



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO NORTE
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA



Reconhecimento de Padrões de Falhas em Motores Trifásicos Utilizando Redes Neurais

Aderson Jamier Santos Reis

Orientador: Prof. Dr. André Laurindo Maitelli

Co-orientador: Prof. Dr. Andrés Ortiz Salazar

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da UFRN (área de concentração: Automação e Sistemas) como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências.

Natal, RN, Fevereiro de 2010

Divisão de Serviços Técnicos

Catálogo da publicação na fonte. UFRN / Biblioteca Central Zila Mamede

Reis, Aderson Jamier Santos.

Reconhecimento de Padrões de Falhas em Motores Trifásicos Utilizando Redes Neurais/ Aderson Jamier Santos Reis - Natal, RN, 2009

73 p.

Orientador: André Laurindo Maitelli.

Co-orientador: Andrés Ortiz Salazar.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal do Rio Grande do Norte. Centro de Tecnologia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação.

1. Redes neurais (Computação) - Dissertação. 2. Localização de falhas (Engenharia) - Dissertação. 3. Motores elétricos de indução - Dissertação. I. Maitelli, André Laurindo. II. Salazar, Andrés Ortiz. III. Universidade Federal do Rio Grande do Norte. IV. Título

RN/UF/BCZM

CDU 004.032.26(043.2)

Reconhecimento de Padrões de Falhas em Motores Trifásicos Utilizando Redes Neurais

Aderson Jamier Santos Reis

Dissertação de Mestrado aprovada em 19 de fevereiro de 2010 pela banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Dr. André Laurindo Maitelli (orientador) DCA/UFRN

Prof. Dr. Andrés Ortiz Salazar (co-orientador) DCA/UFRN

Prof^a Dr^a Jossana Maria de Souza Ferreira ECT/UFRN

Prof. Dr. José Alvaro de Paiva IFRN/RN

Agradecimentos

Ao meu orientador e ao meu co-orientador, professores Maitelli e Ortiz, sou grato pela orientação e confiança depositados em minha pessoa.

Aos colegas da sala de pesquisa B do Laboratório de Automação em Petróleo - LAUT, pelas críticas e sugestões.

À minha família, meu pai, minha mãe e minhas duas irmãs, pelo apoio durante toda esta jornada.

À minha namorada Renata Pitta pelo apoio nos momentos difíceis.

À ANP, pelo apoio financeiro.

Resumo

Este trabalho apresenta um sistema de diagnóstico de falhas (rotor, estator e contaminação) do motor de indução trifásico através dos parâmetros do circuito equivalente e utilizando técnicas de reconhecimento de padrões. A tecnologia de detecção de falhas em motores está evoluindo e tornando cada vez mais importante na área de máquinas elétricas. As redes neurais possuem a habilidade de classificar relações não lineares entre sinais através da identificação de padrões dos sinais relacionados. São realizadas simulações do motor de indução através do programa Matlab® & Simulink® e produzido alguns tipos de falhas no conjunto a partir de modificações nos parâmetros do circuito equivalente. É implementado um sistema com múltiplos classificadores neurais para receber estes resultados e, após o treinamento, realizar a identificação dos padrões de falhas.

Palavras-chave: Motor de Indução, Reconhecimento de Padrões, Redes Neurais Artificiais, Circuito Equivalente.

Abstract

This work presents a diagnosis faults system (rotor, stator, and contamination) of three-phase induction motor through equivalent circuit parameters and using techniques patterns recognition. The technology fault diagnostics in engines are evolving and becoming increasingly important in the field of electrical machinery. The neural networks have the ability to classify non-linear relationships between signals through the patterns identification of signals related. It is carried out induction motor's simulations through the program Matlab® & Simulink®, and produced some faults from modifications in the equivalent circuit parameters. A system is implemented with multiples classifying neural network two neural networks to receive these results and, after well-trained, to accomplish the identification of fault's pattern.

Keywords: Induction Motor, Patterns Recognition, Artificial Neural Networks, Equivalent Circuit.

Sumário

| | |
|--------------------------------------------------------------------|------------|
| Figuras | iii |
| Tabelas | v |
| Lista de Símbolos e Abreviaturas | vii |
| 1 Introdução | 1 |
| 1.1 Objetivo da Dissertação | 2 |
| 1.2 Organização da Dissertação | 3 |
| 2 Detecção e Diagnóstico de Falhas | 5 |
| 2.1 Introdução | 5 |
| 2.2 Falhas comuns em Máquinas Elétricas | 6 |
| 2.2.1 Falhas nos rolamentos | 7 |
| 2.2.2 Falhas estatóricas | 8 |
| 2.2.3 Falhas rotóricas | 8 |
| 2.3 Fluxograma de Detecção de Falhas | 9 |
| 2.4 Técnicas para Análise de Falhas em Motores Elétricos | 10 |
| 2.4.1 Análise de Assinatura da Corrente do Motor | 11 |
| 2.5 Diagnóstico de Falhas em Motores de Indução | 13 |
| 2.5.1 Diagnóstico Neural de Falhas | 13 |
| 2.5.2 Vantagens das Redes Neurais | 14 |
| 2.5.3 Modelagem de uma Rede Neural | 15 |
| 2.6 Conclusão | 16 |
| 3 Modelagem do Motor de Indução Trifásico | 17 |
| 3.1 Modelo do Motor de Indução Trifásico | 18 |
| 3.1.1 Notação Matricial Trifásica - Modelo ABC | 19 |
| 3.2 Circuito Equivalente | 24 |
| 3.2.1 Definição dos parâmetros do circuito equivalente | 27 |

| | | |
|----------|------------------------------------------------------------------------|-----------|
| 3.2.2 | Análise do circuito equivalente do motor de indução | 28 |
| 3.3 | Influência das falhas nos parâmetros do circuito equivalente | 30 |
| 3.3.1 | Falhas rotóricas | 31 |
| 3.3.2 | Falhas Estatóricas | 31 |
| 3.3.3 | Falhas de contaminação | 32 |
| 3.4 | Simulação do Motor de Indução | 32 |
| 3.4.1 | Torque Mecânico | 34 |
| 3.4.2 | Velocidade | 35 |
| 3.4.3 | Correntes no Estator e no Rotor | 38 |
| 3.5 | Conclusão | 39 |
| 4 | Proposta e Resultados | 41 |
| 4.1 | Análises do Conjunto de dados | 41 |
| 4.2 | Classificação das falhas | 49 |
| 4.3 | Pré-processamento | 52 |
| 4.4 | Reconhecimento de Padrões: Rede Neural | 53 |
| 4.4.1 | Estratégia de Classificação | 54 |
| 4.5 | Testes e Resultados | 55 |
| 4.5.1 | Configuração da Rede Neural | 55 |
| 4.5.2 | Análise dos Gráficos de Entrada | 57 |
| 4.5.3 | Construção da Rede e Critério de Parada | 60 |
| 4.5.4 | Resultados com a rede MLP-E210-030-TGS | 61 |
| 4.5.5 | Resultados com a rede MLP-E210-020-TGS | 63 |
| 4.5.6 | Matriz-Confusão | 65 |
| 4.6 | Conclusão | 66 |
| 5 | Considerações Finais e Trabalhos Futuros | 67 |
| 5.1 | Trabalhos Futuros | 69 |
| | Referências bibliográficas | 70 |

Lista de Figuras

| | | |
|------|---------------------------------------------------------------------------------------|----|
| 2.1 | Fluxograma genérico de detecção de falhas em motores. | 9 |
| 2.2 | Espectro de corrente de um motor saudável e com barras quebradas. . . . | 12 |
| 3.1 | Representação dos enrolamentos do estator e do rotor. | 19 |
| 3.2 | Circuito idealizado para modelagem de um M.I.T. (Ong 1997) | 20 |
| 3.3 | Conjugado de carga quadrática. | 24 |
| 3.4 | Circuito equivalente por fase do motor de indução | 25 |
| 3.5 | Circuito equivalente simplificado | 26 |
| 3.6 | Circuito equivalente simplificado final | 27 |
| 3.7 | Torque versus escorregamento para diferentes valores da resistência do rotor. | 30 |
| 3.8 | Torque versus tempo com uma carga quadrática. | 34 |
| 3.9 | Torque versus tempo com um pulso de carga constante. | 35 |
| 3.10 | Torque versus tempo sem carga. | 36 |
| 3.11 | Velocidade versus tempo com carga quadrática. | 37 |
| 3.12 | Velocidade versus tempo com carga constante. | 37 |
| 3.13 | Corrente rotórica versus tempo com carga quadrática. | 38 |
| 3.14 | Corrente estatórica versus tempo com carga quadrática. | 38 |
| 3.15 | Corrente rotórica versus tempo com carga constante. | 39 |
| 3.16 | Corrente estatórica versus tempo com carga constante. | 39 |
| 4.1 | Torque x Velocidade sob diversos valores de R_r | 42 |
| 4.2 | Torque x Velocidade sob diversos valores de R_s | 43 |
| 4.3 | Torque x Velocidade sob diversos valores de L_s | 44 |
| 4.4 | Torque x Velocidade sob diversos valores de L_r | 44 |
| 4.5 | Corrente Rotórica sob diversos valores de R_r | 45 |
| 4.6 | Corrente Estatórica sob diversos valores de R_s | 46 |
| 4.7 | Torque x Velocidade sob diversos valores de R_r e L_r | 47 |
| 4.8 | Torque x Velocidade sob diversos valores de R_s e L_s | 48 |
| 4.9 | Torque x Velocidade influenciado por: R_r , L_r , R_s , L_s e L_m | 48 |

| | | |
|------|----------------------------------------------------------------------------------------|----|
| 4.10 | Torque x Velocidade influenciado por diferentes R_r, L_r, R_s, L_s e L_m | 49 |
| 4.11 | Limites do funcionamento normal. | 50 |
| 4.12 | Funcionamento normal x Presença de falhas. | 51 |
| 4.13 | Diagrama de blocos da operação da rede. | 54 |
| 4.14 | Estratégia de Classificação da Rede. | 54 |
| 4.15 | Estrutura geral do sistema de diagnóstico. | 55 |
| 4.16 | Vetor de entrada da classe <i>Normal</i> | 57 |
| 4.17 | Superposição de todas as simulações da classe <i>Normal</i> | 58 |
| 4.18 | Superposição das simulações da classe <i>Falha Rotórica</i> | 58 |
| 4.19 | Superposição das simulações da classe <i>Falha Estatórica</i> | 59 |
| 4.20 | Superposição das simulações da classe <i>Falha de Contaminação</i> | 59 |
| 4.21 | Desempenho do erro quadrático - MLP-E210-030-TGS. | 62 |
| 4.22 | Janela de treinamento - MLP-E210-030-TGS. | 62 |
| 4.23 | Desempenho do erro quadrático - MLP-E210-020-TGS. | 64 |
| 4.24 | Janela de treinamento - MLP-E210-020-TGS. | 64 |

Lista de Tabelas

| | | |
|-----|--------------------------------------------------------------------------|----|
| 2.1 | Percentual de falha de componentes do motor | 7 |
| 3.1 | Funções matemáticas para cargas. | 24 |
| 3.2 | Parâmetros do motor de indução trifásico | 33 |
| 4.1 | Relação de falhas e parâmetros do circuito equivalente. | 51 |
| 4.2 | Valores percentuais do conjunto de dados para treinamento da rede. . . . | 60 |
| 4.3 | Arquitetura das Redes. | 61 |
| 4.4 | Matriz-Confusão. | 65 |

Lista de Símbolos e Abreviaturas

| | |
|----------------|------------------------------------------------------------------------|
| A_b | Área de seção transversal da bobina. |
| I_{est} | Corrente elétrica de enrolamento do estator. |
| I_{rot} | Corrente elétrica de enrolamento do rotor referida ao lado do estator. |
| L_{rr}^{abc} | Submatriz de indutância do enrolamento do rotor |
| L_{ss}^{abc} | Submatriz de indutância do enrolamento do estator |
| L_r | Indutância própria do rotor |
| L_s | Indutância própria do estator |
| L_{rm} | Indutância mútua entre as fases do rotor |
| L_{sm} | Indutância mútua entre as fases do estator |
| Q | Valor p.u. |
| Q_A | Valor atual. |
| Q_N | Valor de base. |
| R_L | Resistência equivalente de carga. |
| R_c | Resistência elétrica de perda. |
| R_{rot} | Resistência elétrica do enrolamento do rotor referida ao estator. |
| T_c | Torque da carga aplicada |
| T_{em} | Torque eletromagnético |
| T_D | Torque de inércia total |
| V_{ar} | Tensão do rotor na fase a |

| | |
|-------------------|---------------------------------------------------------------------|
| V_{as} | Tensão do estator na fase a |
| V_{br} | Tensão do rotor na fase b |
| V_{bs} | Tensão do estator na fase b |
| V_{cr} | Tensão do rotor na fase c |
| V_{cs} | Tensão do estator na fase c |
| V_{est} | Tensão de fase no estator. |
| V_{sup} | Tensão gerada pelo fluxo resultante no entreferro. |
| X_m | Reatância Magnética |
| X_m | Reatância de magnetização. |
| X_{est} | Reatância de dispersão do estator. |
| X_{rot} | Reatância de dispersão do enrolamento do rotor referida ao estator. |
| Δl | Comprimento do fio. |
| Δl_b | Variação do tamanho da bobina. |
| est | Número de espiras do enrolamento do estator |
| Φ_{max} | Fluxo Magnético Máximo |
| λ_r^{abc} | Fluxo magnético concatenado total do rotor |
| λ_s^{abc} | Fluxo magnético concatenado total do estator |
| λ_{ar} | Fluxo magnético do rotor na fase a |
| λ_{as} | Fluxo magnético do estator na fase a |
| λ_{br} | Fluxo magnético do rotor na fase b |
| λ_{bs} | Fluxo magnético do estator na fase b |
| λ_{cr} | Fluxo magnético do rotor na fase c |
| λ_{cs} | Fluxo magnético do estator na fase c |

| | |
|---------------|---------------------------------------------------|
| μ | Permeabilidade do material do entreferro. |
| ω | velocidade angular |
| ω_{sy} | Velocidade Angular Síncrona |
| ρ | Resistividade do material da bobina. |
| i_{ar} | Corrente do rotor na fase a |
| i_{as} | Corrente do estator na fase a |
| i_{br} | Corrente do rotor na fase b |
| i_{bs} | Corrente do estator na fase b |
| i_{cr} | Corrente do rotor na fase c |
| i_{cs} | Corrente do estator na fase c |
| r_r | resistência do rotor |
| r_s | resistência do estator |
| A | Área da seção transversal do fio. |
| BCS: | Bombeio Centrífugo Submerso |
| CSA: | <i>Current Signature Analysis</i> |
| EPRI: | Electric Power Research Institute |
| EPVA: | <i>Extended Park's Vector Approach</i> |
| ESA: | <i>Electrical Signature Analysis</i> |
| FEM: | <i>Finite element method</i> |
| FFT: | <i>Fast Fourier transform</i> |
| IEEE: | Institute of Electrical and Electronics Engineers |
| IPSA | <i>Instantaneous Power Signature Analysis</i> |
| J | Momento de Inércia |

k Constante de proporcionalidade.

MCSA *Motor Current Signature Analysis*

MSE: *Mean Squared Error*

ORNL: *Oak Ridge National Laboratory*

P Potência mecânica

RNA: Rede Neural Artificial

s Escorregamento do motor.

VSA: *Voltage Signature Analysis*

WT: *Wavelet Transform*

Capítulo 1

Introdução

Os motores elétricos são máquinas capazes de promover uma transformação de energia elétrica em energia mecânica com algumas perdas de energia. O motor de indução é o tipo de máquina elétrica mais difundida e utilizada em processos industriais. Essa máquina elétrica apresenta um princípio de funcionamento simples, uma construção robusta, facilidade na manutenção, baixo custo, simplicidade no controle e boa confiabilidade [Guedes 1994].

Os motores de indução trifásicos são fabricados para uma grande variedade de aplicações, como: acionamentos de bombas, compressores, manuseio de cargas, entre outros. A partir de questões como o período de operação do sistema, a confiabilidade e o custo efetivo de operação, monitoramento e os requisitos de prevenção e manutenção, os sistemas de detecção de falhas e diagnósticos são temas de preocupações e necessidades para as aplicações industriais [Chow 1992].

Os pontos relevantes para o funcionamento adequado do motor são a sua alta qualidade, o conhecimento detalhado da aplicação, a escolha apropriada do motor para uma aplicação específica e a manutenção correta do motor. Entretanto, a utilização de motores na indústria é extensa e esses motores podem ser expostos a uma série de diferentes ambientes hostis, desgastes em operações e defeitos de fabricação provocando falhas internas ou externas ao conjunto [Chow 1997].

Os motores de indução são muito empregados em diversas indústrias sendo, muitas vezes, elementos centrais no processo industrial. O prognóstico antecipado de falha deste componente é muito importante para garantir condições operacionais seguras, uma manutenção programada, minimizar os custos operacionais e aumentar a confiabilidade da operação.

Existem diversas situações onde é possível monitorar a condição do motor através de sensores específicos no estator e rotor. Entretanto, todas estas técnicas disponíveis requerem usuário com alguma experiência para distinguir uma condição de operação normal

de um estado em potencial de falha [Rodríguez 2007].

Em geral, a descoberta de falhas é realizada através de quatro etapas: detecção das falhas, extração de sinais, processamento da informação e diagnóstico das falhas. As origens das causas de falhas nos motores geralmente estão associadas a três componentes da máquina: rotor, estator e rolamento. A extração dos sinais, ou seja, a obtenção de dados associado ao comportamento da máquina é realizada através de variáveis do motor, como: vibração, tensão, corrente, fluxo magnético, entre outros. O processamento da informação consiste em técnicas aplicadas aos sinais medidos para produzir características ou parâmetros sensíveis à presença ou ausência de falhas. Por fim, o diagnóstico de falhas é responsável por examinar estes parâmetros e características gerados e decidir se uma falha existe neste motor e, caso positivo, qual o tipo de falha.

Nos últimos anos, as técnicas de detecção de falhas em máquinas elétricas se estenderam às técnicas de inteligência artificial. Uma primeira diferença existente desta técnica é observada junto ao usuário do método. A detecção e o diagnóstico da falha não precisam ser acompanhados por um usuário experiente. Neste trabalho, é explorada uma destas técnicas de inteligência artificial: as redes neurais baseadas em reconhecimento de padrões.

Uma Rede neural consiste de bilhões de neurônios conectados uns aos outros através de conexões sinápticas, proporcionando todas as funções e movimentos do organismo. Esta grande rede fornece uma capacidade de processamento e armazenamento de informação imensa [Haykin 2001].

1.1 Objetivo da Dissertação

O objetivo principal desta dissertação é investigar e aplicar um sistema de detecção e diagnóstico de falhas em motores de indução trifásicos através da variação de parâmetros do circuito equivalente e utilizando redes neurais artificiais. Durante o desenvolvimento deste tema, outros objetivos, não menos importantes, são atingidos. Dentre esses, estão: a modelagem de um motor de indução trifásico, exploração da validade da utilização dos circuitos equivalentes, estudo de falhas em motores de indução e seleção de alguns destes para monitoramento, estudo de estratégias de classificadores e identificação das falhas.

Um diagnóstico de falhas sempre inicia com a compreensão do problema. Muitas vezes, o motor de indução apresenta suspeitas de falhas através de sinais e comportamentos. Caso sejam ignorados, uma sequência de eventos tende a evoluir o estado da máquina, causando aumento de danos à própria máquina e destruindo evidências da origem da falha. Outro objetivo deste trabalho a ser atingido é analisar a evolução do comportamento

da máquina antes propriamente da falha em questão.

O êxito deste trabalho foi atingido a partir das seguintes etapas:

1. **Problema:** Diagnosticar falhas em motores de indução trifásicos.
2. **Dados de entrada:** Padrões de sinais elétricos e mecânicos abrangendo tanto condições normais, bem como condições na presença de falhas;
3. **Objetivo:** Investigar os diferentes comportamentos do motor mediante diversas configurações dos parâmetros de modelagem do motor.

1.2 Organização da Dissertação

A presente dissertação se desenvolve em 5 capítulos, organizados conforme descrito.

No capítulo dois são apresentados os aspectos da detecção e do diagnóstico de falhas em motores de indução trifásico, abordando os seguintes pontos: os tipos de falhas comuns, algumas técnicas de detecção de falhas, um fluxograma de detecção de falhas, os tipos de diagnósticos de falha e, por fim, características e vantagens do diagnóstico utilizando redes neurais.

No capítulo três, têm-se uma descrição dos aspectos da modelagem do motor de indução. É exposta tanto a modelagem matemática utilizada quanto a análise de circuito equivalente necessária para modelagem desta máquina. Ainda neste capítulo, é apresentado o ambiente de desenvolvimento e a simulação do modelo proposto no referido capítulo.

No capítulo quatro, mostra-se a metodologia proposta para investigar as falhas elétricas e mecânicas no motor de indução trifásico. Além disto, é apresentado a estrutura e os procedimentos de redes neurais utilizados neste trabalho e comentários iniciais quanto a estes resultados.

Por fim, no capítulo cinco, as conclusões gerais são abordadas focando os pontos positivos e as dificuldades existentes. Finalizando, são apresentadas as propostas para trabalhos futuros.

Capítulo 2

Detecção e Diagnóstico de Falhas

Atualmente existem diversos métodos de detecção e diagnóstico de falhas em motores. A detecção de falha determina se o funcionamento do sistema está incorreto ou inaceitável em algum aspecto. O diagnóstico de falhas determina o tipo, o tamanho, a localização e o tempo de detecção de falha, de acordo com os sintomas observados, incluindo o isolamento e a identificação da falha. Muitas vezes, a detecção e o diagnóstico de falha se sobrepõem em um mesmo efeito, outras vezes, são avaliados separadamente.

2.1 Introdução

O histórico de detecção e proteção de falhas é tão antigo quanto as próprias máquinas elétricas. Inicialmente, os fabricantes e usuários dessas máquinas utilizavam simples proteções a fim de assegurar uma operação segura e confiável. Com o passar do tempo, desenvolveram-se tanto as funções desempenhadas pela máquinas quanto a detecção de falhas. Atualmente, a detecção e o diagnóstico de falhas são itens significativos para evitar paradas inesperadas e altos custos operacionais [Subhasis Nandi & Li 2005].

A detecção de falhas antecipada permite que a manutenção preventiva seja realizada durante a parada programada das máquinas. Este procedimento evita um período de parada longo devido a uma falha comum no motor, aumentando a disponibilidade do sistema. A partir de métodos de monitoramento e detecção de falhas, o custo de manutenção dos motores pode ser bastante reduzido e a sua disponibilidade significadamente melhorada [Brito 2002].

A ocorrência de falhas em motores é comum. Em princípio, antes de ser analisada propriamente a falha detectada na máquina, deve-se analisar a causa principal daquela falha. Um eventual defeito no material do componente, na fabricação, na instalação ou um equipamento utilizado inadequadamente podem ser identificados a partir desta análise. Este procedimento possibilita visualizar melhor o sistema, corrigir erros e evitar futuras

falhas.

Entretanto, nem sempre é possível determinar se a causa da falha foi um defeito, desgaste, deterioração, sobrecarga, mau uso ou qualquer outra causa. Mas uma análise das condições e dos sintomas da máquina permitirá determinar as falhas da máquina. Em geral, os modos de falhas podem ser: térmico, elétrico, eletromagnético, mecânico, ambiental e dinâmico.

A maioria das condições de falhas nos motores são manifestadas na forma de vibração ou temperatura elevada. A falha é causada por uma combinação de ações que agem sobre vários componentes da máquina.

2.2 Falhas comuns em Máquinas Elétricas

O defeito de um componente em uma máquina elétrica significa um indício de capacidade reduzida para atender aos requisitos mínimos especificados. Caso este defeito não seja identificado, ou caso seja permitido o prosseguimento da operação, isto pode conduzir a uma falha. Logo, essas falhas, e não o defeito de um componente, são registradas como causa que conduziram a um colapso ou a uma parada não planejada da máquina [Thorsen & Dalva 1999].

Existem diferentes tipos de falhas que podem ocorrer em um motor de indução. As falhas são geralmente classificadas de acordo com a localização delas no motor. As falhas mais comuns são: falha no estator, falha no rotor, falha no enrolamento e falha de excentricidade. Estas falhas são mecânicas por natureza, entretanto elas apresentam uma variação de comportamento nas variáveis elétricas do motor. De acordo com [Subhasis Nandi & Li 2005], as falhas mais comuns podem ser classificadas também como:

- Falhas estatóricas resultando na abertura ou curto-circuito de um ou mais enrolamentos de fases do estator;
- Conexões dos enrolamentos do estator anormais;
- Quebra de barras ou rachaduras nos anéis terminais do rotor;
- Folgas irregulares estáticas e/ou dinâmicas no entreferro;
- Eixo desalinhado que pode resultar num atrito entre o estator e o rotor;
- Curto na bobina do rotor;
- Falhas de engrenagens ou mancais.

Em geral, independentemente do grupo de falha ao qual pertença, as falhas em máquinas elétricas ainda produzem algumas características, alguns sintomas, como: correntes

e tensões desbalanceadas, aumento da vibração, decréscimo da média do torque, aquecimento excessivo, redução de eficiência, entre outros. Assim, as falhas e/ou esses sintomas poderão ser detectados através de muitos métodos de diagnósticos.

O *Institute of Electrical and Electronics Engineers* - IEEE e o *Electric Power Research Institute* - EPRI conduziram algumas pesquisas estatísticas para avaliar a confiabilidade dos motores e identificar características operacionais. Uma parte destes estudos especificaram as razões das falhas dos motores. A Tabela 2.1 ilustra esta estatística.

Tabela 2.1: Percentual de falha de componentes do motor

| | Falhas no rolamento | Falhas no estator | Falhas no rotor | Outros |
|------|---------------------|-------------------|-----------------|--------|
| EPRI | 40% | 38% | 10% | 12% |
| IEEE | 42% | 28% | 8 % | 22% |

A Tabela 2.1 demonstra que o rolamento, o estator e o rotor são os componentes mais suscetíveis a falhas, respectivamente. Estes três componentes concentram a maioria dos defeitos e falhas constatados nos motores. Essas falhas podem ocorrer devido a situações externas, como erros na produção e montagem ou devido ao funcionamento incorreto. Muitas vezes, as falhas ocorrem devido a vários fatores. Por exemplo, geralmente as falhas do motor são internas, como um defeito no enrolamento ou na bobina, porém o motivo pode ser externo, como um sobreaquecimento provocado por sujeira excessiva.

A seguir apresenta-se uma descrição das falhas mais comuns.

2.2.1 Falhas nos rolamentos

A maioria das máquinas elétricas utilizam rolamentos esféricos ou deslizantes (mancais). Cada rolamento possui: dois anéis, um interno e um externo, e um conjunto de elementos girantes, localizado entre estes anéis. O rompimento ou quebra de rolamentos podem ocorrer quando pequenos pedaços começam a soltar-se dentro dos rolamentos, por causa de fadigas, aumentando o atrito até rompê-los.

A seguir contém as causas mais comuns de falha em rolamento:

- Lubrificação excessiva ou inadequada;
- Contaminação;
- Carga em excesso;
- Vibração;
- Desalinhamento;

- Defeitos nos componentes da máquina;
- Aplicações impróprias;
- Danos durante o transporte ou instalação;

Estas falhas são melhores detectadas por monitoramento de vibrações e emissões acústicas.

2.2.2 Falhas estatóricas

Cerca de 30% a 40% das falhas em motores elétricos estão relacionadas a este componente. Tais falhas produzem instabilidade no estator, bem como alterações nos fluxos harmônicos da corrente e do entreferro. Os resultados disto, normalmente, são curto-circuito entre espiras, entre bobinas, entre fases e fase-terra.

A seguir contém as causas mais comuns de falha estatóricas:

- Sobreaquecimento;
- Erros de projeto;
- Folga de conexão dos enrolamentos;
- Contaminação do óleo por umidade e poeira;
- Curto-circuito e exigências de partida;
- Defeitos nos componentes da máquina;
- Descargas elétricas;

A detecção destas falhas na origem do problema é complicada devido à pequena variação que ocorre na corrente de alimentação. Assim, uma alternativa é detectar os fluxos transmitidos que fornecem uma indicação confiável de instabilidades mínimas nos circuitos elétricos e magnéticos.

2.2.3 Falhas rotóricas

Dentre as falhas listadas, as falhas rotóricas ocorrem em menor frequência, cerca de 10%. O projeto de fabricação do rotor tem sido aperfeiçoado com pequenas mudanças nos últimos anos. As falhas relacionadas a este componente estão em menor porcentagem devido a robustez desta peça, [Hamid A. Toliyat 2004]. A maioria destas falhas são causadas principalmente pela quebra nas articulações das barras e anéis. O resultado disto é um aumento da corrente nas barras remanescentes e, conseqüentemente, um aumento dos riscos de amplos danos. As falhas no rotor causam normalmente variações de torque, oscilações de velocidade, vibrações e mudanças de componentes da frequência. Além

disto, ruídos, sobreaquecimentos, laminações e centelhamento no rotor estão combinadas aos comportamentos citados.

2.3 Fluxograma de Detecção de Falhas

Segundo [Iserman 2006], a detecção e o diagnóstico de falhas são métodos avançados fundamentais de supervisão e gerenciamento de falhas. Sistemas como esses são baseados em variáveis obtidas por instrumentos e requerem avaliações e conhecimento heurístico. O processo de detecção de falhas em motores pode ser dividido em três etapas. A primeira etapa consiste na obtenção de dados relevantes do motor através, por exemplo, de sensores de tensão e corrente que utilizam filtros, conversores analógico digital, etc. A segunda etapa é responsável por realizar um condicionamento do sinal, transformando o sinal oriundo do primeiro bloco. Este sinal será processado para encontrar assinaturas que permitam conhecer a condição do motor. A técnica tradicional para esta finalidade é baseada na Transformada Rápida de Fourier (FFT). Outras técnicas também são utilizadas, como Transformada de Wavelet (WT), Métodos de Elementos Finitos (FEM) e abordagem da transformada de Park. A última etapa do processo é responsável por identificar a falha. A tarefa do diagnóstico de falhas consiste em determinar o tipo, o impacto e a localização das mais prováveis falhas. Os procedimentos para isto são realizados com auxílio de técnicas de inteligência artificial, como por exemplo, redes neurais, lógica "fuzzy", algoritmos genéticos, entre outros. O fluxograma genérico de detecção de falhas em motores pode ser visualizado na figura 2.1

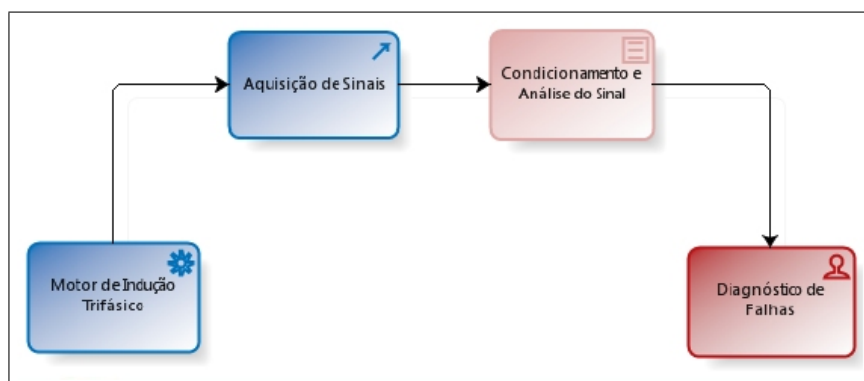


Figura 2.1: Fluxograma genérico de detecção de falhas em motores.

2.4 Técnicas para Análise de Falhas em Motores Eléctricos

Atualmente, existem diversos métodos disponíveis para detectar falhas em motores. Cada método possui suas particularidades, diferindo uns dos outros pelas quantidades e tipos de falhas capazes de detectarem. Alguns destes métodos são:

- Monitoramento por Análise de Vibrações;
- Monitoramento da Emissão Acústica;
- Monitoramento por pulso de choque;
- Monitoramento de flutuações de velocidade;
- Monitoramento da temperatura;
- Monitoramento do campo magnético;
- Análise química;
- Monitoramento da assinatura eléctrica;
- Monitoramento de emissão de rádio-frequência;

As técnicas de monitoramento de falhas em máquinas eléctricas são divididas em dois grandes grupos: as técnicas invasivas e as técnicas não invasivas. As técnicas não invasivas são aquelas baseadas em medições que não necessitam interromper e desmontar o motor para a coleta de informações. As técnicas invasivas precisam ter acesso ao motor para coletar os dados necessários à análise. Assim, a viabilidade de técnicas não invasivas é promissora, em virtude, principalmente, da facilidade e baixo custo de implementação.

A presença de qualquer tipo de falha em uma máquina de indução provoca mudanças de interação de fluxo entre o estator e o rotor. Isto resulta em mudanças na corrente do estator, nas tensões, no campo magnético e na vibração da máquina. Estes sinais são responsáveis por auxiliar o monitoramento da máquina e, conseqüentemente, detectar e diagnosticar a falha.

Dentre as técnicas de monitoramento listadas anteriormente, o monitoramento da assinatura eléctrica destaca-se. A Análise da Assinatura Eléctrica (ESA) constitui de um conjunto de técnicas de monitoramento de máquinas eléctricas através da análise de sinais eléctricos. Dentre este conjunto de técnicas, vale ressaltar: CSA (*Current Signature Analysis*), VSA (*Voltage Signature Analysis*), EPVA (*Extended Park's Vector Approach*), IPSA (*Instantaneous Power Signature Analysis*), MCSA (*Motor Current Signature Analysis*), entre outros.

Tradicionalmente, a MCSA tem sido utilizada para detecção de falhas eléctricas e mecânicas dos motores de indução. Por muitos anos, esta análise tem sido implementada

utilizando ferramentas matemáticas e capacidade computacional limitada. Os trabalhos mais recentes tem desenvolvido técnicas de monitoramento da corrente do motor em regime transitório, ou seja, na partida do motor. As altas correntes durante este curto período removem a necessidade de colocar o motor em carga e resulta em vantagens significativas [Ematsu 2008]. A seguir, alguns conceitos a mais sobre esta técnica.

2.4.1 Análise de Assinatura da Corrente do Motor

A análise do espectro de corrente consiste no procedimento de acompanhar as correntes, tensões e as subseqüentes análises espectrais de um motor elétrico com a finalidade de definir a presença de defeitos elétricos e mecânicos do motor.

A análise da assinatura da corrente do motor foi desenvolvida pelo *Oak Ridge National Laboratory* - ORNL. Em 1989 foi utilizado para monitorar uma variedade de motores elétricos em uma companhia na *Philadelphia* para detectar a degradação no envelhecimento dos equipamentos da planta da estação. Desde então, a tecnologia foi se desenvolvendo e têm apresentado notáveis virtudes, como [P.Pillay & z .xu 1996]:

- Capacidade de fornecer um acompanhamento numa localização distante do equipamento;
- Fornecer informações de diagnósticos e degradações comparáveis à equipamentos específicos;
- Oferecer uma elevada sensibilidade a uma variedade de condições operacionais;
- Oferecer uma maneira de diferenciar um transtorno de outro;
- Possibilidade de execução rápida e executado por qualquer usuário;
- Aplicabilidade em motores de maiores e menores potências, bem como motores síncronos e assíncronos, além dos motores DC.

Quando ocorre uma falha, o espectro da corrente adquire um formato diferente do espectro normal. As características espectrais de cada falha são singulares, muito bem conhecidas e descritas por muitos autores. Por exemplo, a detecção de barras quebradas pelo espectro de corrente pode ser realizada observando duas componentes ao redor da componente fundamental. Quando as barras quebradas estão presentes, o espectro da corrente apresenta duas componentes igualmente espaçadas da frequência fundamental conforme pode ser visto na Figura 2.2.

Esta técnica é baseada na decomposição espectral da corrente do estator que pode ser adquirida a partir de simples equipamentos de medições e durante o funcionamento da máquina. Isto representa uma enorme vantagem quando comparado à outras técnicas

não invasivas. Geralmente, os métodos não invasivos, como a análise de vibração e a análise de temperatura, necessitam instalar algum tipo de sensor adicional na máquina para efetuar a aquisição de dados [Pereira et al. 2005].

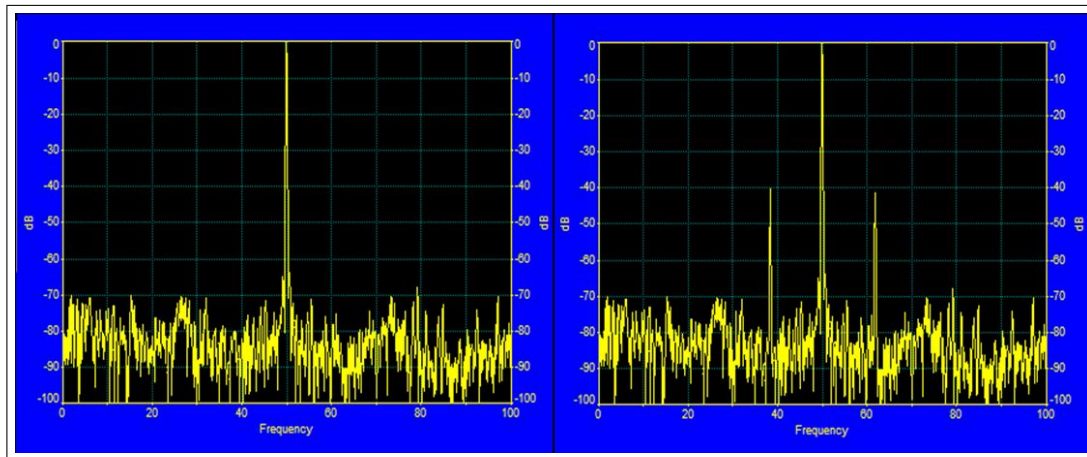


Figura 2.2: Espectro de corrente de um motor saudável e com barras quebradas.

Ao acompanhar a corrente de um motor em funcionamento, durante um curto intervalo de tempo, e realizando uma análise espectral destes dados recebidos, é possível estabelecer a presença dos seguintes defeitos nos motores: defeitos no rotor, curto circuito nos enrolamentos do estator, rotor travado, desalinhamento do eixo do motor e da sua carga mecânica, aumento da excentricidade do rotor, dentre tantos outros.

É possível observar alguns princípios físicos analisando o espectro de um sinal de corrente ou tensão. Primeiramente, qualquer perturbação da parte mecânica ou elétrica do motor ou nos componentes mecânicos conectados a ele, conduz a alterações no campo magnético da máquina e, como consequência, enfraquece a modulação da corrente do motor. O segundo princípio revela que a comparação de harmônicos de corrente e tensão nos permite distinguir harmônicos originados da tensão de alimentação e harmônicos característicos de funcionamento inadequado do equipamento. O último princípio constata que os harmônicos do espectro de corrente corresponde a vários tipos de falhas sendo um diferente do outro [Han et al. 2006]. Assim, a detecção de harmônicos específicos no espectro de corrente, nos permite identificar, de modo inequívoco, a presença de danos na máquina.

2.5 Diagnóstico de Falhas em Motores de Indução

O processo de monitoramento de falhas em máquinas elétricas tem como última e decisiva etapa examinar os sinais e as características exploradas nas etapas anteriores e determinar a presença e o tipo de falha. Muitas vezes, esta tarefa é realizada baseada no conhecimento e experiência de um usuário. A automação deste processo utilizando técnicas de classificação é o foco de diversas pesquisas.

O grande desafio desta etapa está na sensibilidade para avaliar os parâmetros de falha obtidos da máquina. Para ocorrer uma classificação/deteção de falha confiável, é necessário um grande volume de dados com referências de estado "normal" e de estado "falho". A precisão final de diagnóstico de falha do algoritmo está claramente relacionada com o tamanho, a qualidade e a proporção dos dados utilizados para desenvolvê-lo.

O objetivo do diagnóstico de falhas consiste na determinação do tipo de falha com o máximo de detalhes possíveis, tais como: localização e tempo de deteção [Iserman 2006]. Existem, basicamente, dois grandes grupos de métodos de diagnósticos de falhas: os métodos de classificação e os métodos de inferência. O primeiro grupo é utilizado quando não há informação disponível sobre os sintomas, quando não existe uma base de conhecimentos estruturados. Exemplos deste método são: aproximação polinomial, métodos de inteligência artificial, métodos de classificação estatística, reconhecimento de padrões, etc. O segundo grupo destina-se a situações em que os sintomas, os históricos, as estatísticas e o relacionamento entre falhas estão expressos em regras condicionais.

Geralmente, não existem modelos matemáticos dos sistemas e processos diagnosticados. Muitas vezes, a complexidade do sistema é imensa e a sua modelagem torna-se difícil. Os modelos analíticos não apresentam resultados satisfatórios, tornando-os restritos a sistemas simples descritos por modelos lineares. Nestes casos, os modelos baseados em dados como redes neurais e conjunto *fuzzy* podem ser utilizados.

As técnicas de inteligência artificial são comparadas a capacidade extraordinária da mente humana de raciocínio e aprendizado em circunstâncias de incertezas e imprecisão. As Redes neurais, a lógica *fuzzy* e os algoritmos genéticos são as técnicas relevantes deste método computacional. Estas técnicas ganharam força por serem eficazes na descoberta de semelhanças em um grande volume de dados [Gao. & Ovaska 2001].

2.5.1 Diagnóstico Neural de Falhas

As redes neurais podem ser aplicadas a uma grande variedade de problemas, tais como reconhecimento de padrões, classificação de modelos, fazendo um mapeamento entre pa-

drões de entrada para padrões de saída e dividindo em grupos os padrões semelhantes.

As redes neurais artificiais vem sendo utilizadas sucessivamente para realizar detecção de falhas e controle de diferentes sistemas, tais como motores e sistemas de distribuição elétrica. É esperado que a procura pelo uso das redes neurais para solucionar problemas de engenharia continue aumentando nos próximos anos, devido aos vários avanços na área e também por causa das limitações das técnicas convencionais de resolução de problemas de engenharia [Chow 1997].

As técnicas de monitoramento para o diagnóstico de falhas em motores de indução precisam ser aperfeiçoadas para detectar, o mais rápido possível, os diferentes tipos de falhas que podem ocorrer no motor. As redes neurais identificam a presença ou ausência de falhas no motor, mediante configurações da rede. É necessário selecionar apropriadamente as entradas e saídas da rede, a estrutura da rede e os dados convenientes para treinamento.

Existem diversas opções de sinais de entrada para este tipo de rede neural, como o torque, a velocidade, a tensão no estator, a corrente estatórica, entre outros. A seleção de entradas da rede e a quantidade de neurônios de saída permite discriminar as falhas propostas a detectar.

A arquitetura da rede especifica como as conexões estão arranjadas, bem como seus tipos caracterizados por uma função de ativação. O algoritmo de processamento determina como o neurônio calcula o vetor de saída para todas as entradas e pelos pesos. O algoritmo de treinamento especifica como a rede adapta esses pesos para todas as entradas. É deste modo que a rede adquire conhecimento pelo algoritmo de treinamento e armazena informações através dos pesos.

Neste trabalho é considerada um rede multicamadas *feedforward* com duas camadas ocultas e treinadas a partir do algoritmo *backpropagation*. O treinamento da rede com o *backpropagation* envolve três estágios: a fase *forward* de treinamento dos padrões de entrada, a fase *backward* (retropopagação) do erro associado e o ajustamento dos pesos.

2.5.2 Vantagens das Redes Neurais

Muitos sistemas elétricos apresentam situações com um conjunto de características que os fazem candidatos de tratamento por redes neurais. O motor de indução é um destes. Apesar das diferenças de equipamentos, estratégias e condições operacionais e preocupações com segurança dos sistemas, existem muitos trabalhos utilizando soluções com redes neurais para motor [El-Sharkawi 1997].

Algumas características importantes são comuns a todos os motores: as técnicas con-

vencionais de detecção e diagnóstico possuem um custo computacional intenso e uma lentidão de processamento, o modelo matemático pode não ser facilmente obtido ou devido a complexidade ou devido a falta de informações disponíveis do problema e as condições operacionais provavelmente são ruidosas.

As redes neurais oferecem algumas vantagens que podem lidar com as dificuldades citadas acima. É possível com as redes neurais aprender e construir um complexo mapeamento não linear devido a sua capacidade de aprender a partir de exemplos. É possível, facilmente, ajustar a configuração do problema a partir da inserção ou remoção de variáveis de entradas. Além disto, as redes neurais possuem a capacidade de rejeição de ruídos, que podem auxiliar nas incertezas do problema, e são executadas em curto espaço de tempo.

2.5.3 Modelagem de uma Rede Neural

O desenvolvimento de aplicações que utilizem redes neurais envolve algumas etapas, simplificada, listadas a seguir:

- Coleta de dados;
- Configuração da rede;
- Treinamento;
- Teste;
- Integração.

O primeiro passo para a modelagem de RNA's é a coleta de dados relativos ao processo. Os dados selecionados devem ser significativos e diversificados, atendendo todas as situações que o problema possui. O próximo passo consiste na definição da configuração da rede. Essa etapa abrange a seleção do paradigma neural aplicado à aplicação, a determinação da topologia da rede (número de camadas, números de nós em cada camada, etc) e a determinação da função de ativação e os parâmetros do algoritmo de treinamento. Essa etapa é crucial e determinante no desempenho do sistema.

O terceiro passo é o treinamento da rede neural. Durante esta etapa, a rede ajusta os pesos das conexões entre os elementos de processamento, segundo uma determinada lei de aprendizagem, até que o erro entre os padrões de saída gerados pela rede alcance um valor mínimo desejado. É importante considerar, nesta fase, alguns aspectos tais como a inicialização da rede, o modo e o tempo de treinamento. O treinamento é finalizado quando a rede obtiver uma boa capacidade de generalização e quando a taxa de erro atingir as especificações de projeto.

O quarto passo são os testes da rede. O desempenho da rede, medida nesta fase, é uma boa indicação de seu desempenho real. A última etapa é a integração: à medida que a rede está treinada e avaliada, ocorre uma integração em um sistema do ambiente operacional da aplicação.

2.6 Conclusão

Este capítulo apresentou as falhas mais comuns relacionadas a um motor elétrico trifásico: falhas nos enrolamentos, falhas estatóricas e falhas rotóricas. Além disto, este capítulo expôs alguns métodos de análise de falhas em motores elétricos e algumas técnicas de inteligência artificial utilizadas no diagnóstico de falhas em motores de indução. No capítulo seguinte serão discutidos a modelagem do motor de indução trifásico e as análises dos circuitos e das falhas associados aos mesmos.

Capítulo 3

Modelagem do Motor de Indução Trifásico

As máquinas elétricas de corrente alternada, em particular, as máquinas de indução, foram inventadas no século XIX e seu desenvolvimento foi bastante acelerado. Rapidamente as máquinas de indução se tornaram o principal tipo de conversor eletromecânico. Estes tipos de motores são relativamente baratos, altamente confiáveis, robustos construtivamente e apresentam elevado rendimento. Estes fatores contribuem à sua imensa popularidade e ampla aplicação [Fitzgerald et al. 2003].

A capacidade de um modelo representar convenientemente um comportamento real é função principalmente da complexidade do sistema real e da teoria corrente que descreve tal fenômeno. As equações de Maxwell são as ferramentas básicas na descrição e análise de um sistema elétrico, embora no caso de máquinas elétricas, as leis de Newton também são necessárias para descrever os fenômenos eletromecânicos.

Neste trabalho, é relevante realizar a modelagem de um motor de indução trifásico com o intuito de fornecer dados para posteriores análises de detecção de falhas. Um motor de indução trifásico apresenta certo grau de complexidade em seu funcionamento. Assim, para simplificar este problema, processos de modelagem são utilizados.

Nos motores de indução trifásicos uma corrente elétrica trifásica balanceada é fornecida diretamente aos enrolamentos do estator e por ação de uma magnetização, outra corrente elétrica trifásica é induzida nos enrolamentos do rotor. Portanto, existe um acoplamento entre as fases do estator e do rotor que varia de acordo com a posição do rotor, implicando em um aumento de complexidade na descrição do comportamento dinâmico do motor de indução, que passa a ser baseado em equações diferenciais com coeficientes variantes no tempo [Bordon 2004].

3.1 Modelo do Motor de Indução Trifásico

Um motor de indução pode ser representado através de um sistema de equações diferenciais não-lineares. Este sistema de equações é utilizado devido ao efeito de acoplamento entre as fases do estator e do rotor, uma vez que este depende da posição angular do rotor em relação ao estator. Este efeito de acoplamento torna os coeficientes das equações diferenciais variáveis.

Existem diversos procedimentos para modelagem de uma máquina de indução. Estes modelos diferem pela notação matemática aplicada a cada um deles, ou seja, a maneira como ocorrem as simplificações aplicadas à estrutura construtiva ou de análises do motor de indução. Destaca-se as seguintes formas de modelagem:

- Notação Matricial Trifásica;
- Notação Vetorial dq;
- Notação Matricial Ortogonal - $\alpha\beta 0$

A modelagem matemática é realizada para obter um comportamento das grandezas internas da máquina, ou seja, o comportamento dinâmico do motor de indução trifásico é obtido através das equações de:

- Tensão;
- Corrente;
- Fluxo concatenado;
- Conjugado eletromagnético.

O comportamento dinâmico é obtido baseado no conhecimento da estrutura construtiva do motor. Assim, é possível representá-lo através de um circuito equivalente, e também, dos fenômenos eletromagnéticos e mecânicos envolvidos.

Para simplificar matematicamente esta máquina, são adotadas algumas hipóteses e considerações, de maneira que a simulação seja viabilizada, pois, sem elas, essa modelagem seria bastante complexa. Cabe salientar que estas hipóteses e considerações são facilmente encontradas na literatura [da Silva 2007].

- Os três enrolamentos estatóricos/rotóricos são iguais entre si;
- Os ângulos entre os enrolamentos são iguais, tanto no estator como no rotor;
- Efeito pelicular e perdas no entreferro são desconsiderados;
- O circuito magnético é considerado ideal;
- A distribuição da densidade de fluxo magnético no entreferro é radial e senoidal;
- Não serão consideradas as perdas magnéticas;

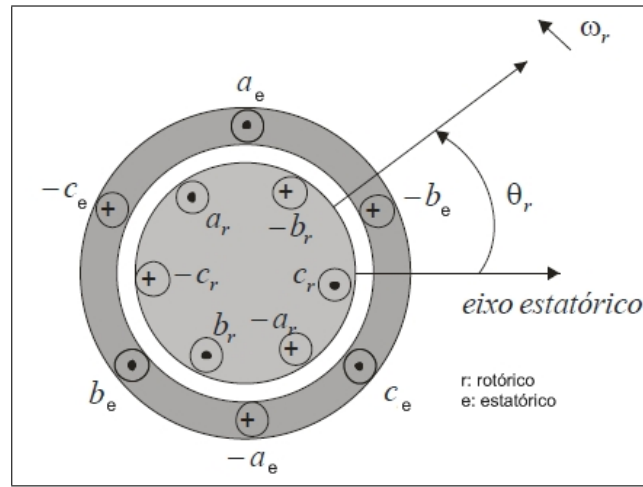


Figura 3.2: Circuito idealizado para modelagem de um M.I.T. (Ong 1997)

$$\begin{aligned}
 V_{as} &= r_s i_{as} + \frac{d \lambda_{as}}{dt} \\
 V_{bs} &= r_s i_{bs} + \frac{d \lambda_{bs}}{dt} \\
 V_{cs} &= r_s i_{cs} + \frac{d \lambda_{cs}}{dt}
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

$$\begin{aligned}
 V_{ar} &= r_r i_{ar} + \frac{d \lambda_{ar}}{dt} \\
 V_{br} &= r_r i_{br} + \frac{d \lambda_{br}}{dt} \\
 V_{cr} &= r_r i_{cr} + \frac{d \lambda_{cr}}{dt}
 \end{aligned} \tag{3.2}$$

em que V_{as} : Tensão do estator na fase a; V_{bs} : Tensão do estator na fase b; V_{cs} : Tensão do estator na fase c; V_{ar} : Tensão do rotor na fase a; V_{br} : Tensão do rotor na fase b; V_{cr} : Tensão do rotor na fase c; r_s : resistência do estator; r_r : resistência do rotor; i_{as} : Corrente do estator na fase a; i_{bs} : Corrente do estator na fase b; i_{cs} : Corrente do estator na fase c; i_{ar} : Corrente do rotor na fase a; i_{br} : Corrente do rotor na fase b; i_{cr} : Corrente do rotor na fase c; λ_{as} : Fluxo magnético do estator na fase a; λ_{bs} : Fluxo magnético do estator na fase b; λ_{cs} : Fluxo magnético do estator na fase c; λ_{ar} : Fluxo magnético do rotor na fase a; λ_{br} : Fluxo magnético do rotor na fase b; λ_{cr} : Fluxo magnético do rotor na fase c.

Equações de fluxo concatenado

Nas Equações 3.1 e 3.2, estão presentes os termos de fluxo que representam o fluxo total concatenado por fase. Este fluxo total é constituído pelas contribuições de três fluxos, representados pelas indutâncias próprias do estator e do rotor, as indutâncias de dispersão do estator e do rotor e as indutâncias mútuas entre fases do enrolamento do estator e do rotor.

A partir das considerações que os enrolamentos do estator e rotor são iguais por fase, têm-se que as indutâncias próprias do estator e do rotor são iguais. Deste mesmo fundamento, conclui-se que as indutâncias mútuas do estator e rotor também são constantes. Assim, as indutâncias próprias do motor e as indutâncias mútuas são dadas por:

$$\begin{aligned}
 L_s &= L_{sa} = L_{sb} = L_{sc} \\
 L_r &= L_{ra} = L_{rb} = L_{rc} \\
 L_{sm} &= L_{smab} = L_{smac} = L_{smbc} \\
 L_{rm} &= L_{rmab} = L_{rmac} = L_{rmcb}
 \end{aligned} \tag{3.3}$$

sendo que L_s e L_r representam, respectivamente, as indutâncias próprias do estator e do rotor e L_{sm} e L_{rm} representam, respectivamente, as indutâncias mútuas entre as fases do estator e do rotor. Além das indutâncias próprias e mútuas do estator e rotor, têm-se as indutâncias entre as fases do estator e as do rotor. Estas indutâncias são dependentes da posição do rotor, ou seja, do ângulo rotórico θ_r . Assim, para essas indutâncias, têm-se em notação matricial a equação 3.4.

$$L_{sr}^{abc} = \left[L_{rs}^{abc} \right]^t = L_{sr} = \begin{bmatrix} \cos \theta_r & \cos \left(\theta_r + \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \left(\theta_r - \frac{2\pi}{3} \right) \\ \cos \left(\theta_r - \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \theta_r & \cos \left(\theta_r + \frac{2\pi}{3} \right) \\ \cos \left(\theta_r + \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \left(\theta_r - \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \theta_r \end{bmatrix} \tag{3.4}$$

sendo que L_{sr}^{abc} representa as indutâncias mútuas das fases do estator em relação ao rotor e L_{rs}^{abc} representa as do rotor em relação ao estator.

Definindo as indutâncias próprias dos enrolamentos do rotor e do estator em representação matricial, têm-se as submatrizes mostradas nas equações 3.5 e 3.6.

$$L_{ss}^{abc} = \begin{bmatrix} L_{ls} + L_{ss} & L_{sm} & L_{sm} \\ L_{sm} & L_{ls} + L_{ss} & L_{sm} \\ L_{sm} & L_{sm} & L_{ls} + L_{ss} \end{bmatrix} \tag{3.5}$$

$$L_{rr}^{abc} = \begin{bmatrix} L_{lr} + L_{rr} & L_{rm} & L_{rm} \\ L_{rm} & L_{lr} + L_{rr} & L_{rm} \\ L_{rm} & L_{rm} & L_{lr} + L_{rr} \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

em que L_{ss}^{abc} representa a submatriz de indutância do enrolamento do estator e L_{rr}^{abc} do rotor.

Desta forma, os fluxos concatenados totais dos enrolamentos do estator e do rotor estão descritos, em notação matricial, na Equação 3.7, onde as correntes e os fluxos são dados conforme as Equações 3.8.

$$\begin{bmatrix} \lambda_s^{abc} \\ \lambda_r^{abc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{ss}^{abc} & L_{sr}^{abc} \\ L_{rs}^{abc} & L_{rr}^{abc} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_s^{abc} \\ i_r^{abc} \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

$$\begin{aligned} \lambda_s^{abc} &= [\lambda_{as} \quad \lambda_{bs} \quad \lambda_{cs}]^t \\ \lambda_r^{abc} &= [\lambda_{ar} \quad \lambda_{br} \quad \lambda_{cr}]^t \\ i_s^{abc} &= [i_{as} \quad i_{bs} \quad i_{cs}]^t \\ i_r^{abc} &= [i_{ar} \quad i_{br} \quad i_{cr}]^t \end{aligned} \quad (3.8)$$

em que λ_s^{abc} : Fluxo magnético concatenado total do estator; λ_r^{abc} : Fluxo magnético concatenado total do rotor; i_s^{abc} : Corrente total do estator; i_r^{abc} : Corrente total do rotor.

A máquina idealizada é descrita por seis equações diferenciais de primeira ordem, uma para cada enrolamento. Estas equações diferenciais são acopladas uma à outra através de indutâncias mútuas entre os enrolamentos. Em particular, os termos de acoplamento estator-rotor são dependentes da posição rotórica; assim, quando o rotor gira, estes termos de acoplamento variam com o tempo.

Equações do Sistema Mecânico

Finalizando a modelagem trifásica do comportamento dinâmico do motor de indução trifásico, têm-se a equação diferencial que representa a parte mecânica e é dada pela Equação 3.9.

$$J \frac{d\omega}{dt} = T_{em} - T_c - T_D \quad (3.9)$$

em que J: Momento de inércia; ω : velocidade angular do rotor; T_c : Torque da carga aplicada; T_{em} : Torque eletromagnético; T_D : Torque de inércia total.

Principais Tipos de Cargas Acopladas ao Motor de Indução

Uma característica fundamental de um motor de indução é o comportamento do conjugado versus rotação. À plena carga, o motor de indução sempre irá girar a um escorregamento que assegure o equilíbrio entre o torque eletromagnético desenvolvido pelo motor e o torque resistente da carga.

De acordo com [Fitzgerald et al. 2003] uma carga mecânica requer uma determinada potência. Ou seja, quando o motor de indução aciona uma carga torna-se necessário que a característica mecânica do motor esteja adaptada as necessidades da carga mecânica. Para um sistema dotado de movimento de rotação tem-se: $P = C \omega$, onde P é a potência desenvolvida, C é o conjugado desenvolvido e ω é a velocidade angular do movimento.

Segundo [Hamid A. Toliyat 2004], as cargas mecânicas podem ser divididas em seis grandes grupos de acordo com suas características de conjugado versus velocidade:

- Carga constante;
- Carga linear;
- Carga quadrática;
- Carga inversa;
- Cargas que não solicitam conjugado;
- Carga não uniforme.

A Tabela 3.1 descreve, através de funções matemáticas, as cargas mais encontradas em aplicações industriais. Estas cargas são representadas por curvas que mostram a variação entre o conjugado externo mecânico aplicado ao eixo do motor e a velocidade do eixo mecânico. A constante K, presente em todas as funções matemáticas, está relacionada com o conjugado da carga e os valores a e b são número inteiros positivos. Para cargas lineares e quadráticas, a constante K está relacionada com o conjugado inicial, para carga constante, o valor de K permanece inalterado durante a simulação e, para cargas inversas, a constante K representa o conjugado em regime permanente. A carga inversa produz um efeito oposto às cargas linear e quadrática, pois com o incremento de velocidade, no regime transitório, $T(\omega)$ diminui seu valor devido a componente exponencial negativa.

Neste trabalho, é adotado um modelo de carga quadrática, onde o conjugado varia com o quadrado da rotação e a potência com o cubo da rotação. Logo: $P = (C n) + (\omega n^3)$. Este tipo de carga é encontrado em aplicações como ventiladores, exaustores, compressores, bombas centrífugas, etc. O comportamento deste tipo de carga pode ser ilustrado de acordo com a Figura 3.3, onde C representa o conjugado de carga e P representa a potência.

Tabela 3.1: Funções matemáticas para cargas.

| Tipo de Carga | Função Matemática |
|---------------|-------------------------------------------------------|
| Quadrática | $f(\omega) = T(\omega) = K + a\omega^2$ |
| Linear | $f(\omega) = T(\omega) = K + a\omega$ |
| Constante | $f(\omega) = T(\omega) = K$ |
| Inversa | $f(\omega) = T(\omega) = a\varepsilon^{-b\omega} + K$ |

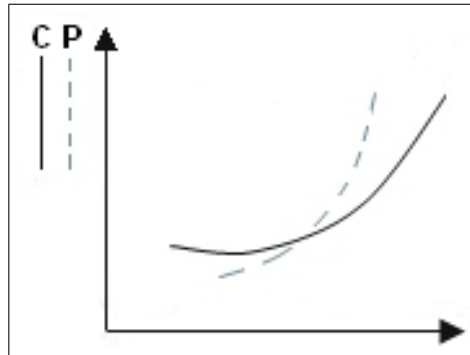


Figura 3.3: Conjugado de carga quadrática.

3.2 Circuito Equivalente

O motor de indução pode ser estudado através do seu circuito equivalente. Existem diversos métodos para representar o circuito equivalente da máquina, dentre estes vale ressaltar: Cochran's Deep Bar Method, Willis' SSFR Method, Rogers' Double Cage Method e o Método padrão [Morgan L. Barnes 1995]. Neste trabalho é considerada a representação de circuito equivalente padrão originada do conceito de transformadores. Devido à indução magnética mútua entre estator e rotor, o motor de indução é considerado um sistema magneticamente acoplado como no caso dos enrolamentos do transformador primário e secundário. Dessa forma, o circuito equivalente do motor de indução é bastante semelhante ao de um transformador elétrico.

O motor de indução possui dois circuitos magneticamente acoplados: o estator e o rotor. Normalmente, os enrolamentos do rotor encontram-se curto-circuitados. Ambos, o estator e o rotor, possuem enrolamentos com resistência e indutância de dispersão. Esses enrolamentos são representados por resistência e indutância em série. A seguir, a Figura 3.4 ilustra a forma geral deste circuito equivalente por fase do motor de indução.

O transformador presente na Figura 3.4 representa o acoplamento magnético entre os dois circuitos. O estator produz um campo magnético que induz tensão em ambos os en-

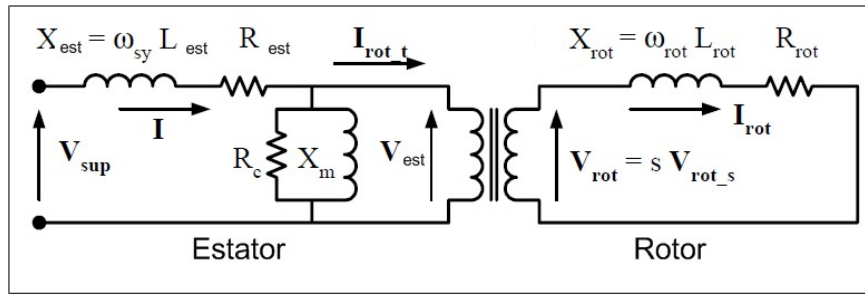


Figura 3.4: Circuito equivalente por fase do motor de indução

rolamentos. A reatância magnética X_m e a resistência conectada em paralelo representam o campo magnético gerado. Essa reatância magnética é responsável por gerar um fluxo que conecta o estator e o rotor e induzir tensão em ambos os circuitos.

É possível simplificar o circuito equivalente da Figura 3.4 referindo a impedância do rotor para o lado do estator. Assim, elimina-se a presença do transformador. Além disto, outra modificação a realizar no circuito equivalente é a separação da resistência do rotor em duas partes, conforme a Equação 3.10.

$$\frac{R_{rot}}{s} = R_{rot} + \frac{[1-s]}{s} R_{rot} \quad (3.10)$$

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

Esta simplificação do circuito equivalente é possível através da implementação da Equação 3.17, a qual é obtida a partir dos seguintes passos:

No circuito da Figura 3.4, a reatância magnética cria um fluxo que une o estator e o rotor e induz uma tensão em ambos os circuitos. Este fluxo magnético gira com uma amplitude constante e uma velocidade síncrona.

O valor rms da tensão induzida no estator é:

$$V_{est} = \frac{N_{est} \Phi_{max} \omega_{sy}}{\sqrt{2}} \quad (3.11)$$

onde N_{est} representa o número de espira dos enrolamentos do estator Φ_{max} representa o fluxo magnético máximo e ω_{sy} representa a velocidade angular síncrona da máquina.

O fluxo gira com uma velocidade síncrona e o rotor com a velocidade do motor. Assim, o fluxo varia na proporção da diferença entre as velocidades do fluxo girante e do

rotor.

A diferença de velocidade é calculada utilizando a equação de escorregamento:

$$(\omega_{sy} - \omega_{rot}) = \omega_{sy} s \quad (3.12)$$

Logo, a tensão induzida do rotor é:

$$V_{rot} = \frac{N_{rot} \Phi_{max} (\omega_{sy} - \omega_m)}{\sqrt{2}} = \frac{N_{rot} \Phi_{max} \omega_{sy} s}{\sqrt{2}} \quad (3.13)$$

Assim, dividindo a tensão induzida do rotor pela do estator, têm-se:

$$V_{rot} = \frac{N_{rot}}{N_{est}} V_{est} s = V_{rot} s \quad (3.14)$$

A reatância de dispersão do rotor é dada por:

$$X_{rot} = L_{rot} \omega_{sy} s = X_{rot} s \quad (3.15)$$

A relação entre a corrente do rotor e a tensão induzida no rotor é calculada pela equação:

$$V_{rot} = V_{rot} s = I_{rot} (R_{rot} + j X_{rot} s) \quad (3.16)$$

Relacionando esta equação com o escorregamento, obtém-se a Equação 3.17 que possibilita simplificar o circuito equivalente

$$V_{rot_s} = I_{rot} \left(\frac{R_{rot}}{s} + j X_{rot} \right) \quad (3.17)$$

O resultado de toda essa simplificação pode ser visto na Figura 3.5.

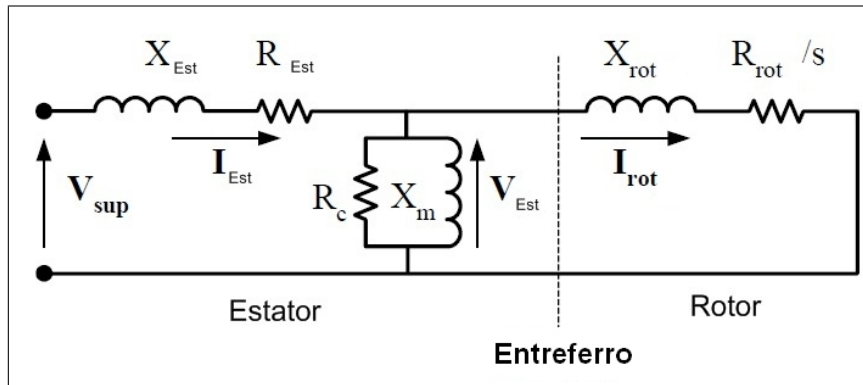


Figura 3.5: Circuito equivalente simplificado

Os parâmetros do circuito equivalente da figura 3.5 são:

- V_{est} - Tensão de fase no estator;
- V_{sup} - Tensão gerada pelo fluxo resultante no entreferro;
- I_{est} - Corrente elétrica de enrolamento do estator;
- X_{est} - Reatância de dispersão do estator;
- R_c - Resistência elétrica de perda;
- X_m - Reatância de magnetização;
- I_{rot} - Corrente elétrica de enrolamento do rotor referida ao lado do estator;
- X_{rot} - Reatância de dispersão do enrolamento do rotor referida ao estator;
- R_{rot} - Resistência elétrica do enrolamento do rotor referida ao estator;
- s - Escorregamento do motor.

Existem várias versões simplificativas do circuito equivalente na literatura sobre máquinas elétricas. Não existe um consenso generalizado em como tratar o ramo paralelo que representa a magnetização do núcleo, ou seja, o R_c e o X_m .

Neste trabalho, é utilizado o circuito equivalente recomendado pelo IEEE. O IEEE recomenda que a reatância de magnetização não seja deslocada junto a fonte e se conserve no seu lugar conforme a Figura 3.5. Entretanto, a resistência R_c é omitida do circuito em virtude das perdas no ferro estar reunidas nas perdas por atritos mecânicos e ventilação. Esta simplificação é mais bem designada em situações onde a força eletromotriz induzida nos enrolamentos possa variar de forma significativa em relação à tensão de entrada.

Após todas estas simplificações e modificações, a Figura 3.6 ilustra o circuito equivalente final utilizado neste trabalho.

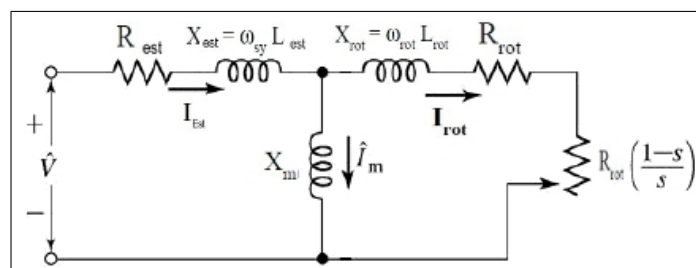


Figura 3.6: Circuito equivalente simplificado final

3.2.1 Definição dos parâmetros do circuito equivalente

Os parâmetros do circuito equivalente do motor de indução, resistências e reatâncias, são determinados a partir de ensaios do motor. Este circuito é um modelo matemático

simples utilizado para a determinação das grandezas associadas ao motor em regime permanente diante de aplicação de carga.

Realizar o ensaio em vazio, com rotor bloqueado ou travado e medir a resistência elétrica em corrente contínua por fase do enrolamento de estator são as maneiras usuais de determinar os parâmetros, R_1 , R_2 , X_1 , X_2 e X_m . A realização destes ensaios deve seguir metodologias e procedimentos presentes nas normas técnicas para obter resultados confiáveis.

O ensaio em vazio de um motor de indução fornece a informação sobre a corrente de excitação. Este teste é efetuado aplicando um sistema trifásico equilibrado de tensões aos enrolamentos do estator à frequência nominal. O rotor é mantido livre de qualquer carga mecânica. A pequena perda da potência que ocorre na máquina é devida às perdas magnéticas, às perdas por atritos mecânicos e ventilação e ainda perdas nos enrolamentos por efeito Joule [Gill. 2009].

O ensaio do rotor bloqueado fornece a informação sobre as impedâncias devido aos fluxos de fugas. Neste ensaio, bloqueia-se o rotor de modo que o motor não possa rodar. Assim, aplica-se um sistema polifásico equilibrado de tensões aos terminais do estator. O teste deve ser efetuado sob as mesmas condições de corrente e frequência em que o motor trabalha normalmente [Gill. 2009].

A resistência elétrica por fase do enrolamento de estator é determinada através da medição da corrente elétrica originada com a aplicação de uma tensão contínua entre os dois terminais da máquina. A medição é feita em corrente contínua para inibir a indução no enrolamento de rotor e evitar a medição conjunta da reatância do circuito de estator [Carcasi 2005].

3.2.2 Análise do circuito equivalente do motor de indução

A partir do circuito equivalente do motor de indução mostrado na Figura 3.6 é possível relacionar as diversas grandezas físicas com os parâmetros do circuito elétrico e estabelecer um conjunto de expressões que caracterizam a variação das grandezas físicas principais durante o funcionamento do motor trifásico. Conjugado em função da velocidade, fluxo de potência, perdas no rotor, eficiência da máquina e torque desenvolvido são exemplos de características de funcionamento possíveis de traçar com o circuito equivalente do motor de indução.

Torque no Motor de Indução

De acordo com a Figura 3.6 é possível calcular o torque desenvolvido no motor de indução sobre condições de operação em regime permanente. O torque eletromagnético do motor de indução pode ser calculado a partir do quociente da diferença da potência de entrada e das potências perdidas causada nas resistências do rotor e do estator pela a velocidade mecânica do rotor [Trzynadlowski 2001]. O conjugado eletromagnético é dado por:

$$T_{em} = \frac{P_{out}}{\omega} \quad (3.18)$$

A potência de saída pode ser determinada pelo circuito equivalente utilizado o conceito de resistência equivalente de carga, R_L . Assim, a potência consumida no rotor constitui a potência transferida para a carga. Logo:

$$P_{out} = 3R_L I_r^2 \quad (3.19)$$

e

$$T_m = \frac{3R_L I_r^2}{\omega} \quad (3.20)$$

As correntes do estator e do rotor necessária para o cálculo do torque são determinadas a partir da equação em notação matricial:

$$\begin{bmatrix} \widehat{V}_s \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s + X_s & X_m \\ X_m & \frac{R_r}{s} + X_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \widehat{I}_s \\ \widehat{I}_r \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

que descreve o circuito equivalente da Figura 3.6. A reatância de magnetização é muito maior que ambas as resistências e as reatâncias de dispersão¹. Assim, movendo a reatância magnética para os terminais do estator no circuito equivalente, não altera-se significativamente a distribuição de correntes no circuito. Logo, o valor rms, I_r , da corrente do rotor pode ser calculado por:

$$I_r = \frac{V_s}{\sqrt{\left(R_s + \frac{R_r}{s} \right)^2 + X_t^2}} \quad (3.22)$$

onde $X_t = X_s + X_r$ representa a reatância de dispersão total.

¹Exceto para frequências de alimentação muito baixa.

Substituindo a equação 3.22 na equação 3.20 e utilizando equações simples de escorregamento, o torque em regime permanente pode ser expresso por:

$$T_m = \frac{1.5}{\pi} \frac{P_p V_s^2}{f} \frac{\frac{R_r}{s}}{\left(R_s + \frac{R_r}{s} \right)^2 + X_l^2} \quad (3.23)$$

Assim é possível estabelecer a relação torque-escorregamento para diversos valores da resistência do rotor. Esta relação pode ser visualizada na Figura 3.7. A partir da equação 3.23, obtêm-se as equações de torque inicial e de torque máximo que auxiliam na análise do gráfico torque versus escorregamento.

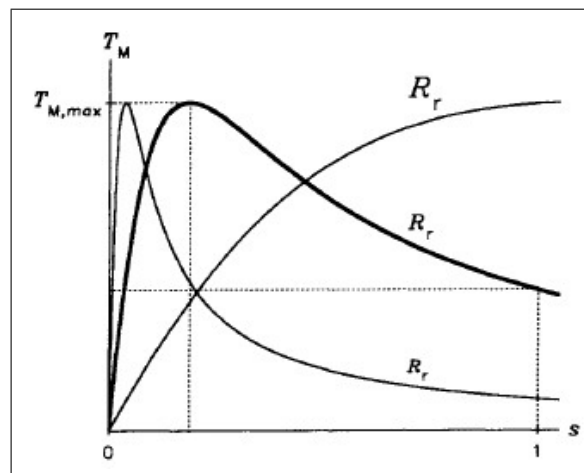


Figura 3.7: Torque versus escorregamento para diferentes valores da resistência do rotor.

3.3 Influência das falhas nos parâmetros do circuito equivalente

A simulação do comportamento do motor de indução e suas falhas são implementadas a partir das equações matemáticas e dos circuitos equivalentes explicados nas seções anteriores. Para o desenvolvimento do trabalho e uma melhor compreensão do comportamento da máquina, é necessário investigar o comportamento dos parâmetros do circuito equivalente na presença de falhas.

Muitas falhas mecânicas e elétricas, principalmente nos estágios iniciais, não alteram os valores de tensão e corrente no domínio do tempo, sendo então necessário investigar estas falhas em outro domínio, como por exemplo, o domínio da frequência. Em virtude

3.3. INFLUÊNCIA DAS FALHAS NOS PARÂMETROS DO CIRCUITO EQUIVALENTE 31

desta facilidade de detecção e análise de falhas no espectro da frequência, poucos estudos são realizados no intuito de identificar a presença de falhas somente no domínio do tempo.

Sendo assim, nesta seção é abordado o efeito nos parâmetros do circuito equivalente devido a presença de falhas no motor.

3.3.1 Falhas rotóricas

Existem diversas falhas mecânicas e elétricas que afetam o funcionamento do rotor. A presença destas falhas na máquina provoca um distúrbio nos valores da resistência e da indutância rotórica desta máquina. Algumas falhas resultam em um aumento destes valores, bem como outras falhas tornam estes valores inferiores ao valor padrão da máquina.

As falhas relacionadas a resistência rotórica são geralmente obtidas de acordo com a teoria do campo girante, a qual considera a contribuição de cada campo magnético produzido pelos enrolamentos do estator e do rotor. Esta teoria afirma que uma falha ou uma assimetria rotórica provoca uma superposição de dois campos contra-rotacionais, que corresponde a reação rotórica para o campo girante estatórico de frequência f , gerando componentes de frequência $\pm sf$ [Filippetti 2000].

A magnitude da influência de barras defeituosas no motor pode ser obtida considerando que o rotor é trifásico e composto por N barras e que a resistência de uma barra é representada por r_b , logo:

$$r_r \propto \frac{r_b}{\left(\frac{N}{3}\right)} \quad (3.24)$$

Assim, o incremento do valor da resistência rotórica é dado por:

$$\Delta R = 3r_r \frac{n}{N - 3n} \quad (3.25)$$

Portanto, é possível determinar a presença de barras quebradas à medida que ΔR apresentar percentuais entre 10% e 30% da resistência r_r [Filippetti 2000].

3.3.2 Falhas Estatóricas

A influência de falhas sobre os valores da resistência e indutância estatórica ocorre de maneira similar ao que ocorre no rotor, ou seja, a presença de falhas no motor de indução modifica os valores destas variáveis, aumentando ou diminuindo e, conseqüentemente, a máquina vai apresentar gráficos atestando um funcionamento inadequado [Kliman & Hoeweler 1996].

No caso de falhas estatóricas, ocorre uma redução tanto na resistência como na indutância do circuito que compõe a máquina conforme a equação:

$$\Delta r = \rho \frac{\Delta l}{A} \quad (3.26)$$

e

$$\Delta l = \frac{\Delta l_b}{\mu \cdot A_b} \quad (3.27)$$

sendo

- ρ : resistividade do material da bobina;
- Δl : o comprimento do fio;
- A : Área da seção transversal do fio;
- Δl_b : variação do tamanho da bobina;
- μ : permeabilidade do material do entreferro;
- A_b : área de seção da bobina.

Assim, uma variação no número de espiras da bobina provoca uma redução na resistência e indutância na mesma magnitude.

3.3.3 Falhas de contaminação

Contaminação constitui-se em um problema presente no motor originado a partir de elementos externos. Qualquer corpo estranho que for inserido no motor pode causar contaminação, como por exemplo por óleo, poeira, umidade, entre outros. Todos estes contaminantes afetam a isolação do estator, alguns reduzindo a capacidade de dissipação do calor, outros causando o colapso da isolação [Gill, 2009].

As falhas em contaminação causam efeito diretamente na indutância de magnetização, reduzindo o seu efeito. Além disto, esta falha prossegue causando efeito nos demais parâmetros da máquina, influenciando, também em redução, as resistências do rotor e do estator e as indutâncias do estator e do rotor.

3.4 Simulação do Motor de Indução

Nesta seção serão mostrados os resultados obtidos da modelagem de um motor de indução trifásico. Foi utilizado um modelo clássico no domínio do tempo - modelo trifásico ou ABC - no qual as equações foram apresentadas na seção 3.1.

Todos os componentes referente a parte elétrica e a parte mecânica foram modelados utilizando o aplicativo Simulink® do MATLAB® R2008B. O ambiente simulink é composto de um conjunto de bibliotecas com blocos que representam elementos de um sistema dinâmico, com dados de entrada e saídas, cujo comportamento é simulado a partir de modelos que envolvem a integração numérica dos sinais ao longo do tempo. O simulink oferece um conjunto de métodos numéricos para resolução de equações diferenciais. O método de integração mais eficiente é o ode23tb, baseado no método Runge-Kutta, com passo variável [Dabney 1998].

A simulação do modelo matemático equacionado na seção 3.1 necessita dos parâmetros elétricos e mecânicos do motor que servirão de base para a entrada de dados do sistema. Neste trabalho foram utilizados os dados mostrados na Tabela 3.2, os quais foram fornecidos por um fabricante de motores elétricos (WEG - Catálogo Geral de Motores Elétricos).

| Variável | Valor |
|------------------------------------|-----------------------|
| Potência | 50HP |
| Resistência do Estator | 0.123Ω |
| Resistência do Rotor | 0.0958Ω |
| Indutância de Dispersão do Estator | 0.00285H |
| Indutância de Dispersão do Rotor | 0.00285H |
| Indutância de Magnetização | 0.04376H |
| Frequência | 60Hz |
| Número de Polos | 2 |
| Momento de Inércia | 0.142kgm ² |
| Coefficiente de fricção | 0.01 |
| Tensão | 460 V |
| Velocidade | 3500 rpm |
| Ligação | Estrela |

Tabela 3.2: Parâmetros do motor de indução trifásico

Para o desenvolvimento deste trabalho, optou-se por utilizar um motor de 2 pólos alimentado com 460 V, devido a uma aplicação industrial específica - método de elevação artificial de Bombeio Centrífugo Submerso (BCS) - que utiliza motores com estas características em virtude do comportamento da carga em questão: cargas quadráticas.

Entretanto, nesta seção serão apresentados tanto o comportamento da máquina em simulação submetido a uma carga quadrática, como também o comportamento mediante uma carga constante com diferentes valores de amplitude.

3.4.1 Torque Mecânico

É apresentado nas Figuras 3.8 e 3.9 o gráfico do torque x tempo em diferentes situações de carga. Em todos os gráficos de torque x tempo são apresentados duas variáveis: torque mecânico e torque da carga. Em termos de simulação, a implementação do torque da carga com a velocidade do eixo do motor é simples. A Figura 3.8 considera a situação de uma carga quadrática, onde o torque da carga é proporcional ao quadrado da velocidade angular do motor (ω):

$$T = k\omega^2 \quad (3.28)$$

O torque da carga do motor pode ser obtido pela fórmula:

$$T = \frac{P_m}{\omega} \quad (3.29)$$

sendo:

- T - Torque mecânico [N.m]
- P_m - Potência mecânica [W]
- ω - Velocidade angular do rotor [rad/s]
- k - constante de proporcionalidade

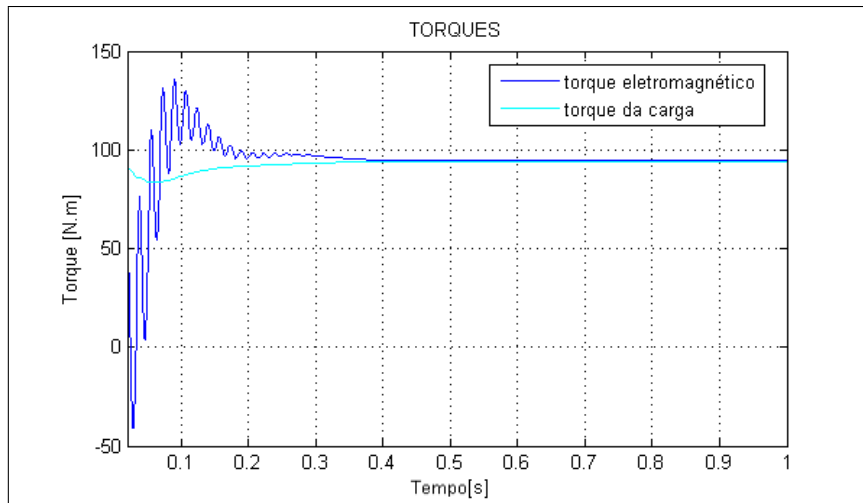


Figura 3.8: Torque versus tempo com uma carga quadrática.

É considerado que a velocidade do rotor é muito próxima da velocidade síncrona do campo girante do estator. Esta velocidade síncrona é estabelecida a partir do número de pólos, neste exemplo, um motor de 2 pólos possui velocidade síncrona de 3600 rpm ou

376,99 rad/s. Assim, com base nas equações 3.28 e 3.29, obtém-se o torque e a constante de proporcionalidade que modela esta expressão matemática agregando um torque da carga a cada passo.

Já a Figura 3.9 considera a condição de uma carga constante. Nesta situação, é apresentado o comportamento do torque mecânico submetido a uma carga constante. No instante de tempo $t = 1$ segundo, o valor desta carga é reduzida em 70%, permanecendo constante durante um segundo. No instante de tempo $t = 2$ segundos, a carga constante é restabelecida para o valor inicial.

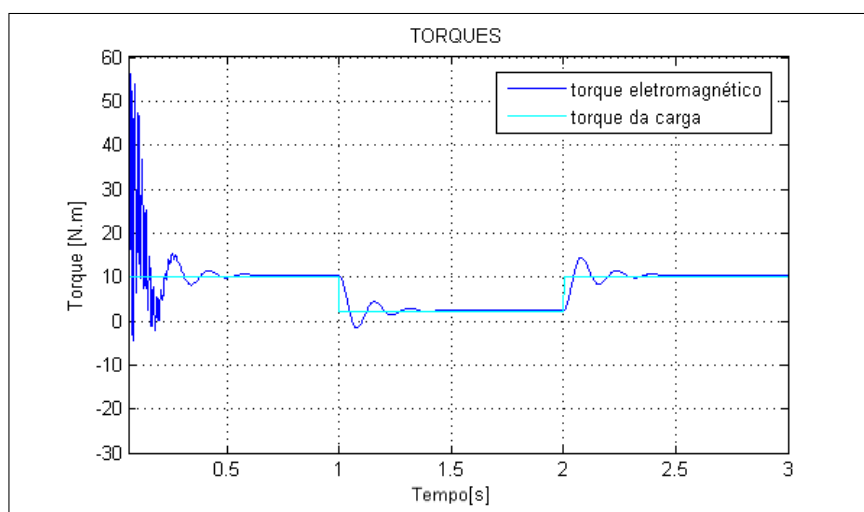


Figura 3.9: Torque versus tempo com um pulso de carga constante.

É importante ressaltar que as simulações do motor de indução trifásicas consideradas ao decorrer deste trabalho não consideram o início do funcionamento da máquina. A Figura 3.10 ilustra o comportamento desta mesma máquina considerando desde o princípio de seu funcionamento em vazio, ou seja, sem carga. É apresentado o comportamento da máquina em regime permanente.

3.4.2 Velocidade

Nesta subseção é apresentado o comportamento dinâmico da velocidade nas mesmas situações de carga consideradas na subseção anterior. As Figuras 3.11 e 3.12 ilustram estes gráficos de velocidade. Em ambos os gráficos de velocidade são apresentadas duas variáveis: a velocidade síncrona e a velocidade do motor.

A Figura 3.11 apresenta o comportamento da velocidade do motor em regime submetido por uma carga quadrática. Inicialmente, após estabilizar, observa-se a velocidade do

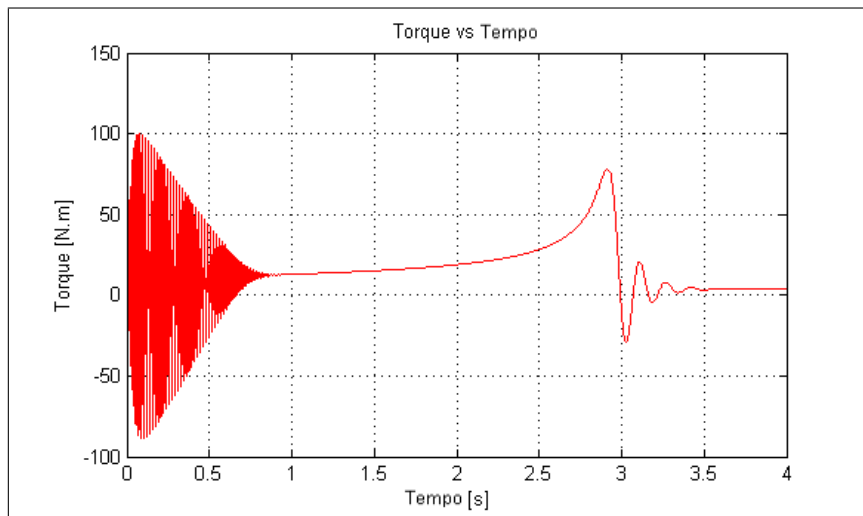


Figura 3.10: Torque versus tempo sem carga.

motor em 3500 rpm, um pouco abaixo da velocidade síncrona da máquina. No instante $t = 1$ segundo, é retirada a carga, ou seja, o motor passa a funcionar em vazio e a velocidade do motor, após estabilizar, permanece ligeiramente abaixo da velocidade síncrona da máquina. No instante $t = 2$ segundos, a carga inicial é restabelecida e a velocidade do motor regressa à 3500 rpm.

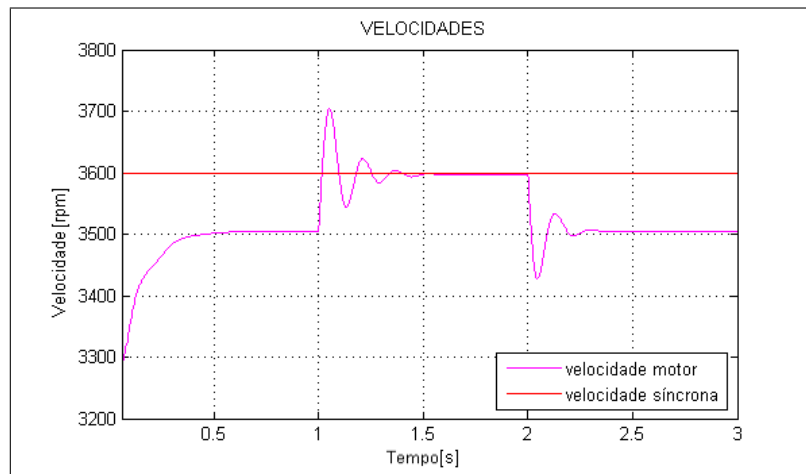


Figura 3.11: Velocidade versus tempo com carga quadrática.

A Figura 3.12 apresenta o comportamento da velocidade do motor em regime submetido por uma carga constante. Nesta simulação, a carga inicial é constante. No instante $t = 1$ segundo, esta carga constante é reduzida e, conseqüentemente, a velocidade do motor aumentada. No instante $t = 2$ segundos, a carga constante inicial é restabelecida e a velocidade do motor regressa à 3590 rpm.

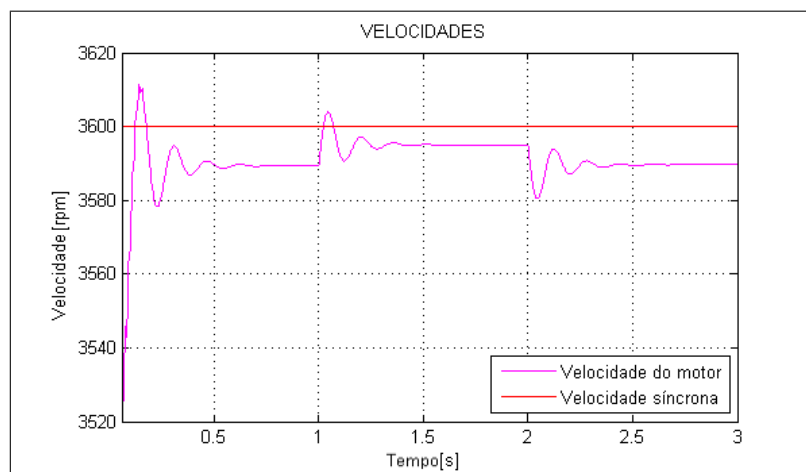


Figura 3.12: Velocidade versus tempo com carga constante.

3.4.3 Correntes no Estator e no Rotor

Nesta subseção são mostradas as correntes no estator e no rotor mediante as duas situações já descritas nas subseções anteriores, ou seja, submetido a uma carga quadrática e submetido a uma carga constante. As figuras 3.13, 3.14, 3.15 e 3.16 ilustram este comportamento.

Nas Figuras 3.13 e 3.14 é visualizado o comportamento das correntes rotóricas e estatóricas sob carga quadrática e sob carga em vazio. Assim como nos gráficos de torque e de velocidade, nos instantes $t = 1$ segundo e $t = 2$ segundos, as cargas são alteradas. Observa-se nestes gráficos de corrente a rápida estabilização e as grandes amplitudes pico a pico desta carga.

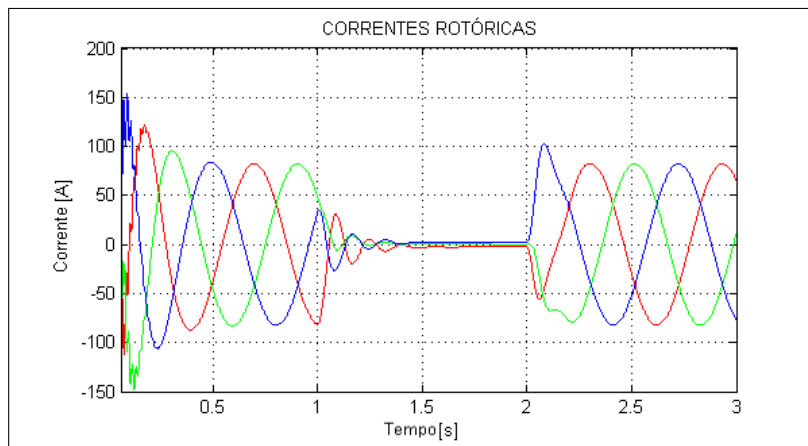


Figura 3.13: Corrente rotórica versus tempo com carga quadrática.

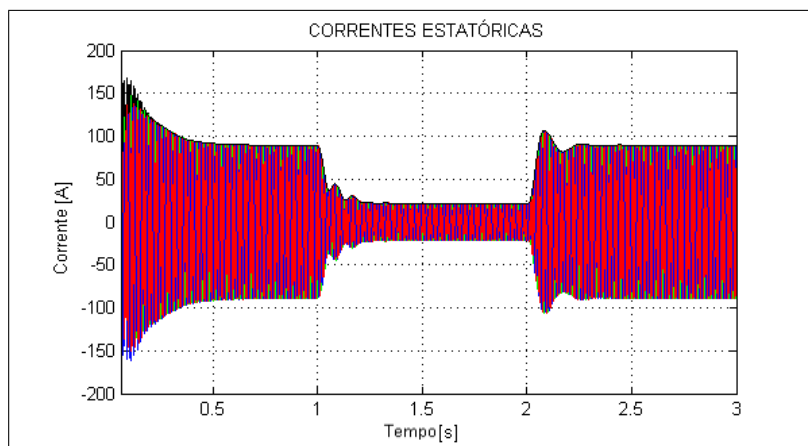


Figura 3.14: Corrente estatórica versus tempo com carga quadrática.

Nas Figuras 3.15 e 3.16 é visualizado o comportamento das correntes rotóricas e estatóricas sob cargas constantes. Bem como nos gráficos de torque e de velocidade, nos instantes $t = 1$ segundo e $t = 2$ segundos, a carga constante é reduzida e restabelecida, respectivamente. As variações são menos sensíveis nestes gráficos em virtude da própria carga ser constante e baixa.

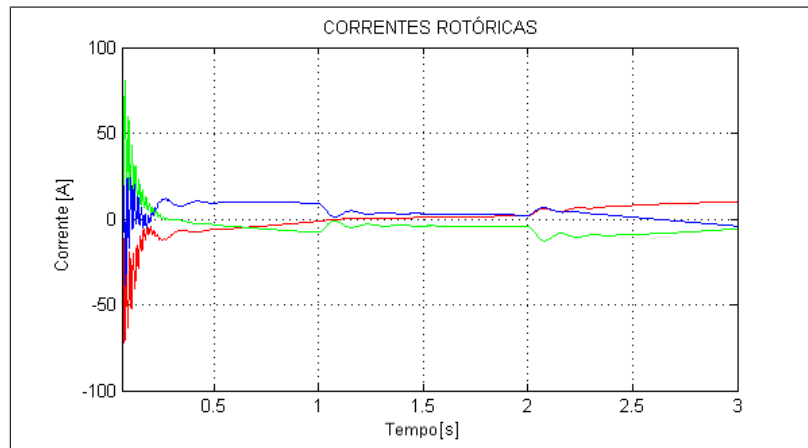


Figura 3.15: Corrente rotórica versus tempo com carga constante.

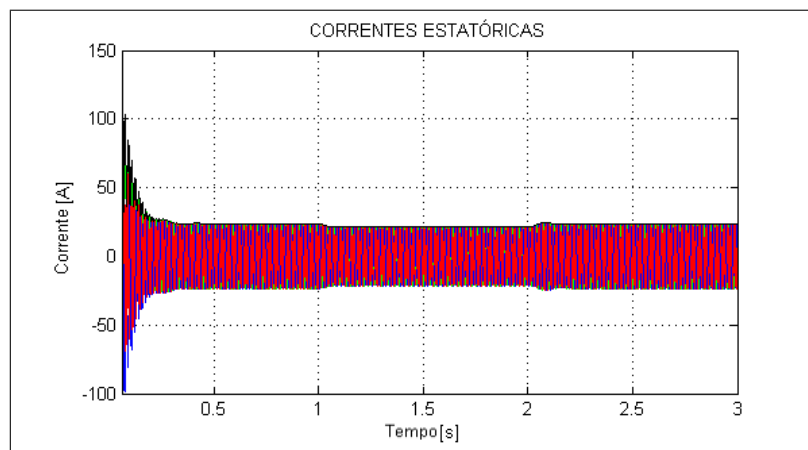


Figura 3.16: Corrente estatórica versus tempo com carga constante.

3.5 Conclusão

Este capítulo apresentou a modelagem e a simulação do motor de indução trifásico utilizada neste trabalho. É exposto no capítulo a notação matricial trifásica definida para

a máquina, uma definição e uma análise do circuito elétrico equivalente do motor de indução, a influência de falhas do motor nos parâmetros do circuito equivalente e, por fim, a simulação desta máquina com a apresentação dos gráficos de torque mecânico, velocidade e correntes. No capítulo subsequente serão discutidos e apresentados a proposta e os resultados desta dissertação.

Capítulo 4

Proposta e Resultados

O objetivo principal deste trabalho é utilizar as redes neurais artificiais para analisar e classificar alguns padrões de falhas em motores de indução trifásicos, baseado em alterações no comportamento mecânico e elétrico da máquina, como por exemplo, corrente e torque. Outro objetivo, não menos importante, é investigar e relacionar o comportamento dinâmico do motor de indução a partir da alteração dos parâmetros do circuito equivalente deste motor.

A abrangência desta proposta pretende ser atingida a partir do desenvolvimento das seguintes etapas:

1. Gerar um conjunto de curvas (dados) referente ao motor trifásico, refletindo tanto condições operacionais em equilíbrio como condições operacionais de falha.
2. Adequar e classificar esta base de dados de acordo com os critérios de falhas estabelecidos.
3. Definir a estratégia de reconhecimento de padrão, estruturar a arquitetura da rede neural e realizar o processo de treinamento e validação da rede.
4. Realização de testes e avaliações dos resultados.

4.1 Análises do Conjunto de dados

A partir da modelagem matemática, do circuito equivalente e da simulação do motor de indução realizados, respectivamente, nas seções 3.1, 3.2 e 3.4 foi criado um conjunto de dados representativo da máquina elétrica.

A simulação do motor de indução trifásico desenvolvida neste trabalho permite analisar o seu desempenho através da alteração dos parâmetros do circuito equivalente. A alteração dos valores destes parâmetros pode ser realizada tanto antes da partida do motor, como também durante a simulação, de acordo com o objetivo desejado. Assim, uma

série de mudanças nos parâmetros são realizadas a fim de observar o comportamento dinâmico do motor de indução.

Análise com a mudança de um parâmetro

Primeiramente, são alterados, unicamente, um dos cinco parâmetros do circuito equivalente: R_r , L_r , R_s , L_s e L_m . Cada alteração é realizada percentualmente a partir do valor original do parâmetro, ou seja, por exemplo, para o parâmetro $R_r = 0.00958\Omega$ é observado outros seis valores percentuais: 30%, 55%, 95%, 125%, 175% e 300%. Para cada parâmetro foi realizado diversas vezes este mesmo procedimento com diferentes valores percentuais.

Nas Figuras 4.1, 4.2, 4.4 e 4.3, têm-se o gráfico do torque versus velocidade para diferentes valores da resistência do rotor, da resistência do estator, da indutância do rotor e da indutância do estator, respectivamente.

A Figura 4.1 ilustra o comportamento do torque versus velocidade com diferentes valores de resistência rotórica. É possível verificar que a medida que aumenta o valor desta resistência rotórica, o torque inicial tem seu valor aumentado e o valor de pico é atingido em uma velocidade menor. Caso seja menor o valor desta resistência, observa-se um torque inicial menor, um menor valor máximo do torque e o seu valor de pico atingido em uma velocidade maior.

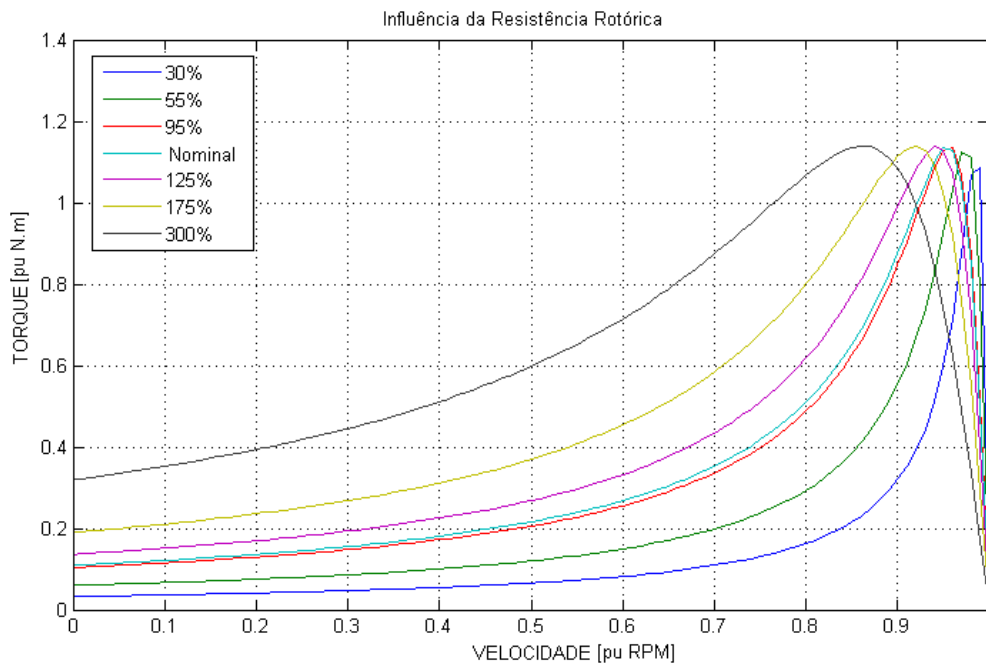


Figura 4.1: Torque x Velocidade sob diversos valores de R_r .

A Figura 4.2 ilustra o comportamento do torque versus velocidade com diferentes valores de resistência estatórica. Observa-se que a influência deste parâmetro é menor quando comparado com a influência que a resistência rotórica proporciona. É possível analisar que a alteração deste parâmetro propicia uma modificação significativa da curva somente na região do torque máximo. Um aumento da resistência estatórica diminui o ponto de torque máximo enquanto que uma redução desse parâmetro aumenta este ponto de torque máximo.

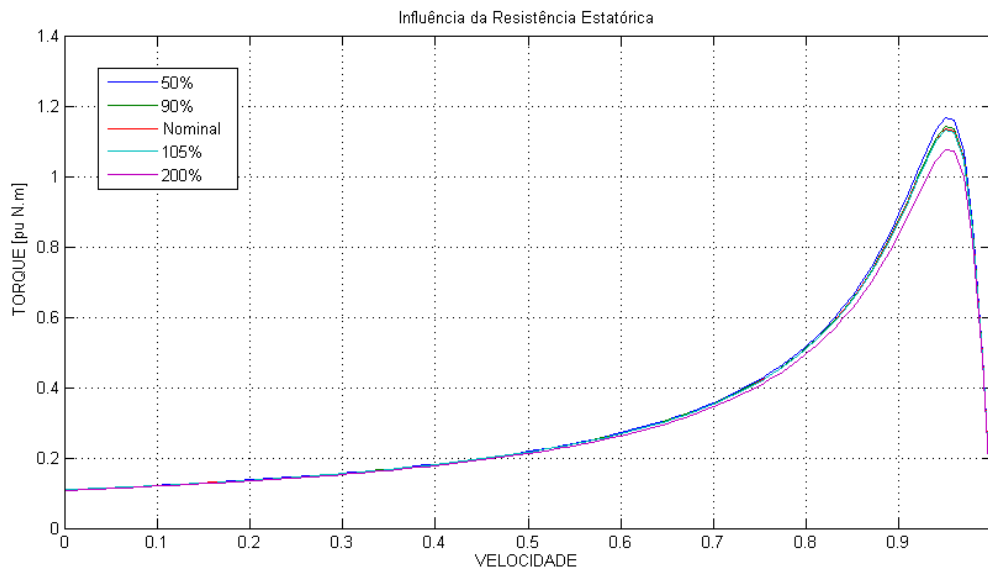


Figura 4.2: Torque x Velocidade sob diversos valores de R_s

A Figura 4.3 ilustra o comportamento do torque versus velocidade com diferentes valores de indutância estatórica. É possível verificar que a mudança deste parâmetro altera toda a curva do torque desde o ponto inicial até o seu ponto máximo. O aumento da indutância estatórica provoca uma redução da curva proporcionalmente ao valor deste acréscimo. Por exemplo, temos o valor original deste parâmetro em $0.00285H$, aumentando este valor para $0.0043H$ e $0.0071H$, observa-se um recuo maior da curva referente ao valor de indutância maior. O raciocínio é similar à influência do parâmetro para valores menores, ou seja, à medida que o valor original do parâmetro é decrementado, a curva amplia seus valores.

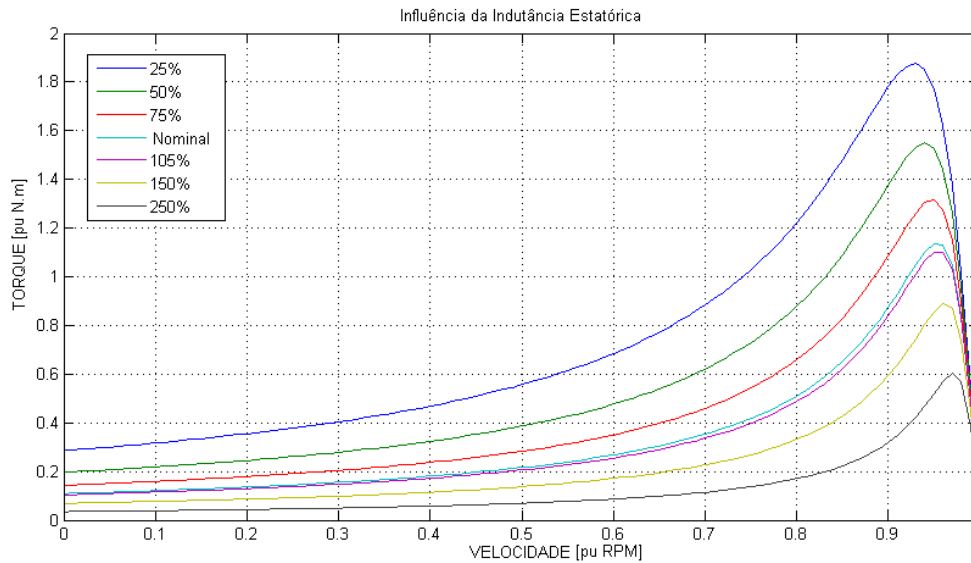


Figura 4.3: Torque x Velocidade sob diversos valores de L_s

A figura 4.4 apresenta o comportamento do torque versus velocidade com diferentes valores de indutância rotórica. Observa-se neste gráfico uma interpretação similar à realizada na figura 4.3, ou seja, uma modificação neste parâmetro produz uma alteração ao longo de toda a curva. Esse resultado era esperado em virtude das suposições consideradas na seção 3.1, onde os enrolamentos estatóricos e rotóricos são iguais e igualmente espaçados.

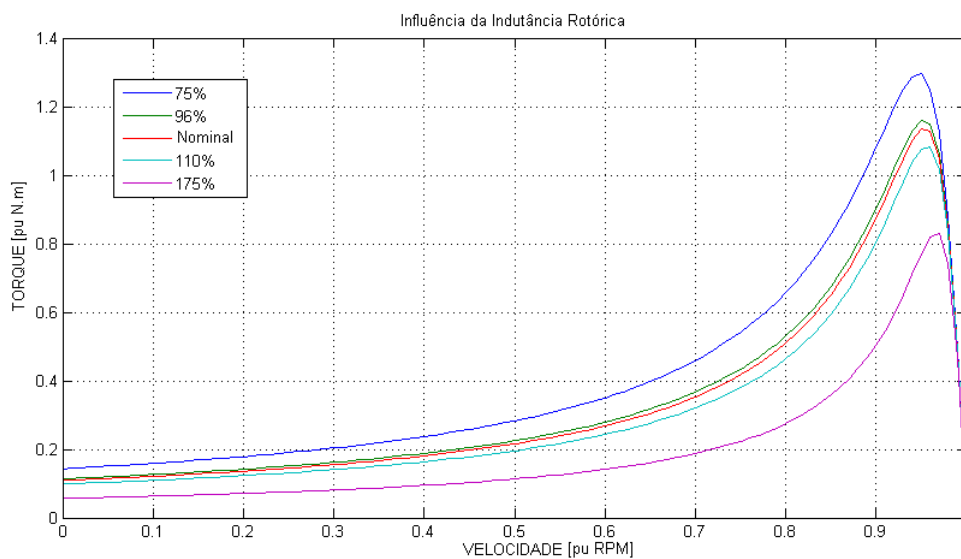


Figura 4.4: Torque x Velocidade sob diversos valores de L_r

Esta mesma análise de alteração de um parâmetro da máquina também foi realizada monitorando os gráficos das correntes rotóricas e estatóricas do motor. Em princípio, percebe-se que a influência na alteração dos parâmetros no gráfico da corrente no domínio do tempo é menos sensível quanto comparada com as alterações provocada no torque. Além disto, como existem três curvas (correntes trifásicas) para cada simulação, é necessário analisar as mudança de parâmetros separadamente, uma vez que, a realização de muitas simulações simultâneas, tornaria a análise confusa e dispendiosa em virtude da grande quantidade de curvas que o gráfico apresentaria. A seguir, nas Figuras 4.5 e 4.6, observam-se estes gráficos influenciados pela alteração da resistência rotórica e estatórica.

A Figura 4.5 ilustra o comportamento da corrente rotórica com diferentes valores da resistência rotórica. Em geral, observa-se que a o corrente do rotor não apresenta mudanças significativas mediante a alteração deste parâmetro no domínio do tempo, principalmente em um intervalo de 50% a 150%. Entretanto, algumas considerações são realizadas: o aumento da resistência rotórica proporciona um acréscimo na amplitude e na frequência da corrente; a redução do parâmetro propicia uma diminuição na amplitude e na frequência da corrente.

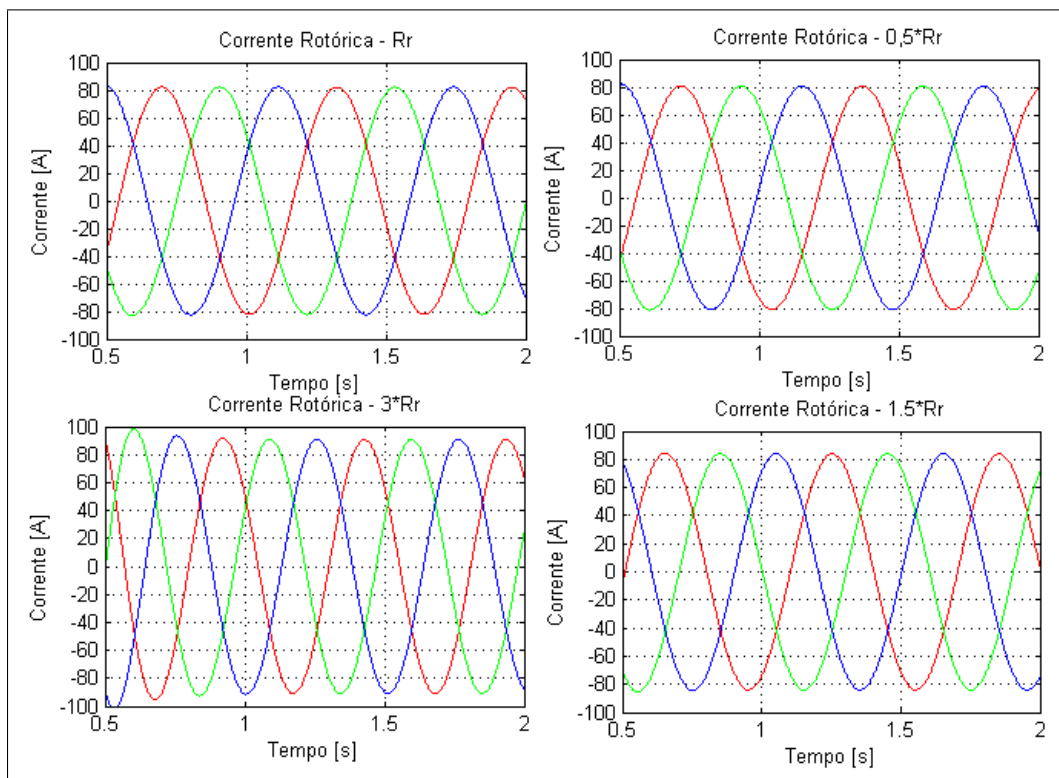


Figura 4.5: Corrente Rotórica sob diversos valores de R_r .

A Figura 4.6 ilustra o comportamento da corrente estatórica com diferentes valores da resistência estatórica. A influência deste parâmetro não propicia mudanças na corrente estatórica, principalmente em um intervalo de 75% a 150%. Nesse intervalo, a amplitude e a frequência da variável permanece praticamente inalterada. No entanto, quando os valores deste parâmetro são submetidos a grande variações, como por exemplo, 50% ou 200%, os seus pontos máximos e mínimos são afetados.

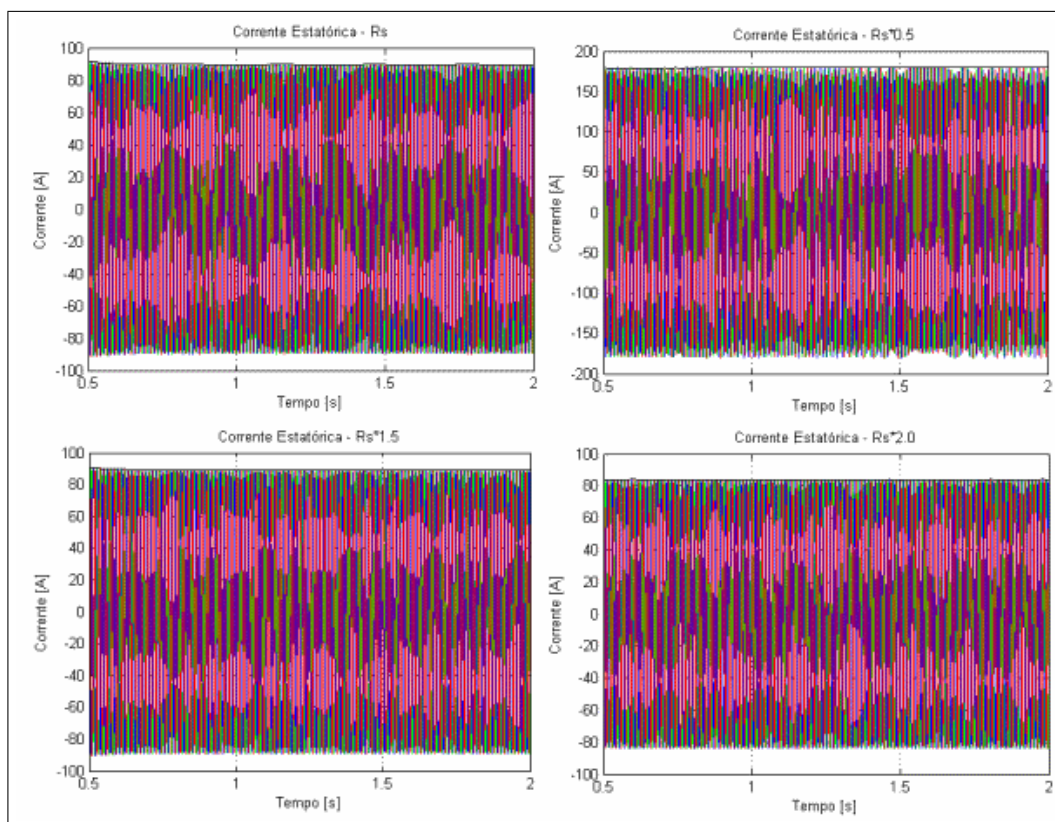


Figura 4.6: Corrente Estatórica sob diversos valores de R_s

Análise com a mudança de dois ou mais parâmetros

Uma vez analisado a influência somente de um dos parâmetros do circuito equivalente, nesta subseção são realizadas algumas análises com duas ou mais alterações nestes parâmetros. Em geral, estas análises visam identificar o efeito de alteração de um parâmetro sobre o outro. Uma falha no motor de indução trifásico, provavelmente, não provoca alterações somente em um parâmetro. Logo, é extremamente importante observar o comportamento destes gráficos mediante alterações em mais de um parâmetro. As Figuras 4.7, 4.8 e 4.9 ilustram as consequências destas alterações.

A Figura 4.7 apresenta o torque versus velocidade sob a influência da resistência e indutância estatórica. Nesse gráfico, é visualizado a curva normal da máquina e mais quatro simulações onde os parâmetros foram alterados com valores próximos e distantes do ponto inicial. Observa-se nestas curvas o princípio da superposição em relação aos parâmetros modificados, ou seja, a influência da resistência rotórica separadamente somado com a influência da indutância rotórica produz o comportamento apresentado.

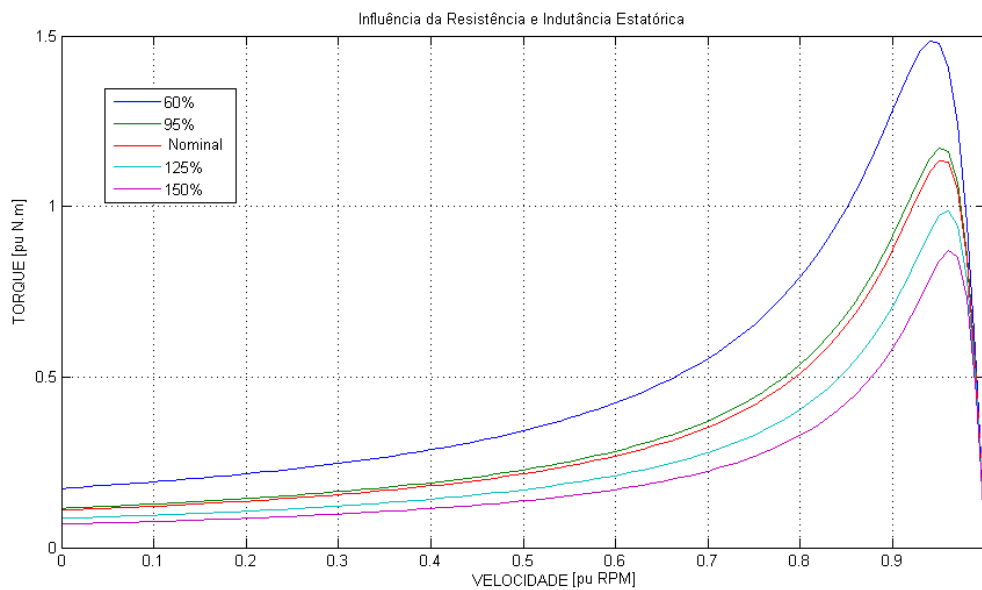


Figura 4.7: Torque x Velocidade sob diversos valores de R_r e L_r

A figura 4.8 apresenta o torque versus velocidade sob a influência da resistência e indutância rotórica. Assim como na figura 4.7, nessa figura também é possível constatar o princípio da superposição em relação a estes dois parâmetros. Entretanto, diferentemente da influência estatórica, a influência da resistência e indutância rotórica são, separadamente, opostas, ou seja, o torque diminui para valores menores da resistência rotórica e valores maiores da indutância rotórica e o torque aumenta para valores maiores da resistência rotórica e valores menores da indutância rotórica. A resultante deste efeito é visualizada na figura 4.8.

A figura 4.9 apresenta o gráfico torque versus velocidade sob a influência de todos os parâmetros do circuito equivalente. Nesse caso, as simulações modificam todos os parâmetros com um mesmo percentual. Entretanto, também são analisados os comportamentos destas curvas com diferentes percentuais para cada parâmetro, ou seja, cada um dos cinco parâmetros possuem valores percentuais diferentes um do outro, por exemplo, a resistência R_r a 95%, a resistência R_s a 90%.

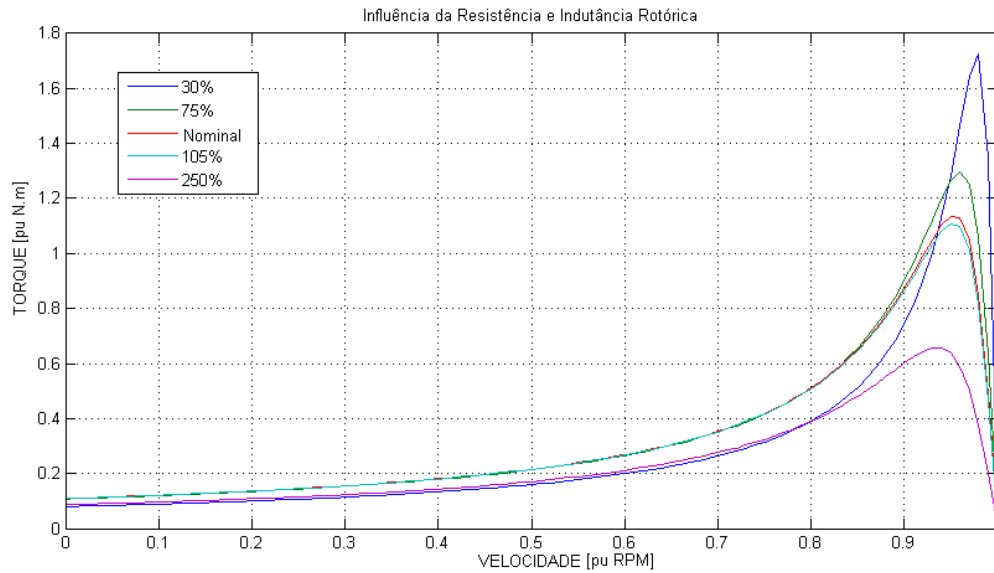


Figura 4.8: Torque x Velocidade sob diversos valores de R_s e L_s

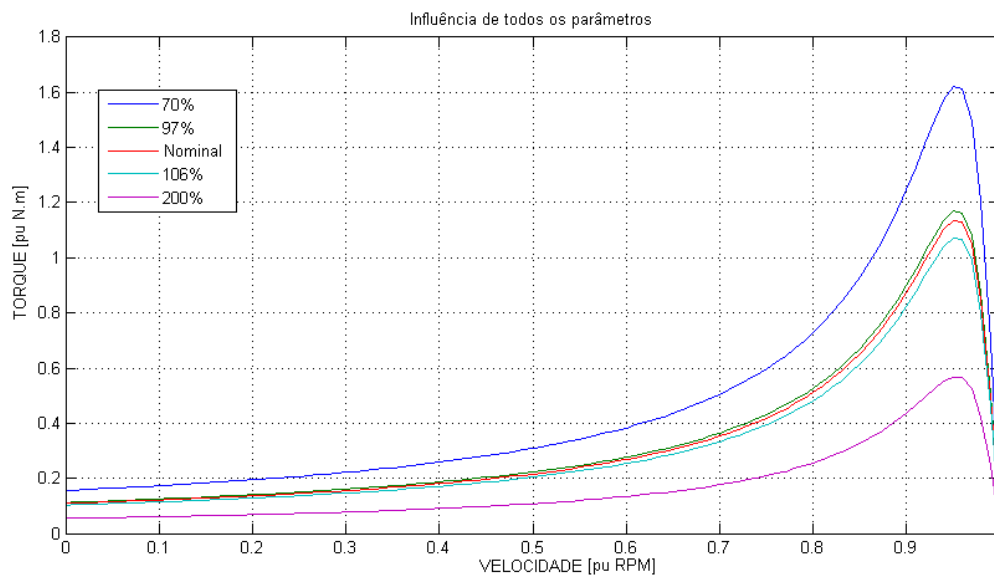


Figura 4.9: Torque x Velocidade influenciado por: R_r , L_r , R_s , L_s e L_m

Uma análise com percentuais distintos para cada parâmetro pode ser visualizado na figura 4.10. Nesta figura, a curva de torque x velocidade é representada com os parâmetros R_r , L_r , R_s , L_s e L_m apresentando percentuais diferentes entre si. Por exemplo, $R_r = 92\%$, $L_r = 101\%$, $R_s = 98\%$, $L_s = 97\%$ e $L_m = 103\%$

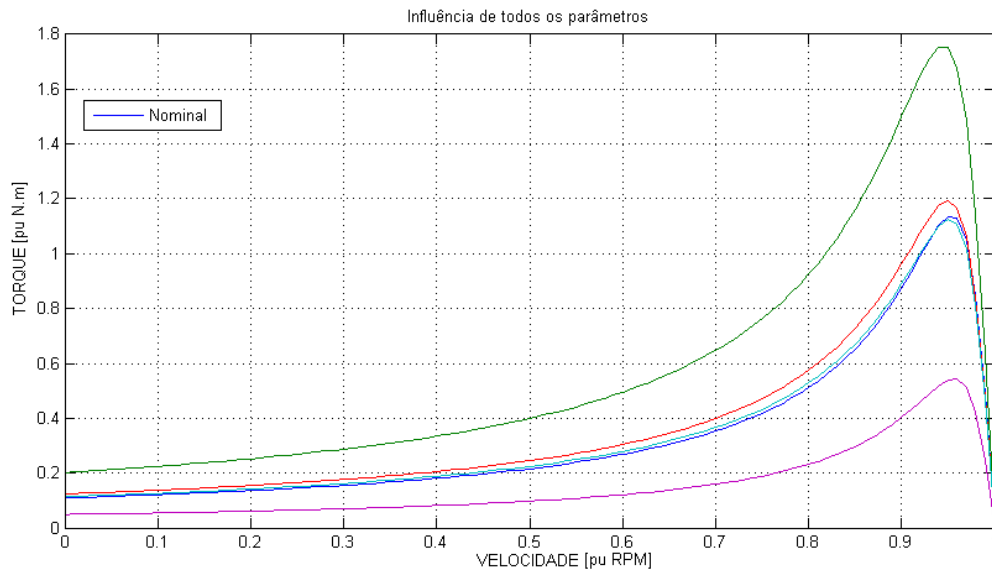


Figura 4.10: Torque x Velocidade influenciado por diferentes R_r , L_r , R_s , L_s e L_m

4.2 Classificação das falhas

Na seção 4.1 foram descritas as análises e as possibilidades de modificações possíveis nos parâmetros do circuito equivalente. Nessa seção, são associadas as alterações dos parâmetros do circuito equivalente às falhas relevantes ao trabalho.

As falhas abordadas nesta dissertação estão divididas em três grandes grupos:

- Falhas associadas ao conjunto rotórico;
- Falhas associadas ao conjunto estático;
- Falhas associadas à contaminação da máquina.

Uma vez estabelecidas estas falhas, é fundamental relacionar estas falhas com as possíveis modificações dos parâmetros do circuito equivalente. Entretanto, antes de definir e associar os grupos de falhas, é necessário estabelecer uma condição e um limite a partir do qual a máquina não estará mais em um funcionamento normal e passará a apresentar falhas. É definido um percentual de 10% como limite de funcionamento normal, ou seja,

no momento que os parâmetros, e conseqüentemente, os gráficos de corrente e torque, oscilarem mais de 10% em qualquer ponto, é diagnosticada uma presença de falha. A Figura 4.11 resume esta idéia ilustrando o limite da condição normal influenciado por todos os parâmetros do circuito.

Na Figura 4.11 observa-se a curva de torque versus corrente ideal e os limites superiores e inferiores considerados. Caso a curva apresente algum ponto fora destas regiões, aquele conjunto de dados refletindo o funcionamento da máquina é associado a presença de alguma falha.

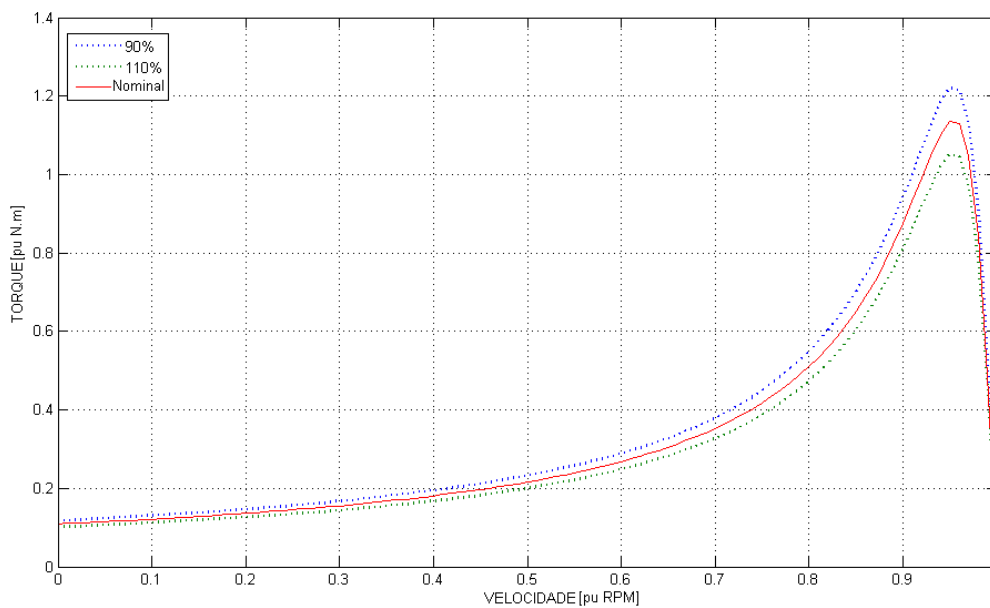


Figura 4.11: Limites do funcionamento normal.

A Figura 4.12 ilustra a simulação de curvas atestando a presença de falhas ou não segundo o procedimento adotado. A Figura 4.12 apresenta três simulações, onde duas destas estão na situação falha e outra em situação normal. Nesta figura, as três simulações possuem os seus comportamentos bastante similares. Em princípio, a olho nu, é possível confundir a classificação destas três curvas como dentro dos limites de 10% previamente estabelecido. Entretanto, conforme anteriormente citado, é necessário que toda a curva esteja dentro dos limites estabelecidos. Sendo assim, é indispensável verificar a curva em toda sua extensão a fim de garantir que a simulação esteja totalmente dentro dos limites. Na figura 4.12, duas simulações estão na situação falha e é possível confirmar esta condição com a perspectiva em *zoom* no início da curva. Neste exemplo, os pontos da curva fora dos limites estabelecidos ocorrem no início da curva, entretanto, a curva pode apresentar este tipo de comportamento em qualquer ponto da curva.

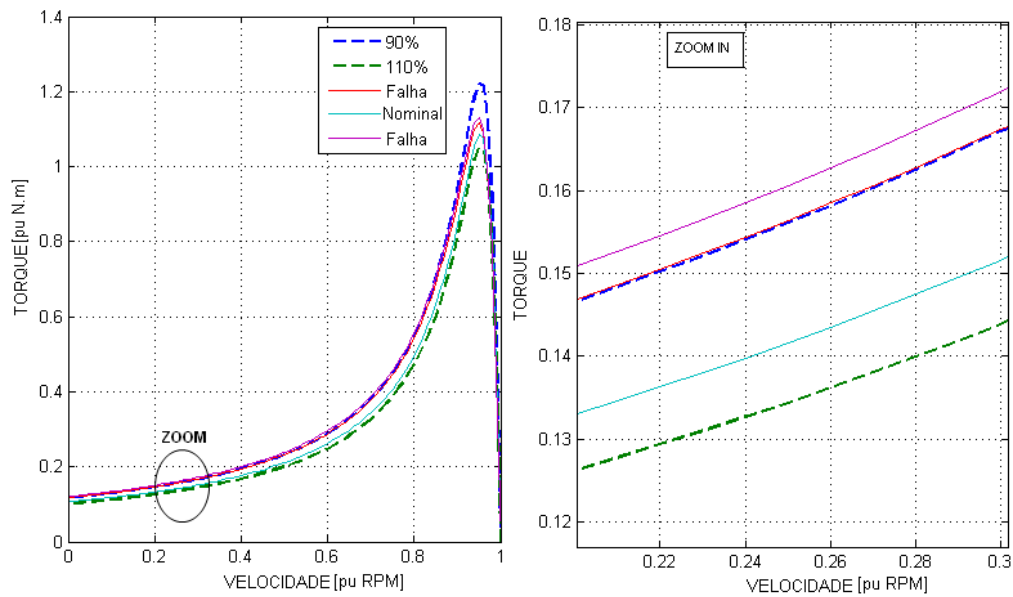


Figura 4.12: Funcionamento normal x Presença de falhas.

Assim, uma vez definidos os critérios de funcionamento normal, a Tabela 4.1 apresenta os grupos de falhas diretamente relacionados com os parâmetros do circuito equivalente. Por exemplo, uma falha de contaminação é diagnosticada a partir do momento em que todos os parâmetros (R_r R_s L_r L_s L_m) possuírem um valor inferior ou superior ao valor limite previamente definido. O raciocínio é similar para as falhas no estator e no rotor.

| Falha | Parâmetro |
|-----------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Falha no Rotor | $R_r \uparrow L_r \uparrow$ ou $R_r \downarrow L_r \downarrow$ |
| | $R_s \uparrow L_s \uparrow$ ou $R_s \downarrow L_s \downarrow$ |
| Falha no Estator | $R_r \uparrow R_s \uparrow L_r \uparrow L_s \uparrow L_m \uparrow$ ou $R_r \downarrow R_s \downarrow L_r \downarrow L_s \downarrow L_m \downarrow$ |
| Falha de Contaminação | |

Tabela 4.1: Relação de falhas e parâmetros do circuito equivalente.

4.3 Pré-processamento

Nessa seção são expostas as transformações realizadas no conjunto de dados visando tornar mais adequados para utilização pela rede neural. Essas transformações incluem a normalização e ajustes de dados.

O objetivo da normalização é diminuir a influência causada por valores que se destacam excessivamente em relação aos demais, ou seja, diminuir a distância entre os valores das variáveis. O tratamento dos dados incompletos também faz parte do pré-processamento. Atribui-se o valor zero para cada dado não disponível.

Os ajustes de dados envolvem duas etapas: o sistema "por unidade" e o processo de redução de dados.

O sistema "por unidade" ou, abreviadamente sistema p.u., consiste na definição de valores p.u. Q para as grandezas (tensão, corrente, torque, etc.), através da razão de uma quantidade atual Q_A por um valor de base Q_N apropriadamente escolhido de forma que:

$$Q = \frac{Q_A}{Q_N} \quad (4.1)$$

Assim, todos os parâmetros de entrada da máquina necessitam ser convertidos para esta formulação. Utilizando os parâmetros iniciais da máquina descrito na tabela 3.2 e os valores de bases descritos em 4.2, obtêm-se os parâmetros p.u. desse motor, os quais os valores podem ser visto em 4.3.

$$\begin{aligned} \text{Potência base} &= P_N [W] \\ \text{Tensão base } (V_N) : &= \sqrt{\frac{2}{3}} V_r [V] \\ \text{Corrente base } (I_N) : &= \frac{2P_N}{3V_N} [A] \\ \text{Impedância base } (Z_N) : &= \frac{V_N}{I_N} [\Omega] \\ \text{Velocidade base } (\omega_{mecN}) : &= \frac{2\omega_0}{p} \end{aligned} \quad (4.2)$$

$$\begin{aligned} R_s = 0.021682 \quad R_r = 0.016887 \quad L_{sl} = 0.18939 \\ L_{rl} = 0.18939 \quad L_m = 2.908 \end{aligned} \quad (4.3)$$

A simulação do motor de indução produz milhares de pontos para cada variável em virtude dos métodos de integração utilizados. Logo, uma redução de dados é necessária a fim de melhorar a agilidade e exatidão no processo da rede neural. Portanto, todo o

conjunto de dados é submetido a uma compactação de dados, eliminando apenas dados redundantes e não perdendo informação. A metodologia empregada é bastante simples: o algoritmo processa os dados produzidos e retira através de contagem os dados que não interferem no modelo. Ao final do processo, a curva é reduzida para centenas de pontos.

4.4 Reconhecimento de Padrões: Rede Neural

O reconhecimento de padrões consiste no estudo de como observar um ambiente, aprender a distinguir os padrões de interesse e realizar uma tomada de decisões razoáveis sobre as categorias de padrões [Anil K. Jain & Mao 2000]. Segundo ??, um padrão é definido como o oposto do caos; é uma entidade, definida indistintamente, que poderia ser dado um nome. A impressão digital, a face humana e um sinal de voz podem, por exemplo, ser um padrão.

A partir de um padrão, seu reconhecimento/classificação consiste em uma das seguintes tarefas:

1. classificação supervisionada - onde o padrão de entrada é identificado como um membro de uma classe pré-definida.
2. classificação não supervisionada - onde o padrão é associado a uma classe que é aprendida com base na similaridade entre os padrões de treinamento.

O desenvolvimento de sistema de reconhecimento de padrão envolve, basicamente, três aspectos:

1. Aquisição de dados e pré-processamento;
2. Representação dos dados; e
3. Tomada de decisão

As quatro melhores abordagens para reconhecimento de padrão são:

1. *template matching*;
2. classificação estatística;
3. abordagem sintática; e
4. redes neurais.

Nessa dissertação são utilizadas as redes neurais para o reconhecimento de padrões. A Figura 4.13 ilustra a maneira de operação da rede. A rede é treinada de tal modo que uma entrada é conduzida para um alvo de saída específico. A rede neural permanece se ajustando, através da comparação entre a saída e o alvo, até que saída da rede seja compatível com o alvo.

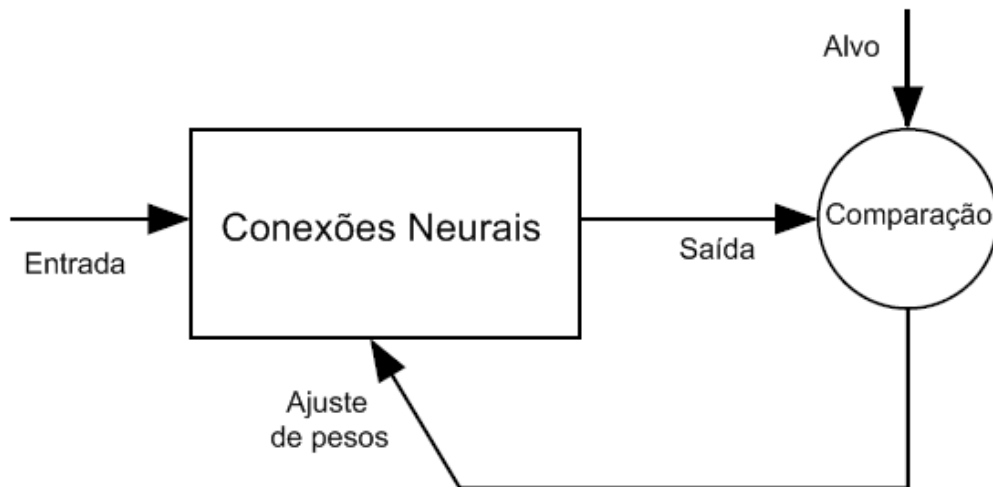


Figura 4.13: Diagrama de blocos da operação da rede.

4.4.1 Estratégia de Classificação

Nesse trabalho são utilizados vários classificadores como estratégia de desempenho para o sistema de reconhecimento de padrões. Ao invés de somente um classificador, são usados múltiplos classificadores combinados paralelamente a fim de que os erros sejam minimizados. Cada classificador produz uma decisão, e então, todas as decisões são enviadas para um método de fusão que produz um resultado final. A Figura 4.14 ilustra essa idéia.

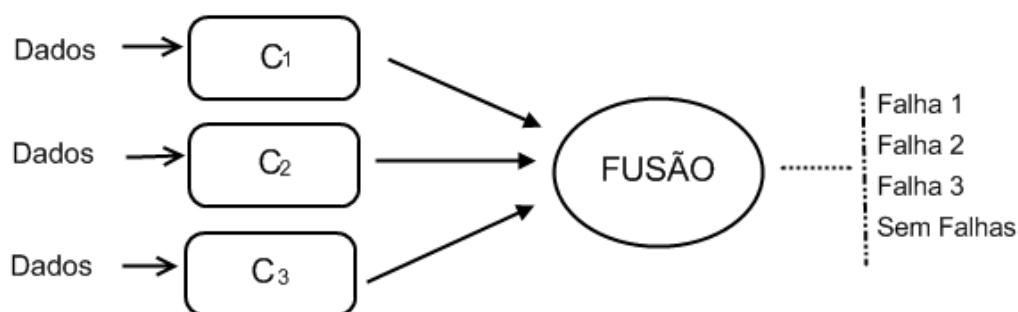


Figura 4.14: Estratégia de Classificação da Rede.

A estratégia da rede está apresentada na Figura 4.14. A entrada da rede é submetida a três classificadores. Estes três classificadores são responsáveis por identificar a presença dos três grupos de falhas, conforme citado em 4.2. Cada classificador produz uma saída representando uma classe falha ou uma classe normal e envia-o para o elemento de fusão.

Este elemento de fusão é responsável por fornecer uma resposta final através das saídas produzidas pelos classificadores.

A Figura 4.15 apresenta a arquitetura da rede proposta. Esta estrutura de identificação de falha possui muitas vantagens, dentre elas: precisão, confiabilidade, modularidade e flexibilidade. Este tipo de estrutura permite que novos classificadores possam ser adicionados e/ou retirados e permite que os classificadores possam ter configurações e características distintas de implementação.

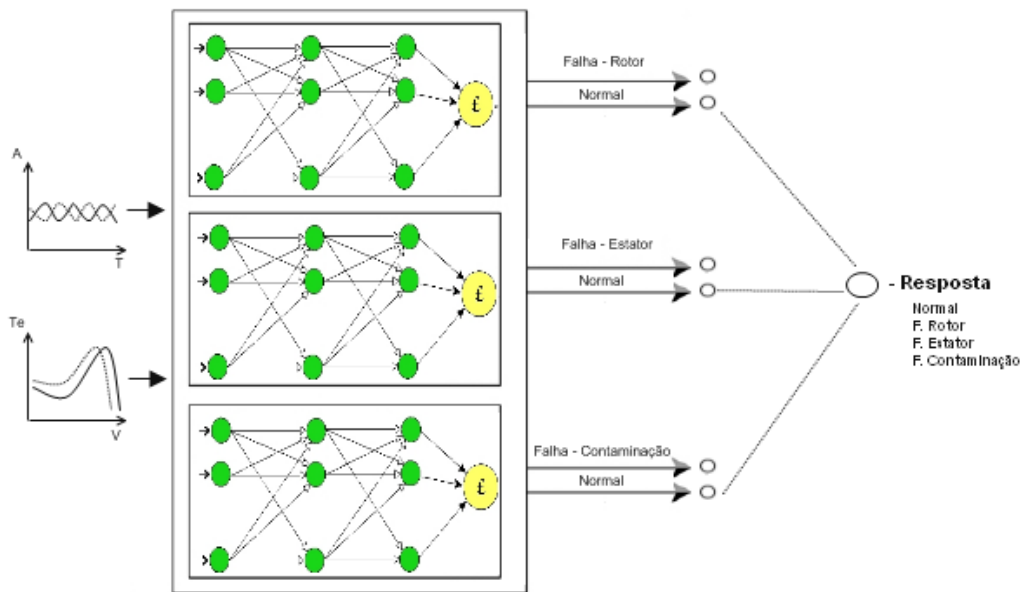


Figura 4.15: Estrutura geral do sistema de diagnóstico.

4.5 Testes e Resultados

Nesta seção são apresentados os testes e os resultados obtidos com as redes neurais artificiais. É discutido desde a configuração da rede neural adotada, bem como aspectos de construção da rede, critério de parada, algoritmo de treinamento, entre outros. Por fim, são expostos características de duas redes utilizadas no trabalho e a matriz confusão resultante do sistema.

4.5.1 Configuração da Rede Neural

A identificação de um modelo neural adequado, muitas vezes, é a parte mais crucial do sistema. É necessário habilidade e conhecimento do assunto, uma vez que a definição da

configuração de redes neurais ainda é considerada por alguns uma arte que requer grande experiência.

A tarefa de configurar uma rede pode ser dividida em três etapas: a) seleção do modelo apropriado; b) determinação da topologia da rede a ser utilizada; c) o processo de treinamento e o critério de parada.

A rede neural para reconhecimento de padrões utilizada é uma rede do tipo Perceptron de Múltiplas Camadas, *multilayer perceptron*. Estas redes têm sido utilizadas com sucesso para a solução de vários problemas envolvendo graus de não linearidade.

A topologia da arquitetura da rede foi definida, para cada classificador, com uma camada de entrada, uma camada oculta e uma camada de saída. Utilizou-se somente uma camada oculta em virtude desta topologia ser mais simples e ser suficiente para possibilitar a aproximação de funções contínuas e não lineares das entradas [Haykin 2001]. A camada de saída e a camada oculta utilizam funções *tan-sigmoid*. Cada rede possui dois neurônios de saída devido as duas categorias de saída associadas a cada vetor de entrada. Quando o vetor de entrada representa o comportamento de um motor em funcionamento normal, o neurônio um da saída reproduz o valor zero e o neurônio dois da saída reproduz o valor um. Quando o vetor de entrada da rede representa o comportamento de um motor na presença de falhas, o neurônio um da saída reproduz o valor um e o neurônio dois da saída reproduz o valor zero.

O algoritmo de treinamento utilizado é o *backpropagation*. O algoritmo *backpropagation* consiste em um método de treinamento supervisionado, determinístico, de computação local, e que implementa o método do gradiente decrescente nas somas dos quadrados dos erros. Neste trabalho é utilizado uma adaptação do algoritmo *backpropagation: Resilient Back-propagation*. Esta adaptação procura melhorar a eficiência de ajustes dos pesos, eliminando valores prejudiciais da atualização dos pesos. Uma completa descrição do algoritmo Rprop é dado em [Riedmiller M. 1993].

Conforme explicado na seção 4.3, inicialmente é realizado o pré-processamento dos vetores de simulação do motor de indução trifásico. Durante o pré-processamento, cada um dos vetores da simulação tem os pontos relevantes extraídos a fim de reduzir a quantidade de pontos. Além disto, os valores foram normalizados proporcionalmente, sem nenhuma perda relevante de informação, uma vez que somente a forma da curva é importante nessa etapa.

Além do vetor de entrada, existe o vetor do conjunto alvo, ou também chamado de vetor de saída, que possui valores distintos para cada classificador de falha. Os elementos do vetor de saída são selecionados manualmente a partir dos vetores de entrada, são gerados três arquivos, um para cada classificador, onde em cada arquivo existem duzentos e dez

colunas classificando aquele gráfico quanto a presença de falhas ou não. Caso pertença a classe *Falha*, possui o valor 1 caso contrário, possui o valor 0.

4.5.2 Análise dos Gráficos de Entrada

Os vetores de entrada são originados a partir da simulação do motor de indução trifásico. Foram gerados um conjunto de duzentos e dez vetores de entrada englobando as situações de comportamento normal, falhas rotóricas, falhas estatóricas e falhas de contaminação. Cada vetor de entrada originado simula uma classe *Normal* ou uma classe *Falha* através dos parâmetros do circuito equivalente. A classe *Normal*, sem nenhuma falha, possui o total de 55 amostras. Um exemplo de condição da classe *Normal* é ilustrado na figura 4.16 e a superposição de todos os vetores representando esta classe é mostrado na Figura 4.17.

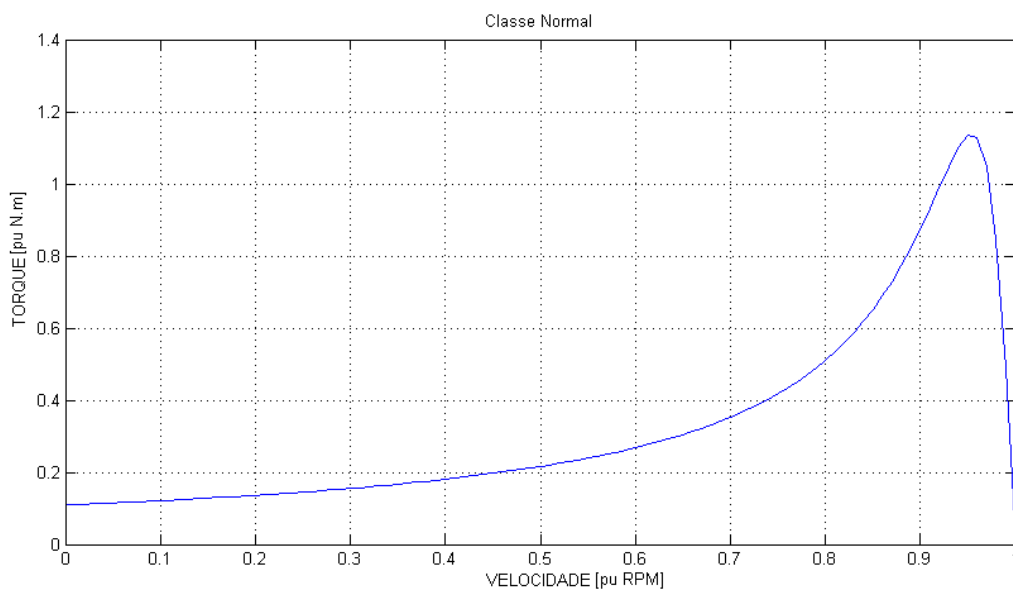


Figura 4.16: Vetor de entrada da classe *Normal*.

A classe *Falha* é subdividida em três classes: classe *Falha Rotórica*, classe *Falha Estatórica* e classe *Falha de Contaminação* e o número de amostras para cada uma destas classes são, respectivamente 50, 52 e 53, resultando um total de 210 amostras de simulações incluindo as classe falhas e a classe normal. A quantidade de amostras por cada classe não é igual em virtude do número total de amostras não ser divisível por quatro. Um vetor de entrada é considerado da classe *Falha* quando a curva estiver fora do limite de 10%, superior ou inferior, conforme explicado na seção 4.2. A superposição de to-

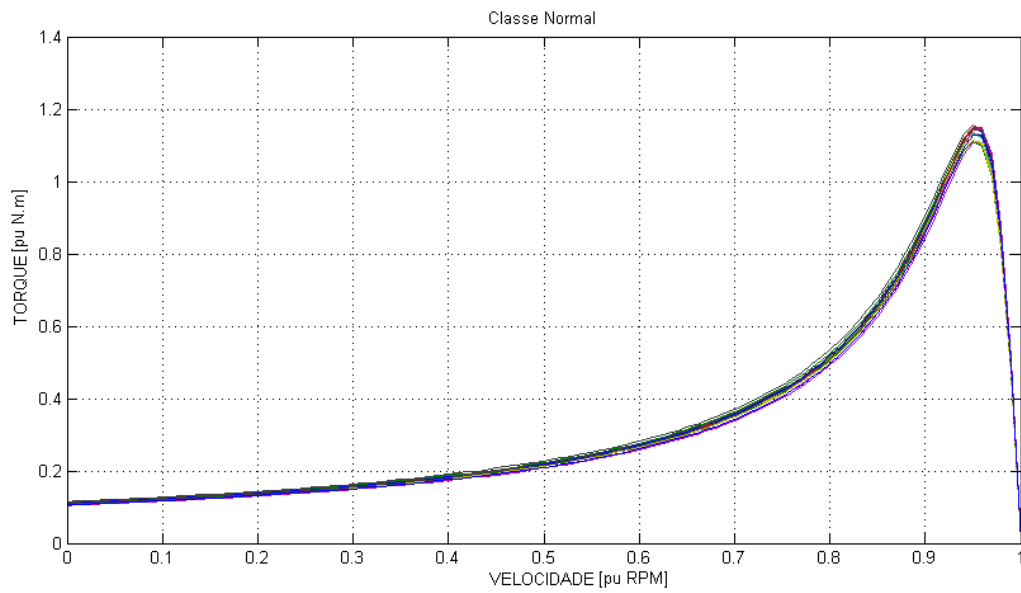


Figura 4.17: Superposição de todas as simulações da classe *Normal*.

das as simulações com *Falha Rotórica*, *Falha Estatórica* e *Falha de Contaminação* são ilustradas, respectivamente, nas Figuras 4.18, 4.19 e 4.20.

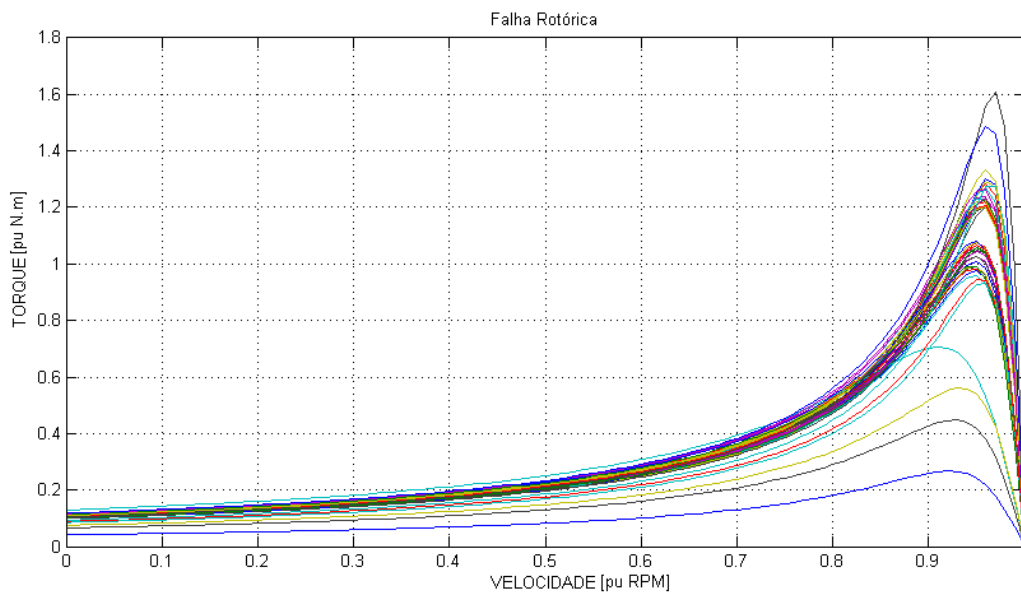
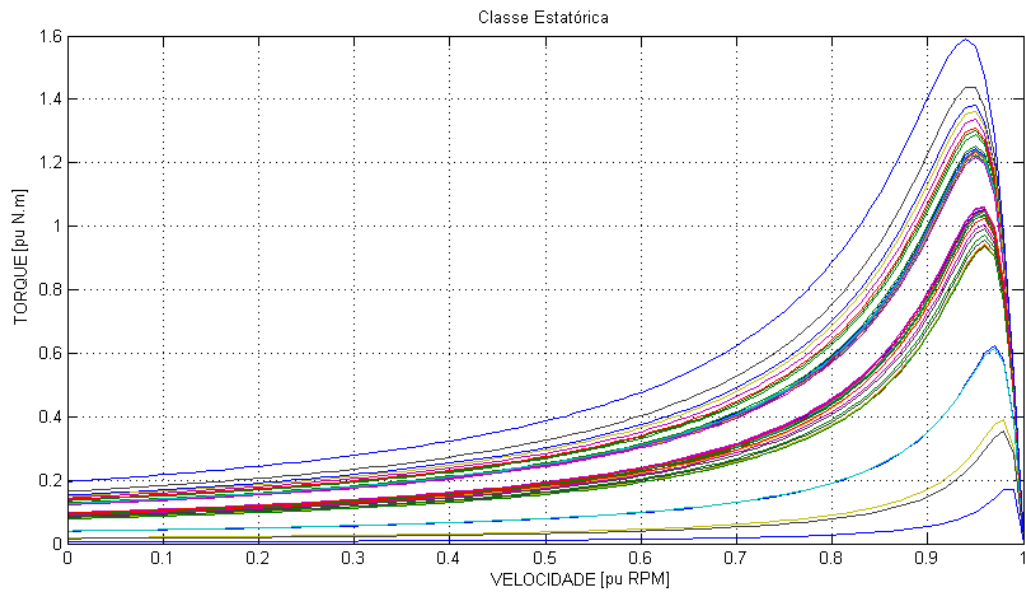
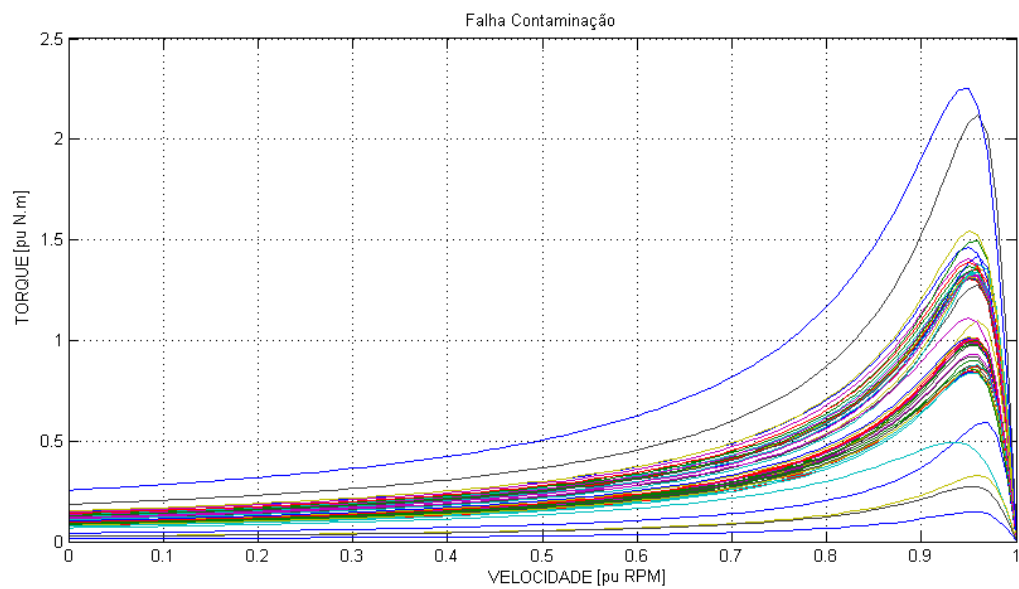


Figura 4.18: Superposição das simulações da classe *Falha Rotórica*.

Figura 4.19: Superposição das simulações da classe *Falha Estatórica*.Figura 4.20: Superposição das simulações da classe *Falha de Contaminação*.

4.5.3 Construção da Rede e Critério de Parada

Após a normalização e os ajustes, os dados são divididos em três blocos para diferentes finalidades: treinamento, validação e teste. Uma vez criada a rede, é necessário treinar, validar e testar sua generalização, respectivamente nessa ordem. Os vetores de entrada e os vetores alvo são divididos, aleatoriamente, sempre em quantidades proporcionais fixas de acordo com a Tabela 4.2.

Tabela 4.2: Valores percentuais do conjunto de dados para treinamento da rede.

| Etapa | Percentual |
|--------------------|-------------------|
| Treinamento | 60% |
| Validação | 20% |
| Teste | 20% |

Durante a fase de treinamento e validação, o processo é interrompido apenas por dois mecanismos pré-determinados. O primeiro diz respeito a um valor mínimo de erro na saída, determinado pelo algoritmo de treinamento, no caso o R_{prop} , pelo erro quadrático médio. Deve-se considerar a taxa de erro quadrático médio por ciclo de treinamento, como também a capacidade de generalização da rede. Foi pré-definido que para todas as redes testadas o treinamento encerraria quando o erro aumentasse por seis iterações. Este número de iterações é suficiente para determinar a escolha de uma iteração com bom desempenho [Watanabe 1985]. O segundo mecanismo de interrupção é devido ao número máximo de iterações permitidas (*epochs*). Foi pré-definido que para todas as redes testadas teria um limite de 150 iterações.

Segundo [Antônio de Pádua Braga 2007], é recomendável utilizar uma estrutura de rede que atenda aos requisitos de minimização do erro quadrático do conjunto de treinamento, a fim de diminuir os riscos estruturais. Quanto maior o número de neurônios na camada, maior será o número de soluções possíveis, entretanto, torna-se mais complexo buscar as soluções próximas da função geradora dos dados. Assim, partiu-se de uma quantidade mínima de neurônios na camada oculta e esta quantidade foi incrementada de acordo com o desempenho da rede.

Os resultados foram gerados a partir de três redes neurais semelhantes com entradas

iguais, diferenciando somente na quantidade de neurônios da camada oculta. Todas são redes MLP com uma camada oculta. A Tabela 4.3 mostra as arquiteturas utilizadas. Foram testadas redes com 10, 15, 20, 30 e 50 neurônios na camada oculta e os resultados com melhores desempenho ocorreram nas redes com 20 e 30 neurônios.

A seguir serão apresentados os resultados de simulações obtidos com duas destas redes. A nomenclatura utilizada para a rede neural neste trabalho obedece o seguinte padrão: tipo da rede, quantidade de entradas, quantidade de neurônios da camada oculta e, por fim, a função de ativação. Como existem três classificadores na arquitetura adotada, logo a configuração de uma destas redes foi adotada para mais de um classificador.

Tabela 4.3: Arquitetura das Redes.

| Característica | MLP-E210-030-TGS | MLP-E210-020-TGS |
|----------------------------|-------------------------|-------------------------|
| Entrada | 210 | 210 |
| Camada Oculta | 30 | 20 |
| Camada de Saída | 2 | 2 |
| Função de Ativação | Tan-Sigmóide | Tan-Sigmóide |
| Épocas | 92 | 32 |
| Algoritmo de Treinamento | Rprop | Rprop |
| Tempo Total de Treinamento | 2seg. | 1seg. |
| % Treinamento | 55% | 55% |
| % Validação | 30% | 30% |
| % Testes | 15% | 15% |
| Dados de Entrada | 210 | 210 |

4.5.4 Resultados com a rede MLP-E210-030-TGS

Essa subseção destaca os testes e resultados obtidos com a rede neural MLP-E210-030-TGS. Preliminarmente, no decorrer das simulações realizadas, verificou-se a necessidade de, para a mesma arquitetura, simular várias vezes com o intuito de encontrar o melhor grupo de resultados e tentar buscá-los em simulações futuras.

A rede MLP-E210-030-TGS obteve os melhores resultados para classificação das falhas de contaminação do motor trifásico. Os resultados iniciais foram obtidos através de uma rede com 210 vetores de entrada, cada vetor contendo 101 pontos do gráfico do motor de indução. A Figura 4.21 ilustra o comportamento do erro quadrático durante o treinamento, validação e testes. O fim do treinamento ocorreu em 92 épocas, conforme comprova a janela da ferramenta *nprtool* na Figura 4.22.

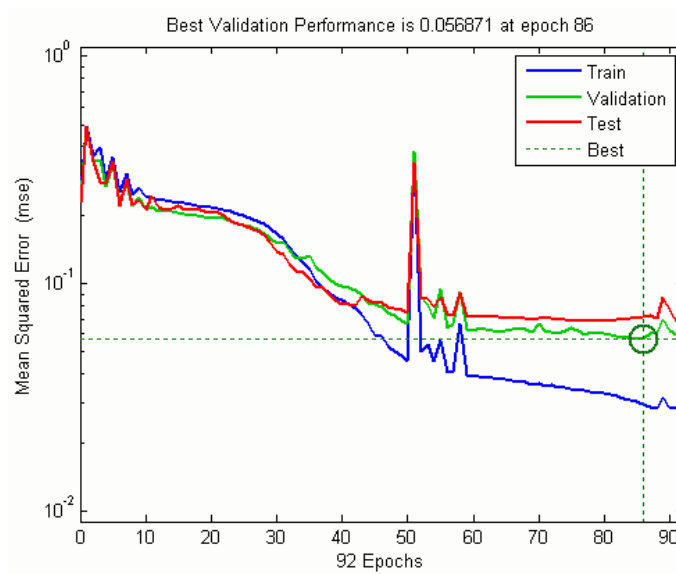


Figura 4.21: Desempenho do erro quadrático - MLP-E210-030-TGS.

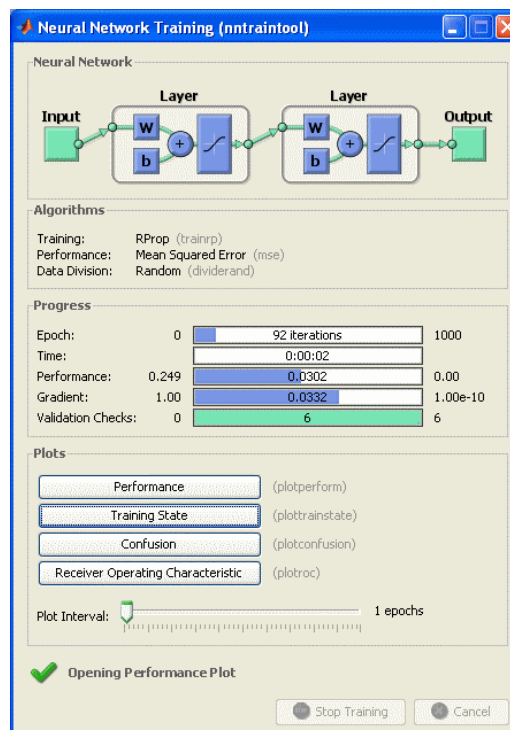


Figura 4.22: Janela de treinamento - MLP-E210-030-TGS.

No processo de treinamento é preciso observar com cuidado a taxa de erro quadrático médio (MSE - *Mean Squared Error*). É possível ocorrer que a generalização comece a degenerar, causando o problema de sobre-treinamento, ou seja, a rede perde a capacidade de generalização em virtude de sua especialização no conjunto de dados do treinamento.

O treinamento deve ser interrompido quando a rede apresentar uma boa capacidade de generalização. Portanto, deve-se encontrar um ponto ideal de parada com erro mínimo e capacidade de generalização máxima. Nestes treinamentos, o critério de parada antecipada ocorre quando o erro de validação tem seu valor aumentado por seis iterações consecutivas.

O treinamento da rede MLP-E210-030-TGS encerrou-se na iteração 92, conforme ilustra a Figura 4.21. Neste exemplo, o resultado é satisfatório uma vez que o erro quadrático médio final é pequeno, os erros do conjunto teste e do conjunto validação possuem características similares e o erro mínimo ocorreu na iteração 86.

4.5.5 Resultados com a rede MLP-E210-020-TGS

Essa subseção destaca os testes e resultados obtidos com a rede neural MLP-E210-020-TGS. Assim como na rede MLP-E210-030-TGS, diversas simulações foram realizadas com o intuito de encontrar o melhor grupo de resultados.

A rede MLP-E210-020-TGS apresentou o melhor desempenho para os classificadores da falha estatística e falha rotórica do motor de indução trifásico. Os resultados desta rede foram obtidos com 210 vetores de entrada, cada vetor contendo 101 pontos do gráfico do motor de indução. A Figura 4.23 ilustra o comportamento do erro quadrático durante o treinamento, validação e testes. O fim do treinamento ocorreu em 32 épocas, conforme comprova a janela da ferramenta *nprtool* na Figura 4.24.

O treinamento da rede MLP-E210-020-TGS encerrou na iteração 32, conforme ilustra a Figura 4.23. Neste treinamento, o resultado também foi satisfatório e o melhor desempenho de validação ocorreu na iteração 26.

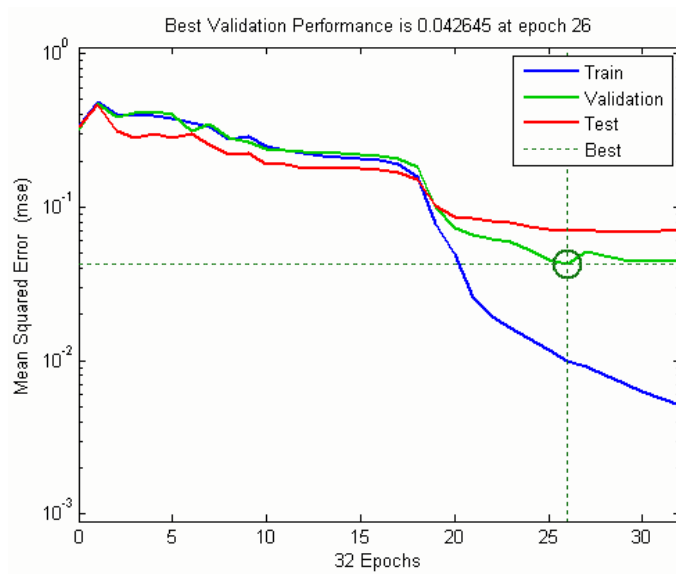


Figura 4.23: Desempenho do erro quadrático - MLP-E210-020-TGS.

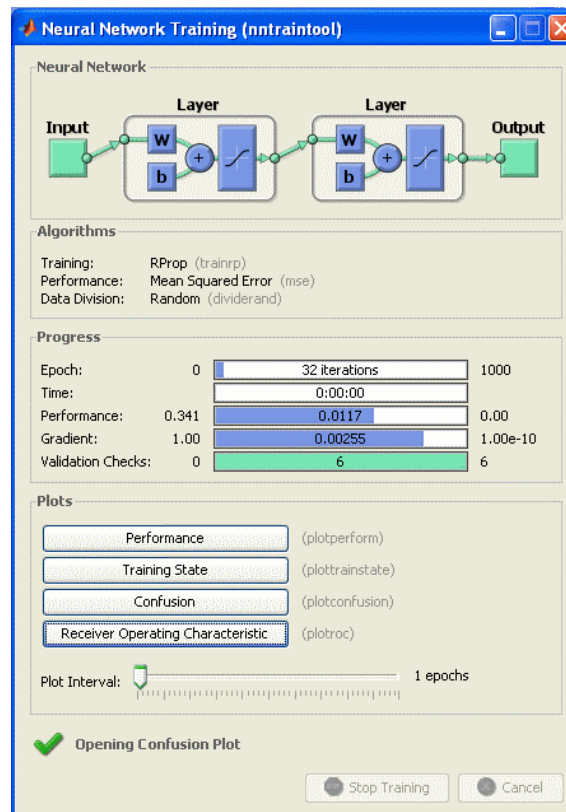


Figura 4.24: Janela de treinamento - MLP-E210-020-TGS.

4.5.6 Matriz-Confusão

A partir dos experimentos realizados com as redes neurais escolhidas foi gerada a matriz de confusão. A matriz de confusão indica o quanto o classificador de falhas confunde uma classe com outra. Esta tabela pode ser visualizada na tabela 4.4.

Os resultados da Tabela 4.4 revelam que a rede neural foi capaz de identificar todas as simulações que apresentavam falha rotórica, falha estatórica e simulação sem falhas. Quanto a falha de contaminação, os melhores percentuais de identificação foram por volta de 95%. A rede identificou três simulações que caracterizam-se como falha de contaminação como sendo ou falha rotórica ou falha estatórica. Apesar disto, os índices de reconhecimento estão bons.

Tabela 4.4: Matriz-Confusão.

| Classe | Falha Rotórica | Falha Estatórica | F. Contaminação | Normal |
|------------------|----------------|------------------|-----------------|--------|
| Falha Rotórica | 100,0% | 0% | 0% | 0% |
| Falha Estatórica | 0% | 100,0% | 0% | 0% |
| F. Contaminação | 3,8% | 1,9% | 94,3% | 0% |
| Normal | 0% | 0% | 0% | 100,0% |

Os resultados obtidos com os classificadores foram satisfatórios. Entretanto, certas aplicações necessitam resultados mais precisos. Nesse caso, é necessário otimizar e reconfigurar os elementos da rede a fim de obter melhores resultados, como por exemplo: aumentar o número de vetores de entrada, aumentar o número de vetores de treinamento, testar outros algoritmos de treinamento convenientes, otimizar os pesos e os "biases" da rede, entre outros.

A rede neural utilizou dados de entrada provenientes de simulações matemáticas computacionais. Apesar da confiabilidade do modelo adotado, dados reais reproduzem melhor o comportamento da máquina elétrica. Sendo assim, é considerado importante a realização de testes de reconhecimento de padrões de falhas com dados provenientes de um motor de indução trifásico real. Vale também salientar que, em um ambiente de simulação, os dados são obtidos diretamente do modelo computacional. Para utilizar dados reais, como torque, corrente e/ou tensão, é necessário uma série de procedimentos para a captura destes sinais, acarretando na instalação de sensores, conversores, entre outros.

As demais conclusões, considerações e futuros trabalhos são realizados no próximo capítulo.

4.6 Conclusão

Este capítulo apresentou a proposta e os resultados referente ao reconhecimento de padrões de falhas em motores trifásicos utilizando redes neurais. Foram realizadas inicialmente análises dos dados de simulação do motor, identificando a presença ou não de falhas de acordo com um padrão de curva definido. Em seguida, foi definido a estratégia de reconhecimento de padrões e apresentado os respectivos resultados. No capítulo subsequente serão discutidos as conclusões do trabalho e as sugestões de trabalho futuro.

Capítulo 5

Considerações Finais e Trabalhos Futuros

O diagnóstico de falhas em motores de indução é de extrema importância na área de automação industrial. A necessidade de diagnósticos cada vez mais eficientes, de efetuar atividades de manutenção em locais distantes, de pausas na produção que demandam custos motivaram o desenvolvimento desse trabalho. O diagnóstico de falhas através de técnicas de reconhecimento de padrões e a detecção de falhas através dos parâmetros do circuito equivalente ainda têm muito a evoluir.

O desenvolvimento de um sistema de diagnóstico de falhas requer uma base de dados para alimentá-lo. A solução ideal seria obter diversos modelos de motores de indução com diferentes características de potência, torque, velocidade, etc. Entretanto, é inviável a disposição de uma série de máquinas elétricas, e ainda, danificar estes motores para reproduzir dados específicos. Assim, um modelo dinâmico do motor de indução trifásico é desenvolvido.

A simples simulação de um motor de indução não é tão simples em virtude das especificações do fabricante serem aproximadas, e também, devido as características mecânicas da carga e do motor necessitarem ser atualizadas durante toda variação de carga. Assim, a simulação realista da máquina torna-se complicada. Nesse trabalho, foi utilizado a notação trifásica matricial e o programa Matlab®/Simulink® para desenvolvimento da simulação. No decorrer do trabalho foram expostas as equações e considerações envolvidas no modelo.

Outros programas podem ser utilizados para modelagem e simulação da máquina, como: *SimnonTM* e Octave. Segundo [Cad 2000], o Matlab®/Simulink® demonstra ser o programa mais indicado para essa tarefa de modelagem e simulação. Constata-se nesse trabalho que o Matlab®/Simulink® possui um tempo de simulação pequeno, mesmo utilizando notação matricial, possui um ambiente gráfico, com diagrama de blocos, que

possibilita a criação de rotinas totalmente interagidas com usuário, possibilita manipular grandezas complexas e a visualização de resultados pós-processamento é satisfatório. As desvantagens constatadas são que algumas tarefas não são totalmente executadas no ambiente Simulink®, sendo necessário auxílio do ambiente Matlab® para tal tarefa, como por exemplo, versatilidade na manipulação de variáveis de diversos gráficos em uma mesma janela, manipular diretamente grandezas complexas, sendo necessário o uso de "*S-Functions*", entre outras.

O método de diagnóstico de falhas explorado nessa dissertação pode ser usado como alternativa aos métodos tradicionais consagrados. São praticamente inexistentes pesquisas explorando esse tema relacionando as modificações dos parâmetros iniciais do circuito equivalente com as falhas elétricas e mecânicas do motor de indução. As análises realizadas mostram os impactos que ocorrem no comportamento dinâmico da máquina a partir das modificações de um ou mais parâmetros. Entretanto, essas análises foram realizadas somente no ambiente computacional, sendo necessários experimentos reais para examinar e verificar esses resultados, principalmente para relacionar algumas falhas específicas no rotor e no estator com as curvas de corrente, torque e tensão.

Uma vez estabelecidas as curvas normal e curvas falha do sistema, foi implementado um método de reconhecimento de padrões com redes neurais para identificar as falhas na máquina previamente estabelecidas. Foram utilizados três classificadores para realizar essa tarefa, convergindo para um elemento de fusão responsável por atestar se existe falha ou não e, caso positivo, informar qual categoria de falha.

De um modo geral, o método de reconhecimento de padrões mostrou-se eficiente na detecção de falhas, com uma taxa de cerca de 90% de acerto. Alguns dados foram classificados incorretamente devido a uma alta proximidade com a região de comportamento normal definida. Algumas curvas situaram-se quase completamente dentro dos limites aceitáveis, com alguns poucos pontos fora destes limites, dificultando a classificação correta destes pontos com as configurações utilizadas.

Os testes e resultados da simulação mostraram que a partir de uma rede neural multicamadas, com função sigmóide, com uma camada escondida e com poucas unidades neuronais, é possível obter um modelo classificatório razoavelmente preciso. Consequentemente, essa rede neural deve representar satisfatoriamente um modelo real.

O intuito do trabalho foi identificar algumas falhas no M.I.T. através do monitoramento dos gráficos de torque e corrente, utilizando os parâmetros do circuito equivalente para promover tais alterações de comportamento. Portanto, a modelagem do motor, a simulação, as análises através das modificações dos parâmetros do circuito equivalente e a modelagem da rede neural, convergiram a fim de atingir esse objetivo.

5.1 Trabalhos Futuros

Algumas análises não foram abordadas neste trabalho e posteriormente poderão ser contempladas para aprimoramento e estudos. Como sugestão para trabalhos futuros, pode-se citar:

- Analisar o comportamento dinâmico diretamente de um motor de indução real através de testes em laboratório e a partir de alterações dos parâmetros do circuito equivalente
- Realizar o aperfeiçoamento da modelagem da máquina elétrica, abordando variáveis não consideradas no modelo utilizado, como por exemplo, efeito térmico no motor, saturação da máquina, entre outros.
- Aprimorar e/ou acrescentar a relação dos grupos de falhas associados aos parâmetros do circuito equivalente da máquina.
- Conciliar um sistema *fuzzy* integrado ao método de reconhecimento de padrões utilizado, a fim de não ocorrer uma passagem de classificação abrupta entre as diversas falhas e a condição normal da máquina.
- Simular e comparar outros multi-classificadores com estratégias em série e série-paralelo ou diferentes algoritmos de treinamento heurísticos ou numérico para análise de desempenho.

Referências Bibliográficas

Anll K. Jain, Robert P.W. Duin & Jiachang Mao (2000), ‘Statistical pattern recognition: A review’, *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE* **22**.

Antônio de Pádua Braga, André Ponce de Leon F. de Carvalho, Teresa Bernarda Ludermir (2007), *Redes Neurais Artificiais - Teoria e Aplicações*, 2ª edição, LTC.

Bordon, Mário Eduardo (2004), Controlador Nebuloso de Arquitetura Simplifi a Estudo de Caso: Acionamento de Motor de Indução Trifásico, Tese de doutorado, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP.

Brito, Jorge Nei (2002), Desenvolvimento de um Sistema Inteligente Híbrido para Diagnóstico de Falhas em Motores de Indução Trifásico, Tese de doutorado, UNICAMP, Campinas, SP.

Cad, Marcelo Machado (2000), Estratégias de modelagem dinâmica e simulação computacional do motor de indução trifásico, Dissertação de mestrado, Universidade de São Paulo, São Carlos, SP.

Carcasi, Diodomiro Baldomero Luque (2005), Modelagem matemática para avaliação do comportamento elétrico de motores de indução trifásicos em regime permanente: Um modelo neural, Dissertação de mestrado, Universidade Estadual de Campinas, UNICAMP, Campinas,SP.

Chow, Bo Li. Gregory Goddu. Mo-Yuen (1997), ‘Knowledge based technique to enhance the performance of neural network based motor fault detectors’, *Industrial Electronics, Control and Instrumentation* **3**, 1113–1118.

Chow, M. Sharpe, R.N. Hung-J.C. (1992), ‘Design considerations for a motor fault detection artificial neural network’, *Industrial Electronics, Control, Instrumentation, and Automation* **3**, 1455–1459.

- da Silva, Sérgio Ferreira (2007), Identificação de torque de carga em motores de indução usando abordagem baseada em sistemas fuzzy, Dissertação de mestrado, Universidade de São Paulo, São Carlos, SP.
- Dabney, J.B., Harman T.L. (1998), *Mastering Simulink 2: Dynamic Simulation for MATLAB*, Prentice-Hall.
- El-Sharkawi, M.A. (1997), ‘Neural networks’ power’, *Potentials, IEEE* **15**(5), 12–15.
- Ematsu, Márcio Yoshikazu (2008), Análise espectral da corrente de partida de motores de indução para detecção de falhas nas barras do rotor, Dissertação de mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, SC.
- Filippetti, F., Franceschini G. Tassoni-C. (2000), ‘Recent developments of induction motor drives fault diagnosis using ai techniques’, *Industrial Electronics, IEEE transactions* pp. 994–1004.
- Fitzgerald, A. E., Charles Jr. Kingsley & S.D. Umans (2003), *Electric Machinery*, 6ª edição, McGraw-Hill, New York.
- Gao., X.Z. & S.J. Ovaska (2001), ‘Soft computing methods in motor fault diagnosis’, *Applied Soft Computing* **1**, 73–81.
- Gill., Paul (2009), *Electrical Power Equipment Maintenance and Testing*, 2ª edição, Hardcover.
- Guedes, Manuel Vaz (1994), O motor de indução trifásico - selecção e aplicação. Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto.
- Hamid A. Toliyat, Gerald B. Kliman (2004), *Handbook of Electric Motors*, 2ª edição.
- Han, Tian, Bo-Suk Yang, Won-Ho Choi & Jae-Sik Kim (2006), ‘Fault diagnosis system of induction motors based on neural network and genetic algorithm using stator current signals’, *International Journal of Rotating Machinery* pp. 1–13.
- Haykin, Simon (2001), *Redes Neurais - Princípios e prática*, 2ª edição, Bookman, Hamilton, Canadá.
- Iserman, Rolf (2006), *Fault-Diagnosis Systems - An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*, Springer.

- Kliman, G. B., Premerlani W.J. Koegl R. A. & D. Hoeweler (1996), 'A new approach to on-line fault detection in ac motors', *IEEE Industry Applications Soc. Annual Meeting Conf.* pp. 687–693.
- Morgan L. Barnes, Charles A. Gross (1995), 'Comparison of induction machine equivalent circuit models', *Proceedings of the Twenty-Seventh Southeastern Symposium on System Theory* pp. 14–17.
- Ong., Chee-Mun (1997), *Dynamic Simulation of Electric Machinery*, Prentice-Hall.
- Pereira, L.A., D. da Silva Gazzana & L.F.A. Pereira (2005), 'Motor current signature analysis and fuzzy logic applied to the diagnosis of short-circuit faults in induction motors', *Industrial Electronics Society* pp. 275–280.
- P.Pillay & z .xu (1996), 'Motor current signature analysis', *Industry Applications Conference* **1**, 587–594.
- Riedmiller M., H. Braun (1993), 'A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The rprop algorithm', *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks* .
- Rodríguez, Pedro Vicente Jover (2007), *Current, Force and Vibration-Based Techniques for Induction Motor Condition Monitoring*, Tese de doutorado, Helsinki University of Technology, Espoo, Finland.
- Subhasis Nandi, Hamid A. Toliyat & Xiaodong Li (2005), 'Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors - a review', *IEEE Transactions on Energy Conversion* **20**(4), 719–729.
- Thorsen, Olav Vaag & Magnus Dalva (1999), 'Failure identification and analysis for high-voltage induction motors in the petrochemical industry', *IEEE Transactions on Industry Applications* **35**(4), 810–818.
- Trzynadlowski, Andrzej (2001), *Control of induction motors*, Academic Press.
- Watanabe, Satoshi (1985), *Pattern Recognition: Human and Mechanical*, John Wiley Sons, Inc, New York, NY.