

Deve-se notar que, devido a descontinuidade física do estator, as correntes serão assimétricas, ainda que a alimentação do motor setorial seja equilibrada e senoidal. A fase que corresponde ao enrolamento localizado na parte central do estator (veja figura A.2) possui maior indutância própria, menor relutância e, portanto, menor corrente operacional. Assim, a corrente utilizada nos cálculos dos parâmetros será o valor *RMS* (eficaz) da média nas 3 fases da máquina, ou seja:

$$I_{rms} = \sqrt{\frac{I_A^2 + I_B^2 + I_C^2}{3}} \quad (B.1)$$

Desta forma, os parâmetros calculados do motor, baseado nos dados de ensaios convencionais acima são:

$$\begin{aligned} R_s &= 15,40 \quad \Omega \\ R'_r &= 13,90 \quad \Omega \\ R_{fe} &= 431,00 \quad \Omega \\ X_s &= 19,20 \quad \Omega \\ X'_r &= 19,20 \quad \Omega \\ X_{mag} &= 40,81 \quad \Omega. \end{aligned}$$

Os parâmetros do motor setorial, citados anteriormente, foram utilizados nos cálculos de conjugado ou força propulsora da máquina a partir do circuito elétrico equivalente apresentado no capítulo 2.

Referências Bibliográficas

- Barlow, H. E. M. (1965). Travelling field theory on induction types instruments and motors. *Proc. IEE*.
- Broomhead, D. S. e D. Lowe (1988). Multivariate functional interpolation and adaptive networks. *Complex Systems* **2**, 321–355.
- Cabrita, Carlos Manuel Pereira (1998). Motor Linear de Indução: Análise Teórica, Projecto e Ensaio. Tese de Doutorado. Universidade Técnica de Lisboa-Departamento de Engenharia Electrotécnica e de Computadores. Lisboa-Portugal.
- Creppe, Renato Crivellari (1992). Circuito elétrico equivalente para conversores assíncronos lineares: Análise da força propulsora. Tese de Mestrado. DSCE/FEEC-UNICAMP. Campinas-SP-Brasil.
- Creppe, Renato Crivellari (1997). Uma Contribuição à Modelagem de Máquinas de Indução Lineares. Tese de Doutorado. DSCE/FEEC-UNICAMP. Campinas-SP-Brasil.
- Demuth, Howard e Mark Beale (1999). *Toolbox de Redes Neurais do Software MATLAB 5.3 - version 3.0*.
- Fausett, L. (1994). *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms and Applications*. Prentice-Hall. Englewood Cliffs, NJ.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Foresee, M. T. Hagan (1997). Gauss-newton approximation to bayesian learning. *International Conference on Neural Networks* **3**, 1930–1935.
- G. A. Simone, R. C. Creppe, C. R. Souza e P. J. A. Serni (1996). The asynchronous motor one-dimensional analysis. *EPMC'96 - Israel*.
- Gieras, Jacek F. (1994). *Linear Induction Drives. Monographs in Electrical and Electronic Engineering*. Clarendon Press, Oxford. Oxford.
- Girosi, F., Jones M. e T. Poggio (1995). Regularization theory and neural networks architectures. *Neural computation* **7**(2), 219–269.
- Haykin, S. (1999). *Neural Networks - A Comprehensive Foundation*. 2nd ed.. Prentice-Hall. Englewood Cliffs, NJ.
- Hirasa, T. el all (1980). Equivalent circuit of linear induction motors with end effect taken into account. *IEE Transactions Japan* **100**(2), 65–71.
- Hopfield, J. J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the Academy of Science of the USA* **79**, 2254–2558.
- Hornik, K. (1991). Approximation capabilities of multilayer feedforward networks. *Neural Networks* **4**(2), 251–257.
- Hush, D. R. e B. G. Horne (1993). Progress in supervised neural networks: What's new since lippmann?. *IEEE Signal Processing Magazine* **10**, 8–35.
- L. C. Leite, C. R. Souza, P. J. A. Serni e I. Nunes (2002). An alternative approach for obtaining the sector motor thrust. *ICEM*.
- Laithwaite, E. R. e S. A. Nasar (1970). Linear-motion electrical machines. *Proceedings of The IEEE*.

- Leite, Luciana C. e Carlos R. de Souza (2002a). Approaching the analysis of linear machines via artificial neural networks. *The 17th International Conference on Magnetically Levitated Systems and Linear Drives-MAGLEV*.
- Leite, Luciana C. e Carlos R. de Souza (2002b). Identificação do conjugado de um motor de indução setorial utilizando redes neurais. *XIV Congresso Brasileiro de Automática-CBA* (470), 1153–1158.
- Leite, Luciana C. e Carlos R. de Souza (2003). Sector motor thrust characterisation via artificial neural networks. *The Fourth International Symposium on LINEAR DRIVES FOR INDUSTRY APPLICATIONS-LDIA*.
- Leite, Luciana Cambraia e Carlos Rodrigues de Souza (2002c). Using artificial neural networks for the thrust developed by a sector motor. *Proceedings of the 7th International Conference on Modeling and Simulation of Electric Machine, Converters and Systems* (134), 803–808.
- Luciana C. Leite, C. R. Souza, P. Serni I. Nunes e L. H. Geromel (2002). Modelling the thrust developed by a sector motor via artificial neural networks. *Proceedings of the 2002 IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering* **3**, 803–808.
- McCulloch, W. S. e W. Pitts (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics* **5**, 115–133.
- Nasar, Syed A. e I. Boldea (1987). *Linear Electric Motors - Theory, Design and Practical Applications*. Prentice-Hall, Inc.. Englewood Cliffs, New Jersey.
- Peres, Carlos (1977). *Eletromagnetismo*. 6nd ed.. McGraw-Hill. Rio de Janeiro, RJ.
- Poloujadoff, M. (1980). *The Theory of Linear Induction Machinery*. Clarendon Press. Oxford.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- R. Creppe, G. A. Simone, P. J. A. Serni e Carlos R. de Souza (1998). A new factor k_f for linear machines end-effect consideration. *LDIA-Japan* pp. 236–239.
- Rumelhart, D. E. e J. L. McClelland (1986). Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition. *The MIT Press*.
- Russel, E. L. e K. H. Norsworthy (1958). Eddy currents and wall losses in screened-rotor induction motors. *Poceedings IEE* **105A**, 163–175.
- Serni, Paulo José Amaral (1999). Uma Contribuição ao Estudo do Motor de Indução Linear Acionado por Inversor(VSI) com Corrente Controlada. Tese de Doutorado. DSCE/FEEC-UNICAMP. Campinas-SP-Brasil.
- Simone, G. A., R. C. Creppe e C. R. Souza (1991). O motor assíncrono linear para baixas velocidades. *II Simear (São Paulo-Brasil)* **4**, 77–91.
- Simone, Gílio Aluísio (1992). Conversores Assíncronos Lineares de Dupla Face - Teoria e Projeto. Tese de Doutorado. Universidade Estadual de Campinas-FEEC. Campinas-SP-Brasil.
- V. Bourquin, D. Dériaz, A. Weatherill e H. Steyle (2002, Lauzanne, Swiss). Swissmetro: An engineering view to the system. *17th International Conference on Magnetically Levitated Systems and Linear Drives*.
- V. Bourquin, M. Mossi, R. Grégore e J. M. Réty (1997). The importance of aerodynamics on the design of high-speed transportation systems in tunnels: An illustration with the tgv and the swissmetro. *World Congress on Railway Research*.
- Widrow, B. e S. D. Stearns (1985). *Adaptative Signal Processing*. Prentice-Hall. Englewood Cliffs, N.J.
- Yamamura, Sakae (1972). *Theory of Linear Induction Motors*. John Wiley & Sons, Inc.