Universidade de São Paulo-USP ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Rodrigo Henrique Cunha Palácios

Aplicação de Técnicas Inteligentes com Análise no Domínio do Tempo para Reconhecimento de Defeitos em Motores de Indução Trifásicos

Rodrigo Henrique Cunha Palácios

Aplicação de Técnicas Inteligentes com Análise no Domínio do Tempo para Reconhecimento de Defeitos em Motores de Indução Trifásicos

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo como parte dos requisitos para a obtenção do título de Doutor em Ciências.

Área de concentração: Sistemas Dinâmicos

Orientador: Dr. Ivan Nunes da Silva Coorientador: Dr. Alessandro Goedtel AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO, POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Palácios, Rodrigo Henrique Cunha

Aplicação de Técnicas Inteligentes com Análise no Domínio do Tempo para Reconhecimento de Defeitos em Motores de Indução Trifásicos / Rodrigo Henrique Cunha Palácios; orientador Ivan Nunes da Silva; coorientador Alessandro Goedtel. São Carlos, 2016.

Tese (Doutorado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Área de Concentração em Sistemas Dinâmicos -- Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, 2016.

1. Motor de indução trifásico . 2. Reconhecimento de padrões. 3. Identificação de defeitos em motores. 4. Sistemas multiagentes. 5. Severidade do defeito. I. Título.

P153a

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: Engenheiro RODRIGO HENRIQUE CUNHA PALÁCIOS.

Título da tese: "Aplicação de técnicas inteligentes com análise do tempo para reconhecimento de defeitos em motores de indução trifásicos".

Resultado:

Data da defesa: 15/04/2016

Comissão Julgadora:

Prof. Associado **Ivan Nunes da Silva (Orientador)** (Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

Prof. Dr. **Edson Bim** (Universidade Estadual de Campinas/UNICAMP)

Prof. Dr. **Manoel Luis de Aguiar** (Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

Prof. Dr. **Wagner Tanaka Botelho** (Universidade Federal do ABC/UFABC)

Prof. Dr. Carlos Roberto Minussi
(Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho"/UNESP – Ilha
Solteira)

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica: Prof. Associado **Luis Fernando Costa Alberto**

Presidente da Comissão de Pós-Graduação: Prof. Associado **Paulo César Lima Segantine**



Agradecimentos

Primeiramente à Deus.

À minha esposa Daniela e aos meus Filhos, Mariana e João, por todo carinho, apoio e compreensão.

Aos professores do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, por todos os ensinamentos.

À Universidade Tecnológica Federal do Paraná - Campus Cornélio Procópio, pelo apoio na utilização da infraestrutura quando foi necessário e pela concessão do afastamento das atividades acadêmicas para a conclusão do doutorado.

Ao meu orientador, Ivan Nunes da Silva, pelos vários ensinamentos e apoio incondicional neste período de doutorado, considero um exemplo de professor e pesquisador.

Ao meu coorientador, Alessandro Goedtel, pela dedicação, orientação e apoio em todos os momentos da minha pesquisa, um exemplo de pesquisador sempre disposto a ajudar na formação de pesquisadores e profissionais.

Ao meu colega de doutorado, Wagner Fontes Godoy, pelo companheirismo e ajuda em todos os momentos desta jornada.

Aos meus colegas de laboratório, pelas várias ajudas nos momentos críticos da pesquisa, assim como aos colegas que cursaram disciplinas comigo.

Aos funcionários da Universidade de São Paulo, sempre solícitos quando precisei de vossas ajudas.

À CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) e a Fundação Araucária pelo auxílio financeiro concedido no período final da realização deste trabalho na forma de bolsa de estudos (Chamada Pública 13/2014).

Ao CNPq (Processo #552269/2011-5) e FAPESP (Processo #2011/17610-0) por apoiar financeiramente o desenvolvimento desta pesquisa.

À Escola de Engenharia de São Carlos (EESC/USP) que permitiu que eu concluísse os créditos e elaborasse esta tese de doutorado, por meio da sua estrutura física e de pessoal.



Resumo

Palácios, Rodrigo Henrique Cunha Aplicação de Técnicas Inteligentes com Análise no Domínio do Tempo para Reconhecimento de Defeitos em Motores de Indução Trifásicos. 187 p. Tese de doutorado — Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2016.

Os motores de indução trifásicos são os principais elementos de conversão de energia elétrica em mecânica motriz aplicados em vários setores produtivos. Identificar um defeito no motor em operação pode fornecer, antes que ele falhe, maior segurança no processo de tomada de decisão sobre a manutenção da máquina, redução de custos e aumento de disponibilidade. Nesta tese são apresentas inicialmente uma revisão bibliográfica e a metodologia geral para a reprodução dos defeitos nos motores e a aplicação da técnica de discretização dos sinais de correntes e tensões no domínio do tempo. É também desenvolvido um estudo comparativo entre métodos de classificação de padrões para a identificação de defeitos nestas máquinas, tais como: Naive Bayes, k-Nearest Neighbor, Support Vector Machine (Sequential Minimal Optimization), Rede Neural Artificial (Perceptron Multicamadas), Repeated Incremental Pruning to Produce Error Reduction e C4.5 Decision Tree. Também aplicou-se o conceito de Sistemas Multiagentes (SMA) para suportar a utilização de múltiplos métodos concorrentes de forma distribuída para reconhecimento de padrões de defeitos em rolamentos defeituosos, quebras nas barras da gaiola de esquilo do rotor e curto-circuito entre as bobinas do enrolamento do estator de motores de indução trifásicos. Complementarmente, algumas estratégias para a definição da severidade dos defeitos supracitados em motores foram exploradas, fazendo inclusive uma averiguação da influência do desequilíbrio de tensão na alimentação da máquina para a determinação destas anomalias. Os dados experimentais foram adquiridos por meio de uma bancada experimental em laboratório com motores de potência de 1 e 2 cv acionados diretamente na rede elétrica, operando em várias condições de desequilíbrio das tensões e variações da carga mecânica aplicada ao eixo do motor.

Palavras-chave: Motor de indução trifásico . Reconhecimento de padrões . Identificação de defeitos em motores . Sistemas multiagentes . Severidade do defeito.

Abstract

Palácios, Rodrigo Henrique Cunha Application of Intelligent Techniques with Analysis in Time Domain to Defect Recognition in Three-Phase Induction Motors. 187 p. Ph.D. Thesis – São Carlos School of Engineering, University of São Paulo, 2016.

The three-phase induction motors are the key elements of electromechanical energy conversion in a variety of productive sectors. Identify a defect in an operating motor can provide, before it fails, greater safety for decision making on machine maintenance, reduce costs and increase process availability. This thesis initially presents a literature review and the general methodology for reproduction of defects in the motors and the application of discretization technique of current and voltage signals in the time domain. It was also developed a comparative study of methods of pattern classification for the identification of defects has been developed in these machines, such as Naive Bayes, k-Nearest Neighbor, Support Vector Machine (Sequential Minimal Optimization), Artificial Neural Network (Multilayer Perceptron), Repeated incremental Pruning to Produce Error Reduction and C4.5 Decision Tree. Also applied the concept of Multi-Agent Systems (MAS) to support the use of multiple competing methods in a distributed manner to pattern recognition of faults in bearings, broken rotor bars and stator short-circuit in induction motors. Additionally, some strategies for the definition of the severity of the aforementioned defects in engines have been explored, including making an investigation of the influence of voltage unbalance in the machine feed for the determination of these anomalies. Experimental data are acquired from 1 and 2 cv motors under sinusoidal supply, operating in various unbalance conditions and under a wide range of mechanical load applied to the motor shaft.

Keywords: Three-phase induction motor . Pattern Recognition . Fault Detection . Multi-agent Systems . Fault Severity.

Lista de Ilustrações

Figura 2.1	Categorização de falhas em motores de indução	40
Figura 2.2	Percentuais de incidência dos tipos de falhas dos motores disponibili-	
	zado pela EPRI e IEEE	41
Figura 3.1	Reprodução de defeito distribuído relativa ao desgaste excessivo (GON-	
	GORA, 2013)	54
Figura 3.2	Rolamento desgastado acoplado ao rotor	55
Figura 3.3	Defeitos localizados com ranhuras nas pistas externa e interna (GON-	
	GORA, 2013)	55
Figura 3.4	Anel externo com defeito ocasionado por curto-circuito (GONGORA,	
	2013)	56
Figura 3.5	Deformidade na esfera do rolamento (GONGORA, 2013)	56
Figura 3.6	Rotores com quebra forçada das barras	57
Figura 3.7	MIT com estator rebobinado com taps	59
Figura 3.8	MITs em processo de rebobinamento	59
Figura 3.9	Bancada experimental utilizada nos ensaios com os MITs	60
Figura 3.10	Placas de condicionamento de sinais agregadas à bancada experimental.	61
Figura 3.11	Equipamento de aquisição de dados (DAQ) utilizado na bancada expe-	
	rimental	61
Figura 3.12	Torquímetro utilizado na bancada experimental	62
Figura 3.13	Diagrama de blocos demonstrando o processo de tratamento de dados	
	para entrada dos métodos classificadores	63
Figura 3.14	Modelo de entradas de dados: segmentação do sinal da corrente e da	
	tensão	64
Figura 4.1	Ilustração gráfica do método k -NN	70
Figura 4.2	Ilustração da geração do conjunto de regras do método RIPPER base-	
	ada em duas classes	72

Figura 4.3	Hiperplano de separação ótimo na linha amarela com seus hiperplanos de suporte em linha tracejada
Figura 4.4	A arquitetura da rede MLP (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010)
Figura 4.5	Desempenho dos métodos avaliados para defeitos no estator do motor de 1 cv (576 amostras para treinamento e validação) 83
Figura 4.6	Desempenho dos métodos avaliados para defeitos no rotor do motor de 1 cv (312 amostras para treinamento e validação)
Figura 4.7	Desempenho dos métodos avaliados para defeitos no rolamento do motor de 1 cv (216 amostras para treinamento e validação) 87
Figura 4.8	Desempenho dos métodos avaliados para defeitos no rolamento, rotor e estator combinados do motor de 1 cv (960 amostras para treinamento e validação)
Figura 4.9	Desempenho dos métodos avaliados com modelos treinados com dados do motor de 1 cv e validação com defeitos em motores de 2 cv (960
Figura 4.10	amostras para treino e 60 amostras para validação)
Figura 5.1	Arquitetura distribuída da plataforma de agentes JADE 100
Figura 5.2	Arquitetura interna de um agente da plataforma JADE 101
Figura 5.3	Fluxograma da funcionalidade global do SMA proposto
Figura 5.4	Diagrama de classes do SMA proposto
Figura 5.5	Ambiente de desenvolvimento Eclipse e ambiente gráfico programado
Figura 5.6	para manipulação do SMA proposto
rigura 5.0	RNA/MLP do agente estator
Figura 5.7	Gráfico comparativo entre comportamentos com os métodos SVM/SMO
Figure 5.9	e k -NN do agente rolamento
Figura 5.8	e k -NN do agente rotor
Figura 5.9	Gráfico comparativo entre comportamentos com os métodos RNA/MLP e k -NN do agente sem defeitos
Figura 5.10	Gráfico comparativo entre os comportamentos com os melhores resultados de classificadores dos agentes do sistema
Figura 5.11	Gráfico comparativo entre comportamentos de todos os agentes com os melhores casos de comportamento para defeitos de estator baseado na
	severidade

Figura 5.12	Gráfico comparativo entre comportamentos de todos os agentes com os melhores casos de comportamento para defeitos de rolamento baseado em tipo de defeito específico com dados do motor de 2 cv (Motor 3)	111
Figura 6.1	Discretização dos sinais das correntes que determina a composição da amostra de entrada dos métodos classificadores e estimadores de defeitos.	117
Figura 6.2	Fluxograma para demonstrar a funcionalidade do sistema de identificação de defeitos no estator e da sua severidade	119
Figura 6.3	Fluxograma para demonstrar a funcionalidade do sistema de identificação de defeitos no rotor e da sua severidade	121
Figura 6.4	Fluxograma para demonstrar a funcionalidade do sistema de identifi- cação de defeitos no rolamento e da sua severidade	122
Figura 6.5	Esquema geral dos testes para todos os defeitos investigados	123
Figura 6.6	Estimador de severidade com amostras defeituosas por meio de curto- circuito no estator do motor de 1 cv por meio de modelo treinado com dados de motor de 1 cv	127
Figura 6.7	Estimador de severidade com amostras defeituosas por meio de curto- circuito no estator do motor de 2 cv por meio de modelo treinado com dados de motor de 2 cv	
Figura 6.8	Estimador de severidade com amostras defeituosas por meio de curto- circuito no estator do motor de 1 cv por meio de modelo treinado com dados de motor de 2 cv	
Figura 6.9	Estimador de severidade com amostras defeituosas com barras quebradas no rotor do motor de 1 cv por meio de modelo treinado com dados de motor de 1 cv	142
Figura 6.10	Estimador de severidade com amostras defeituosas com barras quebradas no rotor do motor de 2 cv por meio de modelo treinado com dados de motor de 2 cv	
Figura 6.11	Estimador de severidade com amostras defeituosas com barras quebradas no rotor do motor de 1 cv por meio de modelo treinado com dados de motor de 2 cv	
Figura 6.12	Estimador de severidade com amostras defeituosas com desgaste no rolamento do motor de 1 cv por meio de modelo treinado com dados de motor de 1 cv	
Figura 6.13	Estimador de severidade com amostras defeituosas com desgaste no rolamento do motor de 2 cv por meio de modelo treinado com dados	
Figura 6.14	de motor de 2 cv	

Lista de Tabelas

Tabela 3.1	Características dos MITs utilizados nos experimentos	51
Tabela 3.2	Especificações do rolamento modelo SKF Explorer 6004 (NSK do Brasil,	
	2015)	52
Tabela 3.3	Limites das tensões e conjugado de carga para aquisição dos dados:	
	motores de 1 e 2 cv	60
Tabela 4.1	Tabela para interpretação da estatística Kappa (LANDIS; KOCH et al.,	
	1977)	80
Tabela 4.2	Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv (Motores	
	1e 2) com 30 entradas com corrente para defeito no estator	81
Tabela 4.3	Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 60	
	entradas com corrente e tensão para defeito no estator	81
Tabela 4.4	Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 150	
	entradas com corrente e tensão para defeito no estator	82
Tabela 4.5	Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 300	
	entradas com corrente e tensão para defeito no estator	82
Tabela 4.6	Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv (Motor 1)	
	com 30 entradas com corrente para defeito no rotor	83
Tabela 4.7	Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 60	
	entradas com corrente e tensão para defeito no rotor	84
Tabela 4.8	Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 150	
	entradas com corrente e tensão para defeito no rotor	84
Tabela 4.9	Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 300	
	entradas com corrente e tensão para defeito no rotor	85
Tabela 4.10	Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv (Motor 1)	
	com 30 entradas com corrente para defeito no rolamento	86
Tabela 4.11	Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 60	
	entradas com corrente e tensão para defeito no rolamento	86

Tabela 4.12	Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 150 entradas com corrente e tensão para defeito no rolamento	86
Tabela 4.13	Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 300	
	entradas com corrente e tensão para defeito no rolamento	87
Tabela 4.14	Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv (Motores 1	
	e 2) com 30 entradas com corrente para multiclassificação com defeitos	
	de estator, rotor e rolamento	88
Tabela 4.15	Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 60	
	entradas com corrente e tensão para multiclassificação com defeitos de	
	estator, rotor e rolamento	88
Tabela 4.16	Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 150	
	entradas com corrente e tensão para multiclassificação com defeitos de	
	estator, rotor e rolamento	89
Tabela 4.17	Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 300	
	entradas com corrente e tensão para multiclassificação com defeitos de	
	estator, rotor e rolamento	89
Tabela 4.18	Treinamento com dados do MIT de 1 cv (Motores 1 e 2) com defeitos	
	no rotor, estator, rolamento e sem defeitos, com respectiva validação	
	de dados com defeitos nas esferas do rolamento de um motor de $2\ {\rm cv}$	
	(Motor 3) utilizando como entrada um conjunto de 30 valores de $I_{a,b,c}$.	90
Tabela 4.19	Treinamento com dados com defeitos no rotor, estator, rolamento e	
	motor sem defeitos de motores com potência de 1 cv (Motores 1 e 2)	
	e validação de dados com defeitos na pistas externas do rolamento de	
	um motor de 2 cv (Motor 3) com entrada de um conjunto de 30 valores	
	de $I_{a,b,c}$	91
Tabela 4.20	Treinamento com dados de defeitos no rotor, estator, rolamento e motor	
	sem defeitos de 1 c v $({\rm Motores}~1~{\rm e}~2)$ e validação com dados de defeitos	
	no estator com curto-circuito de 1% de um motor de 2 cv (Motor 3)	
	com entrada de um conjunto de 30 valores de $I_{a,b,c}$	91
Tabela 4.21	Treinamento com dados de defeitos no rotor, estator, rolamento e motor	
	sem defeitos de 1 c v $({\rm Motores}\ 1$ e $2)$ e validação com dados de defeitos	
	no estator com curto-circuito de 10% de um motor de 2 cv (Motor 3)	
	com entrada de um conjunto de 30 valores de $I_{a,b,c}$	91
Tabela 4.22	Resumo de artigos publicados recentemente comparando com os resul-	
	tados desta pesquisa	94
Tabela 5.1	Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 1 cv (Motor	
100010 0.1	2) com defeitos de estator e comportamento baseado no método k -NN	
	· -	106

Tabela 5.2	Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 1 cv (Motor 2) com defeitos de estator e comportamento baseado no método
	RNA/MLP no agente estator
Tabela 5.3	Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 1 cv (Motor
	1) com defeitos de rolamento
Tabela 5.4	Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 1 cv (Motor
	1) com defeitos de rolamento
Tabela 5.5	Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 1 cv (Motor
	1) com defeitos de rotor
Tabela 5.6	Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 1 cv (Motor
	1) com defeitos de rotor
Tabela 5.7	Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 1 cv (Mo-
	tores 1 e 2) sem defeitos
Tabela 5.8	Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 1 cv (Mo-
	tores 1 e 2) sem defeitos
Tabela 5.9	Resultados de validação de lotes com 240 amostras do motor de 1 cv
	(Motores 1 e 2) com defeitos de estator, rolamento, rotor e sem defeito. 109
Tabela 5.10	Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 2 cv (Motor
	3) com defeitos de estator com curto-circuito de 1% , 3% , 5% e 10% 110
Tabela 5.11	Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 2 cv (Motor
	3) com defeitos no rolamento
Tabela 5 12	Resumo de artigos publicados recentemente comparando com os resul-
100010 0.12	tados desta pesquisa
	tados dosta posquisa.
Tabela 6.1	Resultados das classificações de defeitos no estator com amostras do
	motor de 1 c v com todas as situações propostas para modelo treinado
	com dados de uma máquina de 1 cv
Tabela 6.2	Resultados das classificações de defeitos no estator com amostras do
	motor de 2 c v com todas as situações propostas para modelo treinado
	com dados de uma máquina de 2 cv
Tabela 6.3	Resultados das classificações de defeitos no estator com amostras do
	motor de 1 cv com todas as situações propostas para modelo treinado
	com dados de uma máquina de 2 cv
Tabela 6.4	Testes para estimar a severidade do defeito no estator de MITs de $1~{\rm cv}$
	a partir de modelo treinando com dados de motor de 1 cv
Tabela 6.5	Testes para estimar a severidade do defeito no estator de MITs de $2~{\rm cv}$
	com modelo treinando com dados de motor de 2 cv
Tabela 6.6	Testes para estimar a severidade do defeito no estator de MITs de 1 cv
	com modelo treinando com dados de motor de 2 cv

Tabela 6.7	Testes com SMA para identificar a severidade de 1% de curto-circuito no estator do MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv
Tabela 6.8	Testes com SMA para identificar a severidade de 3% de curto-circuito no estator do MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv
Tabela 6.9	Testes com SMA para identificar a severidade de 5% de curto-circuito no estator do MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv
Tabela 6.10	Testes com SMA para identificar a severidade de 10% de curto-circuito no estator do MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv
Tabela 6.11	Testes com SMA para identificar a severidade de 1% de curto-circuito no estator do MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv
Tabela 6.12	Testes com SMA para identificar a severidade de 3% de curto-circuito no estator do MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv
Tabela 6.13	Testes com SMA para identificar a severidade de 5% de curto-circuito no estator do MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv
Tabela 6.14	Testes com SMA para identificar a severidade de 10% de curto-circuito no estator do MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv
Tabela 6.15	Testes com SMA para identificar a severidade de 1% de curto-circuito no estator do MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tabela 6.16	Testes com SMA para identificar a severidade de 3% de curto-circuito no estator do MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de	
Tabela 6.17	2 cv	
Tabela 6.18	2 cv	
Tabela 6.19	Testes com um único modelo multiclassificador para identificar a severidade do defeito no estator de MITs de 1 cv com modelo treinando com dados de motor de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de	
Tabela 6.20	tensão na alimentação	
Tabela 6.21	tensão na alimentação	
Tabela 6.22	tensão na alimentação	
Tabela 6.23	Testes para identificar falha no rotor de MITs de 2 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação	
Tabela 6.24	Testes para identificar falha no rotor de MITs de 1 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação	
Tabela 6.25	Testes para estimar a severidade de MITs com defeitos no rotor de 1 cv com modelo treinando com dados de motor de 1 cv	
Tabela 6.26	Testes para estimar a severidade de MITs com defeitos no rotor de 2 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv	
Tabela 6.27	Testes para estimar a severidade de MITs com defeitos no rotor de 1 cy com modelo treinando com dados de motor de 2 cy	

Tabela 6.28	Testes com SMA para identificar a severidade de 1 B no rotor de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv	145
Tabela 6.29	Testes com SMA para identificar a severidade de 2 B no rotor de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv	145
Tabela 6.30	Testes com SMA para identificar a severidade de 4 B no rotor de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv	146
Tabela 6.31	Testes com SMA para identificar a severidade de $2 2$ B no rotor de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv	146
Tabela 6.32	Testes com SMA para identificar a severidade de 1 B no rotor de MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv	147
Tabela 6.33	Testes com SMA para identificar a severidade de 2 B no rotor de MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv	147
Tabela 6.34	Testes com SMA para identificar a severidade de 4 B no rotor de MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv	148
Tabela 6.35	Testes com SMA para identificar a severidade de $2 2$ B no rotor de MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv	148
Tabela 6.36	Testes com SMA para identificar a severidade de 1 B no rotor de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv	149
Tabela 6.37	Testes com SMA para identificar a severidade de 2 B no rotor de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv	149
Tabela 6.38	Testes com SMA para identificar a severidade de 4 B no rotor de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv	150
Tabela 6.39	Testes com SMA para identificar a severidade de 2 2 B no rotor de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv	150

Tabela 6.40	Testes com um único modelo multiclassificador para identificar a seve-	
	ridade da falha no rotor de MITs de 1 cv com modelo treinando com	
	dados de motor de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão	1 - 1
TT 1 1 0 44	na alimentação	151
Tabela 6.41	Testes com um único modelo multiclassificador para identificar a seve-	
	ridade da falha no rotor de MITs de 2 cv com modelo treinando com	
	dados de motor de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão	150
TD-1 -1 - C 40	na alimentação.	132
Tabela 6.42	Testes com um único modelo multiclassificador para identificar a seve-	
	ridade da falha no rotor de MITs de 1 cv com modelo treinando com	
	dados de motor de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação	159
Tabola 6.43	Resultados das classificações de falha no rolamento das amostras do	102
Tabela 0.45	motor de 1 cv com todas as situações propostas para modelo treinado	
	com dados de uma máquina de 1 cv	154
Tabela 6 44	Resultados das classificações de falha no rolamento das amostras do	101
100010 0.11	motor de 2 cv com todas as situações propostas para modelo treinado	
	com dados de uma máquina de 2 cv	154
Tabela 6.45	Resultados das classificações de falha no rolamento das amostras do	
	motor de 1 cv com todas as situações propostas para modelo treinado	
	com dados de uma máquina de 2 cv	155
Tabela 6.46	Testes para estimar a severidade de MITs com defeitos no rolamento	
	de 1 cv com modelo treinando com dados de motor de 1 cv	155
Tabela 6.47	Testes para estimar a severidade de MITs com defeitos no rolamento	
	de 2 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv	156
Tabela 6.48	Testes para estimar a severidade de MITs com defeitos no rolamento	
	de 1 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv	157
Tabela 6.49	Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de	
	15 minutos no rolamento de MIT de 1 cv separado por faixas de dese-	
	quilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados	
	de motor de 1 cv	158
Tabela 6.50	Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de	
	30 minutos no rolamento de MIT de 1 cv separado por faixas de dese-	
	quilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados	
	de motor de 1 cv	159
Tabela 6.51	Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de	
	60 minutos no rolamento de MIT de 1 cv separado por faixas de dese-	
	quilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados	
	de motor de 1 cy	160

Tabela 6.52	Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 90 minutos no rolamento de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv	160
Tabela 6.53	Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 15 minutos no rolamento de MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv	161
Tabela 6.54	Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 30 minutos no rolamento de MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv	161
Tabela 6.55	Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 60 minutos no rolamento de MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv	162
Tabela 6.56	Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 90 minutos no rolamento de MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv	162
Tabela 6.57	Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 15 minutos no rolamento de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv	163
Tabela 6.58	Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 30 minutos no rolamento de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv	163
Tabela 6.59	Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 60 minutos no rolamento de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv	164
Tabela 6.60	Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 90 minutos no rolamento de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.	164

Tabela 6.61	Testes com um único modelo multiclassificador para identificar a seve-	
	ridade do desgaste do rolamento de MITs de 1 c v com modelo treinando	
	com dados de motor de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de	
	tensão na alimentação	. 165
Tabela 6.62	Testes com um único modelo multiclassificador para identificar a seve-	
	ridade do desgaste do rolamento de MITs de 2 c v com modelo treinando	
	com dados de motor de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de	
	tensão na alimentação	. 166
Tabela 6.63	Testes com um único modelo multiclassificador para identificar a seve-	
	ridade do desgaste do rolamento de MITs de 1 cv com modelo treinando	
	com dados de motor de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de	
	tensão na alimentação	. 166
Tabela 6.64	Resumo de artigos publicados recentemente comparando com os resul-	
	tados desta pesquisa em relação à exploração da severidade dos defeitos	
	em MITs	. 168

Lista de Abreviaturas

1 B	1 barra quebrada no rotor
2 B	2 barras quebradas consecutivas no rotor
4 B	4 barras quebradas consecutivas no rotor
2 2 B	2 barras quebradas consecutivas no rotor diametralmente opostas a outras
	2 barras quebradas
ANFIS	Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems
AG	Algoritmo Genético
CFT	Continuous Fourier Transform
cv	Cavalo-Vapor
DAQ	Data Acquisition
ddp	Diferença de Potencial

DF Directory Facilitator
DFT Discrete Fourier Transform

DPS Distributed Problem Solving

EPRI Electric Power Research Institute

 ${\bf FFT} \qquad \textit{Fast Fourier Transform}$

FIPA Foundation for Intelligent Physical Agents

FMM Rede Neural Fuzzy Min-Max
 FPGA Field Programmable Gate Array
 FSVM Fuzzy Support Vector Machine

hp Horse-Power

Hz hertz

ICA Independent Component Analysis

IEEE Institute of Electric and Electronic Engineers

IREP Incremental Reduced Error Pruning

 ${\tt JADE} \quad \textit{Java Agent Development Framework}$

JRE Java Run-time Environment

JVM Java Virtual Machine

k-NN k-Nearest Neighbors

LDA Linear Discriminent Analysis

MAS Multi-Agent Systems

MCSA Método de análise da assinatura de corrente

 $\begin{array}{ll} \mathrm{MDL} & \mathit{Minimal\ Description\ Length} \\ \mathrm{MIT} & \mathrm{Motor\ de\ Indução\ Trifásico} \end{array}$

MLP Multilayer Perceptron

MPC Modelos Preditivos de Controle

NB Naive BayesN.m Newton-metroNN Nearest Neighbor

PAI Parallel Artificial Inteligence
PCA Principal Component Analysis

PQ Programação Quadrática

QDA Quadratic Discriminant Analysis

RF Random Forest

RIP RIPPER

RIPPER Repeated Incremental Pruning to Produce Error Reduction

RMI Remote Method Invocation

 $\begin{array}{ll} {\rm RMS} & Root\ Mean\ Square \\ {\rm RNA} & {\rm Rede\ Neural\ Artificial} \end{array}$

rpm Rotações por minuto

SIAA Sistema Imunológico Adaptativo Artificial

SMA Sistemas Multiagentes

SMO Sequential Minimal Optimization

SVM Support Vector Machine
USB Universal Serial Bus

VTB Virtual Test Bed - Ambiente computacional para simulação de sistemas

WEKA Waikato Environment for Knowledge Analysis

Lista de Símbolos

$V_{a,b,c}$	Tensões das fases a, b e c
$I_{a,b,c}$	Correntes das fases a, b e c
f	Frequência em Hz
Δ_i	Partições de eixos independentes no método classificador k -NN
n_i	Quantidade de amostras em Δ_i
N	Total de pontos de dados do cálculo da função de densidade da
	probabilidade no k -NN
p_i	Função de densidade da probabilidade é avaliada para cada das
	partições no k -NN
d(X,Y)	Distância Euclidiana
p	Amostras da poda positiva do método RIPPER
v	Poda do método RIPPER
v^*	Poda melhorada do método RIPPER
n	Amostras da poda negativa do método RIPPER
P	Número total de amostras positivas do método RIPPER
N	Número total de amostras negativas do método RIPPER
R	Conjunto de regras do método RIPPER
R'	Conjunto de regras após adição de características candidatas do método
	RIPPER
C_i	Classes de um conjunto de treinamento utilizadas no método C4.5
I(X)	Entropia da informação do nó utilizada no método C4.5
$f(C_i, X)$	Número de classes pertencentes ao conjunto de treinamento \boldsymbol{X}
	utilizado no método C4.5
S_j	Subconjuntos de treinamento utilizado no método C4.5
G	Ganho da informação utilizado no método C4.5
I_e	Entropia da informação esperada utilizada no método C4.5
SI	Informação dividida utilizada no método C4.5
GT	Taxa de ganho utilizada no método C4.5

argmax	Argumento do máximo - é o valor máximo alcançado de um conjunto
	de pontos de um argumento por um função
C	Classe de um conjunto de dados utilizada no Naive Bayes e constante que
	representa o limiar do erro no SVM
E	Instâncias de testes não classificadas no Naive Bayes
ω	Vetor normal ao hiperplano do SVM
λ	Multiplicador de Lagrange aplicado no SVM
X_n	Entrada referente à RNA
$W_{ji}^{(L)}$	Matrizes de pesos cujos elementos denotam o valor do peso sináptico
	conectado o j -ésimo neurônio da camada L ao i -nésimo neurônio
	da camada $(L-1)$
E(k)	Função erro quadrático em relação ao k -ésimo padrão de treinamento
	da RNA
E_M	Erro quadrático médio da RNA
$I_{ji}^{(L)}$	Vetores cujos elementos denotam a entrada ponderada em relação ao
	$j\text{-}\acute{\text{e}}\text{simo}$ neurônio da camada L da RNA
$Y_j^{(L)}$	Vetores cujos elementos denotam a saída do j -ésimo neurônio em relação
	à camada L da RNA
ns	Representa o número total de saídas da RNA

Sumário

1	Int	rodução	35
	1.1	Motivação e Relevância do Trabalho	35
	1.2	Objetivos e Contribuições	37
	1.3	Organização do Trabalho	38
2	Asp	pectos Relacionados à Identificação de Defeitos em MITs	39
	2.1	Introdução	39
	2.2	Defeitos no Rolamento	41
	2.3	Defeitos no Rotor	43
	2.4	Defeitos no Estator	45
	2.5	Sistemas para Identificação de Múltiplos Defeitos	47
	2.6	Conclusão do Capítulo	49
3	Bar	ncada Experimental, Aquisição e Tratamento dos Dados	51
	3.1	Introdução	51
	3.2	Reprodução de Defeitos nos Motores	51
		3.2.1 Defeitos no Rolamento	52
		3.2.2 Barras Quebradas no Rotor	56
		3.2.3 Curto-Circuito no Estator	58
	3.3	Bancada Experimental, Geração e Tratamento dos Dados	60
	3.4	Conclusão do Capítulo	64
4	Sist	temas Inteligentes Aplicados à Identificação de Defeitos em MIT	65
	4.1	Introdução	65
	4.2	Identificadores de Padrões	68
		4.2.1 k -Nearest Neighbors Classifier	69
		4.2.2 RIPPER	70
		4.2.3 C4.5 Decision Tree	72

		4.2.4	Naive Bayes	74	
		4.2.5	Support Vector Machine	74	
		4.2.6	Redes Neurais Artificiais	76	
	4.3	Resultados Experimentais			
		4.3.1	Resultados Experimentais de Treinamento e Validação com Moto-		
			res de 1 cv	80	
		4.3.2	Resultados Experimentais com Treinamento de Motor de 1 cv e		
			Validação com Dados do Motor de 2 cv	90	
	4.4	Concl	usão do Capítulo	93	
5	Uma Abordagem com Sistemas Multiagentes para Detecção de De-				
	feit	os em	MIT	95	
	5.1	Introd	lução	95	
	5.2	Conce	eitos de Sistemas Multiagentes	96	
		5.2.1	Agentes Inteligentes	96	
		5.2.2	Sistemas Multiagentes	. 97	
	5.3	O Sistema Multiagente Proposto			
	5.4	Resultados Experimentais			
	5.5	Concl	usão do Capítulo	111	
6	Est	Estratégias para Detecção da Severidade de Defeitos em MITs 11			
	6.1	Introd	lução	115	
	6.2	Metod	dologia Aplicada para Apurar a Severidade de Defeitos no Estator,		
		Rotor e Rolamento em MIT		117	
	6.3	Resultados Experimentais		123	
		6.3.1	Resultados da Identificação de Defeitos e Severidades no Estator .	123	
		6.3.2	Resultados da Identificação de Defeitos e Severidades no Rotor $$	138	
		6.3.3	Resultados da Identificação de Defeitos e Severidades no Rolamente	o153	
	6.4	Concl	usão do Capítulo	167	
7	Cor	onclusões Gerais, Diretivas Futuras e Produções Científicas			
	7.1	Concl	usões Gerais	169	
	7.2	Diretivas Futuras			
	7.3	Produ	ıções Científicas	172	
		7.3.1	Artigos Publicados em Periódicos	172	
		7.3.2	Artigos Publicados em Conferências Internacionais	172	
		7.3.3	Artigos Publicados em Conferências Nacionais	173	

175

Referências

Introdução

1.1 Motivação e Relevância do Trabalho

Os Motores de Indução Trifásicos (MITs) são utilizados com frequência nos mais diversos setores industriais, tais como nas indústrias químicas, centrais nucleares, fábricas de papel, sistemas de refrigeração de água e indústrias de mineração. Esta máquina tem como característica o baixo custo de aquisição e manutenção, adaptação frente a diversas cargas mecânicas e robustez em ambientes agressivos (SUETAKE; SILVA; GOEDTEL, 2011; IRFAN et al., 2015).

Os MITs consomem mais de 60% da energia elétrica no setor industrial (HAJIAN et al., 2010) e são o principal meio de transformação de energia elétrica em mecânica motriz (GOEDTEL; SILVA; SERNI, 2007). Como qualquer outra máquina elétrica, esta necessita de uma manutenção adequada, uma vez que as suas falhas podem prejudicar os processos produtivos e causar prejuízos de grande ordem em processos industriais. Assim, pode-se considerar que a lucratividade de um processo também é baseada na manutenção dos seus equipamentos.

Devido ao uso generalizado de automação na indústria e consequente redução da interface direta homem-máquina para supervisionar operações nos sistemas, o monitoramento das condições de motores tem grande importância no processo. A observação das máquinas em funcionamento é a tendência para fins de detecção, análise, prevenção e correção de problemas. Tal procedimento é usado com a principal finalidade de aumentar a disponibilidade da máquina, reduzindo danos operacionais, aumentando a vida útil e a consequente redução de custos (BARZEGARAN; MAZLOOMZADEH; MOHAMMED, 2013).

As técnicas de Modelos Preditivos de Controle (MPC) são pesquisadas desde a década de 70 em decorrência da evolução da manutenção preventiva (MIRSHAWKA, 1991; KWONG, 2007). Os programas tradicionais de manutenção têm como objetivo implementar os serviços de rotina de toda a maquinaria e respostas rápidas as falhas inesperadas. Em contrapartida, um programa de manutenção preditiva estabelece tarefas específicas de manutenção, minimizando as falhas inesperadas.

Em Pinto e Nascif (2002) e Souza (2009), é definida a manutenção preditiva como a técnica que indica as condições reais de funcionamento das máquinas com análise em dados que informam os seus desgastes ou processos de degradação. Tal técnica pode ser adaptada para um modelo não invasivo que indique a condição atual de funcionamento do processo baseado em coleta de informações mecânicas, elétricas e eletromagnéticas dos equipamentos.

Os MITs podem apresentar falhas de funcionamento que são divididas em dois grandes grupos: falhas elétricas e falhas mecânicas. Dentre as falhas elétricas, destacam-se os problemas relativos aos enrolamentos do estator, enrolamentos do rotor (presentes em alguns modelos de motores), barras quebradas no rotor, anéis quebrados no rotor, conexões, entre outras (YEH; DEMERDASH, 2007). As falhas mecânicas podem ser oriundas de problemas de rolamentos, excentricidade, desgaste de acoplamento, desalinhamento, entre outros (SINGH; KAZZAZ, 2003). De acordo com Konar e Chattopadhyay (2011) e Ertunc, Ocak e Aliustaoglu (2013), os rolamentos, os rotores e os estatores são responsáveis por 78-88% de incidência de falhas em MITs.

Quando o motor começa a apresentar problemas, algumas mudanças podem ser notadas no seu funcionamento, tais como: variação de temperatura (GARCIA-RAMIREZ et al., 2014), sinais associados à vibrações mecânicas (BAYRAM; SEKER, 2015), ruído audível (GARCIA-PEREZ et al., 2012), variação comportamental do campo eletromagnético (SPRO-OTEN; MAUN, 2009) e distúrbios na corrente do estator (ROSHANFEKR; JALILIAN, 2015; D'ANGELO et al., 2014).

A interpretação destas alterações de comportamento do motor supracitadas pode ser realizada por meio de técnicas exploradas na literatura. Por exemplo, as técnicas inteligentes são comumente utilizadas para identificação de falhas em motores como pode ser observado em Sreejith, Verma e Srividya (2008), Samanta e Al-Balushi (2003), Seera et al. (2012), Ghate e Dudul (2009) e Soualhi, Clerc e Razik (2013). O emprego da técnica de análise dos elementos finitos e análise estatística também são abordadas na literatura para o reconhecimento de tais problemas em máquinas, conforme apresentados em Immovilli et al. (2013) e Jin et al. (2014). Há também propostas metodológicas para o emprego de técnicas híbridas, conforme visto em Boukra, Lebaroud e Clerc (2013), na qual os autores propuseram a composição de Redes Neurais Artificiais (RNAs) e métodos estatísticos para a classificação de falhas em motores elétricos.

Alguns métodos fundamentados na análise do sinal de corrente dos motores são baseados no espectro de frequências específicas, as quais são características de cada defeito (BLODT et al., 2008). Entretanto, problemas relacionados à qualidade de energia elétrica, cujo conteúdo harmônico é resultante da alimentação de cargas não lineares na mesma rede elétrica, pode influenciar a análise destes dados e ser interpretado como defeitos mecânicos, conforme observado no trabalho de Seera et al. (2012). Assim, o quê comumente se aplica nos setores produtivos é a análise de vibrações mecânicas ou a associação de duas

análises: vibrações mecânicas e o espectro do sinal de corrente de alimentação de motores. De acordo com Gandhi, Corrigan e Parsa (2011), qualquer defeito é um desequilíbrio que se reflete nas quantidades físicas, como o conjugado, o fluxo magnético do entreferro, as correntes do estator, entre outros. Ao analisar estes sinais, estas falhas incipientes podem ser detectadas.

Visando contribuir para o desenvolvimento da área de identificação de falhas em MIT, este trabalho propõe o emprego de técnicas para classificação de padrões de falhas em MITs, incluindo a aplicação de Sistema Multiagente (SMA), que identifica defeitos de estator, rotor e rolamentos, tendo como parâmetros de entrada as tensões e/ou correntes trifásicas da alimentação da máquina conectada diretamente à rede trifásica. Para ter uma maior exatidão do comprometimento de cada defeito, propõe-se ainda algumas metodologias para estimar a sua severidade. O pré-processamento dos sinais consideram o domínio do tempo por meio da discretização, na qual as técnicas compreendem o comportamento da amplitude em regime senoidal.

A fim de aproximar as condições dos testes com uma aplicação real na indústria, os dados utilizados neste trabalho são reproduções e originados de motores com potências de 1 e 2 cv, pertencentes a uma bancada experimental composta por instrumentos de medição e equipamentos para inserção de adversidades nas condições de funcionamento de um motor, tais como: desequilíbrio assimétrico das tensões e a aplicação de ampla variação da carga no eixo do motor.

As ferramentas utilizadas para a implementação dos testes nesta pesquisa foram o MATLAB, o ambiente de simulação WEKA e a linguagem de programação JAVA em conjunto com o *framework* JADE. Os dados obtidos na bancada experimental foram mantidos em arquivos textos e organizados logicamente.

A identificação prematura de defeitos visa conferir maior segurança nos processos de tomada de decisões, com possibilidade de redução do custo de manutenção no motor, aumentando a disponibilidade de operação em campo.

1.2 Objetivos e Contribuições

Os objetivos desta pesquisa consistem na investigação, desenvolvimento e validação de arquiteturas inteligentes, aplicadas na identificação de defeitos em MITs. Nesse contexto, especificamente, esta tese é pautada em:

Utilizar técnica de pré-processamento, no domínio do tempo, das tensões e correntes
do motor capaz de compor a etapa do processo de identificação de defeitos nos MITs
com acionamento direto na rede elétrica;

L	Identificar as	melhores téc	enicas intelig	gentes para	compor a	arquitetura	multiage	ente
	proposta, nes	te caso são u	tilizadas as 1	técnicas de	RNAs, sist	temas basead	los em ár	vo-

res de decisão, regras, vetores de suporte, teorema de Bayes e baseada na vizinhança;

- ☐ Desenvolver um SMA para diagnosticar falhas incipientes no estator, barras do rotor e rolamentos de um MIT a partir de dados extraídos da corrente elétrica do estator;
- ☐ Desenvolver estratégias alternativas para identificar a severidade de defeitos no estator, rotor e rolamento em MITs;
- ☐ Testar e validar as técnicas empregadas em diversos processos de defeitos e em adversidades relacionadas à qualidade da energia elétrica como o desequilíbrio de fases na alimentação da máquina e variação de carga no eixo do motor.

1.3 Organização do Trabalho

No Capítulo 1 são apresentadas a introdução e a revisão bibliográfica relacionadas às falhas ocorrentes em MITs. A revisão bibliográfica é organizada baseada em tipos de falhas e métodos utilizados. Complementando, foram também discutidos aspectos relativos aos objetivos, motivação e relevância da tese.

No Capítulo 2 é apresentada uma revisão bibliográfica com aspectos relacionados à identificação de defeitos em MITs.

No Capítulo 3 a bancada experimental é apresentada assim como a metodologia para construção de defeitos nos motores, aquisição dos dados e os seus respectivos tratamentos.

No Capítulo 4 é apresentado um levantamento de métodos classificadores de padrões e as suas aplicações para a identificação de falhas incipientes em motores. Ao final, são apresentados testes de classificação com os métodos inteligentes pautado em dados experimentais.

No Capítulo 5 são discutidos os aspectos fundamentais relacionados aos SMAs, assim como a aplicação desta técnica na resolução de problemas relacionados à identificação de defeitos em MITs. São demonstrados ainda a metodologia aplicada nos testes para este trabalho, bem como a apresentação dos resultados experimentais.

No Capítulo 6 são apresentadas novas estratégias para identificar a severidade dos defeitos de estator, rotor e rolamento em MITs, assim como os resultados com testes experimentais realizados.

Por fim, no Capítulo 7 são apresentadas as conclusões gerais, as diretivas de investigação em trabalhos futuros e as produções científicas associadas a este trabalho de doutorado.

Aspectos Relacionados à Identificação de Defeitos em MITs

2.1 Introdução

Os MITs são os principais meios de transformação de energia elétrica em mecânica motriz na indústria, pois apresentam baixo custo e robustez (GODOY et al., 2015). Entretanto, mesmo sendo robustas, estas máquinas estão sujeitas à falhas. De acordo com Bellini et al. (2008), estas falhas podem afetar diretamente o desempenho da máquina.

A construção do MIT tem por base a distribuição senoidal simétrica nos enrolamentos do estator e do rotor (KRAUSE; WASYNCZUK; SUDHOFF, 1995). Conforme (KRISHNAN, 2001; FITZGERALD; JR.; UMANS, 2006), quando um conjunto de correntes trifásicas simétricas defasadas de 120 graus é injetado nos enrolamentos do estator também defasados de 120 graus tem-se um campo magnético girante constante o qual se desloca a velocidade angular igual à frequência de alimentação. Neste caso, o cálculo do conjugado em regime permanente leva em consideração os parâmetros elétricos do motor pela análise do circuito equivalente (KRAUSE; WASYNCZUK; SUDHOFF, 1995; KRISHNAN, 2001; FITZGERALD; JR.; UMANS, 2006).

Quando a alimentação elétrica do motor não é equilibrada, o vetor campo girante apresenta uma característica pulsante na qual depende da amplitude do desequilíbrio entre as fases da tensão elétrica. De acordo com Oliveira (2011), quando o MIT é alimentado por tensões desequilibradas, deve-se considerar os componentes de sequência inversa da tensão associando um campo girante de mesma frequência com sentido de rotação inverso àquele da sequência direta. Tal fenômeno é decorrente dos problemas de qualidade de energia na rede de alimentação do motor.

A qualidade da energia elétrica é um fator importante em todos os segmentos industriais e de serviços, pois garante a competitividade no mercado e evita possíveis prejuízos (BOLLEN et al., 2009). Para avaliar o quanto um sistema está operando fora de suas condições normais, duas grandezas elétricas básicas são avaliadas: a tensão e a frequência.

Três aspectos principais devem ser observados na tensão: a forma de onda, que deve ser mais próxima possível de uma senoide, a simetria do sistema elétrico e as magnitudes das tensões dentro de limites aceitáveis (OLESKOVICZ et al., 2006).

Os motores elétricos de indução trifásicos estão sujeitos a problemas na alimentação de energia elétrica, destacando-se os relacionados com desequilíbrio de tensão. Este fenômeno de energia elétrica pode ocasionar várias consequências indesejadas, tais como, vibração excessiva do motor, sobreaquecimento, baixa eficiência energética e variação excessiva do torque eletromagnético, ocasionando redução na vida útil da máquina ou até provocando algum tipo de falha.

As falhas que afetam o funcionamento dos MITs são divididas em dois grupos: elétricas e mecânicas. Na Figura 2.1 é apresentado um diagrama em blocos dos principais tipos de falhas. As falhas elétricas são habitualmente relativas aos problemas no enrolamento do estator, enrolamento do rotor (presentes em alguns modelos de motores), barras quebradas no rotor, anéis quebrados no rotor, conexões, entre outras (YEH; DEMERDASH, 2007). As falhas mecânicas, por sua vez, podem ser oriundas de problemas nos rolamentos, excentricidade, desgaste de acoplamento, desalinhamento, conforme relatado por Singh e Kazzaz (2003).

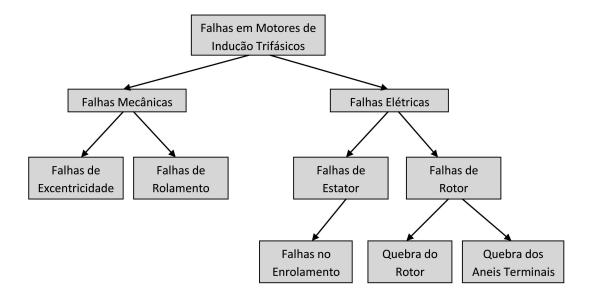


Figura 2.1 – Categorização de falhas em motores de indução.

Das falhas citadas na literatura, destacam-se os trabalhos de Kowalski e Orlowska-Kowalska (2003) e Han, Yang e Yin (2007) que, baseados em pesquisas realizadas pela EPRI (*Electric Power Research Institute*), patrocinado pela General Electric Co. e IEEE (*Institute of Electric and Electronic Engineers*), afirmam que aproximadamente 80% das paradas indesejadas nos motores elétricos são relativa às falhas de rotor, estator e rolamento, conforme exemplificado na Figura 2.2.

Neste capítulo são descritos os principais trabalhos, relacionados ao tema desta tese,

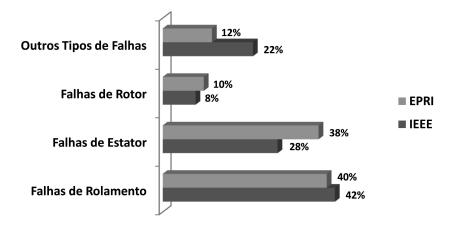


Figura 2.2 – Percentuais de incidência dos tipos de falhas dos motores disponibilizado pela EPRI e IEEE.

pesquisados na literatura. Especificamente, são exploradas as publicações destinadas à identificação de defeitos em rolamentos, barras quebradas de rotor e estator, assim como sistemas de múltiplo reconhecimento destes problemas.

2.2 Defeitos no Rolamento

Ao tratar de falhas incipientes em MITs uma vertente de análise muito explorada são os problemas relacionados com rolamentos, os quais são componentes da máquina. Fato este devido ao grande percentual que ocupa na classificação quanto aos tipos de defeitos que apresentam um motor. Este defeito específico, segundo Singh e Kazzaz (2003), pode atingir mais de 40% do total de problemas que ocorrem nos motores elétricos de um modo geral.

Diversos métodos são aplicados na detecção destes defeitos, dentre os quais a análise de vibração mecânica e o estudo do espectro de frequência da corrente do estator são amplamente explorados na literatura (VERUCCHI; ACOSTA, 2007). Basicamente, as alterações de qualquer natureza nos rolamentos das máquinas ocasionam vibração excessiva no MIT, podendo ocasionar harmônicos, alterações de corrente e trepidação da máquina, por exemplo. Os defeitos no rolamento podem ser oriundos das pistas internas, das pistas externas ou dos elementos girantes. Tais falhas se desenvolvem devido à vibração, estresse interno, desalinhamento do eixo, excentricidade, corrente no rolamento, poeira ou corrosão (SANTOS; SILVA; SUETAKE, 2012).

De acordo com Araújo, Rodrigues e Paula (2011), publicações sobre a confiabilidade de motores demonstram que os rolamentos representam a principal causa de defeitos em motores assíncronos trifásicos. Na ocorrência de falha, o motor apresenta indícios de defeitos de várias formas, possibilitando assim sua correta identificação ainda em fase de evolução. Ainda, de acordo com Araújo et al. (2010), a deterioração de rolamentos também pode ocorrer em função das correntes devido às cargas eletrostáticas que circulam

pelos mesmos e são induzidas no eixo do motor. Outro fator refere-se às pulsações de conjugado causadas pela existência de harmônicos de baixa ordem na alimentação ou relativas a possíveis barras quebradas no rotor, além de desequilíbrios das tensões de alimentação da energia elétrica.

A forma usual na detecção de defeitos nos rolamentos trata da análise espectral dos sinais obtidos das leituras de sensores de vibração acoplados a carcaça da máquina em determinados pontos e composto por uma combinação de aquisições (TSYPKIN, 2011; OMAR et al., 2005; BLODT et al., 2008; ARAÚJO et al., 2010). Este procedimento é de grande confiabilidade haja vista que cada defeito de rolamento apresenta uma frequência específica. Também são válidos os procedimentos que avaliam o reflexo que estas oscilações são capazes de incorporar em outros tipos de sinais adquiridos da máquina. O trabalho de Araújo et al. (2010) trata da análise dos sinais da corrente elétrica no domínio da frequência. Ainda em Sottile, Trutt e Kohler (2000), o procedimento adotado consiste na análise dos componentes de sequência positiva, negativa e zero.

Há vários trabalhos relacionados à identificação de defeitos de rolamentos na literatura. Na pesquisa realizada por Chen et al. (2011), um novo método de diagnóstico de defeitos em rolamentos foi desenvolvido utilizando a abordagem Neuro-Fuzzy. No referido trabalho, o modelo foi treinado com dados históricos dos defeitos da máquina e sua modelagem constitui um modelo de Markov para descrever o processo de propagação de defeitos. Um esquema de atualização online foi então desenvolvido para adaptar o modelo de Markov para a dinâmica de máquinas diferentes. O desempenho do método proposto é avaliado por meio de dados experimentais com rolamento defeituoso no motor.

No trabalho de Nguyen, Lee e Kwon (2008) é abordada a técnica de Algoritmo Genéticos (AG) para classificação de defeitos mecânicos (folga de rolamento, danos ao rolamento e desequilíbrio do rotor) em MITs. Na implementação consta a medição de sinais de vibração no domínio do tempo em todos os sentidos (horizontal, axial e vertical) para o diagnóstico de defeitos mecânicos e, então, diversas características são extraídas a partir destes sinais. Com base nos critérios específicos de distância, um AG é introduzido para reduzir o número de recursos, selecionando os melhores para fins de classificação de defeitos. As comparações realizadas na pesquisa mostraram que os sistemas de diagnóstico, após a utilização do AG, melhoraram o desempenho em relação aos sistemas tradicionais.

Na pesquisa realizada por Blodt et al. (2008) é descrito um modelo analítico sobre a influência dos elementos girantes (esferas) para o diagnóstico de defeitos em rolamentos de motores elétricos por intermédio da análise da corrente de estator. Ainda no trabalho, os autores fazem uma abordagem detalhada sobre os efeitos produzidos pelos defeitos em rolamentos, especificamente em relação à introdução de um movimento radial particular no rotor e sobre as variações no conjugado de carga.

Os pesquisadores Lei, He e Zi (2008) propuseram uma nova abordagem para o diagnóstico inteligente de defeitos em MIT, com base em análise estatística e no Sistema de

Inferência Neuro-Fuzzy. A abordagem consiste na extração das principais características do sinal de corrente para adquirir as informações mais relevantes que alimentam o sistema. A proposta do referido artigo é aplicada ao diagnóstico de defeitos em rolamentos e os resultados dos testes mostram que a estratégia é capaz de reconhecer com segurança as diferentes categorias de defeitos e suas gravidades.

No trabalho de Garcia-Perez et al. (2012) foi desenvolvido uma estratégia para monitoramento de operação a fim de avaliar a presença de defeitos em motor de indução, por meio da análise de sinal sonoro. A metodologia da solução baseia-se no algoritmo de classificação de múltiplos sinais de alta-resolução da análise espectral. Segundo os autores, os resultados sugerem melhorias em relação às técnicas tradicionais.

Nas pesquisas supracitadas, relacionadas à identificação de defeitos em rolamentos de motores, observa-se que muitos trabalhos estão sendo desenvolvidos, visto que grande parte dos problemas em motores elétricos estão relacionados aos rolamentos. O emprego de várias técnicas inteligentes tem sido frequente e com resultados promissores.

2.3 Defeitos no Rotor

O rotor tipo gaiola dos motores de indução é composto por um conjunto interligado de barras formando uma bobina curto-circuitada, favorecendo assim a distribuição homogênea do fluxo magnético em toda a peça.

Os defeitos no rotor em MITs são geralmente associados ao aparecimento de assimetrias tanto na gaiola do rotor em máquinas de gaiola de esquilo (barras quebrada ou anéis terminais e danos no núcleo do rotor) ou nos enrolamentos do rotor em máquinas com rotor bobinado. Há várias razões para a ocorrência destes defeitos, tais como: esforços térmicos e eletromagnéticos, ruídos eletromagnéticos e vibrações, pressões ambientais ou mecânicas, peças com fadiga, rolamentos danificados, forças centrífugas ou defeitos de conexão (HENAO et al., 2014; RIERA-GUASP; ANTONINO-DAVIU; CAPOLINO, 2015).

As principais consequências destes defeitos no motor refletem no aumento da oscilação do conjugado, vibração excessiva, ruído, centelhamento, além de baixa dinâmica de partida. Ainda, surgem componentes de frequências adicionais que modulam o componente da alimentação fundamental gerando não-linearidades no sinal da corrente fazendo com que o estator visualize o rotor como uma carga desequilibrada. Esta assimetria gera um componente na frequência angular nas correntes do estator, resultando em um conjugado pulsante no eixo da máquina e consequente oscilação da velocidade (FITZGERALD; JR.; UMANS, 2006).

Os defeitos no rotor são comuns em MITs. As barras quebradas do rotor podem ser detectadas pela presença de frequências específicas no espectro da corrente do estator, usando um Método de Análise da Assinatura de Corrente (MCSA), por meio da *Discrete Fourier Transform* (DFT), conforme pode ser visto no trabalho de Benbouzid (2000). No

entanto, há várias pesquisas relatadas na literatura, na qual pode-se destacar o trabalho recente de Arabaci e Bilgin (2010), em que foi proposta uma metodologia para detecção de barras quebradas do rotor e anel quebrado do MIT por meio da análise do espectro do sinal de corrente no domínio da frequência com RNA. Os resultados foram obtidos em seis diferentes tipos de defeitos no rotor, que são: uma barra quebrada, duas barras quebradas, três barras quebradas, anel quebrado e rotor em condições normais.

No trabalho de Yahia et al. (2012) foi realizada uma análise experimental de um MIT com rotor gaiola de esquilo alimentado a partir de um conversor de frequência industrial em diferentes velocidades e níveis de carga. O objetivo principal da pesquisa foi estudar experimentalmente a capacidade do método de usar a análise da assinatura da corrente do motor para diagnosticar a ocorrência de barras quebradas do rotor.

Na pesquisa apresentada por Ebrahimi et al. (2012) também foi apresentado um método para identificação de defeitos no rotor com barras quebradas em MITs. Para isso, foi utilizada como base a transformada Wavelet da corrente do estator em uma faixa de frequência específica. O método permite diagnosticar a ocorrência e determinar o número de barras quebradas em diferentes cargas. Também, devido à aptidão da transformada Wavelet em condições transientes, é possível detectar o referido defeito durante a partida do motor. Os resultados experimentais mostram dados obtidos com MITs com 1, 2, 3 e 4 barras quebradas do rotor com carga nominal. O motor com quatro barras quebradas também foi experimentado sem carga, com 33%, 66%, 100% e 133% da carga nominal aplicado ao seu eixo. No referido trabalho, também foi empregado o método de elementos finitos para modelar os defeitos nas barras quebradas em MITs.

No trabalho de García-Escudero et al. (2011) é proposta uma técnica de monitoramento de condições de falhas incipientes em MITs, com base em robustas ferramentas estatísticas, relacionadas às assimetrias na gaiola do rotor. A técnica utiliza a Fast Fourier Transform (FFT) para obter o espectro do sinal da corrente do motor. Em seguida, a transformada Wavelet é aplicada a esse espectro com a finalidade de detectar os picos significativos do sinal. Os resultados da pesquisa avaliam a deterioração da gaiola do rotor com perfuração em uma das barras do motor com progressiva profundidade para cada condição do experimento.

Na pesquisa publicada por Drobnic et al. (2012), um método simples para a detecção de barras quebradas do rotor de um motor de indução trifásico com rotor gaiola de esquilo é apresentado. Um algoritmo para o cálculo da variância do sinal da corrente do estator, o qual depende do número de barras quebradas, foi desenvolvido. Os autores supõem a possibilidade de embarcar a solução em diversos dispositivos, devido à simplicidade da solução. Os resultados foram obtidos com ensaios de motores de indução com rotor gradualmente danificado para demostrar diferentes características de funcionamento.

No trabalho de Riera-Guasp et al. (2010) é realizado um estudo da influência de quebras de barras não consecutivas por meio da análise da assinatura da corrente do motor

para o diagnóstico de defeitos no rotor de motores de indução. Os autores relatam que os fabricantes de motores têm percebido importantes casos em que as barras danificadas do rotor são distribuídas aleatoriamente em torno do perímetro do rotor de grandes máquinas de alta tensão. Em alguns destes casos, os motores estavam sendo monitorados no âmbito de programas de manutenção com base na análise de assinaturas de corrente do motor. Entretanto, o grau de degradação encontrado no rotor era muito maior do que aquele previsto pela análise dos seus espectros de corrente. Portanto, foi então realizado um estudo que compreende a análise teórica, bem como a simulação e testes, para investigar a influência que o número e localização de barras com defeito tem no diagnóstico da análise de assinaturas de corrente do motor tradicional e, então, foi proposta uma nova abordagem. A análise teórica é validada por meio de um modelo analisado por aplicação de elementos finitos de um motor de indução e também mediante a ensaios laboratoriais que utilizam motores comerciais de gaiola. Os resultados demonstraram concordância entre a análise teórica, resultados de simulação e experimentais para o estudo e diagnóstico de quebras de barras duplas e múltiplas.

Em relação aos trabalhos relacionados nesta subseção, observa-se que há várias linhas de investigação relativas à identificação de defeitos no rotor de MITs, especialmente no contexto de barras quebradas. Nota-se ainda que os métodos empregados para classificação de defeitos utilizam as técnicas tradicionais e abordagens inteligentes de sinais advindos principalmente de sensores de corrente e vibração.

2.4 Defeitos no Estator

Vários estudos têm mostrado que cerca de 37% das falhas de motores de indução são devidos a problemas no enrolamento do estator, que podem ser promovidas por curtocircuitos entre as espiras das bobinas (ZAREI; TAJEDDINI; KARIMI, 2014). A detecção precoce de curto-circuito entre as espiras, durante a operação defeituosa do motor, pode eliminar danos maiores às bobinas adjacentes e do núcleo do estator. Esta, por sua vez, reduz os custos de reparação do motor e o tempo de inatividade. As alterações no estator podem ser ocasionadas por diversos fatores, das quais destacam-se o aquecimento excessivo do motor, a sobrecarga elétrica e problemas nos isolamentos das bobinas (BRITO, 2002). Vários trabalhos de investigação deste tipo de falha são apresentados na literatura, conforme pesquisas divulgadas nos artigos D'Angelo et al. (2011), Gandhi, Corrigan e Parsa (2011) e Das et al. (2014).

De acordo com Santos, Silva e Suetake (2012), em um motor de indução de baixa tensão, os defeitos no enrolamento do estator podem ser classificados em: curto-circuito entre espiras de uma mesma bobina, curto-circuito entre bobinas da mesma fase, curto-circuito entre bobinas de diferentes fases, curto-circuito entre uma fase e o terra e circuito aberto em uma fase. O curto-circuito entre os enrolamentos de cobre causa um fluxo

significativo de corrente na bobina levando a uma rápida deterioração. Ainda segundo os autores, este defeito é muito destrutivo, pois envolve a queima do isolamento e fusões localizadas nos condutores de cobre.

A alimentação trifásica dos enrolamentos de estator de um MIT faz circular correntes pelas bobinas, atrasadas em relação às senoides de tensão. Assim, cria-se um campo magnético para cada uma das correntes circulantes, cuja amplitude varia conforme a tensão aplicada ao enrolamento. Fazendo-se a composição vetorial dos três campos magnéticos obtém-se um campo magnético girante que se desloca a uma velocidade angular de $2.\pi.f$, sendo f a frequência da rede elétrica medida em hertz.

A assimetria nos enrolamentos do estator permite que a máquina continue trabalhando, mas com o conjugado reduzido. Este funcionamento não é ideal, porém não se faz necessária nenhuma pronta ação. Porém, se essa assimetria for acentuada é facilmente detectada pelo aumento da corrente de alimentação da máquina, exigindo uma intervenção imediata que é obtida por meio de dispositivos de proteção (GONGORA, 2013). O estator é submetido a várias situações críticas no funcionamento do MIT, tais como: térmica, elétrica, mecânica e ambiental, que podem afetar gravemente a condição estator levando a falhas (BONNETT; SOUKUP, 1992).

Considerando que os defeitos no estator podem ocasionar problemas no funcionamento da máquina, vários trabalhos para a identificação desses defeitos são propostos na literatura. Neste contexto, destaca-se o trabalho de revisão bibliográfica realizado por Siddique, Yadava e Singh (2005), que apresenta as principais técnicas de monitoramento de defeitos no estator com 183 referências bibliográficas.

No trabalho proposto por D'Angelo et al. (2011) é tratado o problema de detecção de falhas incipientes de estator em máquina de indução. A proposta consiste em uma técnica de detecção do ponto de mudança na série do tempo, com base em uma formulação de duas etapas. A primeira etapa consiste no agrupamento difuso para transformar os dados iniciais, com distribuição arbitrária. Os centros dos grupos difusos são determinados pela utilização de redes auto-organizadas de Kohonen. O segundo passo consiste em usar o algoritmo de Metropolis-Hastings para realizar a detecção do ponto de mudança da série no tempo, gerada pelo primeiro passo. As falhas incipientes são detectadas desde que caracterizados os pontos de mudança de tal série. A principal contribuição da abordagem proposta é a maior resiliência do novo procedimento de detecção de defeitos contra alarmes falsos, combinados com uma boa sensibilidade que permite a detecção de sinais com defeito. No referido trabalho, foram utilizados dados reais e de simulação para a obtenção dos resultados.

Na pesquisa apresentada por Silva, Povinelli e Demerdash (2008) foi demonstrado um método de diagnóstico de defeitos de motor baseado em dados da corrente do estator, para percepção de quebras de barras do rotor e curto-circuitos entre espiras dos enrolamentos do estator. Utilizando-se a técnica de classificador Bayesiano (MITCHELL, 1997),

os resultados indicam inclusive o grau da severidade do problema, tal como o número de barras quebradas ou o número de voltas envolvido em um curto-circuito entre espiras do estator. O autor ainda cita que esta característica é muito importante para evitar danos irreversíveis do motor e inesperadas interrupções dos processos industriais, além de reduzir o tempo de inatividade e custos dos processos de produção. De forma complementar, o trabalho de Tallam et al. (2007) aborda várias técnicas existentes para detectar os defeitos relacionados ao estator.

Como evidenciado por diversas pesquisas, os defeitos relacionados ao estator são responsáveis por um grande percentual de defeitos em MITs. Assim, a partir das referências apresentadas nesta subseção, pôde-se observar que nos últimos anos o problema vem despertando grande interesse na comunidade científica.

2.5 Sistemas para Identificação de Múltiplos Defeitos

Há trabalhos na literatura pesquisada que tratam de metodologias que abordam a identificação de várias categorias de defeitos, dos quais pode-se destacar a pesquisa realizada por Kowalski e Orlowska-Kowalska (2003), na qual foi proposto um algoritmo para classificar defeitos de rotor, estator e rolamento em motores de indução trifásicos. Para isto, dois tipos de RNAs foram propostos para fins de diagnóstico: redes perceptron multicamadas e redes auto-organizadas de Kohonen. As RNAs foram treinadas e testadas usando dados de medição do espectro das correntes do estator e da vibração mecânica e os resultados do trabalho se mostraram promissores.

Na pesquisa realizada por Chilengue, Dente e Branco (2011), uma abordagem de sistema imunológico artificial para a detecção e diagnóstico de defeitos no estator e rotor de uma máquina de indução é apresentado. A técnica proposta requer a medição das correntes do estator para calcular a sua representação antes e depois de uma condição de falha incipiente. Verifica-se que para diferentes defeitos, distintos padrões de sinais são gerados, ajudando a construir uma imagem característica da condição de funcionamento da máquina. Para isso, foi proposto um algoritmo de reconhecimento de padrões inspirado no conceito de como o sistema de imunidade humano age, com o propósito de identificar e classificar a condição do defeito. A proposta foi testada para os motores de 3 cv e 4,5 cv.

No trabalho apresentado por Cabal-Yepez et al. (2012), demonstrou-se a pesquisa que envolve RNA e a combinação dos sinais de vibração dos três eixos de uma máquina rotativa, para detecção de múltiplos defeitos combinados em motores. Esse sistema é embarcado em um dispositivo *Field Programmable Gate Array* (FPGA) para diagnosticar falhas incipientes de forma automática e em tempo real. Os resultados mostraram que a estratégia é altamente eficiente na detecção de defeitos isolados combinados. O sistema de processamento com FPGA foi capaz de detectar defeitos de quebra nas barras de rotor,

defeitos de rolamento, desequilíbrio de tensão e sua combinação por meio de sinais de vibração dos sensores acoplados ao motor de indução durante o transitório de partida.

Na pesquisa realizada por Aydin, Karakose e Akin (2012) foi proposta uma nova abordagem de classificação imunológica artificial, denominada Sistema Imunológico Adaptativo Artificial (SIAA) para o diagnóstico de defeitos no motor de indução. O algoritmo da solução do problema utiliza células de memória ajustadas por meio da magnitude do desvio padrão obtido com a variação da afinidade média em cada geração. A metodologia proposta consiste em três etapas: na etapa inicial, as correntes trifásicas do motor de indução são medidas com três sensores de corrente e armazenadas num computador por meio de uma placa de aquisição de dados e, em seguida, os padrões de características são obtidos para identificar a falha incipiente utilizando os referidos sinais. Na segunda etapa, as características de anomalia relacionadas são extraídas a partir de correntes trifásicas. Finalmente, na terceira etapa, um sistema imune adaptativo artificial é aplicado para detectar a única barra quebrada do rotor e defeito no estator. O método proposto foi experimentalmente aplicado num motor de indução de 0,5 cv. Os resultados experimentais mostram uma comparação com várias outras técnicas de sistemas inteligentes e com métodos de classificação imunológica.

O trabalho de Baccarini, Menezes e Caminhas (2010) propõe um modelo dinâmico para analisar defeitos elétricos e mecânicos em máquinas de indução e inclui assimetrias na rede nas condições de carga, por intermédio de um algoritmo de análise do espectro da frequência da corrente do motor. O modelo permite analisar as interações entre diferentes falhas incipientes, a fim de detectar eventuais alarmes falsos. As simulações e os resultados experimentais foram realizados para confirmar a validade do modelo.

Na pesquisa realizada por Chen e Zivanovic (2010) foi apresentado um modelo de máquina de indução para simular tanto defeitos no rotor, bem como no estator de um motor de indução para testar técnicas de diagnóstico de falhas incipientes. O modelo proposto foi implementado no ambiente computacional Matlab e se caracteriza por uma abordagem de alta resolução e uma análise espectral baseada em DFT para a detecção de barras do rotor quebradas com dados simulados. Os resultados confirmam que o método de alta resolução supera os inconvenientes da DFT, tais como a exigência de janelas de dados longos.

Por fim, observa-se que os pesquisadores da área de identificação de defeitos em MITs estão concentrando esforços em desenvolverem ferramentas para o reconhecimento de múltiplos defeitos, com o objetivo de alcançar uma maior robustez dos sistemas e proporcionar maior confiabilidade no diagnóstico em situações de aplicações reais.

2.6 Conclusão do Capítulo

As soluções computacionais inteligentes aplicadas na identificação de defeitos em MITs são apresentadas em grande parte dos trabalhos disponíveis na literatura que foram pesquisados nesta tese. No entanto, percebe-se que boa parte das propostas apresentam soluções para um único tipo de defeito e os demais problemas frequentemente não são integrados em nível de sistema. Ademais, boa parte dos trabalhos pesquisados não consideraram a robustez do sistema e o emprego de distintas adversidades. Entretanto, qualquer que seja o método verificado na literatura, quando aplicado corretamente na sua área de atuação, provê uma ferramenta auxiliar para facilitar o diagnóstico de defeitos em MITs.

Bancada Experimental, Aquisição e Tratamento dos Dados

3.1 Introdução

Os MITs, ao longo de suas vidas úteis, estão suscetíveis a operações de cargas e condições ambientais variadas, ocasionando o desgaste natural de suas partes. A verificação de defeitos nos motores em estágios iniciais proporciona uma melhor programação da manutenção, reduzindo-se os custos, podendo evitar uma falha (BELLINI et al., 2008).

No contexto deste trabalho, as falhas incipientes de estator, rotor e rolamentos são analisadas por métodos de classificação de padrões por intermédio dos sinais de corrente no domínio do tempo, considerando variação do conjugado de carga e desequilíbrio de tensão na alimentação elétrica da máquina.

3.2 Reprodução de Defeitos nos Motores

Com o objetivo de aproximar os ensaios de defeitos dos motores com aqueles encontrados no ambiente industrial, tornou-se necessário utilizar uma estrutura em laboratório para emular situações práticas. Na Tabela 3.1 são apresentados os MITs utilizados nesta tese.

Tabela 3.1 – Características dos MITs utilizados nos experimentos.

Parâmetros	Motor 1	Motor 2	Motor 3
Fabricante	WEG	WEG	WEG
Potência	1 cv	1 cv	2 cv
Nº Polos	4	4	4
N° Ranhura	36	36	36
Rendimento	Standard	Alto rendimento	Alto rendimento

Os três motores utilizados nos experimentos são do fabricante WEG. Os motores 2 e 3 são de alto rendimento e o Motor 1 é da linha *standard*. Estes fatores influenciam de forma

direta na resposta dinâmica da máquina, pois são construídos com materiais diferentes um do outro, tais como condutores e núcleo dos enrolamentos do estator (GONGORA, 2013). Objetivando a proximidade com a realidade do ambiente industrial, foram criados em laboratório os defeitos em rolamentos, rotor e estator.

3.2.1 Defeitos no Rolamento

A reprodução dos defeitos nos rolamentos foram baseados nas condições distribuídas e localizadas, conforme apresentado no trabalho de Gongora (2013), os quais emulam as condições de operação sob defeito do ambiente industrial. Foram introduzidos defeitos em rolamentos relacionados ao desgaste excessivo (distribuídas), ranhuras nas pistas externa e interna, descarga elétrica e defeito nas esferas (localizadas).

Para cada defeito de rolamento explorado neste trabalho foram realizados 36 ensaios com o Motor 1 (Tabela 3.1), implicando um total de 144 ensaios. Em relação ao motor de 2 cv (Motor 3), foram realizados 120 ensaios relativos aos defeitos nas esferas e pista externa. Cada ensaio representa uma condição de funcionamento do motor de acordo com sua potência, pautada na variação do conjugado de carga (0.5 N.m) até 5 N.m variando 1 N.m para o Motor 1 e 0.5 N.m até 9 N.m variando 1 N.m para o Motor 3) e desequilíbrio de tensão (variação de até $\pm 10\%$ entre as fases).

Visando realizar testes de identificação da severidade dos defeitos de desgaste excessivo no rolamento, para o Motor 2 foram realizados 440 ensaios com o rolamentos desgastados 15, 30, 60 e 90 minutos, com carga aplicada ao eixo do motor variando de 0,5 N.m até 5 N.m com passos de 0,5 N.m, além de alternar o desequilíbrio de tensão na alimentação da máquina de $\pm 10\%$. Para o Motor 3 foram realizados 440 ensaios com rolamentos desgastados 15, 30, 60 e 90 minutos. Neste caso, para cada situação de desgaste, a carga foi aplicada ao eixo do motor de 0,5 N.m até 9 N.m com passos de 1 N.m e também foi aplicado uma variação de desequilíbrio de tensão na alimentação da máquina de $\pm 10\%$.

Para os testes foram utilizados os rolamentos rígidos de esferas, modelos NSK 6204 2Z e 6205 2Z, com especificações conforme descrito na Tabela 3.2. Estes modelos de rolamentos são os mesmos aplicados nos Motores 1, 2 e 3.

Tabela 3.2 – Especificações do rolamento modelo SKF Explorer 6004 (NSK do Brasil, 2015)

Parâmetros	Especificações		
	NSK 6204	NSK6205	
Diâmetro do furo (mm)	20	25	
Diâmetro externo (mm)	47	52	
Largura (mm)	14	15	
Carga dinâmica (kN)	13,5	14,8	
Carga estática (kN)	6,55	7,8	
Velocidade de referência (r/min)	32000	28000	
Velocidade limite (r/min)	17000	14000	

Todos os procedimentos de inserção de defeitos contaram com a desmontagem da

blindagem lateral protetora e a lavagem do rolamento para retirada de sua lubrificação original. Esta estratégia facilita o manejo e a inserção dos defeitos, além de padronizar o tipo e a quantidade de lubrificação dos rolamentos.

Um produto tipo solvente foi utilizado para lavar as peças por meio da imersão no líquido e a retirada das sobras com uma escova dental de cerdas macias. Após a lavagem, a peça foi seca com ar comprimido e, então, montada e lubrificada com graxa específica.

3.2.1.1 Desgaste Excessivo

Este tipo de defeito distribuído foi inserido no intuito de buscar a similaridade do processo de degradação do rolamento pelo uso excessivo, falta de lubrificação e excesso de carga no eixo, ao longo do tempo de operação da máquina. Para execução destes testes foi efetuada a substituição do lubrificante por pasta abrasiva, conforme mostra a Figura 3.1, sendo consideradas 4 situações distintas de desgaste, a saber: desgaste inicial, desgaste médio inicial, desgaste médio severo e desgaste severo. Para a geração de cada um destes níveis de desgaste, foram utilizados conjuntos de rolamentos novos, onde após a remoção das blindagens de proteção lateral os rolamentos foram contaminados com pasta abrasiva. Na sequência, o motor foi acionado diretamente na rede operando a vazio de forma ininterrupta para cada um dos períodos de desgaste definidos, a saber: 15, 30, 60 e 90 minutos, respectivamente. Este procedimento foi adotado para geração de defeitos nos rolamentos utilizados nos Motores 2 e 3. A inserção desta falha incipiente foi realizada num conjunto de rolamentos conforme especificado na Tabela 3.2. Na Figura 3.2 é apresentado o rolamento desgastado acoplado ao rotor na fase de desmontagem.

Durante o período de desgaste, foram monitoradas as correntes de estator e a temperatura da máquina visando assegurar a correta operação da máquina. Uma vez concluído o período definido de desgaste, os rolamentos foram retirados e lavados com solvente visando completa remoção de quaisquer resíduos da pasta abrasiva. Uma vez limpos, os rolamentos foram secos com ar comprimido, novamente lubrificados e montados nas máquinas para sequência dos ensaios e aquisição de sinais. Após cada processo de desgaste, visualmente é perceptível a formação de folgas entre as partes componentes do rolamento, característica esta similar a observada nas peças com desgaste excessivo por tempo de operação ou falta de lubrificação.

3.2.1.2 Ranhuras nas Pistas Externas e Internas

Os defeitos caracterizados por ranhuras presentes na pista externa ou interna do rolamento são ocasionados pelo escorregamento da esfera na pista, por choque mecânico no eixo do motor ou rolamento ou mesmo montagem incorreta da peça no mancal do eixo. Este tipo de defeito ocasiona um ponto específico de defeito na pista do rolamento que foi recriada da mesma forma que o defeito distribuído, contando com a desmontagem e a



Figura 3.1 – Reprodução de defeito distribuído relativa ao desgaste excessivo (GONGORA, 2013).

inserção da ranhura por meio da minirretífica de alta rotação, como ilustrado na Figura 3.3.

3.2.1.3 Descarga Elétrica

A descarga elétrica no rolamento ocorre por um defeito externo na isolação ou mesmo por tensão induzida no eixo do motor. Isso ocorre quando a carcaça do MIT está aterrada criando uma diferença de potencial (ddp) entre esta e o eixo da máquina. Muitas vezes a descarga ocorre no elemento de contato entre as duas partes, neste caso, o rolamento do motor.

Neste trabalho, aplicou-se a descarga controlada por uma máquina de solda a arco. O experimento foi realizado com o rolamento limpo e seco aterrando seu anel interno e aplicando pontualmente o eletrodo no anel externo. Este procedimento permite a passagem de corrente elétrica entre os anéis do rolamento por meio do contato com as esferas.



Figura 3.2 – Rolamento desgastado acoplado ao rotor.



Figura 3.3 – Defeitos localizados com ranhuras nas pistas externa e interna (GONGORA, 2013).

Nos referidos pontos, a passagem da corrente é capaz de ocasionar defeitos na pista de rolamento da esfera. Este procedimento foi realizado em dois conjuntos de rolamentos sendo uma descarga com 35 A e a outra com 50 A. Como mostrado na Figura 3.4, na parte externa do rolamento, no ponto de contato do eletrodo, ficam marcas de degradação. Porém, esta parte da peça não exerce influência em seu funcionamento. Este procedimento

é o mesmo adotado por Gongora (2013).



Figura 3.4 – Anel externo com defeito ocasionado por curto-circuito (GONGORA, 2013).

3.2.1.4 Defeito nas Esferas

O defeito na esfera de um rolamento apresenta uma deformidade na forma da bola de aço. Este defeito também pode ser ocasionado pelo arraste da esfera na pista causada por peso no eixo da máquina, falta de lubrificação, desgaste excessivo, ou mesmo exposição a produtos corrosivos.

Este defeito também pode ser reproduzido com a inserção de uma deformidade na esfera do rolamento, conforme observado na Figura 3.5. Por meio da utilização da minirretífica de alta rotação, foi desbastada a esfera ou incluídas ranhuras em sua circunferência (GONGORA, 2013).

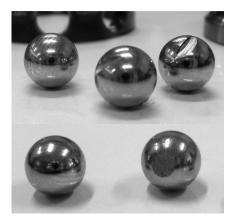


Figura 3.5 – Deformidade na esfera do rolamento (GONGORA, 2013).

3.2.2 Barras Quebradas no Rotor

O rotor tipo gaiola dos motores de indução são constituídos por um conjunto de barras, totalmente interligadas, formando uma bobina curto-circuitada. Desta forma, tem-se a distribuição homogênea do fluxo magnético na peça (KRAUSE; WASYNCZUK; SUDHOFF, 1995; ONG, 1997).

A quebra de barras do rotor pode ser provocada por vibração, desalinhamento e excentricidade. A carga excessiva no eixo também é capaz de provocar a ruptura ou trinca, além de fatores como o incremento da temperatura, a qual pode ser consequência dos outros problemas ou mesmo fadiga do motor (BACCARINI, 2005).

Para a reprodução de defeitos relacionados à quebra de barras do rotor de um MIT, utilizou-se do procedimento de cisalhamento das barras que compõem a gaiola de esquilo do rotor, de acordo com o trabalho apresentado por Suetake (2012). Assim, tem-se como resultado um conjunto de rotores para os ensaios em bancada, conforme observado na Figura 3.6. Tal quebra é realizada com a perfuração por uma furadeira de bancada utilizando uma broca com diâmetro suficientemente maior que a barra. Este procedimento tem como resultado um conjunto de rotores para os ensaios em bancada. As quebras foram feitas para 1 até 4 barras com colocação em sequência e opostas na circunferência do rotor utilizando uma furadeira de bancada. Inicialmente, para os primeiros testes desta anomalia, foram realizados 240 ensaios com defeitos no rotor para o motor de 1 cv (Motor 2). Posteriormente, para suprir a demanda por mais dados, foram realizados 400 ensaios com defeitos no rotor para o motor de 1 cv (Motor 2) e 400 ensaios com defeitos no rotor para o motor de 2 cv (Motor 3). Os procedimentos de ensaios com respeito à variação de carga aplicada ao eixo do motor e tensão de alimentação são os mesmos daqueles apresentados na Seção 3.2.1.





(a) Perfuração das barras do rotor na furadeira de bancada.

(b) Barras perfuradas dos rotores.

Figura 3.6 – Rotores com quebra forçada das barras.

No momento em que o circuito apresenta uma barra quebrada, há uma disfunção característica do sistema, uma vez que a estrutura não está mais respondendo de maneira balanceada. Este desequilíbrio elétrico, que é criado devido a alguns pontos sem indução no rotor, pode causar níveis significativos de vibrações da máquina. Barras quebradas ou fissuradas são caracterizadas por vibração excessiva e ruídos principalmente na partida do motor. De acordo com Suetake (2012), este tipo de defeito não leva o motor a uma pane

imediata, ou seja, a máquina pode continuar com seu funcionamento mesmo que existam trincas e ruptura das barras. Entretanto, deve ser analisado o estado e a gravidade da quebra, visto que ela pode atingir outros elementos, causando assim maiores disfunções do equipamento.

3.2.3 Curto-Circuito no Estator

A alimentação trifásica dos enrolamentos de estator de um MIT faz circular correntes pelas bobinas, atrasadas em relação às tensões senoidais. Assim, cria-se um campo magnético para cada uma das correntes circulantes, cuja amplitude varia conforme a tensão aplicada ao enrolamento. Fazendo-se a composição vetorial dos três campos magnéticos obtém-se um campo magnético girante que se desloca a uma velocidade angular de $2.\pi.f$, sendo f a frequência da rede em Hz. As bobinas do estator estão sujeitas a diversas anomalias e estas, por sua vez, ocasionam variadas respostas do equipamento. As alterações no estator podem se manifestar de diversas maneiras, das quais cita-se o aquecimento excessivo do motor, a sobrecarga elétrica e o defeito no isolamento da bobina (BRITO, 2002).

A reprodução de defeito no estator consiste na simulação do rompimento do isolamento do fio que compõe a bobina do estator. Uma vez desprotegida, esta bobina pode ocasionar o curto-circuito entre as fases, entre a fase e a carcaça ou entre as espiras de uma mesma bobina. Para tanto, neste trabalho foram reproduzidas severidades de curto-circuitos entre as espiras de uma bobina do estator para o Motor 1 com 1%, 3%, 5% e 7%, para o Motor 2 com 1%, 3%, 5%, 10%, 15% e 20% e o Motor 3 com 1%, 3%, 5%, 10%, 15% e 20%. Ao total, foram realizados 302 ensaios para o motor de 2 cv (Motor 3) e 504 ensaios para os motores de 1 cv (Motores 1 e 2).

Para complementar o conjunto de amostras, a fim de caracterizar os motores em condições normais de funcionamento, foram coletados os sinais das correntes dos Motores 1, 2 e 3 sem ocorrência de defeitos. Entretanto, os ensaios foram realizados considerando a variação do conjugado de carga e condições de desequilíbrio na alimentação dos motores, conforme observada na Tabela 3.3. Ao todo, foram realizados 36 ensaios com o Motor 1, 36 ensaios com o Motor 2 e 60 ensaios com o Motor 3. Assim, totalizam-se 126 ensaios com os principais tipos de defeitos encontrados em ambiente industrial, considerando variação de carga e desequilíbrio de tensão de alimentação.

Geralmente, as alterações são avaliadas com a realização de testes de isolamento do estator com a carcaça da máquina, bem como testes de isolamento entre fases (SEERA et al., 2012). Para isto, a análise de corrente elétrica também é verificada com métodos não invasivos, apenas com o monitoramento da corrente elétrica. Um fato a ser observado é que a assimetria nos enrolamentos do estator permite que a máquina continue trabalhando, mas com o conjugado reduzido. A assimetria acentuada é facilmente detectada pelo aumento da corrente de alimentação da máquina, exigindo uma intervenção imediata que

é obtida por meio de dispositivos de proteção.

A reprodução deste defeito foi também proposta por Suetake (2012) e Broniera (2014), em que é relatado todo o procedimento para inserção artificial deste defeito em laboratório. Esta consiste na simulação do rompimento do isolamento do fio que compõe a bobina do estator. Desta forma, pode-se simular de forma controlada o curto entre as fases, entre a fase e a carcaça ou entre as espiras de uma mesma bobina.

A Figura 3.7 apresenta o motor de 1 cv, 4 polos, da marca WEG (Motor 2) que foi rebobinado simetricamente com *taps* de derivação dos enrolamentos. Quando as referidas chaves são acionadas ocorre o curto-circuito entre as espiras de uma mesma bobina, conforme percentual selecionado. Este curto-circuito não inutiliza o motor, mas provoca alterações que degradam sua estabilidade e vida útil. Na Figura 3.8 são apresentados os motores em processo de rebobinamento com *taps* de derivação.

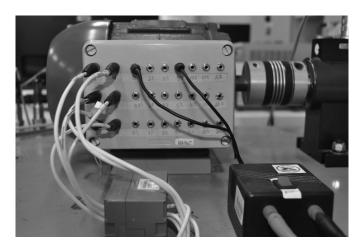


Figura 3.7 – MIT com estator rebobinado com taps.

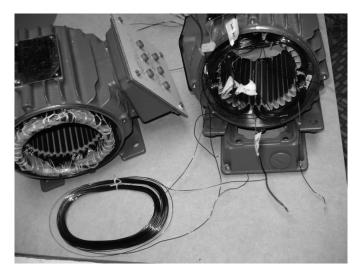


Figura 3.8 – MITs em processo de rebobinamento.

3.3 Bancada Experimental, Geração e Tratamento dos Dados

Os dados experimentais foram obtidos diretamente dos motores supracitados, por meio do uso da bancada de testes apresentada na Figura 3.9. Os ensaios com os motores produzindo sinais com defeitos de rolamentos, rotor e estator, também são caracterizados pela aplicação de condições de variação do conjugado de carga e desequilíbrio de tensão, conforme demonstrado na Tabela 3.3.

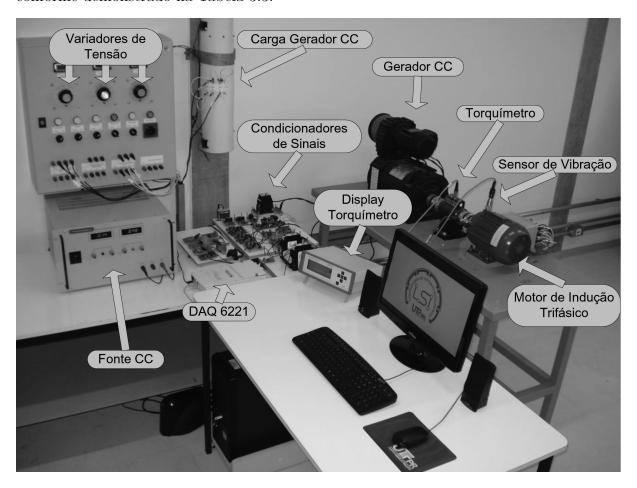


Figura 3.9 – Bancada experimental utilizada nos ensaios com os MITs.

Tabela 3.3 – Limites das tensões e conjugado de carga para aquisição dos dados: motores de 1 e 2 cv.

$%V_{a}$	$%V_{b}$	$% V_{c}$	1 cv (N.m) Motores 1 e 2	2 cv (N.m) Motor 3
100	100	100	0,5 - 6,0	0,5 - 9,0
90	100	100	0,5 - 6,0	0,5 - 9,0
100	110	100	0,5 - 6,0	0,5 - 9,0
90	100	110	0,5 - 6,0	0,5 - 9,0

Os sinais de corrente e de tensão são medidos no painel de alimentação da máquina onde placas individuais monitoram a corrente de linha e a tensão de fase, observada na Figura 3.10. Os sinais de ± 10 V disponibilizados pelas placas condicionadoras são

subsídios de entrada para o equipamento DAQ USB-6221 da National Instruments em um canal analógico, conforme ilustrado na Figura 3.11.

As placas de condicionamento de sinais dos sensores *Hall* modulam as tensões de fase e correntes de linha que são repassadas às entradas analógicas da placa de aquisição de dados. Por meio da interface de comunicação USB da DAQ com um computador, as informações de sinais são adquiridas e armazenadas com o uso do Matlab. A taxa de aquisição ajustada desta DAQ é de 25000 pontos por segundo de amostragem e utilizou-se um intervalo de 5 a 15 segundos por ensaio.

O conjugado do motor é medido por um torquímetro de dupla faixa de atuação com sensor de velocidade integrado da marca Kistler, modelo 4503A50W, que permite a leitura de sinais analógicos ou digitais até 50 N.m e 7000 rpm, apresentado na Figura 3.12. A taxa de aquisição dos dados é determinada pela placa de aquisição e o número de amostras variou de acordo com o tipo de defeito e a potência do motor.

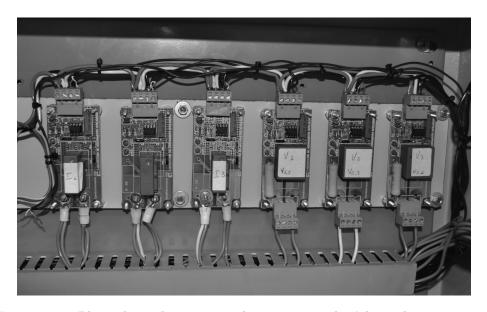


Figura 3.10 – Placas de condicionamento de sinais agregadas à bancada experimental.



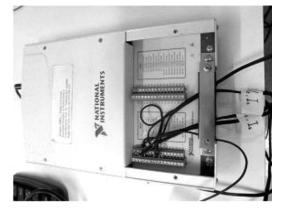


Figura 3.11 – Equipamento de aquisição de dados (DAQ) utilizado na bancada experimental.



Figura 3.12 – Torquímetro utilizado na bancada experimental.

A Figura 3.13 apresenta um diagrama de blocos referente ao processamento dos dados de entrada nos algoritmos inteligentes utilizados neste trabalho. Como o objetivo deste trabalho é identificar os diferentes defeitos em MITs, o conjunto de dados com sinais das correntes e tensões de cada fase $(I_{a,b,c} e V_{a,b,c})$ são selecionados a partir dos motores em regime permanente.

A fim de obter uma amostragem padrão para cada ensaio, foi selecionado meio período de onda das correntes de linha no domínio do tempo. Em cada semiciclo de onda da corrente e da tensão, por fase, extraiu-se de forma equidistante 10, 25 e 50 pontos (dependendo do teste avaliado) que são apresentados aos métodos propostos, procedendo-se ao sinal de diferenciação, como pode ser visto na Figura 3.14. Este método baseia-se nas propostas apresentadas por Nascimento et al. (2011) e utilizado em Palácios et al. (2014). A partir dos 10, 25 ou 50 pontos selecionados por meio-ciclo do sinal de corrente e, em alguns casos testados nesta pesquisa, tensão das fases de cada ensaio, criam-se os vetores de entrada com 30 (somente correntes), 60, 150 e 300 pontos como entradas dos métodos classificadores de padrões. Assim, apenas os valores das amplitudes dos sinais são considerados. Antes de apresentar as amostras para os algoritmos inteligentes, é realizada a normalização dos referidos dados por meio do valor máximo de corrente.

Após o processamento dos dados, dependendo do tipo de defeito, são atribuídos os valores 00 ou 01 para a classificação de um único defeito ou para multiclassificação são atribuídos os valores 00, 01, 10 ou 11 que representam, respectivamente, sinais com motores em condições normais de funcionamento, defeitos no rolamento, no rotor e no estator. Os dados são apresentados de forma aleatória aos algoritmos inteligentes para o processo de classificação ao passo que o algoritmo de preparação dos dados garante que as amostras incluam todo o domínio de operação, elétrico e mecânico, observados nos ensaios experimentais.

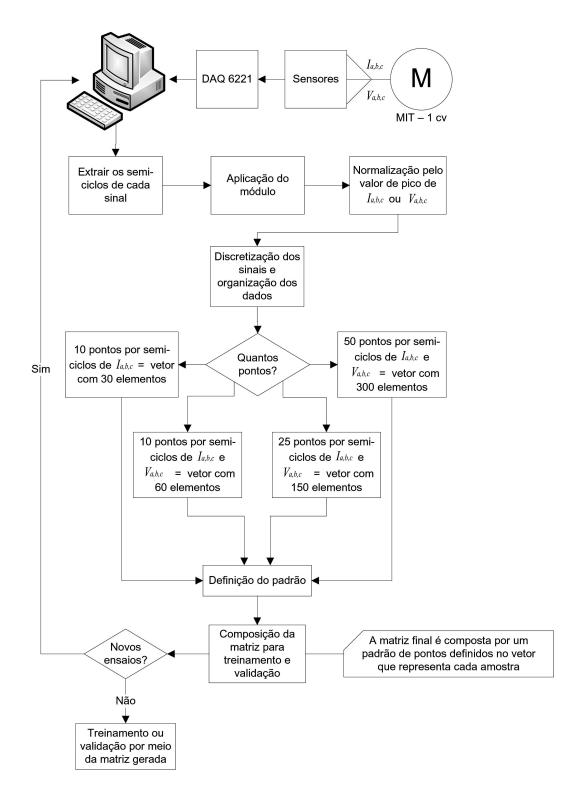


Figura 3.13 – Diagrama de blocos demonstrando o processo de tratamento de dados para entrada dos métodos classificadores.

Os dados experimentais são divididos em dois grupos: treinamento e validação. Existem diferentes números de amostras para os vários testes realizados neste estudo. Para todos os testes, foi utilizado o método conhecido como validação cruzada k-folds, com 10 subconjuntos para treinamento e validação. Neste processo, de acordo com Silva,

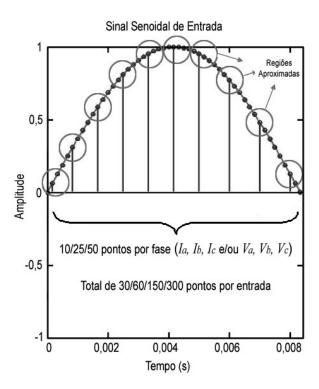


Figura 3.14 - Modelo de entradas de dados: segmentação do sinal da corrente e da tensão.

Spatti e Flauzino (2010), o conjunto amostral original é dividido aleatoriamente em k subconjuntos. Dos k subconjuntos, um único subconjunto é mantido como a validação dos dados para testar o modelo, os restantes k-1 subconjuntos são utilizados como dados de treinamento.

O processo de validação cruzada é repetida k vezes, com cada um dos subconjuntos k. Ao final do processo da validação cruzada, calcula-se então a precisão sobre os erros encontrados, proporcionando uma medida mais confiável sobre a capacidade do modelo classificador.

3.4 Conclusão do Capítulo

Neste capítulo foram apresentados os aspectos metodológicos que norteiam esta tese, desde a reprodução de defeitos nos motores testados até a preparação dos dados para testar as estratégias classificadoras de defeitos em MITs. Outro fato apresentado é a análise construtiva do sinal e suas interações, permitindo o entendimento de suas características no domínio do tempo para diversas condições de funcionamento das máquinas.

O objetivo principal da metodologia abordada é proporcionar a integração de uma abordagem diferenciada utilizando sistemas inteligentes, com o sinal tratado no domínio do tempo, capaz de interpretar as informações e generalizar os resultados, garantindo a análise rápida e confiabilidade comparável a outras técnicas apresentadas na literatura.

Sistemas Inteligentes Aplicados à Identificação de Defeitos em MIT

4.1 Introdução

Como qualquer máquina elétrica, os MITs necessitam de manutenção adequada, uma vez que suas falhas podem prejudicar os processos produtivos e causar prejuízos de grande ordem às indústrias. De acordo com Bellini et al. (2008), o correto diagnóstico e detecção precoce de falhas incipientes em MITs resulta em uma rápida manutenção não programada, proporcionando um tempo de inatividade curto do processo industrial dependente da máquina.

Visando proporcionar melhorias no diagnóstico de possíveis problemas em MITs, várias técnicas inteligentes para reconhecimento de padrões têm sido empregadas nos últimos anos. Por exemplo, os métodos Naive Bayes (NB), k-Nearest Neighbor (k-NN), Support Vector Machine/Sequential Minimal Optimization (SVM/SMO), RNA/Multilayer Perceptron (MLP), Repeated Incremental Pruning to Produce Error Reduction (RIP) e C4.5 Decision Tree (C4.5) se mostram eficazes em reconhecer padrões, conforme observados em muitos trabalhos disponíveis na literatura (PALÁCIOS et al., 2015).

Alguns trabalhos na literatura estão relacionados ao método de identificação de padrões baseados no teorema de Bayes. Na pesquisa desenvolvida por Hajiaghajani, Toliyat e Panahi (2004) foi proposta uma metodologia para detectar defeitos de excentricidade de um motor de corrente contínua, por meio de um método baseado no teorema de Bayes. Para a alimentação deste sistema, foram utilizados como dados de entrada os sinais de corrente no domínio da frequência.

Na pesquisa apresentada em Wang et al. (2012), os métodos de reconhecimento de padrões NB, k-NN e SVM são testados para verificação de defeitos em motores de indução, tais como: barras quebradas do rotor, rotor inclinado, rotor desbalanceado, curto-circuito no enrolamento do estator e rolamentos defeituosos. As análises realizadas no referido trabalho são baseadas em dados da corrente do motor nas quais são extraídas características

no domínio da frequência (transformada de Hilbert), dados estatísticos (RMS, *Skewness*, *Kurtosis*, *Entropy* e *Crest Factor*) e seleção de recursos (PCA, ICA, etc). Os autores especificaram que os testes foram realizados com variação de carga mecânica, alimentados com inversor de frequência.

O método k-NN tem sido empregado em vários trabalhos para identificação de padrões. Na área de diagnóstico de defeitos em MITs, destaca-se o trabalho desenvolvido por Ondel, Boutleux e Clerc (2006), onde foi proposta uma solução para detectar barras quebradas com vários níveis de carga mecânica do MIT a partir de dados de tensão e corrente no domínio da frequência. Na pesquisa apresentada em Ebrahimi et al. (2014), os autores propuseram uma metodologia para diagnóstico de falhas incipientes de excentricidade em motores síncronos, utilizando a decomposição Wavelet e a análise de componentes principais, por meio da análise da assinatura da corrente do estator no domínio da frequência, com controle de velocidade utilizando inversor de frequência e aplicando variação do conjugado nos ensaios em bancada de teste. Os métodos k-NN e FSVM (Fuzzy Support Vector Machine) foram utilizados para a classificação do defeito.

O método SVM é reconhecido na literatura como um método eficaz na solução de problemas que exigem classificação de padrões. Assim, na área de estudos de falhas incipientes em motores de indução, vários trabalhos nos últimos anos foram publicados, como exemplo, observa-se o trabalho apresentado por Konar e Chattopadhyay (2011). Neste trabalho foi desenvolvido um sistema para identificação de defeitos no rolamento utilizando SVM com Wavelet. Os sinais de vibração do motor são utilizados como entrada da SVM, que então efetua a classificação das condições. A estrutura metodológica é composta por um inversor de frequência e os experimentos foram realizados sob três diferentes condições de carga: sem carga, metade da carga nominal e carga nominal. Os testes experimentais ainda demonstram resultados da SVM em comparação à RNA.

Em outro trabalho recentemente apresentado por Barzegaran, Mazloomzadeh e Mohammed (2013), foi proposto um método para a identificação de falhas incipientes nos enrolamentos de estator em MITs, por meio de sinais magnéticos. Os tipos de falhas incipientes incluem correntes desequilibradas e curto-circuito nos enrolamentos das bobinas do estator. Os resultados utilizaram o método numérico de elementos finitos e RNAs, por intermédio de dados de simulação e experimentais. No artigo de Li et al. (2013) foi também utilizado o método SVM, com dados do sinal de vibração do MIT, com alimentação senoidal, para detecção de defeitos em rolamentos (esferas, pistas interna e externa). A referida pesquisa não considera o desequilíbrio de tensões na alimentação da máquina e a variação da carga nos experimentos.

O desenvolvimento de técnicas para aquisição de dados também são pesquisadas. Por exemplo, na pesquisa de Esfahani, Wang e Sundararajan (2014) é apresentada uma técnica de baixo custo utilizando multisensores e transmissão *wireless* para monitorar as condições de defeitos nos rolamentos e de excentricidade de um motor de indução controlado por

4.1. Introdução 67

inversor de frequência. Para isto, os autores utilizaram o sinal da corrente do estator e acústico no domínio da frequência (FFT e transformada de Hilbert) e por meio da Quadratic Discriminant Analysis (QDA), em que o método SVM realiza a classificação. Para os defeitos em rolamentos, investigaram-se problemas na pista interna, pista externa, lubrificação e na gaiola do rolamento. Outras pesquisas importantes para detecção de defeitos em MIT com SVM são observadas em Matic et al. (2012), Moosavian et al. (2014), Das et al. (2014) e Seshadrinath, Singh e Panigrahi (2014).

Ainda, dentre os métodos inteligentes de classificação de padrões, deve-se mencionar as árvores de decisão, as quais são representações simples do conhecimento e podem ser aplicadas em sistemas de aprendizado. Na área de pesquisa para identificação de defeitos em MIT, alguns trabalhos foram publicados recentemente como pode ser visto em Peng e Chiang (2011), em que os autores demonstram uma investigação de defeitos em esferas de rolamento em MIT, por meio de métodos baseados em árvores de decisão denominados Random Forest e C4.5 Decision Tree. Como entradas destes métodos, foram utilizados sinais de vibração mecânica no domínio do tempo e no domínio da frequência com alimentação senoidal. Para completar o sistema de pré-processamento, a Análise de Componentes Principais (PCA) e Linear Discriminent Analysis (LDA) são usadas para reduzir a dimensão e a complexidade do conjunto de recursos. Os resultados indicam que o método Random Forest possui a melhor eficiência para o trabalho.

Na pesquisa apresentada na referência Aydin, Karakose e Akin (2014) foi proposto um método que utiliza a medição do sinal de corrente de uma fase, passando pela transformada de Hilbert, para construir a representação de uma imagem gráfica. Por meio da detecção das bordas nas imagens, é realizada o reconhecimento de padrões de defeitos de barras quebradas do rotor e conectores quebrados de um MIT com alimentação senoidal e sem variação de carga mecânica acoplada ao eixo do motor. No referido trabalho, foram testados os métodos classificadores C4.5, RNAs, modelos gaussianos, algoritmo de seleção negativa com base em AG e classificador artificial imunológico com aprendizado por enxame de partículas.

As RNAs são técnicas computacionais que apresentam um modelo inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes e adquirem conhecimento por meio da experiência. Este método tem como característica a flexibilidade e tem disposto uma gama de arquitetura. Na área de classificação de defeitos em motores de indução, vários trabalhos foram publicados recentemente, tal como pode ser visto em Bossio, Angelo e Bossio (2013). Os autores do referido artigo apresentam dois esquemas baseados em RNAs para identificação e diagnósticos de defeitos em rotores de motores de indução, por meio de mapas auto-organizáveis. O primeiro esquema utiliza dados da corrente no domínio da frequência de uma fase do motor, a fim de realizar o diagnóstico do desbalanceamento de carga e defeitos relacionados ao desalinhamento do eixo. A referida rede neural é treinada e validada usando dados gerados mediante simulação. O segundo esquema realizado pela

análise da frequência da potência instantânea ativa e reativa do motor, a fim de detectar e diagnosticar as falhas incipientes de barras quebradas do rotor e as cargas oscilantes.

A pesquisa realizada por Ertunc, Ocak e Aliustaoglu (2013) apresenta uma nova proposta de metodologia para monitorar as condições de rolamentos de um MIT. Os testes apresentados no artigo utilizam os modelos RNA e Neuro-Fuzzy (ANFIS) com dados, no domínio do tempo e frequência, advindos de vibrações e da corrente do estator de um motor de indução com alimentação senoidal. Os autores inseriram defeitos predefinidos nos rolamentos, especificamente nas pistas internas e externas, com a finalidade de detectar a gravidade da falha incipiente apresentada.

Outro trabalho é apresentado por Seera et al. (2014), em que foi proposto um conjunto de modelos inteligentes híbridos para o monitoramento de condições de motores de indução, com condições de carga mecânica a 25%, 50%, 75% e com conjugado nominal, considerando a alimentação senoidal. Para a classificação dos defeitos, os autores utilizaram os métodos Rede Neural Fuzzy Min-Max (FMM) e Random Forest (RF) com entradas alimentadas por sinais de corrente do estator dos MITs, por meio do método MCSA (Motor Current Signature Analysis), no domínio da frequência. Os resultados experimentais do trabalho também consideram situações de ambientes ruidosos.

Uma técnica empregada recentemente, proposta por Germen, Basaran e Fidan (2014), utiliza-se da análise de dados acústicos de motores de indução conectados diretamente à rede elétrica, em que os sons são capturados por vários microfones simultaneamente. As correlações e as análises baseadas em processamento dos sinais pela transformada Wavelet foram utilizados na pesquisa como insumos para a extração de características necessárias neste trabalho. O método de classificação de padrões utilizado é baseado no mapa autoorganizável de Kohonen e os defeitos verificados são de rolamentos, barras quebradas do rotor e curto-circuito no estator. Outras pesquisas relacionadas às RNA com motores de indução podem ser observadas em Gongora et al. (2013), Nyanteh et al. (2013), Seera et al. (2013), Tran et al. (2013) e Zarei, Tajeddini e Karimi (2014).

Assim, neste capítulo, os métodos para classificação de padrões Naive Bayes, C4.5, RIPPER, k-NN, SVM/SMO e RNA/MLP são abordados e testados para identificar defeitos em MITs por meio de sinais no domínio do tempo, considerando adversidades no seu funcionamento e com defeitos. Todos os métodos inteligentes são comparados com os mesmos conjuntos de amostras provenientes dos ensaios da bancada experimental disposta em laboratório. Os defeitos apurados são relativos ao estator, rotor e rolamento de MITs com alimentação senoidal.

4.2 Identificadores de Padrões

Os sistemas inteligentes têm sido desenvolvidos como uma abordagem flexível, os quais podem ser aplicados a vários tipos de problemas na área de máquinas elétricas, em especial

aqueles relacionados à identificação de padrões de defeitos.

Os classificadores de padrões abordados neste trabalho são baseados em regras, árvores de decisão, vizinhança de elementos, vetores de suporte, RNAs e redes Bayesianas. Estes métodos são caracterizados por utilizarem dados de treinamento e validação para criar um modelo de classificação, que posteriormente são utilizados para classificar uma nova instância de dados relacionados. Uma breve descrição dos algoritmos abordados neste trabalho são apresentados nas subseções seguintes.

4.2.1 k-Nearest Neighbors Classifier

O classificador k-NN (AHA; KIBLER, 1991) é um método não-paramétrico, baseado no algoritmo $Nearest\ Neighbor\ (NN)(COVER, 1968)$. O k-NN propõe uma modificação em relação ao algoritmo original durante a fase de teste e classificação, em que o algoritmo faz uso dos k-vizinhos mais próximos, diferentemente do NN que utiliza-se apenas o vizinho mais próximo.

O método k-NN classifica uma amostra de dados de acordo com as distâncias entre a amostra e algumas amostras de treinamento pré-rotuladas. Se a maioria das amostras mais próximas à amostra desconhecida são de uma classe especificada, a amostra será atribuída a essa classe. Neste método, os eixos independentes são divididos em partições (Δ_i) . Assim, a função de densidade da probabilidade é avaliada para cada uma destas partições, tal como indicado pela Equação 4.1:

$$p_i = \frac{n_i}{N\Delta_i} \tag{4.1}$$

onde n_i é a quantidade de amostras em uma partição Δ_i e N representa o número total de pontos de dados.

Para avaliar a probabilidade de uma amostra de teste, deve-se assumir uma partição centrada em um ponto n_i , fixado para alterações, de tal forma que $n_i(K)$ pontos de dados o colocam nesta partição. Com base neste procedimento, a probabilidade da amostra de teste é avaliada de forma adaptativa, sem qualquer hipótese anterior, exceto K, que é escolhido de acordo com os melhores resultados obtidos no treinamento. A partir do teorema de Bayes, a probabilidade posterior de uma amostra de teste é obtida conforme a Equação 4.2, baseada na Equação 4.1:

$$p(C_k|Z) = \frac{K_k}{K} \tag{4.2}$$

onde K_k é o número de pontos de dados a partir da classe de ordem k (BISHOP, 2006). Esta abordagem não necessita da fase de treinamento. Contudo, para classificar uma amostra de teste, todos os pontos de dados dos treinamentos devem ser salvas e as distâncias entre as amostras de teste e todas as amostras de treinamento devem ser calculadas e

classificadas. Portanto, os k-vizinhos mais próximos são selecionados para tomar a decisão final.

A semelhança, ou proximidade, é definida em termos da distância entre as instâncias. Para isto, há várias medidas de distâncias que podem ser utilizadas para implementar esse classificador, tal como o método da distância Euclidiana, que é calculada pela Equação 4.3:

$$d(X,Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_i - y_i)^2}$$
(4.3)

onde, X e Y representam o conjunto de n amostras para o cálculo da distância Euclidiana.

Nas Figuras 4.1(a) e 4.1(b) é possível verificar a busca pela vizinhança de acordo com o número estabelecido com 1 e 7 vizinhos, respectivamente.

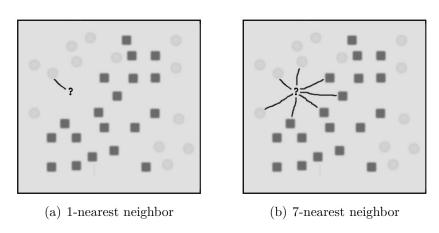


Figura 4.1 – Ilustração gráfica do método k-NN.

Em estudos recentes relacionados ao reconhecimento de defeitos em máquinas elétricas, alguns trabalhos abordam o uso do método k-NN, conforme observado em Ondel, Boutleux e Clerc (2006) e Ebrahimi et al. (2014).

4.2.2 RIPPER

O método RIPPER implementa um algoritmo de aprendizado baseado em regras proposicionais, proposto por Cohen (1995) como uma versão otimizada do *Incremental Reduced Error Pruning* (IREP) (FÜRNKRANZ; WIDMER, 1994).

O IREP integra a simplificação de árvores pela redução do erro por meio da técnica "dividir para conquistar". Este algoritmo possui um conjunto de regras, testando-as uma por vez. Depois que uma regra é encontrada, todos os exemplos que são cobertos por ela são excluídos. Este processo é repetido até que não exista exemplos corretamente classificados ou até que a regra encontrada pelo algoritmo possua um erro aceitável.

Embora os princípios fundamentais permaneçam os mesmos, o algoritmo RIPPER melhora o IREP em muitos detalhes e também é capaz de lidar com problemas multiclasses (COHEN, 1995).

O algoritmo RIPPER é organizado em duas partes: i) método heurístico: é realizado com base no princípio guloso, onde as regras inicialmente estabelecidas são construídas usando o ganho de informação. Assim, a otimização é realizada por intermédio do processo de poda para melhorar a precisão das regras; ii) processo de classificação: a condição para a sequência da candidatura às regras, para garantir a efetividade da medida da poda v^* . Este processo é repetido até que não haja melhoramento dos condicionais de v^* , conforme apresentado nas Equações 4.4 e 4.5:

$$v = \frac{p + (N - n)}{P + N} \tag{4.4}$$

onde P e N são os números totais de amostras positivas e negativas, respectivamente. O símbolo p representa as amostras da poda positiva e n da negativa, observadas no momento.

$$v^* = \frac{p-n}{p+n} \tag{4.5}$$

onde v^* define a medida da poda melhorada.

O processo da poda das regras objetivam a simplificação do modelo e diminui a interferência de dados ruidosos. A decisão é feita para saber se é necessário incluir a regra revista, de substituição ou a original, por meio da heurística *Minimal Description Length* (MDL). A medida de ganho do algoritmo é definida pela Equação 4.6:

$$GANHO = p(log_2 \frac{p}{p+n} - log_2 \frac{p_0}{p_0 + n_0})$$
(4.6)

considerando R um conjunto de regras originais e R um conjunto de regras após adição de características candidatas. Então, p e n são os números de amostras de prPos e prNeg, respectivamente, abrangidos pela regra R. Os símbolos p_0 e n_0 determinam os números de amostras de prPos e prNeg cobertos pela regra R, respectivamente.

Em suma, o método RIPPER tem como princípio o processo de formação do modelo, baseado em regras, divido em duas partes. A primeira parte, de acordo com o princípio guloso, é abordado o método heurístico que utiliza o método de ganho de informação para formar uma coleção de regras inicial. Em seguida, é podada uma coleção de regras por meio de um processo otimizado, com a finalidade de melhorar a precisão da coleta de regras. Então, é realizada a classificação das amostras e estas devem pertencer a categorização que satisfaz as características de uma determinada regra, que é a expressão da conjunção de vários itens característicos.

Um exemplo da estratégia utilizada pelo método RIPPER pode ser observado na Figura 4.2. Nesta ilustração, é apresentada uma geração de um conjunto de regras diretamente baseado em cada classe e enquanto algumas instâncias desta classe permanecem fora da abrangência, deve-se encontrar a regra que abrange a maioria das instâncias da

classe e combinar as instâncias que são abrangidas pela regra. O número de regras é variável ao problema e podem ser adicionadas para otimizar o processo de classificação.

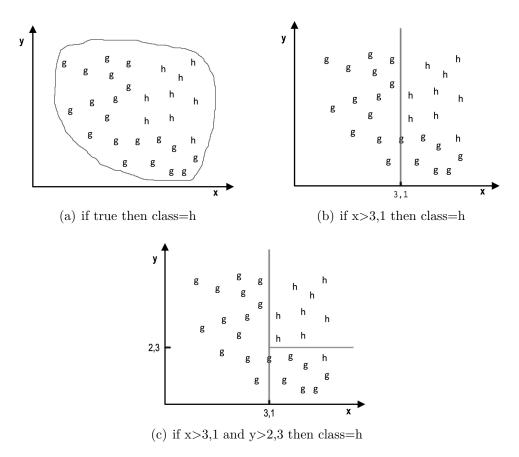


Figura 4.2 – Ilustração da geração do conjunto de regras do método RIPPER baseada em duas classes.

Alguns trabalhos publicados, relacionados à utilização do método RIPPER, para identificação de defeitos em máquinas rotativas podem ser observados nas pesquisas divulgadas por Jiang'hong e Xiao'li (2009) e Hongjun, Xiaoli e Qiushi (2010).

4.2.3 C4.5 Decision Tree

Os métodos de reconhecimento de padrões baseados em árvores de decisão tem o objetivo de dividir um conjunto de treinamento, até que cada subconjunto obtido deste particionamento contenha casos de uma única classe.

A composição de uma árvore é dada pelas seguintes características: i) um nó raiz formado a partir de todos os dados, ii) um conjunto hierárquico de nós internos denominados partições são responsáveis pela tomada de decisão, utilizando teste lógico, que define o próximo nó descendente, e iii) nós terminais chamados de folhas. A árvore de decisão binária divide cada nó intermediário em dois nós descendentes, sendo o nó esquerdo, quando o teste lógico é satisfeito e o nó direito, quando o teste lógico não é satisfeito. A divisão em cada nó interno da árvore é definida por critérios estatísticos sobre os dados de treinamento. No método de árvore de regressão o processo decisório, em cada folha,

contém uma constante ou uma equação linear referente a um determinado conjunto de dados.

O algoritmo ID3 (QUINLAN, 1986) é um dos primeiros algoritmos de árvore de decisão baseado em sistemas de inferência e conceitos de aprendizagem. Poucos anos depois, foi proposto por Quinlan (1993) o algoritmo denominado C4.5. As principais características de melhoramento do C4.5 em relação ao ID3 são as seguintes: evitar *overfitting* dos dados; determinar o quão profundamente deve crescer uma árvore de decisão; reduzir o erro da poda da árvore; introduzir a regra de pós-poda; manusear atributos contínuos; escolher uma medida de seleção de atributos adequados; manipular dados de treinamento com valores de atributos que faltam e; melhorar a eficiência computacional.

O algoritmo C4.5 usa o ganho de informação normalizado para selecionar a característica mais significativa para classificar o conjunto de treinamento. Assumindo que o conjunto de treinamento X possui m classes $(C_1, C_2, ..., C_m)$, a entropia da informação do nó é calculada como segue na Equação 4.7:

$$I(X) = -\sum_{i=1}^{m} \frac{f(C_i, X)}{|X|} log_2\left(\frac{f(C_i, X)}{|X|}\right)$$
(4.7)

onde |X| é o número de casos em X e $f(C_i, X)$ é o número de casos C_i pertencentes à X. Para selecionar as características Z, assume-se que o conjunto de treinamento é classificado em n subconjuntos $(S_1, S_2, ..., S_n)$, a entropia de informação esperada pode ser calculada de acordo com a Equação 4.8:

$$I_e(X,Z) = -\sum_{j=1}^n \frac{|S_j|}{|X|} I(S_j)$$
(4.8)

onde o S_j é o número de casos. O ganho G da característica Z pode ser calculada conforme a Equação 4.9:

$$G(X,Z) = I(X) - I_e(X,Z)$$
 (4.9)

então, a informação dividida SI é dada pela Equação 4.10:

$$SI(X,Z) = -\sum_{j=1}^{n} \frac{|S_j|}{|X|} log_2 \frac{|S_j|}{|X|}$$
 (4.10)

a taxa do ganho GT é então normalizada conforme a Equação 4.11:

$$GT(X,Z) = \frac{G(X,Z)}{SI(X,Z)}$$
(4.11)

O método C4.5 seleciona as características com o máximo GT(X) de um nó (Z_n) de acordo com a Equação 4.12:

$$Z_n = \max(GT(X, Z)) \tag{4.12}$$

Em situações que necessitam identificar defeitos em motores de indução, há vários trabalhos na literatura com a aplicação de métodos baseados em árvores de decisão, como observado nos artigos Peng e Chiang (2011) e Aydin, Karakose e Akin (2014), recentemente publicados.

4.2.4 Naive Bayes

As Redes Bayesianas utilizam como meio de resolução dos problemas a teoria de probabilidade e são utilizados para o raciocínio e a tomada de decisões na incerteza, baseadas na regra de Bayes (JENSEN, 1993), que podem ser definidos como segue:

- \Box Considerando A_i atributos, onde i=1,2,3,...,n e que tenham valores α_j , onde j=1,2,3,...,m.
- Assumindo C como classe e $E = (\alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_m)$ como instâncias de testes não classificadas. E serão classificados na classe C com a posterior probabilidade máxima. A regra de Bayes para esta classificação é definida pela Equação 4.13:

$$P(C|E) = \operatorname{argmax} P(C)P(E|C) \tag{4.13}$$

As Redes Bayesianas podem representar um atributo incerto. Contudo, provou-se que o aprendizado ideal de uma Rede Bayesiana é por intermédio do método polinomial não-determinístico (JIANG; GUO, 2005). De acordo com John e Langley (1995), as redes Bayesianas fornecem uma representação para a aprendizagem de máquina. O classificador denominado Naive Bayes é uma das técnicas conhecidas, integrante do conjunto de classificadores Bayesianos. Este classificador assume que todos os atributos da mesma classe são independentes. Partindo desse pressuposto, a regra Bayesiana é modificada, conforme demostrado na Equação 4.14:

$$P(C|E) = \operatorname{argmax} P(C) \prod_{i=1}^{n} P(A_i|C)$$
(4.14)

onde A_i representa um vetor de variáveis aleatórias que denotam os valores dos atributos observados.

Em trabalhos relacionados à identificação de defeitos em MITs, destacam-se os trabalhos Hajiaghajani, Toliyat e Panahi (2004) e Wang et al. (2012), que adotam o método Naive Bayes nos testes de classificação de padrões.

4.2.5 Support Vector Machine

Support Vector Machines são sistemas de aprendizagem de máquina treinados com um algoritmo de otimização matemática e que implementam um limite derivado da teoria de aprendizagem estatística. Essa estratégia de aprendizagem, desenvolvida por Vladmir

Vapnik (VAPNIK, 1995), pode alcançar alto desempenho em aplicações práticas. O treinamento do SVM envolve a otimização de uma função quadrática convexa. Esta otimização é um problema matemático que envolve poucos parâmetros livres necessários para ajustes por parte do usuário e não há dependência explícita na determinação da dimensão do espaço de entrada do problema.

O processo decisório em problemas de classificação pode ser realizado por intermédio de funções que dividem o espaço de características em regiões com hiperplanos. A função principal do SVM consiste em mapear os dados de entrada em um espaço de características por um mapa não linear. No espaço de características, a função de decisão linear é construída.

De acordo com Kankar, Sharma e Harsha (2011), um conjunto de amostras de treinamento (x_i, y_i) são considerados, onde i = 1 - N e N é o número total de amostras. O hiperplano f(x) = 0, que separa os dados fornecidos, pode ser obtido como uma solução para o problema de otimização conforme exposto na Equação 4.15:

$$min \frac{1}{2}||\omega||^2 \tag{4.15}$$

sujeito a
$$y_i(\omega . x_i + b) - 1 \ge 0, i = 1, 2, ..., N$$

onde ω representa o vetor normal ao hiperplano. Reescrevendo o problema de otimização acima em termos dos multiplicadores de Lagrange, onde C é uma constante que representa o limiar do erro, obtém-se a Equação 4.16:

$$\max W(\lambda) = \sum_{i=1}^{N} \lambda_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{N} y_i y_j \lambda_i \lambda_j(x_i x_j)$$
(4.16)

sujeito a
$$\begin{cases} 0 \le \lambda_i \le C \\ \sum_{i=1}^{N} \lambda_i y_i = 0, \ i = 1, 2, ..., N \end{cases}$$

Na Figura 4.3 são ilustrados os hiperplanos de suporte e o ótimo representando a separação de amostras em duas classes distintas.

A Otimização Mínima Sequencial (SMO - Sequential Minimal Optimization), proposto por Platt (1998), é um algoritmo para resolver o problema de programação quadrática (PQ), que surge durante o treinamento do SVM. Esta implementação substitui globalmente todos os valores em falta e transforma atributos nominais para os binários e também normaliza todos os atributos por padrão. Os problemas multiclasses são resolvidos usando classificação em pares com o método de acoplamento em pares (HASTIE; TIBSHIRANI, 1998).

Problemas de classificação de padrões de defeitos em motores de indução são frequentemente solucionados com o SVM, conforme pode ser visto nas pesquisas Konar e Chattopadhyay (2011), Matic et al. (2012), Barzegaran, Mazloomzadeh e Mohammed

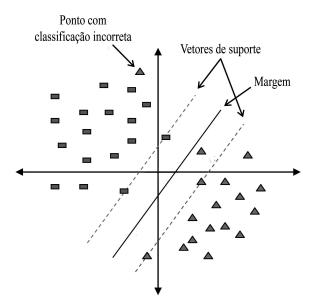


Figura 4.3 – Hiperplano de separação ótimo na linha amarela com seus hiperplanos de suporte em linha tracejada.

(2013), Li et al. (2013), Esfahani, Wang e Sundararajan (2014), Moosavian et al. (2014), Das et al. (2014) e Seshadrinath, Singh e Panigrahi (2014).

4.2.6 Redes Neurais Artificiais

As RNAs são métodos flexíveis que podem ser aplicados em diversos tipos de problemas de engenharia e são caracterizadas como modelos computacionais, com propriedades particulares, cujas principais características são: i) capacidade intrínseca de operação em paralelo; ii) não há a necessidade de conhecimento a priori de eventuais modelos matemáticos que descrevem o comportamento de determinada aplicação; iii) sistemas inspirados no cérebro humano e iv) habilidade de aprender a partir da experiência.

A rede MLP é aquela em que os neurônios são organizados em camadas. A característica principal das redes em camadas consiste na presença de uma ou mais camadas escondidas, as quais são responsáveis pela extração e armazenamento de conhecimentos associados a alguma aplicação específica.

Neste tipo de rede, o fluxo de dados das entradas para as saídas segue estritamente em uma única direção, isto é, existem apenas ligações entre as saídas dos nós de um nível anterior para as entradas dos nós de um nível posterior, não existindo conexões entre os elementos de um mesmo nível. As redes em camadas são utilizadas em várias aplicações, tais como: aproximação de funções, reconhecimento de padrões, otimização de sistemas, controle de processos, entre outras (HAYKIN, 1998).

A partir da Figura 4.4, que ilustra uma rede MLP com duas camadas escondidas, observa-se que os nós da camada de entrada da rede fornecem as informações (vetores de entrada), representados por $X_1, X_2, ..., X_n$, os quais constituem os sinais de entrada, que

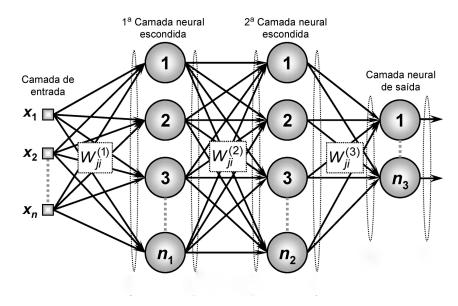


Figura 4.4 – A arquitetura da rede MLP (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

serão aplicados aos neurônios da segunda camada (1ª camada neural). Os sinais de saída da segunda camada são utilizados como entradas para a terceira camada (2ª camada neural). Finalmente, o conjunto de sinais de saída apresentados pelos neurônios da camada de saída reflete a resposta final da rede em relação ao vetor de entrada fornecido pelos nós fontes da primeira camada. O treinamento ou processo de aprendizagem de uma RNA consiste em ajustar os pesos sinápticos (matriz de pesos W) de forma que a aplicação de um conjunto de entradas produza um conjunto de saídas desejadas. O treinamento supervisionado das RNAs que formam as redes Perceptron utilizadas neste trabalho é baseado no algoritmo de aprendizagem backpropagation (HAYKIN, 1998). As funções Erro Quadrático (E(k)) e Erro Quadrático Médio (E_M) são utilizadas como critérios de desempenho e de parada do processo de treinamento.

4.2.6.1 Erro Quadrático

Esta função fornece o valor instantâneo da soma dos erros quadráticos de todos os neurônios da camada de saída da rede em relação ao k-ésimo padrão de treinamento, ou seja:

$$E(k) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{ns} (d_j(k) - Y_j(k))^2$$
(4.17)

onde ns representa o número total de saídas da RNA, $d_j(k)$ é o valor da saída desejada do neurônio j em relação ao k-ésimo padrão de entrada e $Y_j(k)$ se refere ao sinal funcional encontrado na saída do neurônio j na iteração k.

4.2.6.2 Erro Quadrático Médio

O erro quadrático médio é obtido a partir da soma dos erros quadráticos relativos a todos os padrões de entrada utilizados no conjunto de treinamento da rede, ou seja:

$$E_M = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^{p} E(k) \tag{4.18}$$

onde o parâmetro p especifica o número de padrões de treinamento ou a quantidade de vetores de entrada. Assim, o objetivo do processo de aprendizagem, utilizando o algoritmo backpropagation, consiste em ajustar as matrizes de pesos W_1 e W_2 da rede a fim de minimizar a função E_M . O processo de ajuste dos pesos pode ser verificado em Haykin (1998).

Na área de pesquisa em máquinas elétricas, o uso das RNA tem sido tema de pesquisas recentes. São vários os enfoques, tais como controle, estimativa de parâmetros e detecção de defeitos, bem como determinação do comportamento de carga em regime permanente (SADEGHIAN; YE; WU, 2009; VUKADINOVIC; BASIC; KULISIC, 2010; GHATE; DUDUL, 2010; SANTACANA et al., 2010; BECHOUCHE et al., 2012; ALANIS; SANCHEZ; LOUKIANOV, 2012; ERTUNC; OCAK; ALIUSTAOGLU, 2013; BOSSIO; ANGELO; BOSSIO, 2013; SEERA et al., 2014; GERMEN; BASARAN; FIDAN, 2014; GONGORA et al., 2013; NYANTEH et al., 2013; SEERA et al., 2013; SEERA et al., 2013; TRAN et al., 2013; ZAREI; TAJEDDINI; KARIMI, 2014; PALÁCIOS et al., 2015; GODOY et al., 2015).

4.3 Resultados Experimentais

Os aspectos metodológicos utilizados nesta etapa do trabalho, relativos à aquisição e tratamento de dados, são ilustrados na Figura 3.13. Os dados obtidos por meio de ensaios experimentais são divididos em conjuntos de treinamento e validação. Para todos os defeitos analisados foram testados 6 métodos inteligentes para a classificação dos padrões. Com o intuito de verificar a generalização dos modelos, foram utilizados 3 MITs diferentes, conforme demonstrado na Tabela 3.1, com a combinação de diversos testes.

Os classificadores de padrões apresentados na Seção 4.2 são empregados, nos testes deste capítulo, por meio do ambiente *Waikato Environment for Knowledge Analysis* (WEKA) (HALL et al., 2009). As configurações do computador utilizados no treinamento e validação das amostras consiste em um processador Intel Core i3 380M 2.53 GHz, memória RAM de 4 GB, HD de 500 GB e adaptador gráfico Intel Graphics Media Accelerator (GMA) 4500 MHD.

Esta parte do trabalho visa investigar, baseado na problemática do assunto, o desempenho dos métodos inteligentes de classificação de padrões em termos de acurácia e tempo computacional. Para a execução das estratégias propostas neste capítulo, foram efetuadas configurações específicas para o treinamento e validação de cada método classificador.

Para a execução dos testes com os classificadores de padrões foram realizadas as configurações nas principais propriedades de cada método. Assim, as configurações básicas do método SVM/SMO determinam que a taxa de erro de arrendondamento recebeu o valor 10^{-12} , a função núcleo do SVM/SMO é a *Polynomial Kernel* (ALPAYDIN, 2010) e o parâmetro de tolerância de erro recebeu o valor 0,001. Em relação ao método Naive Bayes, a configuração padrão do tamanho do lote foi definido com o valor 100 e também o método foi configurado para a utilização de até 2 casas decimais em saída numérica

Em relação aos aspectos de configurações da RNA, a taxa de aprendizado foi definida com o valor 0,3, o termo momentum recebeu 0,2 e o número máximo de épocas para o treinamento da rede é de 500. Foram utilizados 15 neurônios na única camada oculta, definida pela análise dos resultados e definição da melhor topologia. Para a camada oculta, foi utilizada a função de ativação Tangente Hiperbólica e na camada de saída uma função Linear.

A configuração do método de classificação k-NN para a execução dos testes foi definido com o número de vizinhos utilizados é de apenas 1 e o algoritmo de busca utilizado é baseado no método do cálculo da distância Euclidiana. Foram realizados testes variando o número de vizinhos até 15 e observou-se que de 1 a 4 vizinhos o método se comportou de maneira similar em termos de acurácia. A partir deste número de vizinhos, o método perdeu a eficiência na classificação, diminuindo significativamente o índice de acerto para todos os defeitos observados.

Para o método classificador RIPPER, o parâmetro *Seed*, usado para dados aleatórios, foi definido com o valor 1 e foi habilitado o uso do método da poda. O parâmetro *Folds* determina a quantidade de dados usado na poda e foi definido com o valor 3. O número de execuções de otimização é determinado com o valor 2. O peso total mínimo das instâncias de uma regra é caracterizado pelo valor 2,0.

As configurações do método C4.5, utilizadas neste trabalho, definem a não utilização de divisões binárias em atributos nominais para a construção das árvores. Ficou determinado o uso da semente para randomizar os dados com o valor 1. O fator de confiança utilizado para a poda foi definido em 0,25. O número mínimo de instâncias por folha da árvore recebeu o valor 2 e a quantidade de dados utilizados para redução de erros de poda foi definido com o valor 3.

Para a verificação dos resultados relativos aos testes realizados por meio dos classificadores inteligentes, utilizou-se os índices estatísticos: acurácia, *Kappa*, erro absoluto médio e erro absoluto relativo, além de computar o tempo de construção do modelo e o tempo de validação em segundo.

A acurácia define em termos percentuais o acerto de um conjunto de amostras apresentadas ao classificador em comparação ao padrão previamente definido, a fim de obter a exatidão do modelo testado.

O erro absoluto define a diferença de um valor encontrado pelo valor desejado. No

caso de um conjunto de amostras apresentado ao classificador, tem-se a medida do erro absoluto médio para definir o quão distantes estão as amostras com erros de classificação. O erro absoluto relativo é definido pelo quociente entre o erro absoluto e o módulo do valor exato.

A estatística Kappa (k) é um índice que mede o grau de concordância interobservador além do que seria esperado tão somente pelo acaso (LANDIS; KOCH et al., 1977). De acordo com Araújo (2013), este índice mede a proporção de concordância observada entre as classes de comportamentos existentes e calculadas baseado nos dados de treinamento após ser removida a parcela de concordância devido ao acaso.

Esta medida de concordância *Kappa* retorna como valor máximo "1", na qual representa total concordância, sendo que valores próximos e até abaixo de "0" indicam nenhuma concordância, conforme apresentado na Tabela 4.1.

Valores de Kappa	Concordância
<0	Nenhuma
0 - 0,19	Pobre
0,20 - 0,39	Fraca
0,40 - 0,59	Moderada
0,60 - 0,79	Substancial
0.80 - 1.00	Perfeita

Tabela 4.1 – Tabela para interpretação da estatística Kappa (LANDIS; KOCH et al., 1977).

4.3.1 Resultados Experimentais de Treinamento e Validação com Motores de 1 cv

Visando averiguar a capacidade de reconhecer defeitos de estator, rotor e rolamentos, em MITs, esta subseção apresenta uma variedade de testes com os métodos classificadores Naive Bayes, C4.5, SVM/SMO, k-NN, RIPPER e RNA/MLP, com dados para treinamento e validação providos por motores de 1 cv.

4.3.1.1 Defeitos no Estator

São demonstrados, na Tabela 4.2, os testes dos ensaios para defeitos no estator de uma máquina de 1 cv *Standard* e outra de mesma potência de alto rendimento (Motores 1 e 2), conforme especificado na Tabela 3.1, gerando 504 amostras de dados com defeitos no estator somado a 72 amostras relativas às mesmas máquinas trabalhando em condições sem defeito, totalizando 576 amostras para treinamento e validação dos métodos classificadores.

Para o motor *Standard*, foram executados ensaios com curto-circuito entre as espiras da bobina do estator com comprometimento de 1%, 3%, 5% e 7%. Para o motor com alto rendimento, os ensaios foram com curto-circuito de 1%, 3%, 5%, 10%, 15% e 20%

entre as espiras do estator. Após os ensaios em laboratório, os dados com defeitos no estator, juntamente com dados de motores em condições normais, foram preparados para treinamento e validação, atentando-se para que o conjunto de treinamento e validação possuam informações de todo o domínio da aplicação. Tanto na construção dos modelos como na execução dos testes de validação o tempo apurado é mostrado em segundos. Podese observar que o método de classificação de padrões que obteve a construção do modelo mais rápido foi o k-NN, com 0,0001 s. Nos testes de validação dos dados amostrados o C4.5, juntamente com o RIPPER, obtiveram 0,1 s para a execução da tarefa. Contudo, tanto o k-NN como a RNA/MLP obtiveram os melhores índices de acurácia com 99,9%.

Tabela 4.2 – Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv (Motores 1 e 2) com 30 entradas com corrente para defeito no estator.

Tipo		Defeito no Estator - 30 Entradas					
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	k-NN	RIP	RNA/MLP	
Entradas $(I_{a,b,c})$	30	30	30	30	30	30	
Acurácia	93,7%	98,9%	$98,\!3\%$	99,9%	99,2%	99,9%	
Tempo de Construção	$0.03 \ {\rm s}$	$0,56 \ { m s}$	0,54 s	0,0001 s	1,12 s	29 s	
Tempo de Validação	0,04 s	$0,01 \; { m s}$	0,02 s	$0,56 \; { m s}$	0,01 s	0,09 s	
Estatística Kappa	0,78	0,95	0,92	0,99	0,96	0,99	
Erro Absoluto Médio	0,061	0,012	0,016	0,001	0,009	0,001	
Erro Absoluto Relativo	28,5%	5,7%	$7,\!6\%$	0,4%	4,1%	0.8%	
Amostras Treino e Validação	576	576	576	576	576	576	

Analisando os aspectos gerais para os testes realizados na classificação de defeitos no estator, rotor e rolamento para os motores de 1 cv, baseados em 30 entradas somente com sinais de correntes $(I_{a,b,c})$, percebem-se resultados superiores a 90% para os vários métodos verificados.

Visando observar a qualidade dos resultados em função do número de entradas e ainda verificar a influência do sinal das tensões que alimentam o motor, foram avaliados os resultados para todos os defeitos propostos neste trabalho com 60, 150 e 300 pontos de entrada para os métodos supracitados.

Nas Tabelas 4.3, 4.4 e 4.5 são apresentados os resultados de treinamento e validação para o reconhecimento de defeitos de estator. O número de entradas referente à Tabela 4.3 é de 60, a qual é composta por 30 entradas relacionadas às correntes $I_{a,b,c}$ e 30 entradas relacionadas às tensões $V_{a,b,c}$. Em todos os métodos testados foram apresentados índices de acurácia acima de 98%.

Tabela 4.3 – Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 60 entradas com corrente e tensão para defeito no estator.

Tipo	Defeito no Estator - 60 Entradas					
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	k-NN	RIP	RNA/MLP
Entradas $(V_{a,b,c}, I_{a,b,c})$	60	60	60	60	60	60
Acurácia	98,0%	99,7%	99,5%	100%	100%	100%
Tempo de Construção	0,19 s	$0.31 \ s$	0.57 s	$0,01 \; { m s}$	$0,41 \; s$	91,81 s
Tempo de Validação	$0.18 \ s$	0,01 s	0,05 s	1,68 s	$0,01 \; { m s}$	$0.08 \; s$
Estatística Kappa	0,91	0,98	0,97	1	1	1
Erro Absoluto Médio	0,02	0,01	0,01	0,001	0	0,001
Erro Absoluto Relativo	9,99%	1,37%	2,40%	$0,\!17\%$	0%	0,15%
Amostras Treino e Validação	576	576	576	576	576	576

Os resultados experimentais referentes à Tabela 4.4 são pautados em 150 entradas, compostas por 75 valores discretizados das correntes $I_{a,b,c}$ e outros 75 valores referentes às tensões $V_{a,b,c}$. Os índices resultantes dos treinamentos e validações possuem valores próximos ao teste com 60 entradas, com uma acurácia mínima entre os métodos de classificação de 96,5%.

Tabela 4.4 – Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 150 entradas com corrente e tensão para defeito no estator.

Tipo	Defeito no Estator - 150 Entradas					
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	k-NN	RIP	RNA/MLP
Entradas $(V_{a,b,c}, I_{a,b,c})$	150	150	150	150	150	150
Acurácia	96,5%	100%	99,9%	100%	100%	100%
Tempo de Construção	0,14 s	$0,45 \; { m s}$	0,61 s	$0,01 \; { m s}$	$0,76 \ { m s}$	587,15 s
Tempo de Validação	$0,08 \; { m s}$	$0,01 \; { m s}$	0,01 s	3,73 s	$0,01 \; { m s}$	0,21 s
Estatística Kappa	0,83	1	0,99	1	1	1
Erro Absoluto Médio	0,03	0	0,01	0,001	0	0,001
Erro Absoluto Relativo	16,97%	0%	0,34%	0,17%	0%	$0,\!12\%$
Amostras Treino e Validação	576	576	576	576	576	576

Ainda, diversificando o número de entradas nos métodos propostos, observa-se na Tabela 4.5 o teste com 300 entradas. Essas entradas são divididas em 150, as quais estão relacionadas às correntes $I_{a,b,c}$ e tensões $V_{a,b,c}$, cada qual com 50 pontos discretizados em um semiciclo de onda de forma a caracterizar o sinal.

Tabela 4.5 – Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 300 entradas com corrente e tensão para defeito no estator.

Tipo		Defeito no Estator - 300 Entradas						
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	k-NN	RIP	RNA/MLP		
Entradas $(V_{a,b,c}, I_{a,b,c})$	300	300	300	300	300	300		
Acurácia	98,2%	100%	100%	100%	99,85%	100%		
Tempo de Construção	$0.3 \mathrm{s}$	1 s	1,08 s	$0,01 \; { m s}$	2,48 s	2483,45 s		
Tempo de Validação	0,42 s	0,17 s	0,03 s	6,55 s	$0,01 \; { m s}$	$0.30 \ s$		
Estatística Kappa	0,92	1	1	1	0,99	1		
Erro Absoluto Médio	0,02	0,01	0	0,001	0,001	0,001		
Erro Absoluto Relativo	8,20%	$0,\!12\%$	0%	0,17%	0,67%	0,13%		
Amostras Treino e Validação	576	576	576	576	576	576		

Assim como os demais testes com defeitos de estator, verifica-se que os resultados apresentam índices de acurácia acima de 98% e um alto grau de confiabilidade da estatística *Kappa*. Observa-se que as amostras apresentadas aos métodos são as mesmas para uma apuração realista comparativa. Na Figura 4.5, nota-se um gráfico que demonstra a comparação entre os métodos avaliados para constatar defeitos no estator do motor de 1 cv.

Em relação aos testes realizados com defeitos no estator nesta Subseção, observou-se que a redução do número de entradas, com a utilização somente de dados das correntes, não afetou consideravelmente a resposta do sistema com testes realizados nos métodos classificadores k-NN e RNA/MLP.

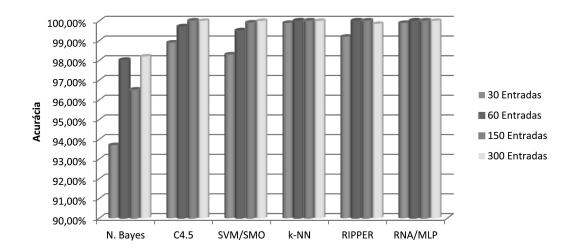


Figura 4.5 – Desempenho dos métodos avaliados para defeitos no estator do motor de 1 cv (576 amostras para treinamento e validação).

4.3.1.2 Defeitos no Rotor

Na Tabela 4.6 são demonstrados os testes relativos aos ensaios experimentais com defeitos no rotor de uma máquina de 1 cv *Standard*, conforme especificado na Tabela 3.1. Para a aquisição dos dados, foram adquiridos dados de motor com 1 até 4 barras com colocação em sequência e opostas na circunferência do rotor.

Os dados foram preparados para treinamento e validação contemplando todo o domínio da aplicação, separados em base de dados para treinamento e validação. Pôde-se observar que o método de classificação de padrões que obteve a construção do modelo mais rápido foi o k-NN, com 0,01 s. Já nos testes de validação o C4.5, juntamente com os métodos SVM/SMO e RIPPER, ocuparam 0,1 s de processamento para a operação. Em relação à acurácia, destaca-se a RNA/MLP com um índice de 99,9%, o k-NN com 99,7% e o C4.5 com 99,2%.

Tabela 4.6 – Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv (Motor 1) com 30 entradas com corrente para defeito no rotor.

Tipo	Defeito no Rotor - 30 Entradas						
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	k-NN	RIP	RNA/MLP	
Inputs $(I_{a,b,c})$	30	30	30	30	30	30	
Acurácia	87,0%	99,2%	97,4%	99,7%	98,7%	99,9%	
Tempo de Construção	$0.03 \ s$	0,21 s	0,24 s	$0,01 \; { m s}$	0,76 s	25,75 s	
Tempo de Validação	0,02 s	0,01 s	0,01 s	0,48 s	$0,01 \; { m s}$	0,02 s	
Estatística Kappa	0,50	0,96	0,88	0,98	0,94	0,99	
Erro Absoluto Médio	0,132	0,008	0,025	0,002	0,015	0,002	
Erro Absoluto Relativo	58,8%	$3,\!5\%$	11,1%	1,1%	6,8%	1,1%	
Amostras Treino e Validação	312	312	312	312	312	312	

Nas Tabelas 4.7, 4.8 e 4.9 são apresentados os resultados referentes à variação de entradas para detecção de defeitos no rotor com barras quebradas. Na Tabela 4.7 são demonstrados os resultados com 60 entradas nos métodos verificados, compostas por 30 valores que representam as amplitudes das correntes $I_{a,b,c}$ e tensões $V_{a,b,c}$ discretizados com 10 pontos equidistantes por semiciclo de onda no domínio do tempo. Observa-se que os

resultados para este teste se mostraram com índices de acurácia acima de 93% para todos os métodos verificados e a estatística *Kappa* apresentou um bom grau de confiabilidade.

Tabela 4.7 – Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 60 entradas com corrente e tensão para defeito no rotor.

Tipo	Defeito no Rotor - 60 Entradas						
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	k-NN	RIP	RNA/MLP	
Entradas $(V_{a,b,c}, I_{a,b,c})$	60	60	60	60	60	60	
Acurácia	93,32%	99,02%	$98,\!88\%$	99,97%	99,95%	$99,\!16\%$	
Tempo de Construção	$0,06 \ { m s}$	$0,23 \ { m s}$	0.37 s	$0,001 \; { m s}$	0,62 s	90,08 s	
Tempo de Validação	0.15 s	0,02 s	0,01 s	$0.1 { m s}$	$0.1 \mathrm{s}$	0,04 s	
Estatística Kappa	0,76	0,99	0,95	0,99	0,99	0,96	
Erro Absoluto Médio	0,07	0,001	0,011	0,005	0,007	0,008	
Erro Absoluto Relativo	29,72%	0,34%	4,93%	0,24%	$0,\!28\%$	3,83%	
Amostras Treino e Validação	312	312	312	312	312	312	

Na Tabela 4.8 são apresentados os resultados referentes às entradas distribuídas em 150 pontos, representando 25 pontos equidistantes por semiciclo de onda para as correntes $I_{a,b,c}$ e tensões $V_{a,b,c}$. Observa-se que as amostras apresentadas para treinamento e validação são as mesmas apresentadas nos demais testes com entradas distintas. Neste caso, os testes obtiveram resultados acima de 98% de acurácia para os métodos C4.5, SVM/SMO, k-NN, RIP e RNA/MLP. Contudo, o método Naive Bayes apresentou um índice de acerto abaixo dos demais métodos.

Tabela 4.8 – Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 150 entradas com corrente e tensão para defeito no rotor.

Tipo	Defeito no Rotor - 150 Entradas						
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	k-NN	RIP	RNA/MLP	
Entradas $(V_{a,b,c}, I_{a,b,c})$	150	150	150	150	150	150	
Acurácia	86,89%	99,84%	99,94%	99,97%	99,92%	$98,\!85\%$	
Tempo de Construção	$0.13 \ s$	0,64 s	0.81 s	0,001 s	1,32 s	490,82 s	
Tempo de Validação	$0.18 \ s$	$0,01 \; { m s}$	0,01 s	$0,11 \; { m s}$	$0,01 \; { m s}$	0,21 s	
Estatística Kappa	0,59	0,99	0,99	0,99	0,99	0,95	
Erro Absoluto Médio	0,13	0,001	0,001	0,005	0,008	0,011	
Erro Absoluto Relativo	58,01%	0,67%	0,23%	0,24%	$0,\!37\%$	$5,\!21\%$	
Amostras Treino e Validação	312	312	312	312	312	312	

Por fim, nos testes realizados com defeitos no rotor para motores de 1 cv conforme apresentado na Tabela 4.9, tem-se um comportamento de resultados próximos aos testes de entradas com 30, 60 e 150. Nesta verificação, apresentou-se aos métodos classificadores 300 entradas, compostas por 150 entradas relacionadas às correntes $I_{a,b,c}$ e tensões $V_{a,b,c}$, por meio dos mesmos princípios de tratamento dos sinais relacionando 50 pontos por semiciclo de cada fase de corrente e tensão.

Um gráfico comparativo com os percentuais de acertos relativos aos testes de classificação de defeitos no rotor com os métodos observados nestes trabalho é apresentado na Figura 4.6.

Nos testes realizados com dados gerados por motores com defeitos no rotor, conforme apresentado nesta subseção, observa-se que o método k-NN apresentou uma resposta equivalente para 30 entradas com dados de corrente em comparação à variação crescente do número de entradas com dados de tensão e corrente combinadas. Destaca-se em todas

Tipo		Defeito no Rotor - 300 Entradas							
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	k-NN	RIP	RNA/MLP			
Entradas $(V_{a,b,c}, I_{a,b,c})$	300	300	300	300	300	300			
Acurácia	85,78%	99,84%	99,92%	100%	100%	$98,\!30\%$			
Tempo de Construção	0.3 s	1,26 s	1,22 s	0,001 s	2,39 s	5036,09 s			
Tempo de Validação	0,28 s	$0,08 \ s$	0.02 s	$8,46 \mathrm{\ s}$	$0,01 \; { m s}$	$0.39 \ s$			
Estatística Kappa	0,57	0,99	0,99	1	1	0,96			
Erro Absoluto Médio	0,14	0,001	0,001	0,004	0	0,015			
Erro Absoluto Relativo	63,06%	0,12%	0,34%	0,17%	0%	$5,\!87\%$			
Amostras Treino e Validação	312	312	312	312	312	312			

Tabela 4.9 – Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 300 entradas com corrente e tensão para defeito no rotor.

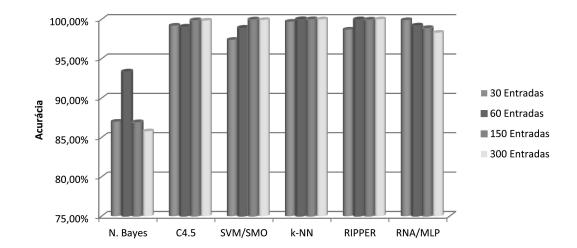


Figura 4.6 – Desempenho dos métodos avaliados para defeitos no rotor do motor de 1 cv (312 amostras para treinamento e validação).

as situação de validação com dados do motor de 1 cv obteve-se índice de acurácia acima de 99,7%. Contudo, para testes com 30 entradas, o método RNA/MLP apresentou o melhor índice de acurácia e da estatística Kappa em comparação aos demais métodos testados com, respectivamente, 99,9% e 0,99.

4.3.1.3 Defeitos no Rolamento

Nas Tabelas 4.10, 4.11, 4.12, 4.13 são apresentados os resultados dos testes com amostras defeituosas nos rolamentos dos Motores 1 e 2. Após os dados serem preparados para os defeitos de desgaste excessivo, nas esferas e pistas dos rolamento. Destaca-se, nos resultados obtidos referente à Tabela 4.10, que o método de classificação de padrões que obteve a construção do modelo mais rápido foi o k-NN, com 0,01 s, nos testes de validação dos dados amostrados. Na tarefa de execução dos testes, os métodos C4.5, SVM/SMO, RIPPER e RNA/MLP obtiveram 0,01 s para a execução da tarefa. Em relação à acurácia, os métodos k-NN e RNA/MLP obtiveram os melhores índices com, respectivamente, 99.9% e 99.6%.

Na Tabela 4.11 são apresentados os resultados referentes à defeitos de rolamento com 60 entradas (30 pontos de correntes $I_{a,b,c}$ e tensões $V_{a,b,c}$). Os aspectos relacionados aos

Tipo	Defeito no Rolamento - 30 Entradas						
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	k-NN	RIP	RNA/MLP	
Entradas $(I_{a,b,c})$	30	30	30	30	30	30	
Acurácia	75,9%	97,6%	85,1%	99,9%	95,4%	99,6%	
Tempo de Construção	0.02 s	$0.37 \ {\rm s}$	0,52 s	$0,01 \; { m s}$	1,02 s	21,34 s	
Tempo de Validação	0,02 s	$0,01 \; { m s}$	0,01 s	$0.18 \ s$	$0,01 \; { m s}$	0,01 s	
Estatística Kappa	0,26	0,90	0	0,90	0,84	0,98	
Erro Absoluto Médio	0,26	0,02	0,14	0,001	0,05	0,007	
Erro Absoluto Relativo	98,1%	10,9%	55,1%	0,5%	19%	2,7%	
Amostras Treino e Validação	216	216	216	216	216	216	

Tabela 4.10 – Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv (Motor 1) com 30 entradas com corrente para defeito no rolamento.

resultados de acurácia, implicam em desempenho acima de 96% para os métodos C4.5, k-NN, RIP e RNA/MLP. Contudo, nestes parâmetros, o método Naive Bayes apresentou acerto abaixo de 40%. O método SVM/SMO se mostrou com menor tempo de processamento na validação das amostras em comparação aos demais métodos, porém, com acerto em torno de 86%.

Tabela 4.11 – Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 60 entradas com corrente e tensão para defeito no rolamento.

Tipo		Defeito no Rolamento - 60 Entradas						
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	k-NN	RIP	RNA/MLP		
Entradas $(V_{a,b,c}, I_{a,b,c})$	60	60	60	60	60	60		
Acurácia	39,71%	98,55%	86,18%	99,90%	96,04%	99,77%		
Tempo de Construção	$0,06 \; { m s}$	$0,\!37 \; { m s}$	1,28 s	0,01 s	2,54 s	37,02 s		
Tempo de Validação	$0,03 \; { m s}$	0,02 s	0,001 s	$0,67 \mathrm{\ s}$	$0,01 \; { m s}$	0,11 s		
Estatística Kappa	0,09	0,94	0,17	0,99	0,85	0,99		
Erro Absoluto Médio	0,59	0,01	0,13	0,01	0,046	0,008		
Erro Absoluto Relativo	$217,\!67\%$	5,62%	50,85%	0,53%	17,21%	3,04%		
Amostras Treino e Validação	216	216	216	216	216	216		

Os resultados referentes aos testes de motores com defeitos de rolamentos com 150 entradas são apresentados na Tabela 4.12. Estes pontos são compostos por 75 pontos com as amplitudes dos sinais das correntes $I_{a,b,c}$ e 75 pontos representando as amplitudes das tensões $V_{a,b,c}$. Neste teste, o percentual de acerto proporcionado pelo método Naive Bayes se mostrou abaixo o esperado mas coerentes com os demais testes, com índice abaixo de 35%. No entanto, os demais métodos testados apresentaram resultados de acurácia acima de 95% e valores da estatística Kappa superiores à 0,8.

Tabela 4.12 – Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 150 entradas com corrente e tensão para defeito no rolamento.

Tipo	Defeito no Rolamento - 150 Entradas						
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	k-NN	RIP	RNA/MLP	
Entradas $(V_{a,b,c}, I_{a,b,c})$	150	150	150	150	150	150	
Acurácia	$34,\!59\%$	98,07%	95,94%	99,80%	$97,\!48\%$	99,90%	
Tempo de Construção	0,13 s	$1,01 \mathrm{\ s}$	4,82 s	$0,01 \; { m s}$	$5,\!27 \mathrm{\ s}$	$573,\!37 \text{ s}$	
Tempo de Validação	$0.18 \; s$	0,001 s	0,01 s	$1,56 { m \ s}$	0,01 s	0,22 s	
Estatística Kappa	0,59	0,92	0,83	0,99	0,90	0,99	
Erro Absoluto Médio	0,13	0,02	0,04	0,002	0,03	0,002	
Erro Absoluto Relativo	58,01%	7,62%	14,93%	0,89%	43,24%	1,01%	
Amostras Treino e Validação	216	216	216	216	216	216	

Considerando ainda a possibilidade de utilização dos métodos com 300 entradas para identificação de defeitos nos rolamentos em MIT de 1 cv, na Tabela 4.13 são apresentados

os resultados. Observa-se que os padrões de resultados gerados para este caso possuem dados aproximados aos demais testes para este defeito apurado. Todos os classificadores apontam acurácia acima de 96%, com exceção ao Naive Bayes, que apresenta um índice inferior a 33%. Na Figura 4.7 é possível visualizar a comparação gráfica entre os métodos e suas variações do número de entradas.

Tabela 4.13 – Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 300 entradas com corrente e tensão para defeito no rolamento.

Tipo		Defeito no Rolamento - 300 Entradas								
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	k-NN	RIP	RNA/MLP				
Entradas $(V_{a,b,c}, I_{a,b,c})$	300	300	300	300	300	300				
Acurácia	32,37%	96,71%	$97,\!97\%$	99,13%	97,49%	$99,\!89\%$				
Tempo de Construção	0.2 s	2,32 s	11,39 s	$0,01 \; { m s}$	8,92 s	6765 s				
Tempo de Validação	0.15 s	0,001 s	0,02 s	3,23 s	$0,01 \; { m s}$	$0,\!35 \; { m s}$				
Estatística Kappa	0,04	0,87	0,92	0,96	0,90	0,99				
Erro Absoluto Médio	0,67	0,03	0,02	0,009	0,03	0,003				
Erro Absoluto Relativo	249,01%	12,63%	$7,\!47\%$	3,38%	11,35%	1,14%				
Amostras Treino e Validação	216	216	216	216	216	216				

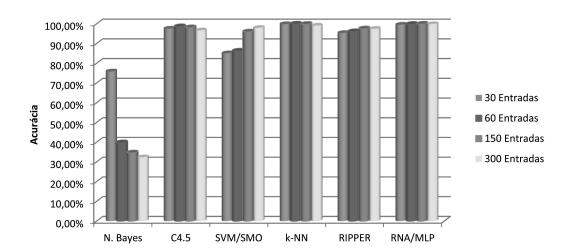


Figura 4.7 – Desempenho dos métodos avaliados para defeitos no rolamento do motor de 1 cv (216 amostras para treinamento e validação).

Para os testes realizados com amostras de defeitos no rolamento em MITs de 1 cv, conclui-se que os métodos k-NN, RNA/MLP e SVM/SMO apresentaram resultados promissores nas situações em que ocorrem variação do número de entradas.

4.3.1.4 Defeitos no Estator, Rotor e Rolamentos Combinados

Os resultados da combinação dos defeitos de rolamentos, rotor e estator são apresentados nas Tabelas 4.14, 4.15, 4.16 e 4.17. Este procedimento combinatório para multiclassificação de defeitos tem como finalidade verificar o quão robusto os métodos inteligentes são e medir as suas capacidades em termos de acurácia e custo computacional. Para tanto, considerou-se inclusive o desequilíbrio das tensões na alimentação da máquina e a variação de carga para um MIT de 1 cv, com dados extraídos dos Motores 1 e 2. No que se refere

à Tabela 4.14, os resultados obtidos na classificação dos defeitos mostraram que o k-NN obteve o melhor tempo de construções do modelo com 0,01 s. Em termos de validação, os métodos RIPPER e o SVM/SMO obtiveram o índice 0,1 s. Em relação à acurácia, os métodos RNA/MLP e k-NN conseguiram os melhores resultados com, respectivamente, 93,1% e 92,5%.

Tabela 4.14 – Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv (Motores 1 e 2) com 30 entradas com corrente para multiclassificação com defeitos de estator, rotor e rolamento.

Tipo		N	Aulticlassificaç	ão - 30 I	Entradas	
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	k-NN	RIP	RNA/MLP
Entradas $(I_{a,b,c})$	30	30	30	30	30	30
Acurácia	51,7%	86,3%	74,1%	92,5%	$84,\!4\%$	93,1%
Tempo de Construção	$0,07 \ { m s}$	2,42 s	$6{,}46 \mathrm{\ s}$	$0,01 \; { m s}$	23,88 s	80,04 s
Tempo de Validação	0,12 s	0,02 s	0,01 s	$2,\!37 \text{ s}$	0,01 s	0,04 s
Estatística Kappa	0,33	0,81	0,60	0,94	0,77	0,92
Erro Absoluto Médio	0,24	0,07	$0,\!27$	0,03	0,10	0,04
Erro Absoluto Relativo	71,3%	21,6%	79,9%	10,8%	$29,\!2\%$	11,6%
Amostras Treino e Validação	960	960	960	960	960	960

Complementando os testes com múltiplos defeitos, na Tabela 4.15 são apresentados os resultados relativos à entrada dos métodos com 60 entradas (30 pontos das tensões $V_{a,b,c}$ e 30 pontos das correntes $I_{a,b,c}$). É possível observar nesta tabela que os índices de acurácia dos métodos C4.5, k-NN, RIP e RNA/MLP obtiveram valores maiores que 93%, assim como os índices Kappa se mantiveram acima de 0,9. Contudo, o método Naive Bayes se mostrou abaixo dos demais métodos com valor de acerto próximo à 50%, com o índice Kappa em torno de 0,33, demostrando-se baixa confiabilidade nas classificações propostas.

Tabela 4.15 – Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 60 entradas com corrente e tensão para multiclassificação com defeitos de estator, rotor e rolamento.

Tipo		Multiclassificação - 60 Entradas							
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	k-NN	RIP	RNA/MLP			
Entradas $(V_{a,b,c}, I_{a,b,c})$	60	60	60	60	60	60			
Acurácia	51,75%	93,91%	$82,\!85\%$	96,47%	93,82%	96,02%			
Tempo de Construção	0.15 s	$0.37 \ { m s}$	19,69 s	$0,01 \; { m s}$	20,86 s	127,22 s			
Tempo de Validação	$0.17 \ s$	$0,01 \; { m s}$	0,02 s	$7,54 { m \ s}$	$0,01 \; { m s}$	0,09 s			
Estatística Kappa	0,33	0,91	0,74	0,95	0,91	0,94			
Erro Absoluto Médio	0,24	0,03	0,26	0,02	0,04	0,02			
Erro Absoluto Relativo	70,39%	9,36%	76,83%	5,17%	11,23%	$7{,}10\%$			
Amostras Treino e Validação	960	960	960	960	960	960			

Na Tabela 4.16, os resultados referentes à entrada com 150 pontos, divididos em 75 pontos relativo às tensões $V_{a,b,c}$ e 75 pontos relacionados às correntes $I_{a,b,c}$. Os valores resultantes são aproximados aos testes com 30 e 60 pontos de entradas para os métodos observados.

Assim como as verificações anteriores para testes de multiclassificação de defeitos de estator, rotor e rolamento, o experimento com 300 entradas de valores compostos por tensões e correntes dos Motores 1 e 2, os resultados se mostraram coerentes com as avaliações com entradas de 30, 60 e 150 pontos equidistantes. Na Figura 4.8, observa-se

Tabela 4.16 – Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 150 entradas com corrente
e tensão para multiclassificação com defeitos de estator, rotor e rolamento.

Tipo		M	ulticlassificaçã	o - 150 E	ntradas	
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	k-NN	RIP	RNA/MLP
Entradas $(V_{a,b,c}, I_{a,b,c})$	150	150	150	150	150	150
Acurácia	53,10%	94,32%	89,24%	95,53%	94,29%	$90,\!47\%$
Tempo de Construção	0.38 s	8,26 s	77,17 s	$0,01 \; { m s}$	52 s	1634,34 s
Tempo de Validação	0.4 s	0,02 s	0,09 s	19,36 s	$0,01 \; { m s}$	$0,\!67 \; { m s}$
Estatística Kappa	0,36	0,91	0,84	0,93	0,91	0,86
Erro Absoluto Médio	0,23	0,03	0,26	0,02	0,03	0,05
Erro Absoluto Relativo	$68,\!56\%$	8,88%	75,05%	6,52%	10,13%	14,24%
Amostras Treino e Validação	960	960	960	960	960	960

o gráfico comparativo entre os métodos com as respectivas variações de entradas para os métodos Naive Bayes, C4.5, SVM/SMO, k-NN, RIPPER e RNA/MLP.

Tabela 4.17 – Resultados de treinamento e validação para motores de 1 cv com 300 entradas com corrente e tensão para multiclassificação com defeitos de estator, rotor e rolamento.

Tipo		M	lulticlassificaçã	o - 300 E	ntradas	
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	k-NN	RIP	RNA/MLP
Entradas $(V_{a,b,c}, I_{a,b,c})$	300	300	300	300	300	300
Acurácia	50,59%	90,43%	87,52%	89,67%	87,45%	91,85%
Tempo de Construção	$0.35 \ s$	6,14 s	20,74 s	$0,01 \; { m s}$	23,24 s	7845,76 s
Tempo de Validação	0.15 s	$0,01 \; { m s}$	0,24 s	7,58 s	$0,01 \; { m s}$	0.89 s
Estatística Kappa	0,32	0,86	0,81	0,85	0,82	0,87
Erro Absoluto Médio	0,24	0,05	0,26	0,05	0,07	0,06
Erro Absoluto Relativo	71,82%	14,76%	75,23%	15,09%	21,77%	15,81%
Amostras Treino e Validação	960	960	960	960	960	960

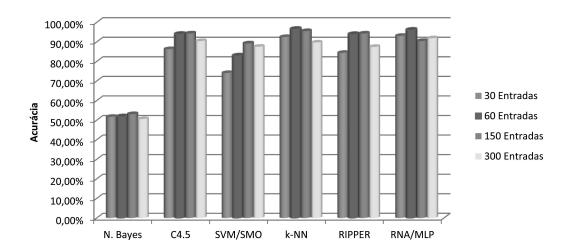


Figura 4.8 – Desempenho dos métodos avaliados para defeitos no rolamento, rotor e estator combinados do motor de 1 cv (960 amostras para treinamento e validação).

No geral, para situações em que ocorrem defeitos combinados em MITs com potência de 1 cv com variação do número de entradas, os métodos k-NN, RNA/MLP e C.45 apresentaram os melhores índices de resultados.

4.3.2 Resultados Experimentais com Treinamento de Motor de 1 cv e Validação com Dados do Motor de 2 cv

Visando investigar a generalização dos métodos estudados neste trabalho, foi proposta a sistemática de utilizar os modelos treinados com dados de máquinas de 1 cv (Motores 1 e 2) defeituosas e sem apresentar defeitos e validações com amostras do motor de 2 cv com defeitos de funcionamento. Esta combinação de testes com motores de diferentes potências possibilita verificar a robustez dos modelos classificadores, pois a dinâmica das máquinas se apresentam de forma diferenciada, inclusive em relação às variações de conjugado de carga aplicadas ao eixo do motor.

Na Tabela 4.18, os modelos foram treinados com dados diversos de defeitos com motores de 1 cv (estator, rotor e rolamentos) e validados com amostras de um motor de 2 cv com defeitos nas esferas do rolamento. Observa-se que os métodos C4.5, RIPPER e RNA/MLP se destacam em relação ao tempo de teste com 0,01 s. Em relação à acurácia, os métodos SVM/SMO e NB obtiveram acertos de 100% e 97,9%, respectivamente. O índice estatístico *Kappa* do método SVM/SMO se mostrou com valor 1, revelando um teste confiável nos critério de classificação.

Tabela 4.18 – Treinamento com dados do MIT de 1 cv (Motores 1 e 2) com defeitos no rotor, estator, rolamento e sem defeitos, com respectiva validação de dados com defeitos nas esferas do rolamento de um motor de 2 cv (Motor 3) utilizando como entrada um conjunto de 30 valores de $I_{a.b.c}$.

Tipo		Rol	amento com I	Defeito n	as Esfer	as
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	k-NN	RIP	RNA/MLP
Entradas $(I_{a,b,c})$	30	30	30	30	30	30
Acurácia	97,9%	56,7%	100%	66,1%	$88,\!8\%$	67,1%
Tempo de Construção	0.12 s	1,22 s	1,53 s	0,01 s	$6{,}58 \mathrm{\ s}$	40,02 s
Tempo de Validação	0.12 s	$0,01 \; { m s}$	0.02 s	$0,\!64 \; { m s}$	0,01 s	$0.01 \; { m s}$
Estatística Kappa	0,26	0	1	0	$0,\!43$	0
Erro Absoluto Médio	0,01	0,21	$0,\!25$	0,16	0,06	0,15
Erro Absoluto Relativo	2,7%	58,4%	66,9%	45,3%	16,9%	40,2%
Amostras de Treinamento	960	960	960	960	960	960
Amostras de Validação	60	60	60	60	60	60

Os resultados com as validações de defeitos na pista externa do rolamento do MIT de 2 cv, com dados de treinamento com defeitos do motor de 1 cv, são apresentados na Tabela 4.19.

O tempo de teste para os métodos NB, C4.5, SVM/SMO, RIPPER e RNA/MLP apresentaram valores variando de 0,01 a 0,64 s para uma pronta resposta. O método SVM/SMO se mostrou novamente com o melhor índice de acurácia.

Baseado nos mesmos modelos gerados a partir dos dados de defeitos dos motores de 1 cv, na Tabela 4.20 são apresentados os dados de validação das amostras adquiridas de um motor de 2 cv com defeitos no estator com curto-circuito de 1%. Visto que o nível de comprometimento funcional do motor é mínimo, os índices de acurácia dos métodos de classificação de padrões se apresentaram baixos, com exceção ao método k-NN com 92,3%. O método k-NN também obteve o menor tempo de validação das amostras.

Tabela 4.19 – Treinamento com dados com defeitos no rotor, estator, rolamento e motor sem defeitos de motores com potência de 1 cv (Motores 1 e 2) e validação de dados com defeitos na pistas externas do rolamento de um motor de 2 cv (Motor 3) com entrada de um conjunto de 30 valores de $I_{a.b.c}$.

Tipo		Rolan	nento com Def	eito na I	Pista Ext	erna
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	k-NN	RIP	RNA/MLP
Entradas $(I_{a,b,c})$	30	30	30	30	30	30
Acurácia	97,8%	63,2%	98,8%	57,9%	53,6%	84,1%
Tempo de Construção	0.16 s	2,67 s	6,29 s	0,02 s	27,82 s	76,5 s
Tempo de Validação	$0.2 \ {\rm s}$	$0.05 \; { m s}$	0.14 s	2,96 s	$0.03 \ {\rm s}$	0,06 s
Estatística Kappa	0,49	0	0,78	0	0	0,42
Erro Absoluto Médio	0,01	0,1	0,2	0,2	0,2	0,1
Erro Absoluto Relativo	2,8%	49,5%	67,3%	56,5%	62,8%	35,8%
Amostras de Treinamento	960	960	960	960	960	960
Amostras de Validação	60	60	60	60	60	60

Tabela 4.20 – Treinamento com dados de defeitos no rotor, estator, rolamento e motor sem defeitos de 1 cv (Motores 1 e 2) e validação com dados de defeitos no estator com curto-circuito de 1% de um motor de 2 cv (Motor 3) com entrada de um conjunto de 30 valores de $I_{a,b,c}$.

Tipo		Estator com Curto-Circuito de 1%							
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	$ m VM/SMO \mid extit{k-NN} \mid$		RNA/MLP			
Entradas $(I_{a,b,c})$	30	30	30	30	30	30			
Acurácia	$0,\!18\%$	$67,\!6\%$	0.5%	92,3%	8,2%	32,1%			
Tempo de Construção	0,09 s	$2,47 \mathrm{\ s}$	6,49 s	$0,01 \; { m s}$	27,47 s	78,98 s			
Tempo de Validação	0,11 s	$0.04 \ { m s}$	0.03 s	$1,59 { m \ s}$	$0.03 \ { m s}$	0.04 s			
Estatística Kappa	0	0,28	0	0,72	0	0			
Erro Absoluto Médio	0,4	0,1	0,4	0,03	0,4	0,3			
Erro Absoluto Relativo	155,5%	50,2%	139,3%	11,9%	139,3%	106,5%			
Amostras de Treinamento	960	960	960	960	960	960			
Amostras de Validação	60	60	60	60	60	60			

Na Tabela 4.21 é apresentada a validação de um conjunto de amostras do MIT de 2 cv (Motor 3) com defeitos no estator com curto-circuito de 10%. O método k-NN também apresentou o melhor resultado de acurácia juntamente com a RNA/MLP com, respectivamente, 93,4% e 93,5%, assim como os tempos de processamento dos testes são baixos, com 0,01 e 0,05 s.

Tabela 4.21 – Treinamento com dados de defeitos no rotor, estator, rolamento e motor sem defeitos de 1 cv (Motores 1 e 2) e validação com dados de defeitos no estator com curto-circuito de 10% de um motor de 2 cv (Motor 3) com entrada de um conjunto de 30 valores de $I_{a,b,c}$.

Tipo		Estator com Curto-Circuito de 10%							
Classificadores	NB	C4.5	SVM/SMO	$^{\prime}\mathrm{M/SMO}$ k -NN		RNA/MLP			
Entradas $(I_{a,b,c})$	30	30	30	30	30	30			
Acurácia	69,4%	78,9%	77,9%	93,4%	73,9%	93,5%			
Tempo de Construção	$0.1 { m s}$	2,48 s	6,65 s	$0,01 \; { m s}$	26,16 s	93,11 s			
Tempo de Teste	$0.05 \ { m s}$	$0,01 \; { m s}$	$0.01 \; {\rm s}$	$1,14 { m s}$	$0.01 { m s}$	$0.05 \ { m s}$			
Estatística Kappa	0	0,35	0,36	0,81	0,13	0,73			
Erro Absoluto Médio	0,15	0,1	0,28	0,03	0,15	0,03			
Erro Absoluto Relativo	48,6%	32,8%	89%	10,3%	48,5%	10,1%			
Amostras de Treinamento	960	960	960	960	960	960			
Amostras de Validação	60	60	60	60	60	60			

A validação dos modelos gerados pelos métodos treinados com amostras de diversos defeitos, gerados em laboratório, dos motores de 1 cv e a validação com dados de alguns defeitos recorrentes amostrados de um motor de 2 cv, demostram o quão os métodos de classificação de padrões são robustos e podem generalizar soluções de classificação de padrões, possibilitando a determinação do mais adequado em aplicações reais. Neste estudo

comparativo entre os métodos inteligentes, observa-se que para a identificação de defeitos de curto-circuito entre as espiras da bobina do estator, de barras quebradas no rotor e nos rolamentos, em motores de 1 cv, os métodos k-NN e RNA/MLP apresentaram os melhores resultados, assim como para realizar a multiclassificação destes defeitos. Contudo, quando são treinadas as amostras com múltiplos defeitos dos motores de 1 cv e apresentadas as amostras com defeitos nos rolamentos do motor de 2 cv, o método SVM/SMO demonstrou os melhores resultados, com acurácia acima de 98%. Nesta mesma situação, quando apresentadas as amostras com defeitos relacionado a curto-circuito no estator (1% e 10%) do motor de 2 cv, o método k-NN obteve os melhores índices de classificação acima de 92%.

Na Figura 4.9 observa-se o gráfico comparando o desempenho dos métodos classificadores quanto à generalização frente a validação de amostras de motores de 2 cv com defeitos específicos de rolamento (esferas e pista externa) e estator (curto-circuito de 1% a 10%).

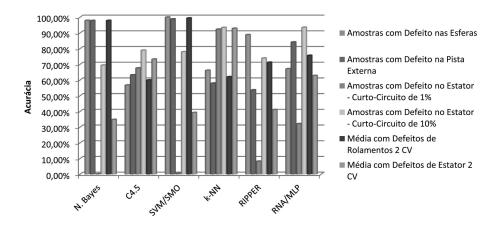


Figura 4.9 – Desempenho dos métodos avaliados com modelos treinados com dados do motor de 1 cv e validação com defeitos em motores de 2 cv (960 amostras para treino e 60 amostras para validação).

Os valores *Kappa* são importante para dimensionar a confiabilidade dos resultados gerados. Com isso, pode-se avaliar na Figura 4.10 o gráfico comparativo dos índices *Kappa* de cada condição de teste.

Nota-se que o método k-NN apresenta boa confiabilidade nas classificações para ambos os defeitos no estator do motor de 2 cv e o método SVM/SMO apresentou boa confiabilidade para classificação em ambos os defeitos nos rolamentos também dos motores de 2 cv. O resultados observados do índice Kappa estão em concordância com os melhores resultados de acurácia gerados pelos métodos avaliados.

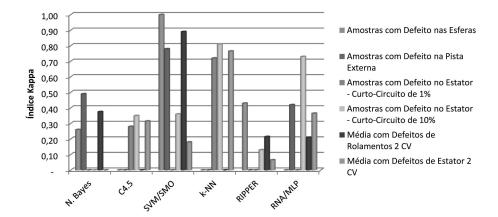


Figura 4.10 – Índices *Kappa* dos métodos avaliados com modelos treinados com dados do motor de 1 cv e validação com defeitos em motores de 2 cv (960 amostras para treino e 60 amostras para validação).

4.4 Conclusão do Capítulo

A identificação correta dos defeitos nos MITs, considerando a variação de carga e tensões desequilibradas por meio de dados das respectivas correntes, procura fornecer: (a) segurança nos processos de tomada de decisão; (b) redução dos custos de manutenção; (c) aumento da disponibilidade do funcionamento do motor, no caso de uma aplicação real; e (d) a possibilidade de uma solução embarcada em *hardware*.

Este capítulo teve como objetivo apresentar um estudo comparativo entre métodos tradicionais inteligentes para reconhecer padrões de defeitos em MITs, com alimentação senoidal. Por meio da análise dos resultados obtidos pelos métodos, pode-se constatar que estes se mostraram aplicáveis para determinação de defeitos nos rolamentos, estator e rotor a partir de dados somente das correntes e também por intermédio dos dados compostos por correntes e tensões dos MITs, com sinais no domínio do tempo, proporcionando índices superiores a 90% de acerto em diversos casos.

Os métodos classificadores k-NN, SVM/SMO e RNA/MLP apresentaram os melhores resultados no âmbito geral. Destaca-se o método k-NN como baixo consumidor de recursos computacionais, visto os tempos de processamento nos treinamentos e validações dos testes efetuados em comparação aos demais reconhecedores de padrões observados.

Em relação ao número de entradas dos métodos, conclui-se que os testes com 30 entradas somente com sinais das correntes proporcionaram resultados similares ao aumento do número de entradas. Desta forma, tal configuração possibilita a utilização de um menor número de sensores na implantação do sistema em comparação com os outros testes realizados a partir de dados oriundos das correntes e tensões.

O processo de validação experimental do estudo apresentado neste trabalho foi realizado com 3 motores diferentes, conectados à rede elétrica em situações de variação da carga no eixo, bem como desequilíbrio de tensão, as quais emulam as situações encontradas em ambiente industrial.

O diagnóstico correto e precoce de defeitos incipientes em motores, mediante as estratégias testadas neste trabalho, permite minimizar a ocorrência de danos ao processo. Com isso, ocorre o aumento da disponibilidade dos equipamentos e a possível redução de custos com manutenção.

Por fim, na Tabela 4.22 é apresentada a comparação deste trabalho com os resultados de alguns estudos recentes disponíveis na literatura. Todos os trabalhos comparados apresentam acurácia acima de 87%. Em relação à consideração dos problemas de energia elétrica nos experimentos, somente o trabalho apresentado por Seera et al. (2013) emprega desequilíbrio de tensões na alimentação da máquina. Por outro lado, somente na pesquisa de Asfani et al. (2012) os autores não abordaram os defeitos de rotor e rolamento. Em relação aos métodos classificadores de padrões aplicados nestas pesquisas, os trabalhos de Asfani et al. (2012) e Seera et al. (2013) utilizam somente um tipo método classificador, o trabalho de Wang et al. (2012) aborda três métodos distintos, enquanto que este trabalho utiliza seis classificadores de padrões diferentes.

Tabela 4.22 – Resumo de artigos publicados recentemente comparando com os resultados desta pesquisa.

	1	2	3	Este Trabalho
Motores	1/4 cv	1 cv	1 cv	1 cv e 2 cv
Pré-process.	F / Wavelet	F / FFT	F / FE	T-Discretização
Dados	Corrente	Corrente	Corrente	Corrente
Método classif.	RNA	FUZZY	SVM/k-NN/NB	RNA (MLP)/RIPPER/NB/k-NN/SVM/C4.5
Desequilíbrio	Não	Sim	Não	Sim
Varia carga	Não	Sim	Sim	Sim
Falha estator	Sim	Sim	Sim	Sim
Falha rotor	Não	Sim	Sim	Sim
Falha rolamento	Não	Sim	Sim	Sim
Acurácia	$\leq 87\%$	$\leq 95\%$	$\approx 90\%$	$\approx 90\%$
Multiclassif.	Não	Sim	Não	Sim

^{1 -} Asfani et al. (2012)

^{2 -} Seera et al. (2013)

³ - Wang et al. (2012)

T = Domínio do tempo

 $^{{\}cal F}={\cal D}$ omínio da frequência ${\cal F}{\cal E}={\cal E}$ xtração de característica

NB = Naive Bayes

Uma Abordagem com Sistemas Multiagentes para Detecção de Defeitos em MIT

5.1 Introdução

Por mais de uma década, a proposta de utilização de SMAs para enfrentar os desafios de engenharia tem sido relatado em vários trabalhos dispostos na literatura. O emprego desta técnica pode ser observada em trabalhos relacionados a diagnóstico de sistemas de energia relativos à operação de proteção (DAVIDSON et al., 2006), de monitoramento (MCARTHUR; STRACHAN; JAHN, 2004), restauração do sistema de energia (NAGATA et al., 2000), controle (KOESRINDARTOTO; SUN; TESFATSION, 2005; DIMEAS; HATZIARGYRIOU, 2005) e na área de automação (BUSE et al., 2003). Por exemplo, no trabalho de Solanki e Schulz (2005) foi empregada a metodologia de agentes inteligentes para a reconfiguração de sistemas de energia elétrica. Os autores citam a utilização framework Jade (JAVA Agent Development Framework) e Matlab/Simulink/VTB (Virtual Test Bed).

Na pesquisa realizada por Solanki, Schulz e Gao (2005) é abordada a reconfiguração para restauração de sistemas de potência usando um SMA em Matlab/VTB. No trabalho realizado por Nareshkumar et al. (2009) foi proposto um SMA para detecção de falhas e reconfiguração de sistemas de distribuição de energia. Outra pesquisa relacionada foi realizada por Monchusi et al. (2011), que projetou um SMA inteligente integrado com sistemas Fuzzy para o controle de energia reativa da tensão.

No ramo de proteção de sistemas de potência, o trabalho desenvolvido por Xiangjun et al. (2004) propôs um SMA para auxiliar na proteção de sistemas de geração distribuída de energia elétrica, que tem como característica principal a detecção e localização de falhas. Na pesquisa realizada por McArthur, Strachan e Jahn (2004) foi proposto um SMA inteligente para o monitoramento das condições de operação de transformadores de potência.

Visando contribuir para o desenvolvimento da área de reconhecimento de defeitos em MITs, neste capítulo é apresentada uma nova estratégia com SMA que identifica falhas incipientes no estator, rotor e rolamentos destas máquinas. Assim, têm-se como parâmetros de entrada as correntes trifásicas de alimentação da máquina, considerando o ocasional desequilíbrio assimétrico das tensões e contemplando a variação da carga aplicada no eixo do motor. Os testes são realizados de forma offline e a solução não é embarcada.

Para o processo de aquisição e tratamento dos dados foi utilizado o software MATLAB e para a implementação e verificação de resultados do SMA foi utilizado o ambiente de desenvolvimento Eclipse com a linguagem de programação JAVA, além do framework JADE. Todas as amostras de dados experimentais foram mantidas e organizadas em arquivos textos.

5.2 Conceitos de Sistemas Multiagentes

Nas subseções seguintes são apresentados os principais conceitos relacionados aos SMAs associados à este trabalho, tais como: agentes inteligentes, o padrão FIPA e a plataforma JADE.

5.2.1 Agentes Inteligentes

De acordo com a Foundation for Intelligent Physical Agents (FIPA) (FIPA, 2002) um agente é uma entidade que reside em um ambiente onde interpreta dados por meio de sensores que refletem eventos no ambiente e executam ações que produzem efeitos no ambiente, sendo que este agente pode ser um software ou hardware.

No geral, agentes são entidades de *software* ou *hardware* autônomas que atuam em determinados ambientes de forma a interagir com outros agentes, no qual produzem ações e percepções sem requerer intervenções externas constantes. Na área da Inteligência Artificial (IA), um agente deve ser capaz de funcionar sistematicamente adquirindo conhecimentos acerca do contexto do problema a ser solucionado.

Conforme definido por McArthur et al. (2007) e observado por Wooldridge (2008), um agente é meramente uma entidade de *software* ou *hardware* situado em algum ambiente, sendo capaz de reagir de forma autônoma a mudanças nesse ambiente, mas também pode alterar o seu próprio ambiente por meio de alguma ação.

Ainda segundo Wooldridge (2008), um agente tem autonomia flexível e possui pelo menos três características:

☐ Reatividade: um agente é capaz de reagir às mudanças em seu ambiente em tempo hábil, e leva um pouco de ação com base nessas mudanças e da função a que se destina a atingir;

- ☐ Pro-atividade: agentes apresentam um comportamento alvo-dirigida que conota a mudança dinâmica no seu comportamento a fim de atingir os seus objetivos, ou seja, capacidade do agente de tomar a iniciativa;
- ☐ Habilidade social: agentes inteligentes são capazes de interagir com outros agentes inteligentes. A habilidade social denota mais do que a simples passagem de dados entre diferentes softwares ou hardwares, mas sim a habilidade de negociar e interagir de forma cooperativa. Essa capacidade é normalmente sustentada por uma linguagem de comunicação entre agentes em vez de simplesmente transmitir dados.

Para esta tese, os agentes para identificação de motores operando em condições normais de funcionamento, até mesmo para reconhecer defeitos de estator, rotor e rolamentos, são empregados.

5.2.2 Sistemas Multiagentes

Um SMA é um sistema que compreende dois ou mais agentes que interagem ou trabalham em conjunto de forma a realizar uma determinada tarefa ou atingir objetivos, segundo a definição de McArthur et al. (2007). Não há uma meta geral do sistema, mas há metas locais de cada agente em separado.

De acordo com Coppin (2012), os SMAs são um meio comum de explorar a capacidade potencial de agentes, combinando muitos agentes em um único sistema. Cada agente tem informações incompletas e é incapaz de resolver o problema inteiro por conta própria, mas juntos, os agentes formam um sistema que tem informação suficiente e capacidade de resolver o problema.

Os agentes em um SMA podem ser homogêneos ou heterogêneos, competitivos ou colaborativos, dependendo da finalidade da aplicação que o sistema está inserido. Os SMAs reativos são compostos por vários agentes, são bastante simples, não possuem inteligência e o comportamento é baseado na ação e reação. O comportamento global do sistema possui características de inteligência. Por outro lado, os SMAs constituídos por agentes cognitivos possuem capacidade individual cognitiva, assim como uma representação parcial de seu ambiente e dos outros agentes pertencentes ao sistema, tendo a capacidade de comunicar-se entre si, negociar uma informação ou um serviço e efetuar um planejamento de uma ação futura. Em geral, os agentes cognitivos são dotados de conhecimentos, competências, intenções e crenças, que permite coordenar ações visando resolver problemas ou atingir um objetivo (WOOLDRIDGE, 2008).

Um SMA possui a capacidade de ser flexível, extensível e tolerante a falhas, o que muitas vezes é parte da justificativa para a sua utilização (MCARTHUR et al., 2007; JENNINGS; SYCARA; WOOLDRIDGE, 1998). As propriedades dos agentes e dos SMAs que produzem estas capacidades são relacionadas à autonomia e ao encapsulamento. Isso significa que os benefícios de interfaces padrão e informações de encapsulamento estão também dis-

poníveis com o agente de programação por intermédio do uso de mensagens com uma linguagem de comunicação do agente padrão, mas há também a capacidade adicional de ação autônoma.

Outra característica importante em SMA é a possibilidade de distribuir fisicamente os agentes, o que significa que eles podem ser colocados em diferentes ambientes e ainda possuir os mesmos objetivos e habilidades, podendo proporcionar mais eficiência computacional ou até mesmo a utilização de redundância de processamento. Na prática, a distribuição de agentes por meio de uma rede de dados é suportada pela plataforma de agentes. Há desafios inerentes aos SMAs relacionados à comunicação, interação e coordenação.

A comunicação entre os agentes em um SMA é fundamental para permitir que principalmente haja colaboração, negociação e cooperação. Para tanto, é necessário que a comunicação seja organizada para que os objetivos sejam alcançados eficientemente por todos os agentes pertencentes ao sistema.

Os agentes podem trocar mensagens diretamente (comunicação direta), comunicar-se mediante a um meio assistido (agente facilitador), utilizar uma comunicação por difusão de mensagens (broadcast) ou modelo de comunicação por intermédio de blackboard.

A coordenação está relacionada com o compartilhamento de conhecimento entre os agentes com a finalidade de atingir o objetivo final do SMA por meio de ações individuais, conforme observado no trabalho de Weiss (1999). Ainda, de acordo com o mesmo autor, a negociação é a coordenação entre agentes antagônicos ou simplesmente egoístas (self-interested).

5.2.2.1 Padrão FIPA

A FIPA é uma fundação direcionada à produção de padrões para a interoperabilidade de agentes heterogêneos e interativos, bem como sistemas baseados em agentes. Além disso, foi fundada em 1996 em Genebra e a sua missão básica é facilitar a interligação de agentes no SMA, no qual é definido um conjunto de normas para uma arquitetura aberta para SMA, promovendo a interoperabilidade entre agentes autônomos.

De acordo com Poslad (2007), o modelo FIPA proporciona um conjunto de protocolos de interação entre agentes. Este conjunto contém vários protocolos semânticos distintos para comunicação entre os agentes, tais como: processo de interação, atos comunicativos, lógica de conteúdo e ontologias. É também definido vários protocolos sintáticos distintos para especificar a estrutura de mensagens, sua codificação e seu transporte.

Vários ambientes de desenvolvimento de agentes são baseados nos padrões FIPA, dentre os quais destacam-se: JADE (TILab), FIPA-OS (Emorphia), ZEUS (British Telecom), April Agent Platform (Fujitsu Labs of America) e Grasshopper (IKV++).

Neste trabalho foi adotada a plataforma JADE por suportar a mobilidade intraplataforma operacional e ser compatível com a linguagem JAVA, além de simplificar o desenvolvimento da aplicação, fornecendo um *framework* completo que trata da comunicação, do ciclo de vida do agente, do monitoramento da execução, entre outras atividades.

5.2.2.2 O Framework JADE

O JADE tem como finalidade abordar a implementação de aplicações baseada em agentes, pautado nas especificações da FIPA para a interoperabilidade entre SMAs. É um software open source (LGPL) que utiliza a linguagem JAVA e FIPA-ACL.

O JADE fornece uma série de benefícios aos usuários, tais como: serviço de nomes (naming service), páginas brancas, páginas amarelas (yellow-page service), transporte de mensagens, serviços de codificação e decodificação de mensagens e uma biblioteca de protocolos de interação (padrão FIPA). A comunicação entre os agentes é feita via troca de mensagens utilizando a FIPA-ACL. Contudo, o JADE também lida com toda a logística de transporte de mensagens, codificação e interpretação de mensagens e ciclo de vida dos agentes.

As principais características do JADE são: plataforma distribuída de agentes, *Graphical User Interface*, ferramentas de *debugging*, suporte à execução de múltiplas, paralelas e concorrentes atividades de agentes, ambiente de agentes complacente a FIPA, transporte de mensagens, biblioteca de protocolos FIPA, automação de registros, serviços de nomes (*Naming Service*) em conformidade aos padrões FIPA e integração (BELLIFEMINE; CAIRE; GREENWOOD, 2007).

A arquitetura deste framework é baseado na composição de várias JVM (JAVA Virtual Machine), podendo ser distribuída geograficamente em várias máquinas (hosts) de forma multiplataforma operacional. O esquema desta arquitetura é demonstrado na Figura 5.1, em que é possível observar uma plataforma com 3 hosts, cada qual com uma JVM, caracterizada pelo JRE (JAVA Run-time Enviroment), remetendo ao preposto sobre a independência do sistema operacional. Cada JVM é composta por um container de agentes executando concorrentemente no mesmo host. Toda comunicação entre os hosts é realizada por meio de RMI (Remote Method Invocation) suportada pela tecnologia JAVA. Ainda relacionado à Figura 5.1, o JAVA Main Container disponível no host 1, remete ao módulo principal com os principais serviços, tais como: registro do RMI, diretório facilitador (agente que provê o serviço de páginas amarelas da plataforma) e sistema gerenciador de agentes (supervisiona o acesso e o uso da plataforma). Os demais containers (JAVA Agent Container) são interligados ao JAVA Main Container proporcionando a abstração física ou de sistemas operacionais implantados nos hosts.

No ambiente de desenvolvimento JADE, cada agente é considerado um ente autônomo e independente, o qual possui uma identidade e pode se comunicar com outros agentes, seja ela por colaboração ou por competição, para executar totalmente seus objetivos (BELLIFEMINE; CAIRE; GREENWOOD, 2007).

Na Figura 5.2 tem-se uma descrição de uma arquitetura interna de um agente em

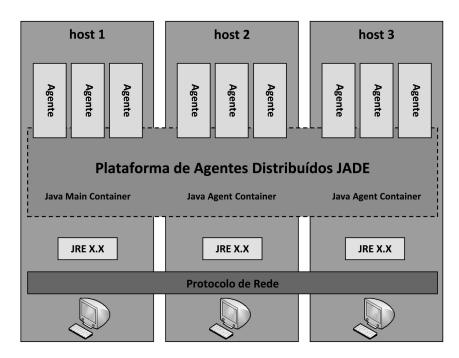


Figura 5.1 – Arquitetura distribuída da plataforma de agentes JADE.

JADE. Na parte superior da referida figura observam-se caixas que representam os comportamentos ativos do agente relacionados à ações ou intenções. As tarefas de um agente são executadas concorrentemente e cada funcionalidade é representada por comportamentos. Na mesma figura, na parte inferior do lado esquerdo, observa-se a representação da caixa de mensagens privada do agente, a qual possibilita ao agente gerenciar a leitura das mesmas. Logo ao lado, há um agendador de comportamentos e o gerenciador do ciclo de vida. Ainda na parte inferior direita da figura, há a representação dos recursos de agentes dependentes da aplicação, aonde são armazenadas as crenças e capacidades que o agente adquire na execução da aplicação.

5.3 O Sistema Multiagente Proposto

Os métodos tradicionais para a classificação de múltiplos defeitos em MITs, apresentados em alguns trabalhos da literatura, são basicamente compostos pela existência do módulo de combinação, que necessita de todas as saídas dos classificadores para poder gerar a saída final, conforme pode ser visto nos trabalhos de Battiti e Colla (1994) e Niu et al. (2007).

A proposta deste capítulo consiste em possibilitar que as entidades classificatórias executem as suas ações de maneira interativa, concorrente e independente de plataforma, no qual os classificadores possam decidir a melhor saída do sistema. A estrutura é caracterizada por um sistema que pode se comunicar, composto por entidades autônomas, no qual possui uma entrada que é apresentada a todas as entidades e produzem suas próprias saídas.

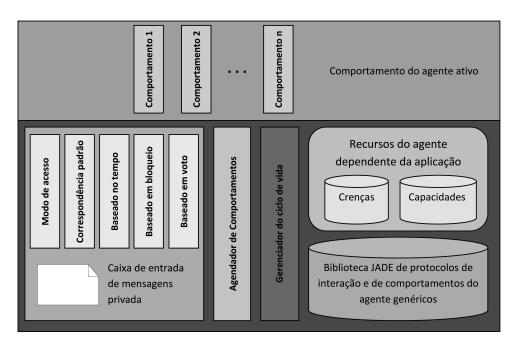


Figura 5.2 – Arquitetura interna de um agente da plataforma JADE.

Na Figura 5.3 é apresentado o fluxograma do funcionamento global do SMA proposto. Os dados experimentais das correntes são obtidos diretamente dos motores, por meio do uso da bancada de testes apresentada na Figura 3.9. Os ensaios com os motores produzindo sinais com defeitos de rolamentos, rotor e estator, também são caracterizados pela aplicação de condições de variação do conjugado de carga e desequilíbrio de tensão, conforme demonstrado na Tabela 3.3. Tais ensaios são armazenados por meio da placa de aquisição de sinais USB-6221 da National Instruments e também pelo software Matlab operando com a taxa de 6000 amostras por segundo.

O sinal de corrente do estator é adequado para o sistema de aquisição, que emprega um sensor de Hall para condicionar os sinais na faixa de ± 10 V. No módulo de tratamento dos dados, o conjunto de dados com sinais das correntes de linha $(I_{a,b,c})$ são selecionados a partir dos motores em regime permanente e, então, para cada ensaio, é selecionado meio período de onda de cada fase das correntes no domínio do tempo. Os dados então são organizados e discretizados em 10 pontos por semiciclo de onda da corrente por fase (NASCIMENTO et al., 2011; PALÁCIOS et al., 2014) e são normalizados pelo valor de pico do sinal. Cria-se, na sequência, vetores com 30 pontos (valores absolutos) para serem utilizados como entrada do SMA.

Após a fase de tratamento dos sinais, de forma *offline*, o módulo classificador SMA é ativado e assim determina o modelo classificador de padrões de cada agente especialista. Quando o sistema recebe a amostra a ser identificada, a classe principal processa os dados e ativa o funcionamento do JADE.

Todos os agentes registram a disponibilidade no sistema por meio do agente *Directory Facilitator* (DF). Na sequência, o agente coordenador sem falhas processa a informação

inicial de entrada e verifica se o MIT opera em condições normais, por meio de um modelo classificador de padrões previamente treinado pertencente ao comportamento do agente. Caso haja uma conclusão satisfatória, verificada por meio dos índices estatísticos de acurácia e erro resultantes do processamento do classificador de padrões, o SMA encerra o processamento da amostra e retorna o resultado.

Caso contrário, o agente coordenador sem falhas designa avaliação das amostras aos agentes responsáveis pela identificação de defeitos de rolamento, estator ou rotor. Com base na precisão e em métodos estatísticos de erro (erro médio absoluto, erro quadrático médio e erro relativo absoluto), calculados a partir da validação nos modelos classificadores previamente treinados, os agentes interagem entre si para diagnosticar o tipo de defeito do motor. Tal interação é realizada por meio de troca de mensagens compostas pelos dados de acurácia e erros resultantes das classificações das amostras em cada agente específico. Assim, todos os agentes sabem as respostas dos demais, possibilitando a definição do agente vencedor.

A ativação inicial do SMA proposto faz com que os agentes específicos se registrem no DF e ao mesmo tempo treinem seus respectivos modelos predeterminados. Enquanto os agentes estiverem ativos juntamente com a plataforma, é possível validar quaisquer amostras que estiverem no padrão organizacional do sistema.

O padrão, conforme relatado anteriormente, está relacionado a um vetor linha com 31 posições, sendo que da posição 1 até a 10 está representando o sinal senoidal da corrente da fase A. A posição de 11 até 20 representa o sinal da corrente da fase B, a posição 21 até 30 demonstra a corrente da fase C de uma determinada amostra, que representa um ensaio com o motor. Na posição 31, é determinado o padrão ao qual se encontra a amostra.

Para uma avaliação inicial, baseados nos resultados do Capítulo 4, foi definido que o agente coordenador sem defeitos utiliza o método classificador k-NN, o agente rolamentos emprega o método SVM. Já no agente rotor está implementado o método RNA/MLP. Enfim, o agente estator possui como classificador o método k-NN. Cada método classificador agregado ao comportamento dos agentes são previamente treinados e seus respectivos modelos ajustados com 960 amostras de sinais provenientes dos Motores 1 e 2 com potência de 1 cv. Estas amostras, compostas por sinais com defeitos de estator, rotor, rolamento e sem defeitos foram organizadas com a finalidade de cada agente especializado reconhecer o seu respectivo padrão classificatório. Por exemplo, no agente estator, os dados para treinamento foram preparados a partir de amostras com defeitos no estator, rotor e rolamento, juntamente com amostras de motores em condições normais de funcionamento. Para este agente, todas as amostras foram determinadas com valor de classificação 0, exceto as amostras com defeitos de estator que recebem o valor 1. Então, seguindo esta lógica, os demais dados preparados para treinamento dos classificadores inerentes ao comportamento dos agentes pertencentes ao sistema são também organizados.

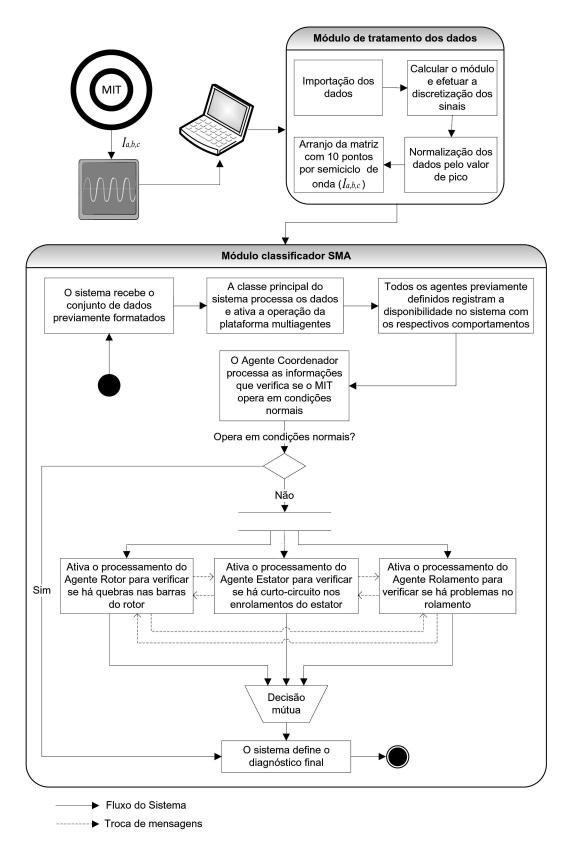


Figura 5.3 – Fluxograma da funcionalidade global do SMA proposto.

Na Figura 5.4 é demonstrado o diagrama de classes do sistema proposto, no qual percebe-se as relações e dependências entre as classes de programação. Hierarquicamente,

a classe jade.core.Agent (oriunda do framework JADE) possui considerável importância no sistema, pois todos os demais agentes herdam as suas características.

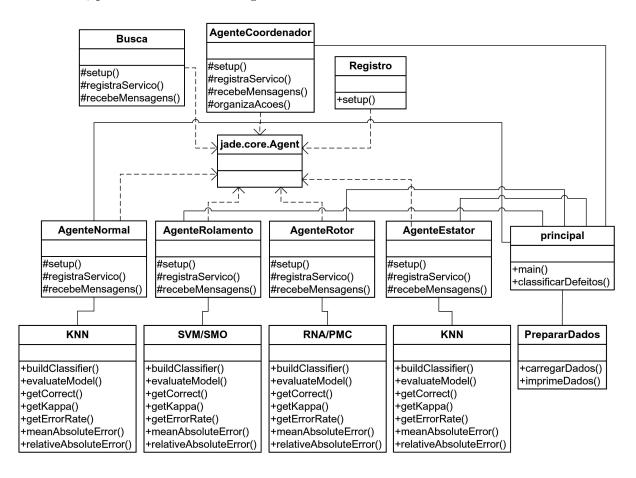


Figura 5.4 – Diagrama de classes do SMA proposto.

5.4 Resultados Experimentais

Os aspectos metodológicos de pré-processamento apresentados no Capítulo 3 e complementado no Capítulo 4 são utilizados nos experimentos aplicados ao SMA proposto para identificação de defeitos de estator, rotor e rolamento em MITs.

Para todos os testes computacionais efetivados neste capítulo, foi utilizado um hard-ware computacional composto por um processador Intel Core i3 380M 2,53 GHz, memória RAM de 4 GB, HD de 500 GB e adaptador gráfico Intel Graphics Media Accelerator (GMA) 4500 MHD. Em termos de software, para a implementação do código em JAVA e JADE e obtenção dos resultados do SMA, utilizou-se o ambiente computacional Eclipse (FOUNDATION, 2015), conforme ilustrado na Figura 5.5.

Os dados utilizados nesta tese foram obtidos por meio de ensaios em bancada de laboratório. As amostras aplicadas nos testes foram organizadas em dados de treinamento e validação. Para cada defeito do MIT, foi determinado um agente, composto por um

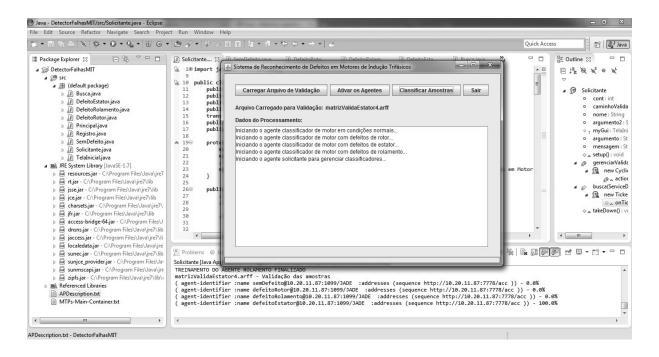


Figura 5.5 – Ambiente de desenvolvimento Eclipse e ambiente gráfico programado para manipulação do SMA proposto.

classificador específico para resolver a tarefa. Assim, cada agente tem um modelo previamente treinado com dados experimentais. Os dados utilizados no treinamento dos agentes são relativos aos MITs de 1 cv (Motor 1 e 2), conforme especificado na Tabela 3.1 e demonstrado nos resultados do Capítulo 4.

Para a validação do SMA, conforme observado nas Tabelas 5.1 - 5.8, foram selecionados 10 lotes com 10 amostras de defeitos de estator, 10 lotes com 10 amostras de defeitos de rotor, a mesma quantidade de lotes com 10 amostras de defeitos de rolamento e 10 lotes de testes com 10 amostras de motor sem defeitos, com a finalidade de verificar a eficiência do sistema proposto. Todas as amostras apresentadas na validação não foram apresentadas no treinamento dos sistemas inteligentes classificadores utilizados nos agentes e foram retiradas de forma aleatória do conjunto de dados gerais para cada tipo de defeito, possibilitando avaliar o desempenho da generalização proporcionada em cada um dos testes.

Nas Tabelas 5.1 e 5.2 são apresentados os resultados referentes à validação de amostras com defeitos de estator do MIT de 1 cv (Motor 2). Especificamente, na Tabela 5.1, os resultados são apresentados na situação em que o agente estator é definido com o comportamento classificador baseado no método k-NN. Neste caso, o SMA proposto apresentou o índice de 100% de acurácia para defeitos de estator em todos os lotes testados e nenhuma chance de acerto nos demais agentes inteligentes integrantes do sistema. Na Tabela 5.2, são apresentados os resultados com testes relativos aos mesmos lotes de amostras com o comportamento especificado no agente estator baseado no método RNA/MLP. Nota-se na Figura 5.6 que ambos os testes com os 10 lotes com 10 amostras com defeitos de estator

produziram resultados acima de 80% de acurácia. Contudo, o método k-NN ativado no comportamento do agente estator se mostrou com melhor eficácia.

Tabela 5.1 – Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 1 cv (Motor 2) com defeitos de estator e comportamento baseado no método k-NN no agente estator.

Lotes com defeitos no estator	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nº de amostras	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
% de acurácia agente Estator (k -NN)	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
% de acurácia agente Rotor (RNA/MLP)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
% de acurácia agente Rolamento (SVM/SMO)	0	10	10	0	0	0	0	0	0	0
% de acurácia agente Sem Defeito $(k-NN)$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabela 5.2 – Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 1 cv (Motor 2) com defeitos de estator e comportamento baseado no método RNA/MLP no agente estator.

Lotes com defeitos no estator	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nº de amostras	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
% de acurácia agente Estator (RNA/MLP)	100	100	90	80	90	100	100	100	100	100
% de acurácia agente Rotor (RNA/MLP)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
% de acurácia agente Rolamento (SVM/SMO)	0	10	10	0	0	0	0	0	0	0
% de acurácia agente Sem Defeito (k-NN)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

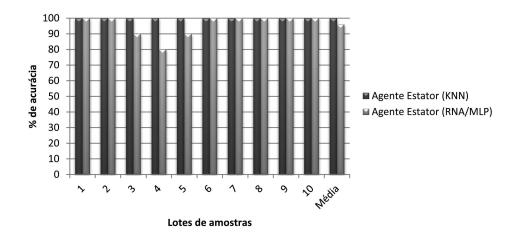


Figura 5.6 – Gráfico comparativo entre comportamentos com os métodos k-NN e RNA/MLP do agente estator.

As validações das amostras relacionadas aos defeitos de rolamento podem ser observadas nas Tabelas 5.3 e 5.4. Especificamente na Tabela 5.3, o agente rolamento é testado com comportamento classificador baseado no método k-NN. Os resultados se mostraram com acurácias acima de 70% para as validações dos 10 lotes com defeitos de rolamento do motor de 1 cv e os demais agentes obtiveram 0% de possibilidade para todos os lotes testados.

Com a finalidade de verificar a dinâmica de resultados, baseado nos melhores classificadores de rolamentos dispostos no Capítulo 4, foi então atribuído ao agente rolamento o comportamento classificador baseado no método SVM/SMO. Nota-se na Tabela 5.4 que para todos os mesmos 10 lotes verificados anteriormente, houve uma melhora significativa na certeza de classificação pelo agente rolamento com acurácia de 100% e os demais agentes mantiveram o mesmo comportamento também verificado na Tabela 5.3. Na Figura

Tabela 5.3 – Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 1 cv (Motor 1) com defeitos de rolamento.

Lotes com defeitos no rolamento		2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nº de amostras	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
% de acurácia agente Estator (k-NN)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
% de acurácia agente Rotor (RNA/MLP)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
% de acurácia agente Rolamento (k-NN)	80	90	80	90	90	90	70	90	80	90
% de acurácia agente Sem Defeito (k-NN)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

5.7 é demonstrado um gráfico comparativo entre comportamentos com os métodos SVM e k-NN do agente rolamento.

Tabela 5.4 – Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 1 cv (Motor 1) com defeitos de rolamento.

Lotes com defeitos no rolamento		2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nº de amostras	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
% de acurácia agente Estator (k -NN)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
% de acurácia agente Rotor (RNA/MLP)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
% de acurácia agente Rolamento (SVM/SMO)	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
% de acurácia agente Sem Defeito $(k-NN)$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

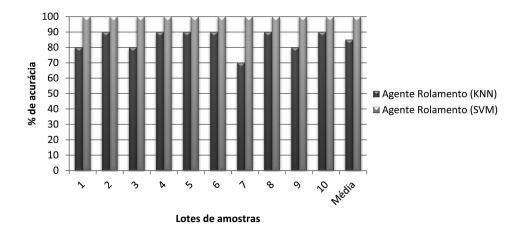


Figura 5.7 – Gráfico comparativo entre comportamentos com os métodos SVM/SMO e k-NN do agente rolamento.

Os resultados referentes aos testes com amostras com defeitos no rotor de MITs podem ser observados nas Tabelas 5.5 e 5.6. Na Tabela 5.5 o agente rotor é testado com o método classificador RNA/MLP e o índices de acurácias para os lotes mostraram valores acima de 80%. O demais agentes apuraram valores de acurácias de 0%, representando melhor a certeza da decisão dos agentes. Os resultados demonstrados na Tabela 5.6 mostram que o método k-NN aplicado ao agente rotor demonstrou também índices de acurácias acima de 80%, com certeza comparável ao método RNA/MLP. Na Figura 5.8 é possível visualizar a comparação gráfica entre os métodos classificares utilizados como base do comportamento do agente rotor.

Complementando os testes baseados nos 10 lotes com 10 amostras, preparou-se dados referentes ao motores operando em condições normais de funcionamento. Na Tabela 5.7 são demonstrados os resultados de validação das amostras supracitadas focando o com-

Tabela 5.5 – Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 1 cv (Motor 1) com defeitos de rotor.

Lotes com defeitos no rotor	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nº de amostras	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
% de acurácia agente Estator (k -NN)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
% de acurácia agente Rotor (RNA/MLP)	100	80	100	100	90	100	80	100	100	100
% de acurácia agente Rolamento (SVM/SMO)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
% de acurácia agente Sem Defeito (k-NN)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabela 5.6 – Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 1 cv (Motor 1) com defeitos de rotor.

Lotes com defeitos no rotor		2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nº de amostras	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
% de acurácia agente Estator (k -NN)	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0
% de acurácia agente Rotor (k-NN)	100	100	80	100	80	90	90	80	90	100
% de acurácia agente Rolamento (SVM/SMO)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
% de acurácia agente Sem Defeito (k -NN)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

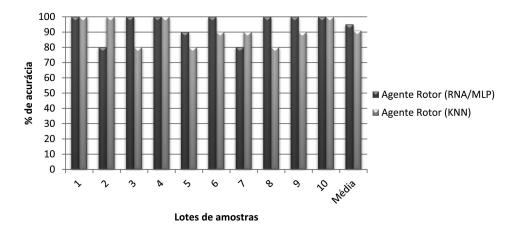


Figura 5.8 – Gráfico comparativo entre comportamentos com os métodos RNA/MLP e k-NN do agente rotor.

portamento baseado no método classificador k-NN no agente sem defeito. Os resultados apresentaram acurácias acima de 80% para todos os lotes testados. Observa-se ainda que os demais agentes retornam valores de acurácias com 0%. Na Tabela 5.8 o método RNA/MLP foi testado no comportamento do agente sem defeito com os mesmo lotes utilizados anteriormente. Contudo, alguns lotes apresentaram acurácias de 60% e 80% na validação, os demais agentes produziram comportamento similar à Tabela 5.7. Na Figura 5.9 é demonstrado graficamente a comparação lote a lote entre os métodos utilizados no comportamento do agente sem defeito.

Tabela 5.7 – Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 1 cv (Motores 1 e 2) sem defeitos.

Lotes sem defeitos no motor		2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nº de amostras	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
% de acurácia agente Estator (k -NN)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
% de acurácia agente Rotor (RNA/MLP)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
% de acurácia agente Rolamento (SVM/SMO)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
% de acurácia agente Sem Defeito $(k-NN)$	100	80	90	100	90	90	80	90	100	90

Com a finalidade aumentar o número de testes e verificar a validade do SMA proposto, foram preparados lotes com dados de motores com 1 cv de potência. Tais dados são

Lotes sem defeitos no motor	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nº de amostras	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
% de acurácia agente Estator (k -NN)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
% de acurácia agente Rotor (RNA/MLP)		0	0	0	0	0	0	0	0	0
% de acurácia agente Rolamento (SVM/SMO)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
% de acurácia agente Sem Defeito (RNA/MLP)		80	80	80	80	60	70	70	90	80

Tabela 5.8 – Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 1 cv (Motores 1 e 2) sem defeitos.

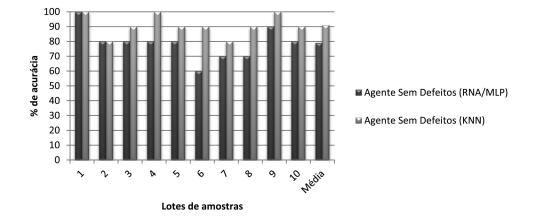


Figura 5.9 – Gráfico comparativo entre comportamentos com os métodos RNA/MLP e k-NN do agente sem defeitos.

compostos por 240 amostras para cada tipo de defeito investigado, além de 240 amostras do motor sem apresentar defeitos. Os resultados dos testes para identificar defeitos em MITs com as amostras supracitadas são apresentados na Tabela 5.9. Salienta-se que as amostras testadas não foram apresentadas nos treinamentos do métodos classificadores implícitos aos agentes. Os resultados se mostraram concordantes em comparação aos testes com lotes de amostras menores. Na Figura 5.10 são demonstrados os resultados por meio de gráficos comparativos com as referidas acurácias das validações das amostras com os defeitos mencionados.

Tabela 5.9 – Resultados de validação de lotes com 240 amostras do motor de 1 cv (Motores 1 e 2) com defeitos de estator, rolamento, rotor e sem defeito.

Lotes 240 amostras com defeitos	Estator	Rotor	Rolamentos	Sem Defeito
Nº de amostras	240	240	240	240
% de acurácia agente Estator (k -NN)	98,3	0	0	12,5
% de acurácia agente Rotor (RNA/MLP)	0	99,58	0	0
% de acurácia agente Rolamento (SVM/SMO)	0	0	100	0
% de acurácia agente Sem Defeito (k-NN)	0	2,91	0	88,3

Enfim, baseado na necessidade da generalização do sistema, foram preparados lotes de sinais de motores de 2 cv, conforme especificado nas Tabelas 5.10 e 5.11, com defeitos de estator e rolamentos respectivamente. Percebe-se na Tabela 5.10 que há uma boa taxa de acurácia para situações em que o estator tenha curto-circuito entre as espiras da bobina maior que 3%, sendo que a partir de 10% o agente estator reconhece com acurácia de 100%. Ressalta-se que os dados apresentados no teste não foram utilizados nos treinamentos dos métodos classificadores utilizados nos agentes do sistema.



Figura 5.10 – Gráfico comparativo entre os comportamentos com os melhores resultados de classificadores dos agentes do sistema.

Tabela 5.10 – Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 2 cv (Motor 3) com defeitos de estator com curto-circuito de 1%, 3%, 5% e 10%.

Lotes com defeitos no estator	1%	3%	5%	10%
Nº de amostras	120	120	120	120
% de acurácia agente Estator (k -NN)	45	66	89	100
% de acurácia agente Rotor (RNA/MLP)	10	9	3	0
% de acurácia agente Rolamento (SVM/SMO)	27	15	3	0
% de acurácia agente Sem Defeito (k-NN)	0	0	0	0

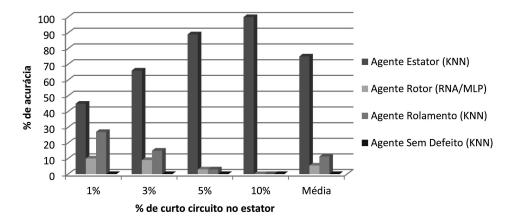


Figura 5.11 – Gráfico comparativo entre comportamentos de todos os agentes com os melhores casos de comportamento para defeitos de estator baseado na severidade.

Tabela 5.11 – Resultados de validação de lotes com amostras do motor de 2 cv (Motor 3) com defeitos no rolamento.

Lotes com defeitos no rolamento	Esferas	Pista Externa
Nº de amostras	120	120
% de acurácia agente Estator (k -NN)	5	7,5
% de acurácia agente Rotor (RNA/MLP)	36,7	30
% de acurácia agente Rolamento (SVM/SMO)	75,8	77
% de acurácia agente Sem Defeito $(k-NN)$	1,6	0

Para verificação de defeitos de rolamento em motores de 2 cv, observa-se na Tabela 5.11 que há um percentual significativo de acurácia do agente rotor, considerado um falso positivo para estas amostras, com índices de 36,7 e 30%. Contudo, o agente rolamento respondeu com maiores valores percentuais de acurácias com 75,8 e 77%, proporcionando

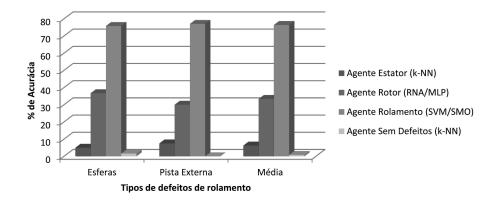


Figura 5.12 – Gráfico comparativo entre comportamentos de todos os agentes com os melhores casos de comportamento para defeitos de rolamento baseado em tipo de defeito específico com dados do motor de 2 cv (Motor 3).

ao SMA a definição de que para estas condições o defeito é relacionado ao rolamento do motor. Na Figura 5.12 são apresentados os resultados comparativos com as validações de dados com defeitos nas esferas e pista externa do motor de 2 cv (Motor 3).

5.5 Conclusão do Capítulo

A proposta de utilizar um SMA na detecção dos MITs possibilita uma abordagem distribuída. Portanto, os agentes cognitivos definidos no sistema trabalham com o objetivo de detectar erros de forma cooperativa. Não há uma meta geral do sistema, mas há metas locais de cada agente em separado. A heterogeneidade entre o comportamento dos agentes aumenta a caracterização da identificação por tipo de defeito, uma vez que é possível os métodos classificadores distintos terem melhores desempenhos para determinados tipos de defeitos em MITs, conforme pode ser observado no Capítulo 4. Sendo assim, a proposta de um SMA possibilita a inserção de comportamentos individualizados para cada agente, proporcionando a especialidade para o reconhecimento do defeito de forma concorrente. Os resultados experimentais demonstraram índices de acurácias promissores, além de robustez, promovendo uma alternativa aos métodos tradicionais.

Por fim, na Tabela 5.12 é apresentada a comparação deste trabalho com aqueles resultados advindos de alguns estudos recentes disponíveis na literatura.

Considerando exclusivamente os estudos relacionados com a classificação de defeitos em motores de indução, este trabalho apresenta um método de pré-processamento baseado na discretização do sinal de corrente do estator no domínio do tempo, enquanto na literatura pesquisada é apresentado o uso de técnicas baseadas na análise do sinal de corrente ou de vibração da máquina no domínio da frequência visando obter melhores índices de classificação (MATIC et al., 2012; SEERA et al., 2013; ERTUNC; OCAK; ALIUSTAOGLU, 2013) ou exclusivamente abordagem no domínio do tempo e frequência (ZAREI, 2012; TRAN et

	-	0	0	4	-	C	E (E 1 1
	1	2	3	4	5	6	Este Trabalho
Motores	2 cv	0.25 cv	2 cv	0.75 cv	1 cv	NE	1 cv e 2 cv
Pré-process.	T/F- FFT	F-Wavelet	F- FFT	T/F-Fourier	F- FFT	F- FFT	T-Discretização
Dados	Vibração	Corrente	Corrente	Corrente	Corrente	Vib./Corrente	Corrente
Método classif.	RNA	RNA	SVM	ARTMAP	FUZZY	RNA/ANFIS	SMA
Desequilíbrio	Não	Não	Não	Sim	Sim	Não	Sim
Varia carga	Não	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim
Defeito estator	Não	Sim	Não	Não	Sim	Não	Sim
Defeito rotor	Não	Não	Sim	Sim	Sim	Não	Sim
Defeito rolamento	Sim	Não	Não	Sim	Não	Sim	Sim
Acurácia	$\leq 90\%$	$\leq 87\%$	64% - 90%	$\approx 100\%$	$\approx 100\%$	90% - $92%$	$\approx 90\%$
Multiclassif.	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim	Sim
1 - Zarei (2012)		4 - Tran et	al. (2013)			T=Domínio do	tempo

Tabela 5.12 – Resumo de artigos publicados recentemente comparando com os resultados desta pesquisa.

- 2 Asfani et al. (2012)
- 3 Matic et al. (2012)
- 5 Seera et al. (2013)
- 6 Ertunc, Ocak e Aliustaoglu (2013)
- F=Domínio da frequência NE=Não especificado

al., 2013). Em diversas situações nestes trabalhos o uso de transformadas foi aplicado para a obtenção dos resultados (ASFANI et al., 2012).

Outro aspecto importante é o fato de que este trabalho considerou o emprego de distintas estratégias de classificação associados aos agentes do SMA para o diagnóstico de falhas incipientes, enquanto outros trabalhos disponíveis na literatura pesquisada basicamente empregam o uso de uma única técnica. Ainda neste trabalho aplicou-se desequilíbrio entre fases das tensões na alimentação dos motores em $\pm 10\%$, e também o nível de carga amplamente explorado nas faixas de 8-150% e 6-112% dos respectivos valores nominais nos motores de 1 e 2 cv. De acordo com a literatura pesquisada, a implicação do desequilíbrio de tensão no reconhecimento de defeitos é considerada nos trabalhos de Tran et al. (2013) e Seera et al. (2013). Já uma ampla variação de carga é apresentada nos trabalhos de Matic et al. (2012) e Seera et al. (2013).

Complementarmente, este trabalho considera o emprego de três motores com potências distintas (1 e 2 cv), proporcionando observar o comportamento classificatório em situações dinâmicas diferentes, enquanto outros estudos disponíveis na literatura pesquisada empregam a utilização de um único motor. Além do mais, neste trabalho apresentouse a funcionalidade de multiclassificação com três tipos diferentes de defeitos, enquanto que os demais trabalhos pesquisados apresentaram resultados com 1 ou 2 tipos de falhas incipientes.

Quantos aos resultados de acurácia, destaca-se o trabalho Seera et al. (2013) com aproximadamente 100% de precisão, embora não considere defeitos de rolamentos. Também no trabalho Tran et al. (2013), a acurácia se apresentou próximo a 100%, mas não se apurou falhas incipientes no estator e não foram testadas condições amplas de variação de carga aplicada no eixo do motor. Neste trabalho, a precisão média aproximada foi de 90% no geral, considerando os três tipos de defeitos, as respectivas severidades, adversidades empregadas no conjunto de amostras testadas e a robustez apresentada.

Em relação aos estudos considerando a classificação dos defeitos de curto-circuito na bobina do estator, as falhas incipientes diversas nos rolamentos e os defeitos de barras quebradas no rotor em motores de indução alimentados diretamente na rede elétrica, a principal contribuição deste capítulo da tese consiste em apresentar um novo conceito de multiclassificação por meio de um SMA. As adversidades aplicadas nos testes, assim como a demonstração da robustez do sistema, pode proporcionar maior segurança e encorajar a implementação de um sistema em tempo real para monitoramento de TIMs diretamente na indústria.

Estratégias para Detecção da Severidade de Defeitos em MITs

6.1 Introdução

Visto a necessidade de manter os MITs funcionando com confiabilidade e baixo tempo de inatividade, é importante detectar a existência e a gravidade de um defeito de forma rápida, precisa e com facilidade. Em função da busca por sistemas mais completos e com maior precisão, pesquisadores estão investigando novos meios para a determinação da severidade de defeitos em MITs por meio de metodologias diversas. Por exemplo, na pesquisa apresentada por Eftekhari et al. (2014), os autores desenvolveram uma nova técnica para a detecção de curto-circuito no estator de um motor de indução. Assim, a modelagem de um defeito de curto-circuito é realizada no referido trabalho para o cálculo das correntes das fases em condições defeituosas. Esta estratégia utiliza as características extraídas a partir do padrão de corrente trifásica correspondente no espaço 3-D. A identificação de fases defeituosas e da gravidade do problema são apresentados como resultados deste trabalho.

No trabalho de Irfan et al. (2015), desenvolveu-se uma metodologia para monitorar as condições do defeito de rolamento de um motor de indução por meio dos sinais de corrente e de tensão do estator. Este sistema diagnostica defeitos nos rolamentos de um motor com potência de 0,5 cv e determina as respectivas severidades, considerando as condições de carga nominal e a vazio aplicadas ao eixo da máquina.

Na estratégia apresentada por Zhang et al. (2015), os autores propuseram um modelo baseado na entropia por permutação do sinal de vibração em que é calculada para detectar problemas no funcionamento do rolamento em motores. No caso do rolamento apresentar falhas incipientes, o sinal de vibração é decomposto em um conjunto de funções de modo empírico. Os autores utilizaram uma variação do método SVM para classificar e determinar a severidade do defeito pesquisado.

Os autores do trabalho Shi et al. (2014) propuseram uma nova abordagem que iden-

tifica barras quebradas no rotor de um motor de indução sob diferentes condições de carga com base em coeficientes Wavelet da corrente do estator em uma faixa de frequência específica. Neste trabalho, os autores destacam que o aumento do número de barras quebradas e os níveis de carga aumentam a amplitude dos componentes particulares da banda lateral das correntes do estator em caso de defeito. As grandezas - corrente do estator, velocidade do rotor e conjugado - são utilizadas para demonstrar a relação entre esses parâmetros e a gravidade da barra quebrada do rotor. Um motor de indução com 1, 2 ou 3 barras quebradas no rotor é utilizado, sob adversidade da variação de carga no eixo do motor. Por fim, este trabalho também avalia a gravidade do defeito no rotor com base nos dados originados da corrente do estator e velocidade do rotor.

Recentemente, os autores do trabalho Drif e Cardoso (2014) propuseram a análise da assinatura de potência ativa e reativa instantânea no domínio frequência para o diagnóstico de falhas incipientes no estator em MITs operando com alimentação direta à rede ou por inversores frequência. Os resultados experimentais e por simulação são apresentados para mostrar a eficácia da abordagem proposta. As condições de severidade são testadas e os comportamentos das amplitudes da frequência são observados no sentido de apenas detectar a condição do defeito no estator. No trabalho apresentado por Godoy et al. (2015), os autores realizaram um estudo comparativo entre os métodos SVM, ARTMAP e MLP para classificar defeitos de curto-circuito no estator de motores de indução com exploração da severidade por meio de multiclassificação. Já no trabalho apresentado por Moosavi et al. (2015), a pesquisa centra-se na identificação de curto-circuito nas bobinas do estator de um motor síncrono de imã permanente. No referido artigo foi aplicada uma RNA do tipo MLP com pré-processamento utilizando FFT para o diagnóstico de diferentes níveis de curto-circuito, sob adversidades de variação de velocidade e conjugado de carga.

Com o intuito de contribuir para a área de pesquisa em identificação de falhas incipientes em motores elétricos, este capítulo da tese tem como objetivo principal a aplicação de três técnicas computacionais inteligentes para identificar a severidade dos defeitos no estator, rotor e rolamento em MITs. A primeira técnica, por sua vez, é composta por um aproximador funcional, que tem como objetivo estimar um valor referente ao grau da severidade do defeito apresentado pelo motor. A segunda técnica experimentada está relacionada a um SMA, que determina o padrão da severidade por meio da competição entre agentes especialistas. A terceira técnica proposta é composta por uma arquitetura multiclassificadora de padrões com um único modelo. Para todas as situações, o sistema tem como parâmetros de entrada as correntes trifásicas de alimentação da máquina no domínio do tempo, considerando adversidades no funcionamento do motor como desequilíbrio assimétrico das tensões na alimentação elétrica da máquina e ampla variação da carga mecânica aplicada ao eixo do motor. O sinal é discretizado em 10 pontos por semiciclo de onda de cada fase da corrente para a construção de cada amostra. Todos

117

os modelos classificadores de padrões adotados neste capítulo são RNAs do tipo MLP. Complementarmente, optou-se por separar as amostras validadas em distintas faixas de desequilíbrio de tensão aplicadas na alimentação da máquina no ato da aquisição dos dados, permitindo a verificação da influência deste problema de qualidade da energia elétrica na identificação dos defeitos estudados.

6.2 Metodologia Aplicada para Apurar a Severidade de Defeitos no Estator, Rotor e Rolamento em MIT

O objetivo deste capítulo consiste em desenvolver um sistema capaz de reconhecer um motor com defeitos de curto-circuito entre espiras na bobina do estator, barras quebradas no rotor e problemas de desgaste excessivo no rolamento. Posteriormente, a definição da severidade das falhas incipientes são experimentadas por meio de três técnicas. Para isso, na Figura 3.13 é apresentado o fluxograma das ações para a aquisição e tratamento dos sinais oriundos dos motores com defeitos e sem anomalias. Por meio da bancada de testes apresentada na Figura 3.9, os dados experimentais referentes às correntes são obtidos diretamente dos motores. As características dos motores utilizados neste trabalho são apresentados na Tabela 3.1.

Todos os testes experimentais realizados neste capítulo foram apoiados pelas linguagens de programação do Matlab e JAVA. Para a implementação dos testes com SMA é empregado o *framework* JADE, descrito na Seção 5.2.2.2.

Os dados experimentais utilizados neste capítulo da tese foram obtidos e tratados conforme descrito na Seção 3.3 e exemplificado na Figura 3.13. Tais dados, compostos por sinais das correntes dos motores, são apresentados às entradas dos sistemas inteligentes por meio de vetores com 30 elementos representando os semiciclos de onda de $I_{a,b,c}$, conforme ilustrado na Figura 6.1.

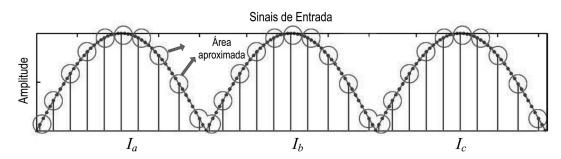


Figura 6.1 – Discretização dos sinais das correntes que determina a composição da amostra de entrada dos métodos classificadores e estimadores de defeitos.

Nas Figuras 6.2, 6.3 e 6.4 são apresentados os diagramas de blocos com os fluxos de execuções das etapas nos processos propostos neste trabalho. Estes processos são deno-

minados módulos classificadores e estimadores de defeitos de estator, rotor e rolamento. Após a fase de tratamento dos sinais, dependendo da situação de defeito a ser verificada, os módulos classificadores e estimadores de defeitos recebem a matriz com as amostras previamente organizadas.

Inicialmente, realizaram-se testes classificadores para a verificação de algum defeito específico. Nesta ocasião, o sistema recebe as amostras a serem diagnosticadas. Uma RNA do tipo MLP, previamente treinada, tem a função de verificar as condições de defeitos no MIT, conforme observado nas atividades 2 e 3 dos módulos de classificação das Figuras 6.2, 6.3 e 6.4. Esta RNA possui a topologia com 30 entradas, uma única camada escondida composta por 16 neurônios artificiais com função de ativação tangente hiperbólica e 2 neurônios na camada de saída com função de ativação linear. Caso a resposta desta etapa confirme que o motor opere em condições normais, o sistema efetua o diagnóstico final acusando normalidade do funcionamento da máquina.

Especificamente, nos testes realizados para a identificação de defeitos no estator e a respectiva severidade, conforme esquema apresentado na Figura 6.2, as atividades 2 e 3 têm a função de reconhecer problemas de curto-circuito no estator independente da severidade. Para os testes deste defeito, foram realizados 432 ensaios experimentais na bancada em laboratório referentes aos motores de 1 e 2 cv (Motores 2 e 3). O sistema desta atividade é composto por um modelo neural do tipo MLP e treinado com a topologia construída com 30 entradas, 16 neurônios artificiais com função de ativação tangente hiperbólica na única camada escondida e 2 neurônios na camada de saída com função de ativação linear. Uma vez que o defeito no estator não é identificado, o sistema define o diagnóstico final afirmando que não há problemas. Caso o defeito no estator seja reconhecido, o sistema aborda três formas de identificar a severidade da anomalia denominadas "proposta 1", "proposta 2" e "proposta 3".

A "proposta 1", definida pela atividade 4, determina a severidade do defeito de curto-circuito no estator por meio de um aproximador funcional. Para estimar o nível do comprometimento da máquina, o modelo foi construído a partir de uma RNA do tipo MLP com 1 única camada neural escondida composta por 16 neurônios artificiais com funções de ativação do tipo sigmoide, 30 entradas e 1 neurônio na camada de saída com função de ativação do tipo linear.

Na "proposta 2", um modelo SMA é utilizado para identificar a severidade do defeito no estator. Todos os agentes que identificam tal severidade, representado pelas atividades 5, 6, 7 e 8, possuem comportamento classificador neural do tipo MLP, com a mesma topologia definida nas atividades 2 e 3 do módulo classificador do sistema. Cada método classificador agregado ao comportamento dos agentes são previamente treinados e seus respectivos modelos ajustados com 216 amostras de sinais provenientes de cada motor com potência de 1 e 2 cv (Tabela 3.1). Estas amostras, compostas por sinais com defeitos de estator, foram organizadas com a finalidade de cada agente especializado reconhecer o



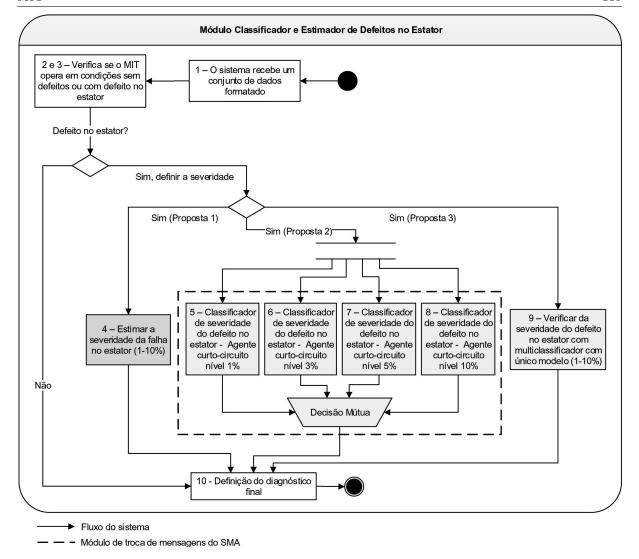


Figura 6.2 – Fluxograma para demonstrar a funcionalidade do sistema de identificação de defeitos no estator e da sua severidade.

seu respectivo padrão classificatório.

Para os defeitos no estator, em ambos os motores, foram realizados ensaios com curtocircuitos entre as espiras do estator com severidades de 1%, 3%, 5% e 10%. Os dados para treinamento foram preparados com amostras de todos os níveis de severidade observados. Para cada agente, todas as amostras foram determinadas com valor de classificação 0, exceto as amostras com o nível de severidade com defeito no estator, onde o agente especialista recebe o valor 1. Portanto, quando alimentado pelas amostras já identificadas com defeitos, o módulo SMA ("proposta 2") faz com que os agentes entrem em processo de reconhecimento das amostras e os resultados são comparados por meio da troca de mensagens para a definição do vencedor que se dá pelo subsídio de valores estatísticos resultantes de seus processamentos, ou seja, as taxas de precisão na validação das amostras e os respectivos erros (erro médio absoluto, erro quadrático médio e erro relativo absoluto) proporcionam elementos para que os agentes decidam sobre o diagnóstico da severidade do

defeito no estator. Neste caso, após o processo de classificação das amostras, cada agente informa aos demais a acurácia e os valores dos erros por meio de mensagens. Assim, cada agente saberá qual é o vencedor, definindo assim o defeito inerente às amostras.

Complementando a investigação de técnicas para determinar a severidade no estator, foi implementada outra alternativa que consiste em um modelo multiclassificador composto por um único modelo, denominada "proposta 3". Este modelo é treinado com quatro padrões 0001, 0010, 0100 e 1000 para respectivamente os níveis 1%, 3%, 5% e 10% de comprometimento do curto-circuito na bobina do estator do MIT. Este modelo neural é do tipo MLP e possui uma topologia composta por 30 entradas, 16 neurônios na camada oculta com função de ativação tangente hiperbólica e 4 saídas com função de ativação linear.

A identificação dos defeitos no rotor e a sua severidade são pautadas nas mesmas características de testes utilizadas no reconhecimento de defeitos no estator, em que tais tarefas podem ser melhores observadas na Figura 6.3. Para os testes deste defeito, foram realizados 720 ensaios referentes aos motores de 1 e 2 cv (Motores 2 e 3). Nesta figura, as atividades 2 e 3 tem a função de verificar se há problemas de quebra de barras no rotor de um MIT, independente da severidade, por meio da análise dos sinais da corrente elétrica originadas do motor. O classificador de padrões aplicado nesta etapa consiste na mesma topologia adotada para identificar os defeitos no estator.

Todo o fluxo proposto na abordagem das três técnicas para determinação da severidade no rotor seguem os mesmos padrões de configurações adotados no reconhecimento das severidades dos defeitos no estator. Contudo, na "proposta 2", o modelo SMA é composto por agentes e cada modelo classificador é ajustado com 360 amostras de sinais provenientes de cada motor com potência de 1 e 2 cv. Para os defeitos no rotor, foram realizados ensaios com barras quebradas com variação do nível de severidade para ambos os motores com 1 barra quebrada (1 B), 2 barras quebradas consecutivamente (2 B), 4 barras quebradas consecutivamente (4 B) e 2 barras quebradas somadas a mais 2 barras quebradas diametralmente opostas (2|2 B) (SUETAKE, 2012).

Os defeitos de rolamento e as respectivas severidades também são objetos de estudo neste capítulo e, para isto, os testes experimentais foram pautados nas mesmas características das demais falhas incipientes supracitadas. O esquema geral abordado nestes testes pode ser observado na Figura 6.4. Para os testes deste defeito, foram realizados 720 ensaios dos motores de 1 e 2 cv (Motores 2 e 3) para a aquisição de dados. Nesta figura, as atividades 2 e 3 têm a função de verificar se há problemas de desgaste excessivo nos rolamentos de um MIT, independente da severidade, por meio da análise dos sinais da corrente elétrica originadas da máquina. O reconhecedor de padrões aplicado nesta etapa consiste em uma RNA do tipo MLP com as mesmas características topológicas daquela apresentada para determinar os defeitos no estator e rotor. Uma vez que a falha incipiente no rolamento não é identificada, o sistema define o diagnóstico final informando



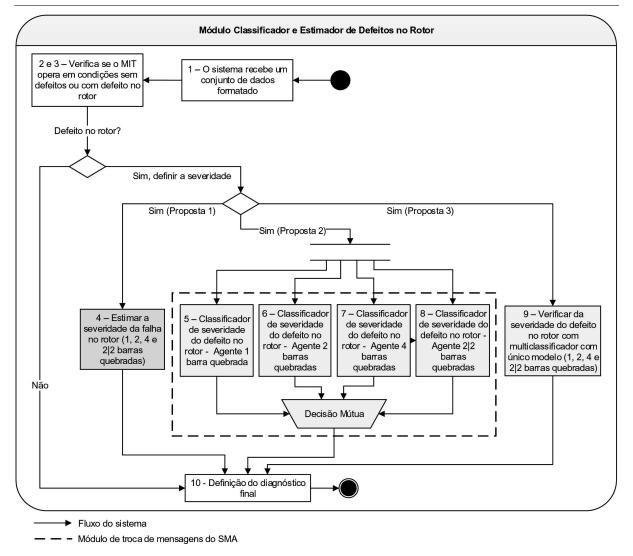


Figura 6.3 – Fluxograma para demonstrar a funcionalidade do sistema de identificação de defeitos no rotor e da sua severidade.

que o motor não possui defeito. Caso o defeito no rolamento seja reconhecida, o sistema aborda três formas de identificar a severidade do problema ("proposta 1", "proposta 2" e "proposta 3"), conforme fluxos e configurações similares aos adotados nos reconhecimentos das severidades de estator e rotor. Contudo, na "proposta 2", o modelo SMA é composto por agentes e cada modelo classificador é ajustado com 720 amostras de sinais provenientes dos motores com potências de 1 e 2 cv.

Para todas as propostas, são estabelecidos 4 níveis de severidades, no qual o nível 1 representa a severidade mais suave e o nível 4 representa o nível mais severo. No nível 4, o rolamento utilizado para a aquisição dos sinais sofreu um desgaste de 90 minutos com pasta abrasiva. No nível 3, o rolamento sofreu desgaste de 60 minutos. No nível 2 o rolamento sofreu desgaste de 30 minutos e o nível 1 o rolamento sofreu desgaste de apenas 15 minutos.

Complementarmente, para a verificação da severidade dos defeitos pesquisados neste

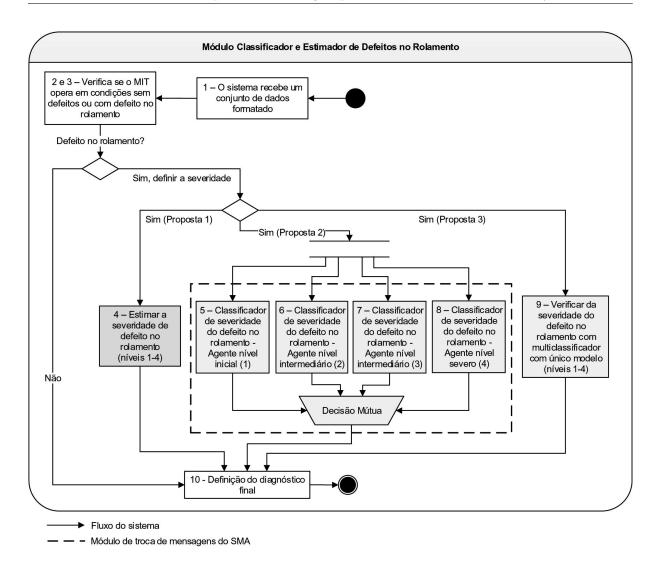


Figura 6.4 – Fluxograma para demonstrar a funcionalidade do sistema de identificação de defeitos no rolamento e da sua severidade.

trabalho por meio dos classificadores baseados em SMA, conforme observado na "proposta 2" das Figuras 6.2, 6.3 e 6.4, são necessárias a utilização de quatro agentes para defeitos de estator, rotor e rolamento, todos com comportamentos classificadores. Para isto, os modelos previamente treinados de RNAs do tipo MLP fizeram parte da implementação de tais agentes. Os agentes se comunicam por meio de mensagens a fim de entrarem em acordo mútuo sobre qual a severidade é mais adequada para um determinado sinal. Neste caso, todos os agentes relacionados às atividades da "proposta 2" recebem uma mensagem para ativar a avaliação das amostras para a identificação da severidade do defeito. Com base em acurácia e erros, fornecidos pelos modelos comportamentais na validação das amostras, os agentes se comunicam para determinar a severidade do defeito. Salienta-se que o agente com maior índice de precisão na validação das amostras e menores valores de erros (erro médio absoluto, erro quadrático médio e erro relativo absoluto) é determinado como o vencedor, possibilitando ao sistema computacional definir a severidade.

O esquema geral dos testes executados para a apresentação dos resultados pode ser observado na Figura 6.5. Para todos os defeitos investigados, apresenta-se a determinação simples do defeitos e a exploração da sua severidade por meio da técnica de multiclas-sificação, SMA e estimador. Os resultados são apresentados separados por faixas de desequilíbrios de tensão e distintos graus de severidades. Em relação ao tipo de motor, foram aplicados testes com treinamento e validação de amostras do motor de 1 cv, com treinamento e validação a partir de amostras do motor de 2 cv e também explora a robustez com testes em modelos treinados com amostras do motor de 2 cv e validação com dados do motor de 1 cv.

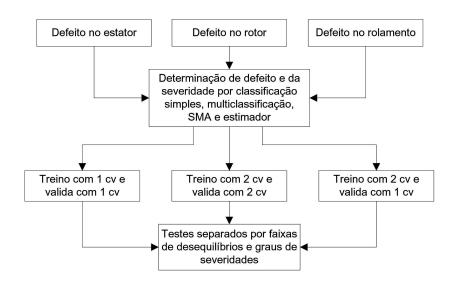


Figura 6.5 – Esquema geral dos testes para todos os defeitos investigados.

6.3 Resultados Experimentais

Para a apresentação dos resultados experimentais, os dados foram obtidos por meio de ensaios em bancada de laboratório, tratados por meio de um módulo computacional e divididos em amostras de treinamento dos modelos e validação para a consolidação dos resultados, garantindo que nenhuma amostra de dados apresentada na validação é utilizada no treinamento. Os resultados experimentais apresentados nesta seção são compostos pela identificação dos defeitos no estator, rotor e rolamento e as suas respectivas severidades, por meio de técnicas inteligentes.

6.3.1 Resultados da Identificação de Defeitos e Severidades no Estator

Os resultados experimentais relativos à identificação de defeitos no estator são realizados inicialmente por meio de um classificador. Na sequência dos testes, há três propostas

de fluxo: *i)* "proposta 1" determinada por um estimador de severidade; *ii)* "proposta 2" com abordagem classificatória de severidade de falhas incipientes no estator e; *iii)* "proposta 3" com multiclassificador de padrões com único modelo.

Estas propostas são avaliadas utilizando amostras provenientes de MITs de 1 e 2 cv com falhas incipientes de curto-circuito nos enrolamento das bobinas do estator com 1%, 3%, 5% e 10%. Para a apresentação ao sistema, tais amostras foram divididas em grupos com faixas de desequilíbrio de tensão entre fases (situação < 0, 5%, situação $\le 2\%$, situação $\le 4\%$ e situação $\le 8\%$), com a finalidade de averiguar também a influência deste fenômeno de desajuste na alimentação da máquina na classificação do defeito, conforme metodologia também adotada no trabalho de Broniera (2014). Nestes testes, a variação de carga aplicada ao eixo do motor foi estabelecido na faixa 10% a 150% do conjugado nominal. Para este tipo de defeito, foram considerados 432 ensaios experimentais relativos aos motores de 1 e 2 cv realizados em bancada de laboratório e 108 ensaios de motores sem defeitos com as mesmas potências.

6.3.1.1 Determinação de Defeitos no Estator com Classificador de Padrões

Nesta etapa do sistema proposto as amostras provenientes dos motores são testadas a fim de identificar defeitos de curto circuito nos enrolamentos das bobinas do estator, independente da severidade do problema, conforme as atividades 2 e 3 da Figura 6.2. Em todos os testes, o modelo classificador é composto por um RNA do tipo MLP.

Na Tabela 6.1 é possível observar os resultados das classificações das amostras com defeitos para todas as situações propostas do motor de 1 cv com modelo gerado a partir de uma máquina de mesma potência. Os resultados de classificação apresentaram acurácia acima de 85% em todos os testes de validação efetuados. O índice de confiabilidade das classificações se apresentaram com ótimas concordâncias conforme observado no índice Kappa de cada teste. Observa-se ainda que as classificações das amostras com defeitos de curto-circuito no estator com severidade de 1% apresentaram resultados inferiores nas classificações em comparação às demais severidades observadas, com exceção no caso das tensões estarem com desequilíbrio < 0,5%. Fato este devido ao comportamento do sinal da corrente estar muito próximo ao sinal do motor sem defeitos, ocasionando certa inconformidade no resultado desejado.

Na sequência dos testes realizados, complementarmente, é averiguado o comportamento classificador de dados oriundos de um MIT com potência de 2 cv. Os resultados experimentais para tais testes podem ser observados na Tabela 6.2. Para todos os grupos de amostras apresentados ao classificador é obtido 100% de acurácia na classificação.

Com a finalidade de demonstrar a capacidade de generalização do modelo proposto como classificador de defeitos no estator em MITs, na Tabela 6.3 são apresentados os resultados experimentais de testes realizados com classificação de amostras com falhas incipientes do motor com potência de 1 cv por meio de um modelo treinado com dados

Erro absoluto relativo (%)

Erro quadrático relativo (%)

		Situa	ção 1			Situa	ção 2	
Nível de desequilíbrio		< 0,	5%			<u> </u>	2%	
Severidade do curto-circuito	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%
Amostras	6	6	6	6	18	18	18	18
Acurácia (%)	100	100	100	100	88,89	100	100	100
Kappa	1	1	1	1	0,81	1	1	1
Erro absoluto médio	0,02	0,002	0,002	0,002	0,11	0,0009	0,0009	0,0009
Erro quadrático médio	0,03	0,006	0,006	0,006	0,25	0,0037	0,0037	0,0037
Erro absoluto relativo (%)	11,89	1,31	1,31	1,31	52,4	0,45	0,45	0,45
Erro quadrático relativo (%)	17,20	3,21	3,21	3,21	129,1	1,86	1,86	1,86
		Situa	ção 3	'			ção 4	
Nível de desequilíbrio		≤ 4	1%			<u> </u>	8%	
Severidade do curto-circuito	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%
Amostras	30	30	30	30	54	54	54	54
Acurácia (%)	86,67	100	100	100	85,18	100	100	100
Kappa	0,75	1	1	1	0,68	1	1	1
Erro absoluto médio	0,14	0,01	0,01	0,01	0,17	0,01	0,01	0,01
Erro quadrático médio	0,29	0,08	0,08	0,08	0,32	0,06	0,06	0,06

Tabela 6.1 – Resultados das classificações de defeitos no estator com amostras do motor de 1 cv com todas as situações propostas para modelo treinado com dados de uma máquina de 1 cv.

Tabela 6.2 – Resultados das classificações de defeitos no estator com amostras do motor de 2 cv com todas as situações propostas para modelo treinado com dados de uma máquina de 2 cv.

7,79

41.23

7,79

41,23

84,32

159.45

6,44

31,79

6,44

31,79

6,44

31.79

7,79

41,23

69,1

146.07

		Situa	ção 1			Situa	ção 2		
Nível de desequilíbrio		< 0	,5%			$\begin{array}{c ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$			
Severidade do curto-circuito	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%	
Amostras	6	6	6	6	18	18	18	18	
Acurácia (%)	100	100	100	100	100	100	100	100	
Kappa	1	1	1	1	1	1	1	1	
Erro absoluto médio	0,0002	0,0003	0	0,0004	0,0005	0,0002	0	0,0006	
Erro quadrático médio	0,0004	0,0006	0,0001	0,0007	0,0012	0,0004	0	0,001	
Erro absoluto relativo (%)	0,0714	0,0819	0,0109	0,1298	0,1639	0,0579	0,0082	0,1892	
Erro quadrático relativo (%)	0,1231	0,195	0,0193	0,2065	0,3884	0,1288	0,0135	0,325	
		Situa	ção 3		, , , , , , , , , , , , , , , , , , , ,				
Nível de desequilíbrio		$\leq \cdot$	4%			\leq	8%		
Severidade do curto-circuito	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%	
Amostras	30	30	30	30	54	54	54	54	
Acurácia (%)	100	100	100	100	100	100	100	100	
Kappa	1	1	1	1	1	1	1	1	
Erro absoluto médio	0,0011	0,0002	0,0001	0,0033	0,0065	0,0006	0,0002	0,0084	
Erro quadrático médio	0,0033	0,0004	0,0004	0,0136	0,0279	0,01	0,01	0,04	
Erro absoluto relativo (%)	0,33	0,05	0,0349	1,0428	2,04	0,18	0,06	2,63	
Erro quadrático relativo (%)	1,03	0,12	0,1301	4,2872	8,79	0,57	0,21	12,92	

do motor de 2 cv.

A resposta do sistema demonstra que em condições mínimas de curto-circuito no estator a precisão de classificação são inferiores quando as amostras possuem níveis acentuados de curto-circuito e quanto maior o nível de desequilíbrio das tensões na alimentação da máquina, menor é a precisão na classificação. Contudo, de forma geral, os resultados apresentaram acurácia nas classificações de até 100% e na sua maioria acima de 70%, considerando que as características de construção dos motores de diferentes potências gera diferentes respostas nos sinais do equipamento.

Para cada combinação de testes para a determinação do defeito, somente as amostras classificadas corretamente são apresentadas aos tipos verificadores de severidade, no qual os resultados são demonstrados nas Subseções 6.3.1.2, 6.3.1.3 e 6.3.1.4.

		Situação 1				Situa	ção 2		
Nível de desequilíbrio		< 0	,5%			$\begin{array}{c ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$			
Severidade do curto-circuito	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%	
Amostras	6	6	6	6	18	18	18	18	
Acurácia (%)	50	66,67	100	83,33	50	100	88,89	83,33	
Kappa	0	0	1	0,84	0	1	0,92	0,81	
Erro absoluto médio	0,5365	0,3627	0,0618	0,2129	0,6138	0,0002	0,1748	0,1583	
Erro quadrático médio	0,696	0,5474	0,1437	0,4169	0,7471	0,0005	0,2934	0,3337	
Erro absoluto relativo (%)	168,95	114,22	19,46	67,03	193,30	0,0802	55,05	49,84	
Erro quadrático relativo (%)	219,19	172,38	45,26	131,29	235,27	0,1843	92,41	105,10	
			ção 3	'		Situação 4			
Nível de desequilíbrio		<u> </u>	4%			Situação 4			
Severidade do curto-circuito	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%	
Amostras	30	30	30	30	54	54	54	54	
Acurácia (%)	50	56,66	73,34	83,33	44,44	48,15	68,52	72,22	
Kappa	0	0	0,73	0,82	0	0	$0,\!56$	0,62	
Erro absoluto médio	0,6147	0,5245	$0,\!2792$	0,1842	0,5606	0,5184	0,3244	$0,\!279$	
Erro quadrático médio	0,7354	0,678	0,4247	0,3505	0,7002	0,6709	0,4895	0,4521	
Erro absoluto relativo (%)	193,59	165,16	87,92	58,01	176,52	163,26	102,15	87,87	
Erro quadrático relativo (%)	231,57	213,16	133,75	110,36	$220,\!51$	211,29	154,15	142,36	

Tabela 6.3 – Resultados das classificações de defeitos no estator com amostras do motor de 1 cv com todas as situações propostas para modelo treinado com dados de uma máquina de 2 cv.

6.3.1.2 Determinação da Severidade de Defeitos no Estator com Estimador

Nesta pesquisa propõe-se a verificação da severidade de defeitos no estator por meio de estimador por aproximador funcional. Para a construção da atividade 4 referente à Figura 6.2 foi implementado e treinado um modelo computacional neural do tipo MLP. Para isso, dois modelos treinados foram testados, um deles treinado somente com dados do motor de 1 cv e outro modelo treinado com somente dados do motor de 2 cv. Nos treinamentos, foram utilizadas 216 amostras para cada tipo de potência de motor.

Na Tabela 6.4 são apresentados os resultados estatísticos dos testes realizados para estimar as amostras do motor de 1 cv com o modelo treinado com dados de uma máquina de 1 cv. A tabela apresenta a estimação de grupos de dados organizados por níveis de desequilíbrio de tensão na alimentação do motor e amostras com níveis de severidade de curto-circuito em 1%, 3%, 5% e 10%. Os resultados obtidos se apresentam como promissores, uma vez que no geral foram obtidas baixas taxas de erro e de variância, considerando o problema abordado.

Tabela 6.4 – Testes para estimar a severidade do defeito no estator de MITs de 1 cv a partir de modelo treinando com dados de motor de 1 cv.

		Situaç	ão 1			Situa	ção 2	
Nível de desequilíbrio		< 0,	5%			≤ 2	2%	
Severidade do curto-circuito	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%
Amostras	6	6	6	6	16	18	18	18
Erro relativo médio (%)	6,32	10,72	8,71	3,76	34,89	16,77	8,13	2,62
Variância (%)	0,06	0,72	0,32	2,63	0,41	0,86	0,68	0,85
		Situaç	ão 3			Situa	ção 4	
Nível de desequilíbrio		≤ 4	%			<u>≤</u> 8	3%	
Severidade do curto-circuito	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%
Amostras	26	30	30	30	46	54	54	54
Erro relativo médio (%)	56,65	10,65	8,09	2,19	48,73	11,11	10,71	2,10
Variância (%)	0,55	0,81	1,16	0,24	0,30	0,62	0,79	0,24

Na Figura 6.6 os resultados dos testes do estimador para amostras do motor de 1 cv

com modelo neural treinado com dados do motor de 1 cv são apresentados graficamente. Observa-se que o referido gráfico apresenta o nível de severidade do curto-circuito de forma normalizada por 10.

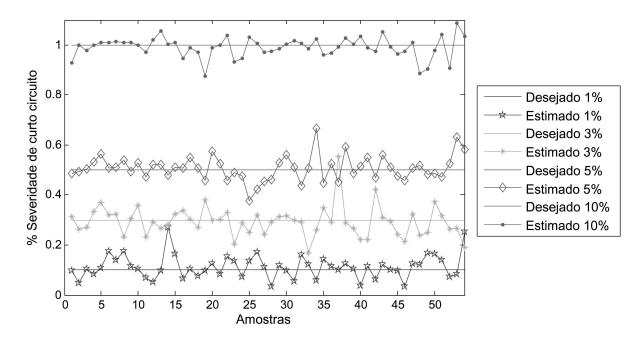


Figura 6.6 – Estimador de severidade com amostras defeituosas por meio de curto-circuito no estator do motor de 1 cv por meio de modelo treinado com dados de motor de 1 cv.

Os resultados dos testes realizados para estimar as amostras do motor de 2 cv com modelo treinado por meio de dados do motor de 2 cv são apresentados na Tabela 6.5. Nesta tabela, os resultados são apresentados com as validações das amostras organizadas por níveis de desequilíbrios de tensão na alimentação do motor e por níveis de severidade de curto-circuito no estator com 1%, 3%, 5% e 10%. Os valores do erro relativo médio e da variância apresentaram respectivamente taxas menores ou iguais a 12,28% e 5,531%, com exceção às amostras com 1% de curto-circuito.

Tabela 6.5 – Testes para estimar a severidade do defeito no estator de MITs de $2~{\rm cv}$ com modelo treinando com dados de motor de $2~{\rm cv}$.

		Situa	ção 1		Situação 2			
Nível de desequilíbrio		< 0	,5%		$ \begin{array}{c ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$			
Severidade do curto-circuito	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%
Amostras	6	6	6	6	18	18	18	18
Erro relativo médio (%)	98,07	7,64	11,52	4,34	69,45	7,89	8,05	3,56
Variância (%)	0,316	0,107	5,531	1,632	0,076	1,006	3,675	1,515
		Situa	ção 3		Situação 4			
Nível de desequilíbrio		$\leq \cdot$	4%					
Severidade do curto-circuito	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%
Amostras	30	30	30	30	54	54	54	54
Erro relativo médio (%)	65,49	10,67	8,06	3,69	88,34	12,28	8,06	3,38
Variância (%)	0,605	0,802	3,521	0,518	0,42	0,626	3,309	0,386

Na Figura 6.7 é apresentado o gráfico com resultados da estimação dos níveis de

severidade testados com amostras para treinamento e validação oriundas do motor de 2 cv, considerando as amostras com desequilíbrio nas tensões de até 8%.

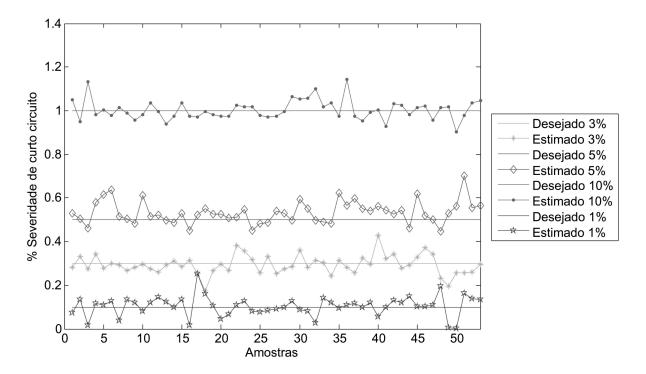


Figura 6.7 – Estimador de severidade com amostras defeituosas por meio de curto-circuito no estator do motor de 2 cv por meio de modelo treinado com dados de motor de 2 cv.

Com o intuito de verificar a generalização do modelo proposto para estimar a severidade dos MITs com defeitos no estator, os testes com modelo treinado a partir de dados do motor com potência de 2 cv e validação com amostras do motor de 1 cv são apresentados na Tabela 6.6. As amostras estimadas são também organizadas em grupos com níveis de severidade do curto-circuito no estator (1%, 3%, 5% e 10%) e baseadas em níveis de desequilíbrios de tensão na alimentação da máquina $(<0,5\% \text{ até} \le 8\%)$.

Os resultados se mostraram com taxas de erros variando de 16,03% até 73,13% e variância apresentando valores de 3,33% até 20,96%, gerando índices estatisticamente piores aos testes realizados com amostras treinadas e validadas com máquinas de mesma potência. Na Figura 6.8, são apresentados graficamente os valores estimados em relação aos desejados para o estimador de defeitos no estator com treinamento a partir de dados do motor de 2 cv e validação com amostras do motor de 1 cv. Enfim, neste caso, verificou-se que quanto maior a severidade das amostras maior é a precisão na estimação.

6.3.1.3 Determinação da Severidade de Defeitos no Estator com SMA

A demonstração dos testes para identificação da severidade dos defeitos no estator realizados com a abordagem SMA são apresentados nesta subseção. Conforme padronização utilizada neste capítulo, três situações de testes em função da potência do MIT são

		Situa	ção 1			Situa	ção 2		
Nível de desequilíbrio	$< 0,5\%$ $\le 2\%$								
Severidade do curto-circuito	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%	
Amostras	3	4	6	5	9	18	16	15	
Erro relativo médio (%)	23,65	37,18	23,86	22,03	73,03	22,71	27,35	25,63	
Variância (%)	9,57	20,96	13,57	9,95	13,27	3,33	18,57	10,02	
		Situa	ção 3			Situa	3,33 18,57 10, Situação 4		
Nível de desequilíbrio		\leq	4%			\leq	$\begin{array}{c ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$		
Severidade do curto-circuito	1%	3%	5%	10%	1%	1% 3% 5% 1			
Amostras	15	16	22	25	24	26	37	39	
Erro relativo médio (%)	73,13	48,09	26,14	20,07	32,79	20,73	38,07	16,03	
Variância (%)	14.66	8.39	18.20	7.45	17.42	10.91	18.22	3.56	

Tabela 6.6 – Testes para estimar a severidade do defeito no estator de MITs de 1 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

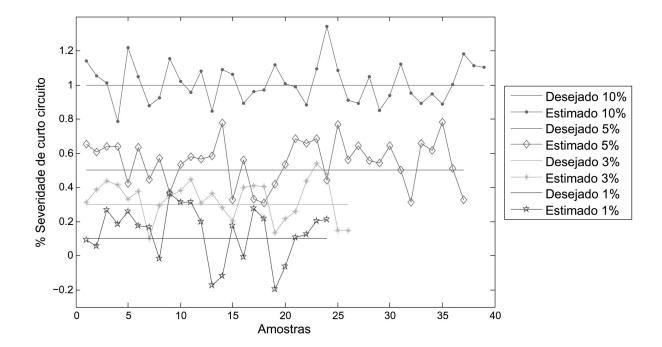


Figura 6.8 – Estimador de severidade com amostras defeituosas por meio de curto-circuito no estator do motor de 1 cv por meio de modelo treinado com dados de motor de 2 cv.

empregadas, ou seja: i) treino com 1 cv e validação com 1 cv; ii) treino com 2 cv e validação com 1 cv. Sendo assim, são necessárias 12 tabelas na apresentação dos resultados com SMA, sendo 4 tabelas para cada combinação relativas às situações de potências dos motores. Cada tabela apresenta um tipo específico de severidade testada, separados por faixa de desequilíbrio das tensões aplicadas no ato da aquisição dos dados. Nas Tabelas 6.7, 6.8, 6.9 e 6.10 são apresentados os resultados das validações das amostras com SMA para testar as severidades de curto-circuito de 1%, 3%, 5% e 10% na bobina do estator de um MIT.

Na Tabela 6.7 são apresentados os resultados estatísticos da validação da severidade de 1%, processados pelos agentes especialistas em reconhecer severidades. Nota-se que o agente responsável por determinar a severidade de 1% venceu a competição dos demais agentes por obter índices estatísticos favoráveis em todas as faixas de desequilíbrios de

tensões. Portanto, a decisão do sistema indica que todos os lotes de dados testados obtiveram acerto no diagnóstico.

Tabela 6.7 – Testes com SMA para identificar a severidade de 1% de curto-circuito no estator do MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv.

Tipo de defeito da validação	Curto-circuito de 1% Curto-circuito de 1%					6		
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	$< 0.5\%$ $\le 2\%$							
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%
Amostras validadas	6	6	6	6	18	18	18	18
Acurácia (%)	66,66	0	0	0	61,11	0	0	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,4065	0,9016	0,9997	1	0,4035	0,9517	0,9995	1
Erro quadrático médio	0,5417	0,9134	0,9997	1	0,562	0,9563	0,9995	1
Erro absoluto relativo (%)	50,87	112,83	125,11	125,15	50,50	119,11	125,09	$125,\!15$
Erro quadrático relativo (%)	83,33	114,31	125,11	125,15	70,34	119,69	125,09	$125,\!15$
Agente vencedor	X	-	-	-	X	-	-	-

Tipo de defeito da validação	С	Curto-circuito de 1 %				urto-circu	iito de 1 9	%
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	$\leq 4\%$							
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%
Amostras validadas	30	30	30	30	54	54	54	54
Acurácia (%)	56,66	0	0	0	59,25	0	0	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	$0,\!4267$	0,9634	0,9997	1	0,4121	0,9632	0,9996	1
Erro quadrático médio	0,591	0,9664	0,9997	1	0,5791	0,9668	0,9996	1
Erro absoluto relativo (%)	53,40	$120,\!57$	125,11	$125,\!15$	51,57	120,55	125,11	$125,\!15$
Erro quadrático relativo (%)	73,96	120,95	125,11	125,15	72,47	121,00	125,11	$125,\!15$
Agente vencedor	x	-	-	-	X	-	-	-

Os resultados estatísticos da validação da severidade de 3% no sistema SMA são apresentados na Tabela 6.8. O agente responsável por determinar a severidade de 3% venceu a competição dos demais agentes em todas as condições testadas por obter índices estatísticos favoráveis. Observa-se que na situação de desequilíbrio de até 4% e 8% o agente responsável por determinar severidade de 1% indicou acerto de 3,30% e 3,70% dos lotes apresentados, respectivamente, gerando um percentual de falso positivo local, mas não comprometendo o diagnóstico final devido à competição entre os agentes.

Na validação de amostras com severidade de 5% do sistema SMA, com resultados apresentados na Tabela 6.9, observa-se que o agente responsável por determinar a severidade de 5% venceu a competição dos demais agentes em todas as condições testadas com índices favoráveis, gerando um diagnóstico correto.

Na Tabela 6.10 são apresentados os resultados da validação das amostras do motor de 1 cv com severidade de 10% no sistema SMA. O agente responsável por determinar a severidade de 10% venceu a competição dos demais agentes em todas as condições testadas com índices de 100% de acurácia e alto grau de confiabilidade na determinação do resultado, proporcionando o correto diagnóstico em todos os lotes de amostras testados.

Os resultados de classificação da severidade, por meio do SMA, de amostras provenientes do motor de 2 cv com modelo gerado a partir do motor de 2 cv são apresentados nas Tabelas 6.11, 6.12, 6.13 e 6.14 . Na Tabela 6.11, são apresentados os resultados referentes aos testes com amostras provenientes do motor de 2 cv com curto-circuito de 1% na bobina do estator. Em todas as faixas de desequilíbrio, o agente vencedor foi o responsável

Tabela 6.8 – Testes com SMA para identificar a severidade de 3% de curto-circuito no estator do MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv.

Tipo de defeito da validação	(Curto-circuito de 3% Curto-circuito de 3%				6		
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0	,5%		$\leq 2\%$			
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%
Amostras validadas	6	6	6	6	18	18	18	18
Acurácia (%)	0	100	0	0	0	100	0	0
Kappa	0	1	0	0	0	1	0	0
Erro absoluto médio	0,9984	0,0524	0,9752	0,9999	0,9991	0,03	0,9782	0,9999
Erro quadrático médio	0,9984	0,0868	0,9756	0,9999	0,9991	0,0585	0,9787	0,9999
Erro absoluto relativo (%)	124,95	6,55	122,05	$125,\!14$	125,04	3,75	122,43	125,14
Erro quadrático relativo (%)	124,95	10,86	122,09	125,14	125,04	7,31	122,48	125,14
Agente vencedor	-	X	-	-	-	x	-	-

Tipo de defeito da validação	Curto-circuito de 3% Curto-circuito de 3%					70		
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		\leq	4%			\leq	8%	
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%
Amostras validadas	30	30	30	30	54	54	54	54
Acurácia (%)	3,33	96,66	0	0	3,70	96,29	0	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,9666	0,0492	0,9816	0,9999	0,9489	0,0487	0,9825	0,9999
Erro quadrático médio	0,9758	0,1477	0,982	0,9999	0,9584	0,1348	0,983	0,9999
Erro absoluto relativo (%)	120,97	6,16	$122,\!84$	125,14	118,75	6,09	122,97	125,14
Erro quadrático relativo (%)	122,13	18,48	122,90	125,14	119,95	16,87	123,03	125,14
Agente vencedor	-	x	-	-	-	x	-	-

Tabela 6.9 – Testes com SMA para identificar a severidade de 5% de curto-circuito no estator do MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv.

Tipo de defeito da validação	(Curto-circ	uito de 5%	%	(Curto-circ	uito de 5%	%
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0	,5%			\leq	2%	
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%
Amostras validadas	6	6	6	6	18	18	18	18
Acurácia (%)	0	0	100	0	0	0	100	0
Kappa	0	0	1	0	0	0	1	0
Erro absoluto médio	0,9984	0,9862	0,0027	1	0,9993	0,9831	0,0034	1
Erro quadrático médio	0,9984	0,9866	0,0073	1	0,9993	0,9836	0,001	1
Erro absoluto relativo (%)	123,93	122,05	0,85	125,16	125,06	122,45	1,01	125,21
Erro quadrático relativo (%)	123,94	122,09	1,82	125,16	125,06	122,45	2,51	125,21
Agente vencedor	-	-	x	-	-	-	X	-

Tipo de defeito da validação		Curto-circ	uito de 5%	%		Curto-circ	uito de 5%	6
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		<u> </u>	4%					
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%
Amostras validadas	30	30	30	30	54	54	54	54
Acurácia (%)	0	0	100	0	0	0	100	0
Kappa	0	0	1	0	0	0	1	0
Erro absoluto médio	1	1	0,0039	0,9999	1	0,9831	0,0099	1
Erro quadrático médio	1	1	0,0106	0,9999	1	0,9835	0,0494	1
Erro absoluto relativo (%)	125,14	125,15	1,22	125,16	125,23	122,94	3,09	125,22
Erro quadrático relativo (%)	125,14	$125,\!15$	2,66	125,16	125,23	122,93	4,33	125,22
Agente vencedor	-	-	X	-	-	-	X	

por determinar defeitos no estator com 1% de severidade, estando de acordo com o esperado, com acurácia acima de 98,11%. Ademais, o agente responsável por determinar 3% de severidade acusou um percentual de acurácia máximo de 33% nos lotes de amostras avaliadas, não prejudicando o resultado final deste teste.

Os resultados que determinaram as severidades dos defeitos no estator com 3% e 5% de curto-circuito na bobina do estator com modelos treinados a partir do motor de 2 cv e

Tabela 6.10 – Testes com SMA para identificar a severidade de 10% de curto-circuito no estator do MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv.

Tipo de defeito da validação	С	urto-circu	ito de 10	%	С	%		
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0	,5%		$\leq 2\%$			
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%
Amostras validadas	6	6	6	6	18	18	18	18
Acurácia (%)	0	0	0	100	0	0	0	100
Kappa	0	0	0	1	0	0	0	1
Erro absoluto médio	0,9984	1	0,9975	0,0004	1	1	0,9968	0,0007
Erro quadrático médio	0,9984	1	0,9979	0,0009	1	1	0,9973	0,0028
Erro absoluto relativo (%)	124,95	$125,\!15$	124,14	0,12	125,15	125,15	124,96	0,21
Erro quadrático relativo (%)	124,95	$125,\!15$	124,13	0,23	125,15	125,15	124,97	0,69
Agente vencedor	-	-	-	x	-	-	-	X

Tipo de defeito da validação	С	urto-circu	ito de 10	%	С	urto-circu	ito de 10	%
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		$\leq \cdot$	4%			<u> </u>	8%	
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%
Amostras validadas	30	30	30	30	54	54	54	54
Acurácia (%)	0	0	0	100	0	0	0	100
Kappa	0	0	0	1	0	0	0	1
Erro absoluto médio	1	1	0,9993	0,0006	1	1	1	0,0014
Erro quadrático médio	1	1	0,9993	0,0025	1	1	1	0,0051
Erro absoluto relativo (%)	125,15	125,15	125,07	0,19	$125,\!15$	125,15	$125,\!15$	0,43
Erro quadrático relativo (%)	125,15	$125,\!15$	125,07	0,61	$125,\!15$	125,15	125,15	1,26
Agente vencedor	-	-	-	x	-	-	-	x

Tabela 6.11 – Testes com SMA para identificar a severidade de 1% de curto-circuito no estator do MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação	(Curto-circuito de 1%				Curto-circ	uito de 19	70
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0,5%					\leq	2%	
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%
Amostras validadas	6	6	6	6	18	18	18	18
Acurácia (%)	100	33,33	0	0	100	17,64	0	0
Kappa	1	0	0	0	1	0	0	0
Erro absoluto médio	0,0354	0,7045	0,9996	1	0,0197	0,8459	0,9995	1
Erro quadrático médio	0,0546	0,7886	0,9996	1	0,0390	0,8892	0,9995	1
Erro absoluto relativo (%)	4,72	94,09	133,51	133,56	2,62	112,97	133,49	133,56
Erro quadrático relativo (%)	7,29	105,32	133,51	133,56	5,20	118,76	133,49	133,56
Agente vencedor	x				X			_

Tipo de defeito da validação	Curto-circuito de 1%				(Curto-circuito de 1%			
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		<u> </u>	4%			\leq	8%		
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%	
Amostras validadas	30	30	30	30	54	54	54	54	
Acurácia (%)	100	10,34	0	0	98,11	9,43	0	0	
Kappa	1	0	0	0	0	0	0	0	
Erro absoluto médio	0,0156	0,9013	0,9996	1	0,0258	0,8942	0,9997	1	
Erro quadrático médio	0,0333	0,9280	0,9996	1	0,0940	0,9223	0,9997	1	
Erro absoluto relativo (%)	2,08	120,38	133,51	133,56	$3,\!45$	119,43	133,52	133,55	
Erro quadrático relativo (%)	4,44	123,94	133,51	133,56	$12,\!55$	123,18	133,52	$133,\!55$	
Agente vencedor	X	-	-	-	X	-	-	-	

validação com amostras provenientes do motor de 2 cv são apresentados nas Tabelas 6.12 e 6.13, respectivamente. Estes resultados demonstram um curso esperado na resposta do sistema para todas as situações de desequilíbrio de tensões inerentes às amostras.

Os resultados da situação mais severa testada para defeitos no estator são apresentados na Tabela 6.14 e demonstram 100% de acurácia em todas as amostras apresentadas ao agente responsável por determinar 10% de curto-circuito na bobina do estator. Os demais

Tabela 6.12 – Testes com SMA para identificar a severidade de 3% de curto-circuito no estator do MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação		Curto-circ	uito de 39	%		Curto-circ	uito de 39	%		
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0	,5%			\leq	$\leq 2\%$			
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%		
Amostras validadas	6	6	6	6	18	18	18	18		
Acurácia (%)	0	100	0	0	0	94,11	5,88	0		
Kappa	0	1	0	0	0	0	0	0		
Erro absoluto médio	1	0,0245	0,9859	0,9998	0,9917	0,0798	0,9475	0,9999		
Erro quadrático médio	1	0,0406	0,9859	0,9998	0,9918	0,2438	0,9617	0,9999		
Erro absoluto relativo (%)	133,55	3,27	131,67	133,54	132,45	10,65	$126,\!54$	133,54		
Erro quadrático relativo (%)	133,55	5,41	131,68	133,54	132,47	32,56	128,44	133,54		
Agente vencedor	-	x	ı	-	-	x	-	-		

Tipo de defeito da validação	Curto-circuito de 3%				Curto-circuito de 3%				
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		\leq	4%			≤ 8%			
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%	
Amostras validadas	30	30	30	30	54	54	54	54	
Acurácia (%)	0	93,11	3,44	0	5,66	92,45	1,88	0	
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	
Erro absoluto médio	0,9781	0,0791	0,9647	0,9999	0,9248	0,1027	0,9706	0,9999	
Erro quadrático médio	0,9819	0,2412	0,9732	0,9999	0,9498	0,2504	0,9758	0,9999	
Erro absoluto relativo (%)	130,63	10,56	128,84	133,55	123,51	13,72	129,63	133,55	
Erro quadrático relativo (%)	131,14	32,21	129,97	133,55	126,86	33,44	130,33	133,55	
Agente vencedor	-	x	-	-	-	x	-	-	

Tabela 6.13 – Testes com SMA para identificar a severidade de 5% de curto-circuito no estator do MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação		Curto-circ	uito de 5%	%		Curto-circ	uito de 5%	6	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		- / / /					2%		
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%	
Amostras validadas	6	6	6	6	18	18	18	18	
Acurácia (%)	0	0	100	0	0	0	100	0	
Kappa	0	0	1	0	0	0	1	0	
Erro absoluto médio	1	0,9808	0,0851	0,9672	1	0,9536	0,0645	0,9868	
Erro quadrático médio	1	0,9815	0,1593	0,9675	1	0,9638	0,1341	0,9871	
Erro absoluto relativo (%)	133,56	131,00	11,37	129,17	133,56	127,36	8,60	131,80	
Erro quadrático relativo (%)	133,56	131,09	$21,\!26$	129,22	133,56	128,72	17,90	131,83	
Agente vencedor	-	-	X	-	-	-	X		

Tipo de defeito da validação		Curto-circ	uito de 5%	6	Curto-circuito de 5%			
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		<u> </u>	4%			\leq	8%	
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%
Amostras validadas	30	30	30	30	54	54	54	54
Acurácia (%)	0	3,44	$96,\!55$	0	0	3,77	94,33	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	1	0,9563	0,0659	0,9915	1	0,9439	0,0753	0,9943
Erro quadrático médio	1	0,9653	$0,\!1583$	0,9916	1	0,9596	0,1759	0,9944
Erro absoluto relativo (%)	133,56	127,72	8,80	132,42	133,56	126,06	10,05	132,79
Erro quadrático relativo (%)	133,56	128,92	$21,\!14$	132,44	133,56	$128,\!17$	23,49	132,80
Agente vencedor	-	-	X	-	-	-	X	_

agentes avaliados não obtiveram acerto e o agente vencedor foi determinado conforme o esperado com 100% de acurácia em todas as situações testadas.

A fim de verificar a robustez do SMA para determinação dos defeitos no estator, foram realizados testes com modelos treinados a partir de dados obtidos do motor de 2 cv e validados com amostras originadas do motor de 1 cv. Os resultados experimentais são apresentados nas Tabelas 6.15, 6.16, 6.17 e 6.18.

Tabela 6.14 – Testes com SMA para identificar a severidade de 10% de curto-circuito no estator do MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação	Curto-circuito de 10% Curto-circuito de 10					%		
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0	,5%			\leq	2%	
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%
Amostras validadas	6	6	6	6	18	18	18	18
Acurácia (%)	0	0	0	100	0	0	0	100
Kappa	0	0	0	1	0	0	0	1
Erro absoluto médio	1	1	0,9999	0,0002	1	0,9999	0,9999	0,0004
Erro quadrático médio	1	1	0,9999	0,0003	1	0,9999	0,9999	0,0006
Erro absoluto relativo (%)	133,56	133,55	133,55	0,02	$133,\!56$	133,54	133,54	0,05
Erro quadrático relativo (%)	133,56	133,55	133,55	0,03	$133,\!56$	133,54	133,54	0,07
Agente vencedor	-	-	-	X	-	-	-	X

Tipo de defeito da validação	С	urto-circu	ito de 10	%	С	urto-circu	ito de 10	%
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		$\leq 4\%$ $\leq 8\%$						
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%
Amostras validadas	30	30	30	30	54	54	54	54
Acurácia (%)	0	0	0	100	0,	0	0	100
Kappa	0	0	0	1	0	0	0	1
Erro absoluto médio	1	0,9999	0,9997	0,0005	1	0,9999	0,9987	0,0016
Erro quadrático médio	1	0,9999	0,9997	0,0008	1	0,9999	0,9987	0,0034
Erro absoluto relativo (%)	133,56	133,55	133,52	0,07	$133,\!56$	133,54	133,38	0,21
Erro quadrático relativo (%)	133,56	133,55	133,52	0,10	$133,\!56$	133,54	133,38	0,45
Agente vencedor	-	_	-	X	-	-	-	X

Tabela 6.15 – Testes com SMA para identificar a severidade de 1% de curto-circuito no estator do MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação		Curto-circ	uito de 19	70	(Curto-ciro	cuito de 1	%
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0,5%				\leq	2%	
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%
Amostras validadas	3	3	3	3	9	9	9	9
Acurácia (%)	33,34	33,34	0	0	44,44	22,22	0	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,685	0,715	0,9998	0,9997	0,454	0,512	0,9987	0,9998
Erro quadrático médio	0,817	0,749	0,9998	0,9998	0,706	0,689	0,9987	0,9998
Erro absoluto relativo (%)	91,48	93,98	132,54	131,99	72,47	81,66	131,21	133,01
Erro quadrático relativo (%)	109,15	98,14	132,54	131,99	94,37	86,41	135,87	133,01
Agente vencedor	x	_	_	_	x	_	_	

Tipo de defeito da validação	Curto-circuito de 1% Curto-circuito de 1					cuito de 1	%		
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	≤ 4%					≤ 8%			
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%	
Amostras validadas	15	15	15	15	24	24	24	24	
Acurácia (%)	53,33	6,66	0	0	67,39	0	0	0	
Kappa	0	0	0	0	0,31	0	0	0	
Erro absoluto médio	0,454	0,821	0,999	0,999	0,343	0,999	0,999	1	
Erro quadrático médio	0,628	0,951	0,999	0,999	0,537	0,999	0,999	1	
Erro absoluto relativo (%)	60,63	101,21	133,55	133,54	45,91	133,54	133,55	133,55	
Erro quadrático relativo (%)	83,97	102,87	133,55	133,54	71,79	133,54	133,55	133,55	
Agente vencedor	X	-	-	-	x	-	-	-	

Nos testes para a determinação de severidades de 1% e 3%, no qual os resultados se encontram nas Tabelas 6.15 e 6.16, os valores estatísticos apresentaram baixa precisão, com valores de acurácia até 67,39% e 33,33%, respectivamente. Contudo, o critério da decisão mútua determinou o resultado final conforme o esperado em todos os casos, exceto nos testes em que os agentes validaram as amostras com defeito de curto-circuito a 3% na faixa de desequilíbrio menor ou igual a 2%, em que o vencedor da decisão mútua foi o

agente 1%.

Tabela 6.16 – Testes com SMA para identificar a severidade de 3% de curto-circuito no estator do MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação		Curto-circ	uito de 3%	%	(Curto-circ	uito de 3%	10% 18 0 0 1 1		
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0,5%				≤ 2%				
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%		
Amostras validadas	4	4	4	4	18	18	18	18		
Acurácia (%)	25	25	0	0	33,33	0	0	0		
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0		
Erro absoluto médio	0,814	0,787	1	1	0,715	0,992	0,998	1		
Erro quadrático médio	0,914	0,832	1	1	0,722	0,992	0,998	1		
Erro absoluto relativo (%)	110,20	105,18	$133,\!55$	133,54	100,21	132,49	131,21	135,55		
Erro quadrático relativo (%)	114,21	111,12	$133,\!55$	133,54	101,33	132,49	135,87	$135,\!55$		
Agente vencedor	-	X	-	-	X	-	-			

Tipo de defeito da validação	(Curto-circ	uito de 3%	%	(Curto-circ	uito de 3%	%		
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		<u> </u>	4%			\leq	$\leq 8\%$			
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%		
Amostras validadas	16	16	16	16	26	26	26	26		
Acurácia (%)	12,5	25	0	0	11,53	26,92	0	0		
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0		
Erro absoluto médio	0,915	0,721	1	1	0,855	0,745	1	1		
Erro quadrático médio	0,915	0,807	1	1	0,863	0,829	1	1		
Erro absoluto relativo (%)	115,12	$96,\!27$	$133,\!55$	133,54	114,87	99,52	$133,\!55$	133,55		
Erro quadrático relativo (%)	116,55	107,79	$133,\!55$	133,54	115,55	110,83	$133,\!55$	133,55		
Agente vencedor	-	X	-	-	-	X	-	-		

Entretanto, conforme verificado nas Tabelas 6.17 e 6.18, a robustez dos testes com amostras de motores com potências distintas (treinadas com 2 cv e validadas com 1 cv) apresentaram valores acima de 86% de acerto nas severidades de curto-circuito na bobina de 5% e 10%.

Tabela 6.17 – Testes com SMA para identificar a severidade de 5% de curto-circuito no estator do MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação	С	Curto-circuito de 5%				Curto-circuito de 5%			
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0,5%				≤ 2	2%	10% 16 0 0 0,999 0,999 133,45	
Agente responsável	1% 3% 5% 10%				1%	3%	5%	10%	
Amostras validadas	6	6	6	6	16	16	16	16	
Acurácia (%)	0	0	100	0	0	0	100	0	
Kappa	0	0	1	0	0	0	1	0	
Erro absoluto médio	1	1	0,009	0,999	1	1	0,021	0,999	
Erro quadrático médio	1	1	0,014	0,999	1	1	0,044	0,999	
Erro absoluto relativo (%)	133,45	133,45	1,31	133,44	133,44	133,44	2,92	133,45	
Erro quadrático relativo (%)	133,45	133,45	1,89	133,44	133,44	133,44	5,95	133,45	
Agente vencedor	-	-	x	-	-	-	X	-	

Tipo de defeito da validação	С	urto-circu	ito de 5	%	С	urto-circu	iito de 5	%
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		≤ 4	1%			≤ 8	3%	
Agente responsável	1% 3% 5% 10%				1%	3%	5%	10%
Amostras validadas	22	22	22	22	37	37	37	37
Acurácia (%)	0	0	95,45	4,54	0	5,40	86,48	5,40
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,999	0,999	0,090	0,889	1	0,711	0,165	0,722
Erro quadrático médio	0,999	0,999	0,222	0,902	1	0,732	0,349	0,801
Erro absoluto relativo (%)	133,44	$133,\!43$	12,02	125,33	133,45	110,32	22,11	111,98
Erro quadrático relativo (%)	133,44	133,43	29,74	128,45	133,45	115,87	46,71	118,33
Agente vencedor	-	-	x	-	-	-	X	-

Destaca-se que a validação das amostras originadas de um MIT com 10% de curtocircuito na bobina do estator obteve 100% de acurácia em todas as faixas de desequilíbrio de tensão, determinando assim o correto diagnóstico final do SMA.

Tabela 6.18 – Testes com SMA para identificar a severidade de 10% de curto-circuito no estator do MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação	Curto-circuito de 10%				Curto-circuito de 10%							
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0,	5%			≤ 2	2%	_~				
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%				
Amostras validadas	5	5	5	5	15	15	15	15				
Acurácia (%)	0	0	0	100	0	0	0	100				
Kappa	0	0	0	1	0	0	0	1				
Erro absoluto médio	1	1	0,978	0,001	1	1	0,999	0,001				
Erro quadrático médio	1	1	0,981	0,001	1	1	0,999	0,004				
Erro absoluto relativo (%)	133,55	133,54	130,63	0,14	133,55	133,55	133,54	0,25				
Erro quadrático relativo (%)	133,55	133,54	131,14	0,20	133,55	133,55	133,54	0,65				
Agente vencedor	-	-	-	x	-	-	-	X				

Tipo de defeito da validação	Cı	ırto-circu	ito de 10°	%	Curto-circuito de 10%				
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		≤ 4	! %			≤ 8%			
Agente responsável	1%	3%	5%	10%	1%	3%	5%	10%	
Amostras validadas	25	25	25	25	39	39	39	39	
Acurácia (%)	0	0	0	100	0	0	0	100	
Kappa	0	0	0	1	0	0	0	1	
Erro absoluto médio	1	1	1	0,002	0,999	1	0,999	0,019	
Erro quadrático médio	1	1	1	0,004	0,999	1	0,999	0,053	
Erro absoluto relativo (%)	133,55	133,55	$133,\!55$	0,28	133,54	133,56	133,54	2,63	
Erro quadrático relativo (%)	133,55	133,55	133,54	0,58	133,54	133,56	133,54	7,12	
Agente vencedor	-	-	-	x	-	-	-	x	

6.3.1.4 Determinação da Severidade de Defeitos no Estator com um Único Modelo Multiclassificador

Para complementar esta pesquisa com as técnicas para a determinação da severidade dos defeitos no estator de um MIT, implementou-se uma RNA com comportamento multiclassificador do tipo MLP com quatro padrões definidos para o comprometimento do curto-circuito na bobina do estator em 1%, 3%, 5% e 10%, para os respectivos padrões 0001, 0010, 0100 e 1000 informados nas amostras com os dados das correntes utilizados nos testes. Este modelo neural foi composto por uma topologia com 30 entradas, 16 neurônios na camada oculta com função de ativação tangente hiperbólica e 4 saídas com função de ativação linear.

Na Tabela 6.19 são apresentados os resultados das classificações das amostras com modelo treinado com motor de 1 cv e validado com amostras oriundas do motor de 1 cv, separadas por faixas de desequilíbrios de tensão que foram aplicados no ato da aquisição dos dados. Analisando os dados resultantes dos testes, nota-se que em ambas as situações de severidade e desequilíbrio de tensão, o modelo obteve um índice de acurácia acima de 83%. Contudo, as amostras com o defeito mais severo testado apresentou uma classificação com 100% de precisão para todas as faixas de desequilíbrio testadas e um grau máximo de confiabilidade representado pela índice Kappa.

Tabela 6.19 – Testes com um único modelo multiclassificador para identificar a severidade do defeito no estator de MITs de 1 cv com modelo treinando com dados de motor de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação.

Defeito das amostras		19	70			3%	-	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	≤ 8%	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$
Quantidade de amostras	6	18	30	54	6	18	30	54
Acurácia (%)	83,33	94,44	96,66	98,14	100	100	100	98,14
Kappa	0,89	0,94	0,95	0,96	1	1	1	0,97
Erro absoluto médio	0,0595	0,0301	0,0228	0,014	0,0139	0,0111	0,0104	0,02
Erro quadrático médio	0,1545	0,1036	0,0847	0,064	0,0235	0,0183	0,0279	0,0888
Erro absoluto relativo (%)	15,87	8,02	6,07	3,74	3,7	2,34	2,77	5,34
Erro quadrático relativo (%)	35,67	23,91	$19,\!55$	14,78	5,41	3,76	6,43	20,49
Defeito das amostras		5%		•		10		
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$
Quantidade de amostras	6	18	30	54	6	18	30	54
Acurácia (%)	100	100	96,66	98,14	100	100	100	100
Kappa	1	1	0,95	0,96	1	1	1	1
Erro absoluto médio	0,0031	0,0052	0,0135	0,0182	0,0001	0,0002	0,0002	0,0014
Erro quadrático médio	0,0059	0,0109	0,0699	0,071	0,0004	0,0002	0,0004	0,0089
Erro absoluto relativo (%)	0,82	1,37	3,60	4,85	0,03	0,04	0,04	0,38
Erro quadrático relativo (%)	1,36	2,52	16,14	16,38	0,08	0,09	0,09	2,06

Na Tabela 6.20, baseados nas mesmas características de testes apresentados para dados do motor de 1 cv, os resultados do treinamento e validação das amostras do motor de 2 cv são apresentadas para determinar a severidade dos defeitos no estator do MIT. Observa-se que os resultados em todos os testes executados apresentaram acurácia de 100%.

Tabela 6.20 – Testes com um único modelo multiclassificador para identificar a severidade do defeito no estator de MITs de 2 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação.

Defeito das amostras		19	6			3%	6	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	≤ 8%	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$
Amostras	6	18	30	54	6	18	30	54
Acurácia (%)	100	100	100	100	100	100	100	100
Kappa	1	1	1	1	1	1	1	1
Erro absoluto médio	0,0112	0,0069	0,005	0,0036	0,0049	0,0049	0,004	0,0031
Erro quadrático médio	0,0179	0,015	0,0121	0,0097	0,0102	0,0091	0,008	0,0064
Erro absoluto relativo (%)	2,99	1,84	1,34	0,95	1,29	1,30	1,07	0,82
Erro quadrático relativo (%)	4,12	3,45	2,80	2,24	2,35	2,09	1,83	1,48
Defeito das amostras		5%				10		
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$	< 0,5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$
Amostras	6	18	30	54	6	18	30	54
Acurácia (%)	100	100	100	100	100	100	100	100
Kappa	1	1	1	1	1	1	1	1
Erro absoluto médio	0,0049	0,0061	0,0056	0,0058	0,0001	0,0003	0,0002	0,0006
Erro quadrático médio	0,0071	0,0102	0,0098	0,013	0,0001	0,0008	0,0007	0,0014
Erro absoluto relativo (%)	1,29	1,63	1,50	1,53	0,02	0,07	0,06	$0,\!15$
Erro quadrático relativo (%)	1,64	2,35	2,27	3,00	0,33	0,18	$0,\!15$	0,31

A fim de verificar a robustez na identificação da severidade do estator utilizando um único modelo multiclassificador, os dados do MIT com potência de 1 cv são validados em modelo treinado com dados do motor de 2 cv. Os resultados de validação são apresentados na Tabela 6.21. Observa-se, nesta tabela, que os dados validados com severidade de 1% e 3% possuem baixas taxas de acurácia. Contudo, com o aumento do grau de severidade implícito ao dados também observa-se uma melhora nas taxas de classificação, conforme pode ser notado nas amostras com níveis de curto circuito com 5% e 10%, apresentando as respectivas acurácias entre 87% e 100%.

0.0061

0,0126

1.62

2,91

0.0079

0,0285

2,09

6,57

0.0107

0,0302

2,84

6,98

0.0279

0,0947

7,43

21,86

Erro absoluto médio

Erro quadrático médio

Erro absoluto relativo (%)

Erro quadrático relativo (%)

1	3							
Defeito das amostras		19	70			3%	70	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	≤ 8%	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$
Amostras	6	18	30	54	6	18	30	54
Acurácia (%)	33,33	50	56,67	70,37	33,33	33,33	26,67	29,62
Kappa	0	0	0	0,34	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,332	0,242	0,202	0,1404	0,345	0,437	0,3568	0,3345
Erro quadrático médio	0,5561	0,4654	0,4245	$0,\!3566$	0,5763	0,763	0,5739	0,5474
Erro absoluto relativo (%)	88,54	64,54	53,86	37,42	92,01	94,05	95,14	89,21
Erro quadrático relativo (%)	128,41	107,48	98,03	82,34	133,10	135,33	132,53	126,41
Defeito das amostras		5%	70			10	%	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	≤ 8%	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$
Amostras	6	18	30	54	6	18	30	54
Acurácia (%)	100	100	96,67	87,03	100	100	100	96,29
Kappa	1	1	0,91	0,72	1	1	1	0,92

0.0254

0,1247

6,77

28,79

0,0637

0,2213

16,98

51,11

0,0053

0,0094

1,41

2,17

0.0078

0,0213

2,08

4,92

Tabela 6.21 – Testes com um único modelo multiclassificador para identificar a severidade do defeito no estator de MITs de 1 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação.

Enfim, por meio dos resultados apresentados para a definição de defeitos e severidades no estator em MITs, as estratégias apresentadas permitiram inferir o grau de comprometimento desta anomalia, retornando o nível da severidade baseado no curto circuito entre espiras de uma bobina do estator. As três soluções exploradas possibilitaram a generalização e robustez do sistema por meio de dados provenientes dos motores utilizados nos ensaios experimentais. Ademais, destaca-se que por meio dos testes realizados, foi possível observar que quanto maior a severidade, maior é a precisão na determinação da falha incipiente no estator e da sua respectiva severidade. O uso de um único modelo multiclassificador não garante melhores resultados que o uso da redundância classificatória do modelo SMA. Contudo, o estimador com aproximador funcional neural apresentou resultados numéricos que podem indicar valores transitórios na faixa de comprometimento dos motores.

6.3.2 Resultados da Identificação de Defeitos e Severidades no Rotor

Os resultados experimentais relativos à identificação de defeitos e severidades no rotor de um MIT são apresentados nesta subseção. Todas as amostras testadas são oriundas de ensaios em bancada de laboratório e tratadas por meio de um módulo computacional. Tais amostras foram divididas em lotes de treinamento e validação, atentado-se que nenhuma amostra de sinal apresentada na validação é inclusa no treinamento. Inicialmente, os resultados experimentais são compostos pela identificação do defeito no rotor, apresentados na Subseção 6.3.2.1. Em seguida, as três propostas de fluxo apresentadas na Figura 6.3 são abordadas: i) "proposta 1": estimador de severidade; ii) "proposta 2": abordagem classificatória de severidade de defeitos com SMA e; iii) "proposta 3": abordado um único modelo multiclassificador. Os resultados experimentais com a aplicação destas propostas

são apresentadas nas Subseções 6.3.2.2, 6.3.2.3 e 6.3.2.4. Para a execução destes testes, as amostras com defeitos foram divididas em grupos com percentuais de desequilíbrio de tensão (situação < 0,5%, situação $\le 2\%$, situação $\le 4\%$ e situação $\le 8\%$), a fim de averiguar a influência deste desajuste na classificação do defeito. Em todos os casos, os dados foram adquiridos considerando a variação de carga mecânica aplicada ao eixo do motor na faixa de 10% a 150% do conjugado nominal. Para os testes desta subseção, foram utilizadas 720 amostras para treinamentos de sinais provenientes dos motores com potência de 1 e 2 cv com defeitos de barras quebradas nos rotores e 180 amostras de motores sem defeitos com as mesmas potências.

6.3.2.1 Determinação de Defeitos no Rotor com Classificador de Padrões

As amostras testadas neste ponto da avaliação retornam binariamente se há falha incipiente no rotor do MIT, independente da severidade do problema. Para isso, conforme as atividades 2 e 3 da Figura 6.3, as amostras com defeitos no rotor com 1 B, 2 B, 4 B e 2 B são avaliadas com motores de potências de 1 e 2 cv.

Na Tabela 6.22 é possível observar os resultados das classificações das amostras com defeitos em todas as situações propostas do motor de 1 cv com modelo gerado a partir do motor de 1 cv. Salienta-se que esta atividade apresenta o comportamento classificador composto por uma RNA do tipo MLP com as mesmas características topológicas descritas na Subseção 6.3.1.1.

No geral, os resultados das classificações apresentaram acurácias iguais ou superiores a 70%, considerando todos os testes efetuados nesta potência de motor. Observa-se ainda que as classificações das amostras com defeitos de 1 B apresentaram, no geral, menores índices de acurácia em comparação as demais severidades avaliadas. Isto ocorre devido ao comportamento da corrente ser mais aproximado do motor sem defeitos, ocasionando pequena inconformidade no resultado obtido.

Na Tabela 6.23 são apresentados os resultados das classificações das amostras com defeitos em todas as situações propostas de desequilíbrio e variação de carga do motor de 2 cv com modelo gerado a partir do motor de 2 cv. Tais resultados apresentaram acurácia acima de 80%, considerando todos os testes efetuados para esta potência de motor. No geral, quanto maior a severidade das amostras, melhor é a classificação. Em relação às faixas de desequilíbrios impostas às amostras, observa-se que há taxas ligeiramente melhores nas classificações dos sinais de operação com menores desequilíbrios nas tensões de alimentação da máquina.

Para testar a robustez da classificação do defeito no rotor, na Tabela 6.24 são apresentados os resultados da validação das amostras do motor de 1 cv com modelo neural ajustado com amostras oriundas do motor de 2 cv. Neste caso, os resultados das classificações apresentaram acurácia 100% em todas as situações de adversidades avaliadas.

		Situa	ção 1				ção 2	
Nível de desequilíbrio		< 0	,5%			\leq	2%	
Severidade de barras quebradas	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras	10	10	10	10	30	30	30	30
Acurácia (%)	70	100	100	80	76,66	90	100	83,33
Kappa	0	1	1	0	0	0	1	0,1846
Erro absoluto médio	0,3536	0,007	0,0074	0,2261	0,2441	0,0997	0,0116	0,4075
Erro quadrático médio	0,5317	0,019	0,0152	0,4457	0,4187	0,2736	0,0272	198,56
Erro absoluto relativo (%)	172,32	2,4	3,59	110,16	118,94	48,59	5,64	86,66
Erro quadrático relativo (%)	259,07	$9,\!25$	7,39	217,17	204,02	133,33	12,27	56,66
		Situa	ção 3				ção 4	
Nível de desequilíbrio		\leq	4%			\leq	8%	
Severidade de barras quebradas	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras	50	50	50	50	90	90	90	90
Acurácia (%)	84	92	98	84	87,77	94,45	98,89	84,45
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,1843	0,0772	0,0297	0,1918	0,1441	0,0577	0,0195	0,1904
Erro quadrático médio	0,3564	0,2399	0,1261	0,3979	0,3168	0,201	0,0954	0,3913
Erro absoluto relativo (%)	89,80	37,63	14,45	93,43	70,21	28,13	9,51	92,80
Erro quadrático relativo (%)	173,65	116,89	61,43	193,87	154,38	97,96	46,48	190,67

Tabela 6.22 – Testes para identificar falha no rotor de MITs de 1 cv com modelo treinando com dados de motor de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação.

Tabela 6.23 – Testes para identificar falha no rotor de MITs de 2 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação.

	Situação 1				Situação 2			
Nível de desequilíbrio		< 0	,5%			\leq	2%	
Severidade de barras quebradas	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras	10	10	10	10	30	30	30	30
Acurácia (%)	90	80	100	100	90	86,66	86,66	100
Kappa	0	0	1	1	0	0	0	1
Erro absoluto médio	0,0941	$0,\!225$	0,0475	0,0001	0,1094	0,1753	0,1584	0,0014
Erro quadrático médio	0,2826	0,4425	0,1443	0,0001	$0,\!2794$	0,3684	0,3432	0,0051
Erro absoluto relativo (%)	$46,\!87$	112,12	23,64	0,03	$54,\!52$	87,35	78,95	0,67
Erro quadrático relativo (%)	140,83	$220,\!51$	71,90	0,07	139,25	$183,\!57$	171,04	2,55
		Situa	ção 3			Situa	ção 4	
Nível de desequilíbrio		$\leq \frac{1}{2}$	4%			\leq	8%	
Severidade de barras quebradas	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras	50	50	50	50	90	90	90	90
Acurácia (%)	82	90	90	94	$85,\!55$	90	90	95,55
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,1801	$0,\!1263$	0,1288	0,069	0,1539	0,1181	0,1121	0,0473
Erro quadrático médio	0,369	0,3048	0,304	0,2312	0,3337	0,3009	0,2923	0,181
Erro absoluto relativo (%)	89,77	62,95	64,20	34,37	76,67	58,84	55,86	23,55
Erro quadrático relativo (%)	183,89	151,88	151,48	115,21	166,28	149,96	145,68	90,21

6.3.2.2 Determinação da Severidade de Defeitos no Rotor com Estimador

A severidade de defeitos no rotor com aproximador funcional também é investigada neste trabalho. Para a construção da atividade 4, referente à Figura 6.3, foi implementado e treinado um modelo computacional neural do tipo MLP com 1 única camada neural escondida composta por 16 neurônios artificiais com funções de ativação do tipo sigmoide, 30 entradas e 1 neurônio na camada de saída com função de ativação do tipo linear. Para isso, dois modelos treinados foram testados, um modelo treinado somente com dados do motor de 1 cv e outro modelo treinado com dados do motor de 2 cv. Os valores estimados são relacionados às severidades dos defeitos no rotor com barras quebradas de 1 B, 2 B, 4 B e 2|2 B, associados aos respectivos valores 0,2, 0,4, 0,6 e 0,8 que foram predefinidos para o treinamento e validação. Nos treinamentos, foram utilizadas 360 amostras para

	Situação 1					Situação 2			
Nível de desequilíbrio			0.5%				2%		
Severidade de barras quebradas	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B	
Amostras	10	10	10	10	30	30	30	30	
Acurácia (%)	100	100	100	100	100	100	100	100	
Kappa	1	1	1	1	1	1	1	1	
Erro absoluto médio	0	0	0	0	0	0	0	0	
Erro quadrático médio	0	0	0	0	0	0	0	0,0002	
Erro absoluto relativo (%)	0	0	0	0	0	0	0	0,0154	
Erro quadrático relativo (%)	0	0	0	0	0	0	0	0,0842	
		Situ	ação 3			Situ	ação 4		
Nível de desequilíbrio		<u> </u>	4%			<u> </u>	£ 8%		
Severidade de barras quebradas	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B	
Amostras	50	50	50	50	90	90	90	90	
Acurácia (%)	100	100	100	100	100	100	100	100	
Kappa	1	1	1	1	1	1	1	1	
Erro absoluto médio	0	0	0	0	0	0	0	0	
Erro quadrático médio	0	0	0	0,0001	0	0	0	0,0001	
Erro absoluto relativo (%)	0	0	0	0,0092	0	0	0	0,0051	
Erro quadrático relativo (%)	0	0	0	0,0652	0	0	0	0,0486	

Tabela 6.24 – Testes para identificar falha no rotor de MITs de 1 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação.

cada tipo de potência de motor.

Na Tabela 6.25 são apresentados os resultados estatísticos dos testes realizados para estimar a severidade com amostras dos sinais do motor de 1 cv a partir de modelo treinado com dados do motor de 1 cv. Na referida tabela é apresentada a estimação de grupos de dados organizados por níveis de desequilíbrio de tensão na alimentação do motor e amostras com níveis de severidade de quebras de barras no rotor com 1 B, 2 B, 4 B e 2|2 B. No geral, os resultados obtidos mostram que a estimação de 4 B apresentam taxas de erro e variância máximas de 26,04% e 3,90%, respectivamente. Ademais, constata-se que estes valores são menores quando comparados aos índices obtidos nos testes com outras severidades. Na Figura 6.9 são apresentados os valores desejados e estimados graficamente para os quatro níveis de severidades investigadas com dados treinados e validados oriundos do MIT de 1 cv.

Tabela 6.25 – Testes para estimar a severidade de MITs com defeitos no rotor de 1 cv com modelo treinando com dados de motor de 1 cv.

		Situa	ção 1			Situa	ção 2		
Nível de desequilíbrio		< 0	,5%			<u> </u>	2%	<u> </u>	
Severidade de barras quebradas	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B	
Amostras	7	10	10	8	23	27	30	25	
Erro relativo médio (%)	43,42	74,63	20,63	26,98	37,27	39,66	16,74	21,75	
Variância (%)	8,23	8,65	3,90	10,61	10,49	0,56	0,79	7,50	
		Situa	ção 3			Situa	ção 4		
Nível de desequilíbrio		\leq	4%			≤ 8%			
Severidade de barras quebradas	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B	
Amostras	42	46	49	42	79	85	89	76	
Erro relativo médio (%)	29,21	7,46	20,04	23,06	33,56	41,48	26,04	28,47	
Variância (%)	7,12	0,25	0,52	8,43	7,57	0,39	1,21	8,03	

Os testes de estimação com dados treinados e validados originados do motor de 2 cv são apresentados na Tabela 6.26. No geral, os resultados obtidos mostram que a estimação de 1 B apresentou a taxa de erro e variância menor em comparação aos demais testes com

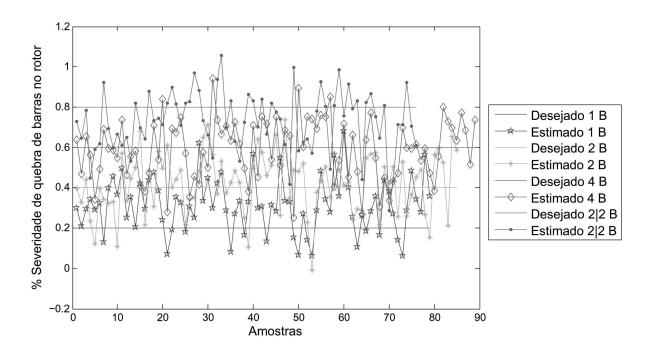


Figura 6.9 – Estimador de severidade com amostras defeituosas com barras quebradas no rotor do motor de 1 cv por meio de modelo treinado com dados de motor de 1 cv.

outras severidades e mesmo assim com valores elevados em comparação aos testes com motor de 1 cv. Na Figura 6.10 são apresentados os valores desejados e estimados para os quatro graus de severidades investigadas com dados treinados e validados oriundos do MIT de 2 cv.

Tabela 6.26 – Testes para estimar a severidade de MITs com defeitos no rotor de 2 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

		Situa	ção 1			Situa	ção 2	
Nível de desequilíbrio		< 0	,5%			\leq	2%	
Severidade de barras quebradas	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras	9	8	10	10	27	26	26	30
Erro relativo médio (%)	31,66	61,25	45,35	79,12	32,48	82,11	53,46	77,91
Variância (%)	3,58	14,84	24,95	24,71	19,04	5,30	12,82	17,91
		Situa	ção 3			Situa	ção 4	
Nível de desequilíbrio		\leq	4%			\leq	8%	
Severidade de barras quebradas	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras	41	45	45	47	77	81	81	86
Erro relativo médio (%)	44,19	10,87	70,67	66,65	37,75	4,74	69,31	78,25
Variância (%)	19,26	3,85	11,20	13,53	20,27	2,85	8,59	13,26

Visando avaliar a robustez do modelo neural que executa a função de aproximação funcional com a finalidade de estimar a severidade dos defeitos no rotor de MITs, é apresentado na Tabela 6.27 os resultados da estimação de amostras do motor de 1 cv com modelo treinado a partir de amostras do motor de 2 cv. No geral, os resultados se mostraram com índices estatísticos inferiores aos testes anteriores. Contudo, a estimação da severidade 1 B apresentou os melhores resultados em todas as situações de desequilíbrio de tensão, com taxas de erro máxima de 22,85% e variância máxima de 15,68%. Na Figura

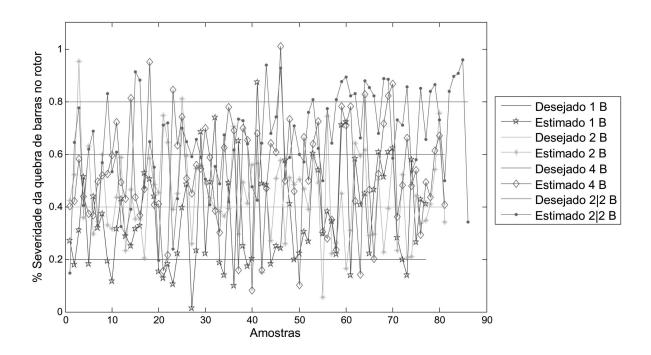


Figura 6.10 – Estimador de severidade com amostras defeituosas com barras quebradas no rotor do motor de 2 cv por meio de modelo treinado com dados de motor de 2 cv.

6.11, são apresentados os valores desejados e estimados graficamente para os quatro graus de severidades investigadas com dados treinados gerados do motor de 2 cv e validados com amostras do motor de 2 cv.

Tabela 6.27 – Testes para estimar a severidade de MITs com defeitos no rotor de 1 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

		Situa	ação 1		Situação 2				
Nível de desequilíbrio		< (0,5%		$\leq 2\%$				
Severidade de barras quebradas	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B	
Amostras	10	10	10	10	30	30	30	30	
Erro relativo médio (%)	5,25	75,43	114,98	20,97	22,85	368,50	95,21	180,64	
Variância (%)	15,68	2,91	34,87	70,54	2,48	1,30	36,10	71,71	
		Situa	ação 3		Situação 4				
Nível de desequilíbrio		<u> </u>	4%		≤ 8%				
Severidade de barras quebradas	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B	
Amostras	50	50	50	50	90	90	90	90	
Erro relativo médio (%)	21,75	126,12	61,19	105,65	19,83	79,87	41,21	87,41	
Variância (%)	1,71	5,31	37,90	69,64	3,74	1,42	31,19	59,45	

6.3.2.3 Determinação da Severidade de Defeitos no Rotor com SMA

A demonstração dos testes para identificação da severidade dos defeitos no rotor, realizados com a abordagem SMA, são apresentados nesta subseção. Conforme padronização utilizada neste capítulo, três situações de testes em função da potência do MIT são empregadas: *i)* treino com 1 cv e validação com 1 cv; *ii)* treino com 2 cv e validação com 2 cv; *iii)* treino com 2 cv e validação com 1 cv. Devido ao número de combinações resultantes destes testes, a apresentação dos resultados é realizada em 12 tabelas.

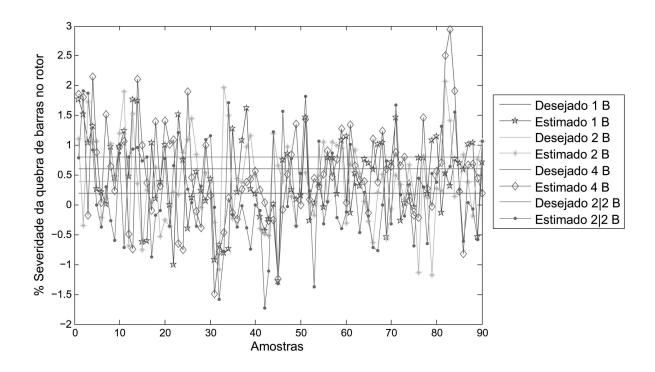


Figura 6.11 – Estimador de severidade com amostras defeituosas com barras quebradas no rotor do motor de 1 cv por meio de modelo treinado com dados de motor de 2 cv.

Na Tabela 6.28 são apresentados os resultados das validações de amostras treinadas e validadas a partir do motor de 1 cv, por meio do SMA. As amostras para a validação são agrupadas por severidades e níveis de desequilíbrios de tensões na alimentação da máquina originadas do motor com defeito no rotor com 1 B. Os resultados destes testes apresentam uma alta concorrência entre os agentes para a definição da severidade. Neste caso, quanto menor o desequilíbrio de tensão das amostras melhor a definição final do sistema. Contudo, em todas as situações testadas o agente vencedor se comportou dentro do esperado.

Os resultados dos testes de treinamento e validação das amostras com defeitos no rotor de um MIT de 1 cv com 2 B, 4 B e 2|2 B são apresentados na Tabelas 6.29, 6.30 e 6.31. Assim como nos testes realizados com 1 B, o diagnóstico final que define o agente vencedor foi de acordo com esperado.

Os resultados do SMA para a classificação da severidade no rotor com amostras provenientes do motor de 2 cv por meio de modelos gerados a partir do motor de 2 cv são apresentados nas Tabelas 6.32, 6.33, 6.34 e 6.35 .

Na Tabela 6.32 são apresentados os resultados dos testes com 1 B no rotor do motor de 2 cv. Para todas as faixas de desequilíbrios, o diagnóstico final determinou que o agente vencedor foi estabelecido pelo sistema de acordo com o desejado. Contudo, o índice de acurácia do agente vencedor em todas as situações foram menores ou iguais que 50%, salientando-se ainda que os agentes concorrentes obtiveram precisões máximas de 33,33% na determinação das severidades nas amostras testadas.

Tabela 6.28 – Testes com SMA para identificar a severidade de 1 B no rotor de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv.

Tipo de defeito da validação		1	В			1	В	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0	$,\!5\%$			\leq	2%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	30	30
Acurácia (%)	50	20	0	10	33,33	26,66	0	13,33
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,465	0,7703	0,9500	0,9065	0,6312	0,7367	0,9801	0,8752
Erro quadrático médio	0,6473	0,8475	0,9582	0,9390	0,7519	0,8222	0,9830	0,9255
Erro absoluto relativo (%)	62,05	103,78	128,01	122,14	84,23	99,26	132.05	117,93
Erro quadrático relativo (%)	86,38	114,18	129,11	126,52	100,35	110,78	132.45	124,70
Agente vencedor	x	_	-		x	_	-	
							·	
Tipo de defeito da validação		1	В			1	В	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 4%				\leq	8%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	ala D
				2 2 D	1 1		4 10	2 2 B
Amostras validadas	50	50	50	50	90	90	90	90
Amostras validadas Acurácia (%)	50 34	50 26	50 0					
				50	90	90	90	90
Acurácia (%)	34	26	0	50 10	90 30	90 28.57	90 1,42	90
Acurácia (%) Kappa	34 0	26 0	0 0	50 10 0	90 30 0	90 28.57 0	90 1,42 0	90 8,57 0
Acurácia (%) Kappa Erro absoluto médio	$\begin{vmatrix} 34 \\ 0 \\ 0,6375 \end{vmatrix}$	$ \begin{array}{c c} 26 \\ 0 \\ 0,7271 \end{array} $	$0 \\ 0 \\ 0,9694$	50 10 0 0,9040	90 30 0 0,6974	90 28.57 0 0,7033	90 1,42 0 0,9623	90 8,57 0 0,9156
Acurácia (%) Kappa Erro absoluto médio Erro quadrático médio	34 0 0,6375 0,7634	26 0 0,7271 0,8158	$0 \\ 0 \\ 0,9694 \\ 0,9747$	50 10 0 0,9040 0,9389	90 30 0 0,6974 0,7965	90 28.57 0 0,7033 0,8016	90 1,42 0 0,9623 0,9728	90 8,57 0 0,9156 0,9445

Tabela 6.29 – Testes com SMA para identificar a severidade de 2 B no rotor de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv.

Tipo de defeito da validação		2 B 2 B						
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0	,5%			\leq	2%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	30	30
Acurácia (%)	20	30	0	0	13,33	26,66	6,66	6,66
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,7381	0,6766	0,9881	0,9921	0,8428	0,7006	0,9248	0,9161
Erro quadrático médio	0,8508	0,8075	0,9883	0,9923	0,9006	0,7976	0,9519	0,9432
Erro absoluto relativo (%)	102,37	87,79	133,13	133,68	109,36	94,39	124,60	123,43
Erro quadrático relativo (%)	114,63	104,77	133,15	133,70	116,86	107,46	128,26	127,08
Agente vencedor	-	x	-	-	-	X	-	-
			•			•		
Tipo de defeito da validação		2	В			2	В	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		<u> </u>	4%			\leq	8%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Agente responsável Amostras validadas	1 B 50	2 B 50	4 B 50	2 2 B 50	1 B 90	2 B 90	4 B 90	2 2 B 90
Amostras validadas	50	50	50	50	90	90	90	90
Amostras validadas Acurácia (%)	50 16	50 36	50 12	50 4	90 12,22	90 40	90 8,88	90 6,66
Amostras validadas Acurácia (%) Kappa	50 16 0	50 36 0	50 12 0	50 4 0	90 12,22 0	90 40 0	90 8,88 0	90 6,66 0
Amostras validadas Acurácia (%) Kappa Erro absoluto médio	50 16 0 0,8188	50 36 0 0,6297	50 12 0 0,8820	50 4 0 0,9410	90 12,22 0 0,8582	90 40 0 0,5976	90 8,88 0 0,9103	90 6,66 0 0,9234
Amostras validadas Acurácia (%) Kappa Erro absoluto médio Erro quadrático médio	50 16 0 0,8188 0,8865	50 36 0 0,6297 0,7534	50 12 0 0,8820 0,9286	50 4 0 0,9410 0,9578	90 12,22 0 0,8582 0,9041	90 40 0 0,5976 0,732	90 8,88 0 0,9103 0,9412	90 6,66 0 0,9234 0,9494

Os resultados dos testes com amostras provenientes do motor de 2 cv com 2 B no rotor são apresentadas na Tabela 6.33. Para todas as faixas de desequilíbrios, o agente vencedor foi o responsável por determinar defeitos no rotor com 2 B de severidade, estando de acordo com o esperado. Destaca-se nestes testes de validação que os lotes de amostras com desequilíbrio de até 4% referentes aos agentes 1 B e 2 B foram obtidos os mesmos valores de acurácia e *Kappa*, ocorrendo o desempate nos índices de erro para a efetivação da decisão mútua entre os agentes. Então, a decisão final foi determinada com o agente 2 B vencedor, estando de acordo com o desejado.

Tabela 6.30 – Testes com SMA para identificar a severidade de 4 B no rotor de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv.

TD: 1 1 C : 1 1: 1 ~	1		D				D	
Tipo de defeito da validação			В				В	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0	,5%			\leq	2%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	30	30
Acurácia (%)	10	0	50	30	10	10	46,66	13,33
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,8978	0,9706	0,5223	0,6815	0,9022	0,9128	0,5486	0,8367
Erro quadrático médio	0.9420	0,9746	0,6671	0,8035	0,9451	0,9392	0,7021	0,892
Erro absoluto relativo (%)	116,49	130,77	70,37	91,82	117,07	122,99	73,91	112,74
Erro quadrático relativo (%)	122,23	131,31	89,88	108,26	122,63	126,54	94,59	120,19
Agente vencedor			x	_			x	
						1		
Tipo de defeito da validação		4	В			4	В	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		$\leq \cdot$	4%			\leq	8%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras validadas	50	50	50	50	90	90	90	90
Acurácia (%)	14	12	46	16	10	14,44	42,22	16,66
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,8767	0,8832	0,54	0,848	0,9056	0,8497	0,5886	0,836
Erro quadrático médio	0,9261	0,9187	0,7059	0,8966	0,9437	0,9022	0,7334	0,8909
Erro absoluto relativo (%)	113,75	119,01	72,75	114,25	117,50	114,48	79,30	112,64
Erro quadrático relativo (%)	120,16	123,78	95,10	120,81	122,45	121,56	98,81	120,04
Agente vencedor	<i>'</i>	l ′	x	l ′	Í ,	l ′	x	l ′

Tabela 6.31 – Testes com SMA para identificar a severidade de 2|2 B no rotor de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv.

		3						
Tipo de defeito da validação		2 2	2 B			2 2	2 B	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0	,5%			<u> </u>	2%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	30	30
Acurácia (%)	10	20	30	50	20	6,66	26,66	60
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,9178	0,8288	0,6565	0,5244	0,8114	0,9263	0,7455	0,402
Erro quadrático médio	0,9465	0,8916	0,7869	0,669	0,8826	0,9506	0,8288	0,606
Erro absoluto relativo (%)	119,08	111,66	88,46	70,65	105,28	124,81	100,45	54,17
Erro quadrático relativo (%)	122,82	120,13	106,02	90,14	114,52	128,08	111,68	81,65
Agente vencedor	-	-	-	x	-	-	-	X
Tipo de defeito da validação		2 2	2 B			2 2	2 B	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		\leq	4%			\leq	8%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras validadas	50	50	50	50	90	90	90	90

30 10 11,11 57,77 Acurácia (%) 18 8 54 21,11 Kappa 0 0 0 0 0 0 0 0 Erro absoluto médio 0,8307 0,9145 0,7152 0,4452 0,8983 0,8842 0,7984 0,4149 Erro quadrático médio 0,8967 0,9422 0,8104 0,6300 0,9368 0,9203 0,8676 0,6014 Erro absoluto relativo (%) 107,78 123,22 96,36 59,98 116,56 119,13 107,58 55,91 Erro quadrático relativo (%) 126,95109,19 84,89 121,55 123,99 81,03 116,35 116,89 Agente vencedor x \mathbf{x}

Os resultados dos testes de validação com amostras de um MIT de 2 cv com 4 B são apresentados no 6.34. Em todas as faixas de desequilíbrios, o agente vencedor foi o responsável por determinar defeitos no rotor com 4 B de severidade, estando de acordo com o esperado. Destaca-se, nestes testes, que na verificação dos lotes com amostras desequilibradas até 0,5%, os agentes 2 B e 4 B obtiveram o mesmo valor de acurácia e índice Kappa, necessitando desempatar nos critérios de erro para a efetivação da decisão mútua, proporcionando vitória ao agente 4 B.

Os resultados dos testes de validação com amostras de um MIT de 2 cv com 2|2 B são

Tabela 6.32 – Testes com SMA para identificar a severidade de 1 B no rotor de MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação		1	В			1	В	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0	,5%			<u> </u>	2%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	30	30
Acurácia (%)	50	30	20	0	40	33,33	13,33	10
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,465	0,7381	0,7708	0,9847	0,6064	0,6312	0,8557	0,9019
Erro quadrático médio	0,6473	0,835	0,8616	0,9855	0,7529	0,7519	0,9185	0,9333
Erro absoluto relativo (%)	62,05	98,50	102,86	131,40	80,93	84,23	114,19	120,36
Erro quadrático relativo (%)	86,38	111,44	114,99	131,52	100,47	100,35	122,57	124,55
Agente vencedor	X	-	-	-	x	-	_	
		'		•		'	•	
Tipo de defeito da validação		1	В			1	В	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		\leq	4%			\leq	8%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras validadas	50	50	50	50	90	90	90	90
Acurácia (%)	34	30	10	8	30	26,66	13,33	6,66
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,6375	0,6826	0,8888	0,9262	0,6974	0,7276	0,8616	0,9344
Erro quadrático médio	0,7634	0,7948	0,9359	0,9498	0,7965	0,8218	0,9144	0,9555
Erro absoluto relativo (%)	85,07	91,10	118,61	123,60	93,06	97,10	114,99	124,70
Erro quadrático relativo (%)	101,88	106,07	124,90	126,75	106,30	109,67	122,03	127,52
Agente vencedor	x	-	-	-	x	-	-	-

Tabela 6.33 – Testes com SMA para identificar a severidade de 2 B no rotor de MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação		2	В			2	В	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0	,5%			\leq	2%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	30	30
Acurácia (%)	50	40	30	0	40	50	30	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,5175	0,5030	0,7536	0,9269	0,5512	0,5381	0,7056	0,9587
Erro quadrático médio	0,6286	0,6465	0,8418	0,9373	0,6916	0,6740	0,8118	0,9642
Erro absoluto relativo (%)	69,06	67,12	100,57	123,70	73,55	71,81	94,17	127,94
Erro quadrático relativo (%)	83,89	86,28	112,34	125,08	92,30	89,94	108,33	128,68
Agente vencedor	-	x	-	-	-	X	-	-
						•		
Tipo de defeito da validação		2	В			2	В	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		<u> </u>	4%			\leq	8%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras validadas	50	50	F0	F0	00	00	0.0	
	50	50	50	50	90	90	90	90
Acurácia (%)	44	44	$\frac{50}{24}$	0	33,33	90 46	90 16,66	$90 \\ 1,11$
Acurácia (%) Kappa								
· /	44	44	24	0	33,33	46	16,66	1,11
Kappa	44 0	44	24 0	0	33,33 0	46 0	16,66 0	1,11 0
Kappa Erro absoluto médio	44 0 0,5841	$ \begin{array}{c} 44 \\ 0 \\ 0,5266 \end{array} $	$ \begin{array}{c} 24 \\ 0 \\ 0,7628 \end{array} $	$0 \\ 0 \\ 0,9735$	33,33 0 $0,6756$	$ \begin{array}{c} 46 \\ 0 \\ 0,5245 \end{array} $	16,66 0 0,8256	1,11 0 0,9680
Kappa Erro absoluto médio Erro quadrático médio	44 0 0,5841 0,7147	44 0 0,5266 0,6779	24 0 0,7628 0,8565	$0 \\ 0 \\ 0,9735 \\ 0,9770$	$ \begin{array}{c} 33,33 \\ 0 \\ 0,6756 \\ 0,7854 \end{array} $	46 0 0,5245 0,6778	16,66 0 0,8256 0,8932	$ \begin{array}{c} 1,11 \\ 0 \\ 0,9680 \\ 0,9752 \end{array} $

apresentados na Tabela 6.35. Para todas as faixas de desequilíbrios, o agente responsável por determinar defeitos no rotor com 2|2 B foi o vencedor, retornando corretamente o diagnóstico final.

Visando determinar a robustez do SMA para o diagnóstico da severidade do rotor de um MIT, foram realizados testes com modelos ajustados a partir de dados originados do MIT de 2 cv e validados com amostras do motor de 1 cv. Os resultados experimentais são apresentados nas Tabelas 6.36, 6.37, 6.38 e 6.39.

Na Tabela 6.36 são apresentados os resultados dos testes das amostras com 1 B do

Agente vencedor

Tabela 6.34 – Testes com SMA p	oara identificar a severidade de 4 E	3 no rotor de MIT de 2 cv separado
por faixas de desequilíbrio de tens	são na alimentação com modelo tre	inando com dados de motor de 2 cv.
T: 1- 1-(-:4- 11:12-	4 D	4 D

	I		_		ı		_	
Tipo de defeito da validação			В				В	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0	$,\!5\%$			\leq	2%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	30	30
Acurácia (%)	0	50	50	10	13,33	26,66	40	10
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,9353	0,5254	0,4706	0,9061	0,8626	0,6933	0,6433	0,9053
Erro quadrático médio	0,9462	0,7064	0,6525	0,9486	0,9017	0,8073	0,7513	0,9395
Erro absoluto relativo (%)	124,82	70,12	62,80	120,91	115,11	$92,\!52$	85,85	120,81
Erro quadrático relativo (%)	126,27	94,27	87,08	126,59	120,34	107,74	100,26	125,38
Agente vencedor	-	_	x	-	-	-	x	-
	•			'	•			•
Tipo de defeito da validação		4	В			4	В	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		<u> </u>	4%			<u> </u>	8%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras validadas	50	50	50	50	90	90	90	90
Acurácia (%)	14	26	46	4	15,55	$22,\!22$	40	3,33
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,8568	0,7103	0,5652	0,9491	0,8472	0,7575	0,6134	0,9541
Erro quadrático médio	0,8991	0,814	0,7054	0,9677	0,8998	0,8485	0,738	0,9709
Erro absoluto relativo (%)	114,35	94,79	75,42	126,66	113,06	101,09	81,86	127,33
Erro quadrático relativo (%)	119,99	108,63	94,13	129,14	120,08	113,23	98,49	129,57

Tabela 6.35 – Testes com SMA para identificar a severidade de 2|2 B no rotor de MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação		9 9	2 B			2 2	2 B	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})			,5%				$\frac{2\%}{2\%}$	
	1 D		,	00 D	1 D			010 D
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	30	30
Acurácia (%)	20	0	40	60	16,66	10	23,33	33,33
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,7961	0,9966	0,6067	0,3873	0,8113	0,8907	0,7943	0,6975
Erro quadrático médio	0,8681	0,9967	0,7690	0,6096	0,8807	0,9264	0,8753	0,8194
Erro absoluto relativo (%)	106,24	133,01	80,96	51,68	108,27	118,87	106,00	93,09
Erro quadrático relativo (%)	115,85	133,01	102,62	81,35	117,53	123,63	116,81	109,35
Agente vencedor			-	x				x
	ļ.							
Tipo de defeito da validação		2 2	2 B			2 2	2 B	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		$\leq \cdot$	4%			\leq	8%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras validadas	50	50	50	50	90	90	90	90
Acurácia (%)	14	10	20	38	14,44	10	16,66	32,22
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,8285	0,8704	0,8207	0,6343	0,8462	0,8741	0,8464	0,6807
Erro quadrático médio	0,8898	0,9133	0,8916	0,7825	0,9032	0,9170	0,9087	0,8071
Erro absoluto relativo (%)	110,57	116,15	109,52	84,65	112,93	116,64	112,96	90,84
Erro quadrático relativo (%)	118,74	121,88	118,98	104,42	120,53	122,37	121,27	107,71
Agente vencedor		l _′		x	,	l ′	l _′	x

MIT de 1 cv. Em todas as situações de desequilíbrios testadas, o agente vencedor foi o responsável por determinar 1 B, conforme o esperado. Observa-se que as amostras com desequilíbrio menor que 0.5%, os agentes 1 B e 2 B obtiveram a mesmas taxas de acurácia e Kappa, ocorrendo a definição pelos valores dos erros.

Na Tabela 6.37 são apresentados os resultados das validações das amostras referentes ao motor de 1 cv com severidade de 2 B no rotor e modelo treinado com dados do motor de 2 cv. Neste caso, em todas as situações de desequilíbrios investigadas o agente responsável por identificar 2 B foi o vencedor, conforme o desejado.

Tabela 6.36 – Testes com SMA para identificar a severidade de 1 B no rotor de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

		_						
Tipo de defeito da validação		1	В			1	В	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0	,5%			\leq	2%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	30	30
Acurácia (%)	20	20	0	0	33,33	23,33	0	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,7148	0,7303	1	1	0,6317	0,742	0,9998	1
Erro quadrático médio	0,7805	0,7883	1	1	0,7326	0,7963	0,9998	1
Erro absoluto relativo (%)	95,38	97,46	$133,\!45$	133,45	84,30	99,02	133,42	$133,\!45$
Erro quadrático relativo (%)	104,15	105,20	$133,\!45$	133,45	97,76	106,26	133,42	$133,\!45$
Agente vencedor	x	-	-	-	x	-	-	-
Tipo de defeito da validação		1	В			1	В	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		\leq	4%			\leq	8%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras validadas	50	50	50	50	90	90	90	90
Acurácia (%)	32	18	4	0	32,85	17,14	2,85	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,6475	0,7812	0,9536	1	0,6438	0,806	0,9667	1
Erro quadrático médio	0,7392	0,8347	0,9738	1	0,7424	0,8557	0,9812	1
Erro absoluto relativo (%)	86,41	104,25	127,26	133,45	85,91	107,56	129,01	133,45
Erro quadrático relativo (%)	98,65	111,39	129,96	133,45	99,08	114,20	130,94	133,45
Agente vencedor	x		ı				1	

Tabela 6.37 – Testes com SMA para identificar a severidade de 2 B no rotor de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação		2 B 2 B						
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0	,5%			\leq	2%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	30	30
Acurácia (%)	10	40	0	0	13,33	53,33	3,33	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,8538	0,5511	0,9991	1	0,8522	0,4292	0,9661	1
Erro quadrático médio	0,8986	0,6959	0,9991	1	0,8993	0,5938	0,9821	1
Erro absoluto relativo (%)	113,93	73,54	133,33	$133,\!45$	113,72	57,27	128.93	$133,\!45$
Erro quadrático relativo (%)	119,91	92,86	133,33	133,45	120,01	79,24	131,07	133,45
Agente vencedor	-	X	-	-	-	X	-	-
		•				•		
Tipo de defeito da validação		2	В			2	В	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		<u> </u>	4%			\leq	8%	
At		2 5	Ī	Olo D	1 D	9 D)	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Agente responsavel Amostras validadas	1 B 50	2 B 50	4 B 50	2 2 B 50	90	90	4 B 90	90
Amostras validadas	50	50	50	50	90	90	90	90
Amostras validadas Acurácia (%)	50 14	50 52	50 4	50	90 17,77	90 55,55	90 3,33	90
Amostras validadas Acurácia (%) Kappa	50 14 0	50 52 0	50 4 0	50	90 17,77 0	90 55,55 0	90 3,33 0	90 0
Amostras validadas Acurácia (%) Kappa Erro absoluto médio	50 14 0 0,8580	50 52 0 0,4616	50 4 0 0,9574	50 0 0 1	90 17,77 0 0,8195	90 55,55 0 0,4329	90 3,33 0 0,9591	90 0 0 0,9986
Amostras validadas Acurácia (%) Kappa Erro absoluto médio Erro quadrático médio	50 14 0 0,8580 0,8989	50 52 0 0,4616 0,6173	50 4 0 0,9574 0,9769	50 0 0 1 1	90 17,77 0 0,8195 0,8796	90 55,55 0 0,4329 0,6009	90 3,33 0 0,9591 0,9758	90 0 0 0,9986 0,9987

Na Tabela 6.38 são apresentados os resultados com os testes das validações de amostras oriundas do MIT de 1 cv com 4 B no rotor e modelo treinado com dados do motor de 2 cv. As amostras validadas nesta etapa de teste apresentaram melhores precisões nas classificações em comparação aos testes anteriores. Neste caso, em todas as situações investigadas, o agente vencedor se comportou conforme o esperado.

Por outro lado, nos testes de robustez empregados às amostras com 2 B e mais duas diametralmente opostas, conforme observado na Tabela 6.39, o agente 2 B foi o vencedor em todas as situações de desequilíbrio observadas, ocorrendo erros no diagnóstico final do

•								
Tipo de defeito da validação		4	В			4	В	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0	,5%			<u> </u>	2%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	30	30
Acurácia (%)	20	0	80	0	6,66	3,33	66,66	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,8094	0,9987	0,3175	1	0,9064	0,95	0,371	0,9999
Erro quadrático médio	0,8658	0,9987	0,4661	1	0,929	0,9693	0,546	0,9999
Erro absoluto relativo (%)	108,01	133,27	42,37	133,45	120,96	126,77	49,50	133,44
Erro quadrático relativo (%)	115,54	133,28	62,20	133,45	123,98	129,35	72,86	133,44
Agente vencedor	-	-	x	-	-	-	x	-
Tipo de defeito da validação			В				В	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		\leq	4%			\leq	8%	
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B
Amostras validadas	50	50	50	50	90	90	90	90
Acurácia (%)	10	4	60	0	16,66	2,22	54,44	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,8792	0,9485	0,419	0,9999	0,8107	0,9713	0,475	1

Tabela 6.38 – Testes com SMA para identificar a severidade de 4 B no rotor de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

sistema, pois o agente 2|2 deveria ser o vencedor.

0,9104

117,32

121,49

0.9698

126,59

129,43

Erro quadrático médio

Agente vencedor

Erro absoluto relativo (%)

Erro quadrático relativo (%)

Tabela 6.39 – Testes com SMA para identificar a severidade de 2|2 B no rotor de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

0,5879

55,92

78,45

х

0.9999

133,44

133,44

0.8738

108,19

116,61

0,9832

129,62

131,21

0,6323

63.39

84,37

х

133,44

133,44

Tipo de defeito da validação		2 2 B							
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0	,5%			<u> </u>	2%		
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B	
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	30	30	
Acurácia (%)	20	50	0	0	$16,\!66$	36,66	3,33	0	
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	
Erro absoluto médio	0,7956	0,5278	0,9996	1	0,8189	0,5928	0,9824	1	
Erro quadrático médio	0,8515	0,6828	0,9996	1	$0,\!8607$	0,7177	0,9865	0	
Erro absoluto relativo (%)	106,17	70,43	133,40	133,45	109,29	95,78	131,10	$133,\!45$	
Erro quadrático relativo (%)	113,63	91,11	133,40	133,45	114,86	66,66	131,65	133,45	
Agente vencedor	-	x	-	-	-	x	-	-	
Tipo de defeito da validação		2 2	2 B			2 2	2 B		
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		$\leq \cdot$	4%			\leq	8%		
Agente responsável	1 B	2 B	4 B	2 2 B	1 B	2 B	4 B	2 2 B	
Amostras validadas	F0								
Tillosofan valladdas	50	50	50	50	90	90	90	90	
Acurácia (%)	50 18	50 50	$\begin{array}{c c} 50 \\ 2 \end{array}$	50 0	$90 \\ 18,88$	$90 \ 47,77$	$\begin{array}{c c} 90 \\ 2,22 \end{array}$	90	
								90 0 0	
Acurácia (%)	18	50	2	0	18,88	47,77	2,22	0	
Acurácia (%) Kappa	18 0	50 0	2 0	0	18,88 0	47,77 0	2,22	0	
Acurácia (%) Kappa Erro absoluto médio	18 0 0,7958	50 0 0,4985	$\begin{array}{c} 2 \\ 0 \\ 0,9826 \end{array}$	0 0 0,9999	18,88 0 $0,7967$	$ \begin{array}{c} 47,77 \\ 0 \\ 0,5263 \end{array} $	$ \begin{array}{c c} 2,22 \\ 0 \\ 0,9777 \end{array} $	0 0 0,9999	
Acurácia (%) Kappa Erro absoluto médio Erro quadrático médio	18 0 0,7958 0,8478	50 0 0,4985 0,6467	2 0 0,9826 0,9862	0 0 0,9999 0,9999	18,88 0 0,7967 0,8583	$47,77 \\ 0 \\ 0,5263 \\ 0,6736$	2,22 0 0,9777 0,9821	0 0 0,9999 0,9999	

6.3.2.4 Determinação da Severidade de Defeitos no Rotor com um Único Modelo Multiclassificador

Para determinar a severidade dos defeitos no rotor de um MIT, por meio de um único modelo multiclassificador, implementou-se uma RNA do tipo MLP com quatro padrões definidos, 0001, 0010, 0100 e 1000, para as respectivas severidades 1 B, 2 B, 4 B e 2|2

B. Este modelo neural possui uma topologia composta por 30 entradas, 16 neurônios na camada oculta com função de ativação tangente hiperbólica e 4 saídas com função de ativação linear.

Na Tabela 6.40 são apresentados os resultados das classificações das amostras com modelo treinado a partir de dados do motor de 1 cv e validado com amostras oriundas do motor de 1 cv, separadas por faixas de desequilíbrios de tensão. Analisando os resultados, nota-se que, no geral, o modelo obteve índice de acurácia aproximado a 60% nas validações. Percebe-se certa dificuldade do modelo neural para implementar a separabilidade entre os padrões destas severidades, confundindo-se em boa parte dos testes. Nas amostras com defeitos de 2 B e 4 B, considerando um desequilíbrio de tensão < 0,5%, o índice resultante é ligeiramente melhor com acurácia de 80%.

Tabela 6.40 – Testes com um único modelo multiclassificador para identificar a severidade da falha no rotor de MITs de 1 cv com modelo treinando com dados de motor de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação.

Defeito das amostras		1 :	В					
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$
Amostras	7	23	42	79	10	27	46	85
Acurácia (%)	60	66,66	64	64,28	80	63,33	58	56,66
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,222	0,1741	0,1825	0,1947	0,1796	0,2410	0,2422	0,2399
Erro quadrático médio	0,4462	0,3829	$0,\!3785$	0,3843	0,3371	0,4183	0,4316	0,4467
Erro absoluto relativo (%)	57,55	45,15	47,32	50,49	48,34	64,87	65,21	64,59
Erro quadrático relativo (%)	100,19	85,99	84,98	86,29	78,56	97,48	100,59	104,12
Defeito das amostras		4	_			2 2		
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	≤ 8%	< 0.5%	≤ 2%	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$
Amostras	10	30	49	89	8	25	42	76
Acurácia (%)	80	66,66	68	57,77	40	53,33	52	60
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,1363	0,1783	$0,\!1792$	0,2324	0,2922	0,2371	0,2397	0,2122
Erro quadrático médio	0,3334	0,3532	0,3564	0,4259	0,5104	0,4233	0,4319	0,4051
Erro absoluto relativo (%)	36,68	82,32	48,23	62,57	78,65	63,82	$64,\!53$	57,13
Erro quadrático relativo (%)	77,70	83,33	83,06	99,25	118,94	98,65	100,66	94,42

Os resultados dos testes do multiclassificador com amostras treinadas e validadas do motor de 2 cv são apresentadas na Tabela 6.41. Assim como nos testes efetuados com dados do motor com potência de 1 cv, os resultados apresentam acurácia aproximada de 45%. Contudo, nas amostras com influências de desequilíbrio de tensão na faixa <0,5% e com 2 B e 4 B, apresentaram um índice de acurácia de 60%. Consequentemente, observa-se que no caso de situações com maiores desequilíbrios e menos severas, como 1 B, resultam em baixo índices de acurácia.

Na Tabela 6.42 são apresentados os resultados dos testes de robustez na identificação da severidade no rotor com modelo multiclassificador. Neste caso, o modelo treinado é composto por amostras do motor de 2 cv e, consequentemente, validado com dados do motor de 1 cv. No geral, os testes de validação apresentaram acertos menores que 47%, implicando num baixo índice de confiabilidade.

Os resultados apresentados na definição dos defeitos de barras quebradas no rotor em MITs e as suas respectivas severidades, permitiram inferir o grau de comprometimento

Tabela 6.41 – Testes com um único modelo multiclassificador para identificar a severidade da falha no rotor de MITs de 2 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação.

Defeito das amostras		1 .				2		
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$	< 0,5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$
Amostras	10	30	50	90	10	30	50	90
Acurácia (%)	30	20	40	41,11	60	50	38	40
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,3027	0,3726	0,2939	$0,\!3065$	0,2258	0,2553	0,3046	0,3093
Erro quadrático médio	0,4844	0,5566	0,4869	$0,\!4966$	0,3867	0,4176	0,4824	0,4887
Erro absoluto relativo (%)	80,70	99,34	78,38	81,74	60,20	68,08	81,23	82,48
Erro quadrático relativo (%)	111,86	128,54	112,45	114,68	89,31	$96,\!43$	111,40	112,86
Defeito das amostras		4 :	_	•		2 2		
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	≤ 8%	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	≤ 8%
Amostras	10	30	50	90	10	30	50	90
Acurácia (%)	60	40	42	40	50	$46,\!66$	56	52,22
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,2497	0,3229	0,3079	0,3296	0,2187	0,2725	0,2255	0,2505
Erro quadrático médio	0,4139	0,5026	0,4823	0,5063	0,4089	0,4388	0,3997	0,4343
Erro absoluto relativo (%)	66,57	86,11	82,10	87,88	$58,\!31$	72,65	60,13	66,79
Erro quadrático relativo (%)	95,57	116,06	111,37	116,93	94,42	101,33	92,29	100,29

Tabela 6.42 – Testes com um único modelo multiclassificador para identificar a severidade da falha no rotor de MITs de 1 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação.

Defeito das amostras		1 B				2 B				
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$	< 0,5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$		
Amostras	10	30	50	90	10	30	50	90		
Acurácia (%)	20	16,66	20	15,71	30	33,33	38	46,67		
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0		
Erro absoluto médio	0,4006	0,4059	0,3991	0,4120	0,3127	0,2896	0,2729	0,2511		
Erro quadrático médio	0,6012	0,5828	0,5699	0,5803	$0,\!4839$	0,4590	0,4504	0,4224		
Erro absoluto relativo (%)	106,82	108,23	106,43	109,86	$83,\!38$	77,23	72,76	66,97		
Erro quadrático relativo (%)	138,83	134,59	131,60	134,01	111,75	106,01	104,76	97,54		
Defeito das amostras		4		•		2 2				
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$	< 0,5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$		
Amostras	10	30	50	90	10	30	50	90		
Acurácia (%)	20	36,67	38	27,78	10	6,67	4	5,55		
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0		
Erro absoluto médio	0,3920	0,3477	0,3457	0,3876	$0,\!4728$	0,4761	0,4846	0,4749		
Erro quadrático médio	0,5662	0,5231	0,5202	0,5616	0,6547	0,6387	0,6392	0,6311		
Erro absoluto relativo (%)	104,53	92,73	92,18	103,36	126,07	126,95	129,22	126,62		
Erro quadrático relativo (%)	130,74	120,79	120,13	129,69	151,19	147,49	147,61	145,75		

deste problema por meio de técnicas computacionais inteligentes. As três estratégias testadas, para definir o grau de comprometimento do problema, possibilitaram a generalização e robustez dos sistemas por meio de dados provenientes dos motores com potências de 1 e 2 cv. Ademais, as validações separadas por faixas de desequilíbrios, implícitas nas amostras, possibilitaram também avaliar a influência deste fenômeno no sistema proposto. Destaca-se, numa avaliação final, que o SMA apresentou resultados promissores em relação às demais técnicas testadas. Neste método distribuído, a influência dos 4 agentes com modelos neurais previamente treinados para a execução das tarefas auxiliou no correto diagnóstico final.

6.3.3 Resultados da Identificação de Defeitos e Severidades no Rolamento

Os resultados experimentais da identificação de defeitos no rolamento de um MIT são compostos pela identificação da falha por meio de um classificador. Na sequência, são investigadas estratégias para a definição da severidade deste defeito, tais como: estimador com aproximador funcional, abordagem SMA e multiclassificador de padrões com único modelo. Em todos os testes efetuados foram observados os comportamentos classificatórios das amostras organizadas por faixas de desequilíbrios de tensão. Tais amostras ainda consideram a variação de carga aplicada ao eixo do motor na faixa de 10% a 150% do conjugado nominal. Para tais testes, foram utilizadas 720 amostras para treinamentos de sinais provenientes dos motores com potência de 1 e 2 cv com defeitos de desgaste excessivo nos rolamentos e 180 amostras de motores sem defeitos com as mesmas potências.

6.3.3.1 Determinação de Defeitos no Rolamento com Classificador de Padrões

Esta etapa dos testes tem como objetivo principal a identificação da severidade dos defeitos nos rolamentos com desgaste excessivo de um MIT. Para isso, conforme as atividades 2 e 3 da Figura 6.4, as amostras dos MITs de 1 e 2 cv com desgastes nos rolamentos de 15, 30, 60 e 90 minutos são avaliadas, considerando que 15 minutos determina a situação inicial do desgaste e 90 minutos define o limite máximo suportável de funcionamento. Em todos os testes, o modelo classificador é composto por um RNA do tipo MLP. Esta RNA possui a mesma configuração topológica empregada na Subseção 6.3.1.

Na Tabela 6.43 é possível observar os resultados das classificações das amostras com defeitos do motor de 1 cv por meio do modelo gerado a partir também do motor de 1 cv. Os resultados da classificação apresentaram acurácia acima de 95% em todos os testes efetuados. Para os testes com amostras até 2% de desequilíbrio de tensão na alimentação da máquina o desempenho atingiu 100% de acerto na classificação.

O mesmo comportamento classificatório verificado nas amostras do motor de 1 cv pode ser observado nos testes realizados com dados do motor de 2 cv, conforme apresentado na Tabela 6.44, no qual a acurácia apresentou valores acima de 93% em todos os casos. Observa-se resultados classificatórios melhores nas situações onde há tendência de menor desequilíbrio de tensão.

Para verificar a robustez do sistema de classificação com amostras provenientes de motores com defeitos no rolamento, um modelo neural foi treinado com dados do motor de 2 cv e, consequentemente, este modelo foi validado com amostras do motor de 1 cv. Na Tabela 6.45 são apresentados os resultados dos testes e pode-se observar que no geral a acurácia dos lotes testados apresentaram acurácia acima de 90%. Destaca-se a acurácia de 100% das amostras validadas com desgaste de 30 minutos em todas as situações de

		Situa	ção 1			Situa	ção 2	
Nível de desequilíbrio		< 0	,5%			<u> </u>	2%	
Severidade do desgaste no rolamento	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras	10	10	10	10	30	30	30	30
Acurácia (%)	100	100	100	100	100	100	100	100
Kappa	1	1	1	1	1	1	1	1
Erro absoluto médio	0,001	0,001	0,037	0,005	0,001	0,016	0,017	0,017
Erro quadrático médio	0,003	0,001	0,111	0,012	0,003	0,044	0,068	0,083
Erro absoluto relativo (%)	0,83	0,35	18,84	2,89	0,65	8,13	8,80	8,71
Erro quadrático relativo (%)	1,82	0,76	55,72	6,01	1,74	22,24	34,22	41,82
			ção 3	'		Situa	ção 4	
Nível de desequilíbrio		≤ 1	4%			≤ 3	8%	
Severidade do desgaste no rolamento	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras	50	50	50	50	90	90	90	90
Acurácia (%)	98	100	100	100	$95,\!55$	98,88	100	98,88
Kappa	0	1	1	1	0	0	1	0
Erro absoluto médio	0,028	0,009	0,011	0,011	0,054	0,02	0,012	0,019
Erro quadrático médio	0,139	0,034	0,053	0,065	0,185	0,109	0,051	0,099
Erro absoluto relativo (%)	14,39	4,93	5,66	5,65	26,97	10,01	6,09	9,81
Erro quadrático relativo (%)	69,64	17,22	26,58	32,51	$92,\!58$	54,46	25,62	49,41

Tabela 6.43 – Resultados das classificações de falha no rolamento das amostras do motor de 1 cv com todas as situações propostas para modelo treinado com dados de uma máquina de 1 cv.

Tabela 6.44 – Resultados das classificações de falha no rolamento das amostras do motor de 2 cv com todas as situações propostas para modelo treinado com dados de uma máquina de 2 cv.

	Situação 1 Situação 2							
Nível de desequilíbrio		< 0	,5%			<u> </u>	2%	
Severidade do desgaste no rolamento	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras	10	10	10	10	30	30	30	30
Acurácia (%)	100	100	100	100	100	100	93,33	100
Kappa	1	1	1	1	1	1	0	1
Erro absoluto médio	0,004	0	0,003	0,001	0,020	0,001	0,069	0,011
Erro quadrático médio	0,007	0,001	0,009	0,001	0,064	0,001	0,239	0,045
Erro absoluto relativo (%)	2.10	0,01	1,76	0,19	10,11	0,03	34,79	5,50
Erro quadrático relativo (%)	3,66	0,02	$4,\!57$	$0,\!52$	32,05	0,08	119,45	22,66
		Situa	ção 3			Situa	ação 4	
Nível de desequilíbrio		<u> </u>	4%			\leq	8%	
Severidade do desgaste no rolamento	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras	50	50	50	50	90	90	90	90
Acurácia (%)	98	100	96	100	97,77	100	97,77	100
Kappa	0	1	0	1	0	1	0	1
Erro absoluto médio	0,040	0,001	0,058	0,007	0,068	0,001	0,042	0,004
Erro quadrático médio	0,132	0,001	0,198	0,035	0,159	0,006	0,152	0,026
Erro absoluto relativo (%)	20,26	$0,\!14$	29,17	3,53	33,96	0,74	21,05	2,09
Erro quadrático relativo (%)	66,09	0,77	98,75	17,57	79,43	3,42	75,92	13,10

desequilíbrio.

6.3.3.2 Determinação da Severidade de Defeitos no Rolamento com Estimador

A severidade de defeitos ocasionada por desgastes excessivos nos rolamentos de MITs são também avaliados, neste trabalho, por aproximadores funcionais. Para a construção da atividade 4 referente à Figura 6.4 foi implementado e treinado um modelo computacional neural do tipo MLP, com 1 única camada neural escondida composta por 16 neurônios artificial com funções de ativação do tipo sigmoide, 30 entradas e 1 neurônio na camada de saída com função de ativação do tipo linear. Consequentemente, dois modelos treinados foram testados, um modelo com dados do motor de 1 cv e outro modelo com dados

		Situ	ação 1			Situa	ação 2	
Nível de desequilíbrio		<	0,5%			<u> </u>	2%	
Severidade do desgaste no rolamento	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras	10	10	10	10	30	30	30	30
Acurácia (%)	100	100	90	100	100	100	96,66	96,66
Kappa	1	1	0	1	1	1	0	0
Erro absoluto médio	0,001	0,027	0,068	0,001	0,002	0,001	0,022	0,043
Erro quadrático médio	0,002	0,072	0,215	0,001	0,007	0,001	0,124	0,158
Erro absoluto relativo (%)	0,50	13,76	34,00	0,21	$1,\!27$	0,14	11,35	21,67
Erro quadrático relativo (%)	1,01	35,95	107,50	0,48	3,53	0,76	62,06	78,74
		Situ	ação 3				ação 4	
Nível de desequilíbrio		<u> </u>	4%			<u> </u>	8%	
Severidade do desgaste no rolamento	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras	50	50	50	50	90	90	90	90
Acurácia (%)	96	100	94	92	90	100	93,33	87,77
Kappa	0	1	0	0	0	1	0	0
Erro absoluto médio	0,049	0,001	0,037	0,079	$0,\!107$	0,001	0,059	0,120
Erro quadrático médio	0,181	0,001	0,154	0,235	0,287	0,002	0,213	0,299
Erro absoluto relativo (%)	24,64	0,23	18,81	39,43	53,72	0.26	29,63	59,83
Erro quadrático relativo (%)	90.36	0.94	76.94	117.22	143.02	1.02	106.49	149.43

Tabela 6.45 – Resultados das classificações de falha no rolamento das amostras do motor de 1 cv com todas as situações propostas para modelo treinado com dados de uma máquina de 2 cv.

do motor de 2 cv. Os valores estimados são relacionados às severidades dos defeitos no rolamento com desgaste excessivo de 15, 30, 60 e 90 minutos, associados aos respectivos valores 0,25, 0,50, 0,75 e 1 que foram predefinidos para o treinamento e validação. Nos treinamentos, foram utilizadas 360 amostras para cada tipo de potência de motor.

Na Tabela 6.46 e na Figura 6.12 são apresentados os resultados estatísticos dos testes realizados para estimar as amostras do motor de 1 cv com o modelo treinado com dados do motor de 1 cv. Na referida tabela de resultados é apresentada a estimação de grupos de dados organizados por níveis de desequilíbrio de tensão na alimentação do motor e amostras com níveis de severidade compostos por desgaste excessivo no rolamento. No geral, os resultados obtidos mostraram que os testes apresentaram altas taxas do erro relativo médio e variância em todas as situações testadas.

Tabela 6.46 – Testes para estimar a severidade de MITs com defeitos no rolamento de 1 cv com modelo
treinando com dados de motor de 1 cv.

		Situação 1 Situação 2						
Nível de desequilíbrio		$< 0.5\%$ $\leq 2\%$						
Tempo do desgaste no rolamento	15 min	30 min	60 min	90 min	15 min	30 min	60 min	90 min
Amostras	10	10	10	10	30	30	30	30
Erro relativo médio (%)	21,28	114,53	183,44	196,39	0,77	147,93	287,09	59,98
Variância (%)	16,72	395,20	5,25	41,51	19,34	3,11	2,04	36,96
		Situa	ção 3			Situa	ção 4	
Nível de desequilíbrio		<u> </u>	4%			<u> </u>	8%	
Tempo do desgaste no rolamento	15 min	30 min	60 min	90 min	15 min	30 min	60 min	90 min
Amostras	49	50	50	50	86	89	90	89
Erro relativo médio (%)	52,00	107,93	136,48	72,97	90,44	66,64	100,85	11,69
Variância (%)	19,49	1,69	6,78	39,85	14,63	4,42	2,96	39,30

Os resultados estatísticos dos testes realizados para estimar as amostras do motor de 2 cv com o modelo treinado com dados do motor de 2 cv são apresentados na Tabela 6.47 e na Figura 6.13. Assim como nos testes realizados com amostras do motor de 1 cv, os

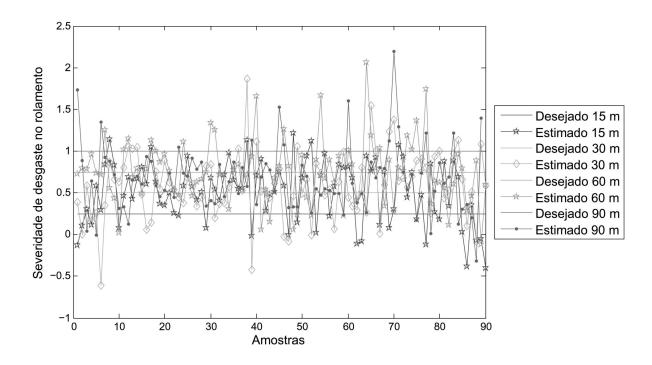


Figura 6.12 – Estimador de severidade com amostras defeituosas com desgaste no rolamento do motor de 1 cv por meio de modelo treinado com dados de motor de 1 cv.

resultados obtidos apresentaram altas taxa do erro relativo médio e variância em todas as situações testadas.

Tabela 6.47 – Testes para estimar a severidade de MITs com defeitos no rolamento de 2 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

		Situa	ção 1			Situa	ção 2	
Nível de desequilíbrio		< 0	,5%			\leq	2%	
Tempo do desgaste no rolamento	15 min	30 min	60 min	90 min	15 min	30 min	60 min	90 min
Amostras	10	10	10	10	30	30	28	30
Erro relativo médio (%)	21,28	114,53	283,44	196,39	0,77	147,93	156,09	59,98
Variância (%)	16,72	295,20	5,25	41,51	19,34	3,11	2,04	36,96
		Situa	ção 3			Situa	ção 4	•
Nível de desequilíbrio		\leq	4%			\leq	8%	
Tempo do desgaste no rolamento	15 min	30 min	60 min	90 min	15 min	30 min	60 min	90 min
Amostras	49	50	48	50	88	90	88	90
Erro relativo médio (%)	52,00	107,93	236,48	72,97	90,44	66,64	100,85	11,69
Variância (%)	19,49	1,69	6,78	39,85	14,63	4,42	2,96	39,30

Para verificação da robustez do estimador investigado, foi testada a estimação de amostras defeituosas com desgaste no rolamento do motor de 1 cv por um modelo treinado com dados de motor de 2 cv, conforme apresentado na Tabela 6.48 e na Figura 6.14. Os resultados apresentam altas taxas de erro, coerentes com os testes realizados anteriormente, no qual as amostras foram treinadas e estimadas com a mesma potência de motor.

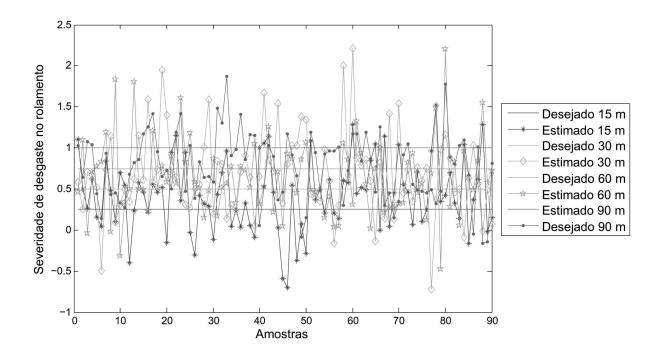


Figura 6.13 – Estimador de severidade com amostras defeituosas com desgaste no rolamento do motor de 2 cv por meio de modelo treinado com dados de motor de 2 cv.

Tabela 6.48 – Testes para estimar a severidade de MITs com defeitos no rolamento de 1 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

		Situação 1 Situação 2						
Nível de desequilíbrio		$< 0.5\%$ $\le 2\%$						
Tempo do desgaste no rolamento	15 min	30 min	60 min	90 min	15 min	30 min	60 min	90 min
Amostras	10	10	9	10	30	30	29	29
Erro relativo médio (%)	56,43	74,91	5,34	189,05	36,46	40,97	100,19	123,27
Variância (%)	86,03	30,87	39,20	53,61	75,07	25,61	31,17	33,20
		Situa	ção 3			Situa	ção 4	
Nível de desequilíbrio		<u> </u>	4%			<u> </u>	8%	
Tempo do desgaste no rolamento	15 min	30 min	60 min	90 min	15 min	30 min	60 min	90 min
Amostras	48	50	47	46	81	90	84	79
Erro relativo médio (%)	21,57	122,86	109,13	51,34	225,02	54,99	170,50	93,96
Variância (%)	56,81	43,51	15,81	25,46	22,61	66,27	48,88	3,92

6.3.3.3 Determinação da Severidade de Defeitos no Rolamento com SMA

A demonstração dos testes para identificação da severidade dos defeitos ocasionados por desgaste no rolamento por meio de SMA são apresentados nesta subseção. Conforme padronização utilizada neste capítulo, três situações de testes em função da potência do MIT são empregadas: *i)* treino com 1 cv e validação com 1 cv; *ii)* treino com 2 cv e validação com 1 cv.

Na Tabela 6.49 são apresentados os resultados das validações com amostras treinadas e validadas a partir do motor de 1 cv, por meio do SMA. As amostras de validação são agrupadas por severidades e níveis de desequilíbrios de tensões originadas do motor com defeito no rolamento desgastado em 15 minutos. Os resultados experimentais apresentam uma alta concorrência entre os agentes para a definição da severidade. Neste caso,

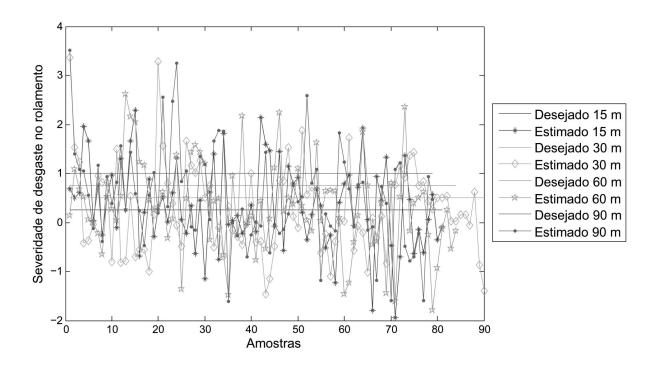


Figura 6.14 – Estimador de severidade com amostras defeituosas com desgaste no rolamento do motor de 1 cv por meio de modelo treinado com dados de motor de 2 cv.

Tabela 6.49 – Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 15 minutos no rolamento de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv.

Tipo de defeito da validação	D	esgaste de	e 15 minu	itos	Desgaste de 15 minutos					
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< (0,5%			\leq	2%			
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m		
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	30	30		
Acurácia (%)	50	10	0	0	53,33	6,66	0	23,33		
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0		
Erro absoluto médio	0,521	0,917	0,997	0,984	0,494	0,932	0,996	0,766		
Erro quadrático médio	0,705	0,938	0,997	0,984	0,676	0,955	0,996	0,853		
Erro absoluto relativo (%)	69,58	122,41	133,11	131,42	65,95	124,48	132,94	102,34		
Erro quadrático relativo (%)	94,14	125,28	133,11	131,44	90,32	127,57	132,95	113,93		
Agente vencedor	x	_	_	_	x	_	_	_		

Tipo de defeito da validação	D	esgaste de	e 15 minu	tos	De	esgaste de	15 minut	OS
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		\leq	4%		≤ 8%			
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras validadas	49	50	50	50	86	89	90	89
Acurácia (%)	42,85	16	2	28	$32,\!55$	16,85	2,22	24,71
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,575	0,848	0,983	0,711	0,658	0,833	0,973	0,758
Erro quadrático médio	0,727	0,898	0,986	0,821	0,785	0,886	0,978	0,847
Erro absoluto relativo (%)	76,85	113,24	131,20	94,97	87,83	111,25	129,84	101,23
Erro quadrático relativo (%)	97,08	119,89	131,71	109,56	104,85	118,28	130,54	113,13
Agente vencedor	x	-	-	-	x	-	-	-

quanto menor o desequilíbrio de tensão inerente às amostras maior a confiabilidade no diagnóstico final do sistema. Contudo, em todas as situações testadas o agente vencedor foi determinado conforme o esperado.

Na Tabela 6.50 são apresentados os resultados dos testes de validação das amostras com defeitos nos rolamentos com desgaste de 30 minutos. Observa-se nesta tabela que os

Tabela 6.50 – Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 30 minutos no rolamento de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv.

Tipo de defeito da validação	De	Desgaste de 30 minutos				esgaste de	30 minut	tos
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%					\leq	2%	
Agente responsável	15 m						90 m	
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	30	30
Acurácia (%)	20	50	0	40	0	3,33	0	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,819	$0,\!556$	0,999	0,559	1	0,794	1	0,943
Erro quadrático médio	0,891	0,667	0,999	0,724	1	0,830	1	0,949
Erro absoluto relativo (%)	109,40	$70,\!30$	133,43	74,67	133,45	105,98	$133,\!45$	125,87
Erro quadrático relativo (%)	119,00	89,12	133,43	96,69	133,45	110,76	$133,\!45$	126,66
Agente vencedor	-	X	-	-	-	x	ı	-

Tipo de defeito da validação	De	esgaste de	30 minut	os	Desgaste de 30 minutos			
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		$\leq 4\%$				≤ 8%		
Agente responsável	15 m 30 m 60 m 90 m				15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras validadas	49	50	50	50	86	89	90	89
Acurácia (%)	0	4	0	0	0	6,66	0	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	1	0,794	1	0,943	1	0,762	1	0,962
Erro quadrático médio	1	0,834	1	0,948	1	0,813	1	0,966
Erro absoluto relativo (%)	133,45	106,02	$133,\!45$	125,88	133,45	101,79	133,45	128,46
Erro quadrático relativo (%)	133,45	111,30	$133,\!45$	126,63	133,45	108,51	133,45	129,03
Agente vencedor	-	x	-	-	-	x	-	-

agentes vencedores foram os esperado em todas as situações. Contudo, há baixas taxas de acurácia quando validadas as amostras com desequilíbrio de tensão maiores que 2%.

Os testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 60 minutos no rolamento de MIT de 1 cv, com modelo treinando com dados de motor de 1 cv, são apresentados na Tabela 6.51. Em todas as observações, os resultados obtidos foram de acordo com o esperado e os agentes vencedores obtiveram acurácia acima de 85%, destacando-se positivamente em relação aos demais agentes competidores.

Na Tabela 6.52 são apresentados os resultados da validação das amostras com severidade de desgaste excessivo no rolamento de 90 minutos de um MIT de 1 cv, com todos os modelos neurais dos agentes configurados com dados da máquina de 1 cv. Neste caso, observa-se em todos os agentes um equilíbrio no índice de acurácia apurado. Contudo, em todas as situações de desequilíbrios de tensões, os agentes esperados determinaram o resultado corretamente por intermédio dos critérios de decisão mútua pré-estabelecidos.

Os resultados do SMA para a classificação da severidade do rolamento de um MIT com amostras provenientes do motor de 2 cv e modelo gerado a partir de uma máquina de 2 cv são apresentados nas Tabelas 6.53, 6.54, 6.55 e 6.56.

Na Tabela 6.53 são apresentados os resultados referentes aos testes com amostras provenientes do motor com rolamento desgastado excessivamente em 15 minutos. Para todas as faixas de desequilíbrios, o agente vencedor atuou como o esperado com taxas de acurácia acima de 95%.

Os resultados da validação com amostras do MIT e rolamentos desgastados em 30 e 60 minutos são apresentados, respectivamente, nas Tabelas 6.54 e 6.55. Considerando as duas tabelas, em todas as situações de desequilíbrio o agente vencedor foi definido

Tabela 6.51 – Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 60 minutos no rolamento de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv.

Tipo de defeito da validação	Desgaste de 60 minutos				Desgaste de 60 minutos			
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	$< 0.5\%$ $\le 2\%$					2%		
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	30	30
Acurácia (%)	20	10	100	20	13,33	3,33	96,66	26,66
Kappa	0	0	1	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,810	0,917	0,118	0,743	0,835	0,968	0,096	0,713
Erro quadrático médio	0,891	0,949	0,186	0,825	0,897	0,978	0,198	0,820
Erro absoluto relativo (%)	108,11	122,46	15,80	$99,\!27$	111,44	129,18	12,91	95,21
Erro quadrático relativo (%)	118,99	126,67	24,86	110,09	119,71	130,63	26,50	$109,\!54$
Agente vencedor	-	-	x	-	-	-	x	

Tipo de defeito da validação	De	sgaste de	60 minu	Desgaste de 60 minutos				Desgaste de 60 minutos			
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	$\leq 4\%$ $\leq 8\%$					3%					
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	90 m					
Amostras validadas	49	50	50	50	86	89	90	89			
Acurácia (%)	10.29	14	94	26	10,46	13,48	85,55	20,22			
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0			
Erro absoluto médio	0,871	0,862	0,107	0,721	0,880	0,870	0,163	0,776			
Erro quadrático médio	0,915	0,912	0,228	0,822	0,915	0,916	0,298	0,859			
Erro absoluto relativo (%)	116,28	115,12	14,34	96,22	117,48	116,17	21,80	103,59			
Erro quadrático relativo (%)	122,14	121,73	30,54	109,82	122,23	122,36	39,84	114,74			
Agente vencedor	-	-	x	-	-	-	x	-			

Tabela 6.52 – Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 90 minutos no rolamento de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 1 cv.

Tipo de defeito da validação	De	esgaste de	90 minut	os	De	esgaste de	90 minut	os
Situação de desequilíbrio (V_{abc})		< 0	,5%			\leq	2%	
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	30	30
Acurácia (%)	20	10	0	20	20	13,33	0	30
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,750	0,871	0,981	0,712	0,776	0,814	0,987	0,708
Erro quadrático médio	0,821	0,915	0,982	0,801	0,847	0,870	0,987	0,795
Erro absoluto relativo (%)	100,09	116,26	130,95	98,21	103,62	108,73	131,73	94,52
Erro quadrático relativo (%)	109,66	122,22	131,13	103,76	113,11	116,21	131,87	106,14
Agente vencedor	-	-	-	X	-	-	-	x

Tipo de defeito da validação	De	esgaste de	90 minut	os	De	esgaste de	90 minut	os		
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	$\leq 4\%$					<u> </u>	8%	89 28,08 0		
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m		
Amostras validadas	49	50	50	50	86	89	90	89		
Acurácia (%)	20,40	24	0	30	12,79	$25,\!84$	0	28,08		
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0		
Erro absoluto médio	0,766	0,740	0,982	0,709	0,843	0,737	0,980	0,721		
Erro quadrático médio	0,841	0,822	0,983	0,804	0,892	0,822	0,982	0,815		
Erro absoluto relativo (%)	102,32	98,84	131,11	94,71	$112,\!54$	98,38	130,91	96,30		
Erro quadrático relativo (%)	112,28	109,81	131,27	107,32	119,04	109,80	131,06	108,81		
Agente vencedor	-	-	-	x	-	-	-	x		

conforme o desejado com taxas de acerto acima de 97,77%, destacando-se positivamente em relação aos demais agentes competidores.

Na Tabela 6.56 são apresentados os testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 90 minutos no rolamento do MIT de 2 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv. Em todas as situações investigadas, o agente vencedor atuou como o esperado com taxas de acurácia acima de 94,4%, possibilitando o SMA definir

Tabela 6.53 – Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 15 minutos no rolamento de MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação	Desgaste de 15 minutos				Desgaste de 15 minutos			
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0,5%					<u> </u>	2%	
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m				
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	28	30
Acurácia (%)	100	0	0	,0	100	0	0	0
Kappa	1	0	0	0	1	0	0	0
Erro absoluto médio	0,026	0,996	0,988	0,995	0,017	0,997	0,984	0,985
Erro quadrático médio	0,040	0,996	0,988	0,995	0,028	0,997	0,984	0,986
Erro absoluto relativo (%)	3,56	132,92	131,89	132,87	2,27	133,10	131,40	131,48
Erro quadrático relativo (%)	5,37	132,92	131,90	132,87	3,75	133,10	131,44	131,59
Agente vencedor	x	-		-	x	-	-	

Tipo de defeito da validação	Desgaste de 15 minutos				Desgaste de 15 minutos			
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	$\leq 4\%$					\leq	8%	
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras validadas	49	50	48	50	88	90	88	90
Acurácia (%)	96	0	0	0	95,45	0	0	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,063	0,995	0,983	0,988	0,077	0,987	0,982	0,989
Erro quadrático médio	0,181	0,995	0,983	0,988	0,195	0,988	0,982	0,989
Erro absoluto relativo (%)	8,42	132,80	131,26	131,87	10,34	131,78	131,09	132,04
Erro quadrático relativo (%)	24,24	132,80	131,29	131,92	26,11	131,91	131,12	132,09
Agente vencedor	x	-		-	x	-	-	

Tabela 6.54 – Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 30 minutos no rolamento de MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação	De	$_{ m sgaste}$ de	e 30 minu	tos	De	sgaste de	e 30 minu	tos
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0,5%					<u> </u>	2%	
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	28	30
Acurácia (%)	0	100	0	0	0	100	0	0
Kappa	0	1	0	0	0	1	0	0
Erro absoluto médio	0,984	0,024	0,994	0,989	0,992	0,030	0,994	0,988
Erro quadrático médio	0,985	0,035	0,994	0,990	0,992	0,044	0,994	0,988
Erro absoluto relativo (%)	131,49	3,21	132,70	132,11	132,47	4,06	132,76	131,94
Erro quadrático relativo (%)	131,41	4,71	132,71	132,12	132,50	5,88	132,76	131,95
Agente vencedor	-	x	-	_	-	x	-	

Tipo de defeito da validação	Desgaste de 30 minutos				De	sgaste de	e 30 minu	tos
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	$\leq 4\%$				≤ 8%			
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras validadas	49	50	48	50	88	90	88	90
Acurácia (%)	0	100	0	0	0	97,77	0	1,11
Kappa	0	1	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,989	0,027	0,993	0,988	0,976	0,051	0,991	0,961
Erro quadrático médio	0,989	0,040	0,993	0,988	0,978	0,131	0,991	0,966
Erro absoluto relativo (%)	132,03	3,63	$132,\!52$	131,87	130,26	6,89	132,30	128,34
Erro quadrático relativo (%)	132,07	5,34	$132,\!53$	131,89	130,55	17,60	132,32	129,00
Agente vencedor	-	x	-	-	-	x	-	-

corretamente a severidade apurada.

A fim de verificar a robustez do SMA que determina os defeitos com desgastes excessivo no rolamento, foram realizados testes com modelos treinados com dados do motor de 2 cv e validados com amostras originadas do motor de 1 cv. Os resultados experimentais são apresentados nas Tabelas 6.57, 6.58, 6.59 e 6.60.

Na Tabela 6.57, os resultados com testes de desgaste excessivo de 15 minutos no rola-

Tabela 6.55 – Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 60 minutos no rolamento de MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação	Desgaste de 60 minutos				De	sgaste de	60 minu	tos
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%				≤ 2%			
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	28	30
Acurácia (%)	0	0	100	0	0	0	100	0
Kappa	0	0	1	0	0	0	1	0
Erro absoluto médio	0,985	0,991	0,043	0,996	0,975	0,993	0,029	0,996
Erro quadrático médio	0,985	0,991	0,053	0,996	0,979	0,994	0,037	0,996
Erro absoluto relativo (%)	131,48	132,33	5,78	133,03	130,58	132,64	3,9*6	133,03
Erro quadrático relativo (%)	131,56	132,35	7,11	133,03	130,70	132,66	5,05	133,04
Agente vencedor	-	-	x	-	-	-	x	

Tipo de defeito da validação	Desgaste de 60 minutos				De	sgaste de	60 minu	tos
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	≤ 4%					<u> </u>	3%	
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras validadas	49	50	48	50	88	90	88	90
Acurácia (%)	0	0	100	0	3,41	0	97,72	0
Kappa	0	0	1	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,966	0,996	0,028	0,995	0,940	0,991	0,059	0,988
Erro quadrático médio	0,969	0,996	0,037	0,995	0,949	0,992	0,160	0,989
Erro absoluto relativo (%)	129,00	132,99	3,78	132,86	$125,\!45$	132,34	7,95	131,94
Erro quadrático relativo (%)	129,38	133,00	5,06	132,87	126,69	132,43	21,37	132,00
Agente vencedor	-	-	x	-	-	-	x	-

Tabela 6.56 – Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 90 minutos no rolamento de MIT de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação	De	sgaste de	90 minut	os	De	sgaste de	90 minut	os
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0,5%					<u> </u>	2%	
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras validadas	10	10	10	10	30	30	28	30
Acurácia (%)	0	0	0	100	0	0	0	100
Kappa	0	0	0	1	0	0	0	1
Erro absoluto médio	0,993	0,965	0,994	0,021	0,980	0,966	0,990	0,017
Erro quadrático médio	0,993	0,966	0,994	0,029	0,981	0,968	0,990	0,025
Erro absoluto relativo (%)	132,55	128,88	132,76	2,80	130,87	128,91	132,16	2,32
Erro quadrático relativo (%)	132,56	129,00	132,76	3,88	130,94	129,18	132,18	3,41
Agente vencedor	_	_		x	_	_		x

Tipo de defeito da validação	Desgaste de 90 minutos				Desgaste de 90 minutos					
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	$\leq 4\%$					≤ 8	3%			
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m		
Amostras validadas	49	50	48	50	88	90	88	90		
Acurácia (%)	0	0	0	98	0	1,11	0	94,44		
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0		
Erro absoluto médio	0,979	0,966	0,991	0,039	0,970	0,959	0,991	0,080		
Erro quadrático médio	0,979	0,968	0,991	0,144	0,971	0,962	0,991	0,222		
Erro absoluto relativo (%)	130,66	128,95	132,25	5,20	129,48	128,00	132,35	10,78		
Erro quadrático relativo (%)	130,73	129,26	132,27	19,28	129,70	128,47	132,36	29,72		
Agente vencedor	-	-	-	X	-	-	-	X		

mento do motor apresentaram, em todas as situações de desequilíbrio de tensão avaliadas, o agente vencedor de acordo com o esperado. Contudo, ocorreu uma alta competitividade entre os agentes concorrentes na determinação do vencedor, fato este apurado por meio dos índices estatísticos obtidos pelos concorrentes.

Na Tabela 6.58, os resultados com desgaste excessivo de 30 minutos no rolamento do MIT de 1 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv não se apresentaram como

Tabela 6.57 – Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 15 minutos no rolamento de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação	Desgaste de 15 minutos				De	esgaste de	15 minu	tos
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0,5%					\leq	2%	
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras validadas	10	10	9	10	30	30	29	29
Acurácia (%)	40	0	$22,\!22$	20	33,33	0	13,79	13,79
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,637	1	0,793	0,825	0,650	1	0,827	0,859
Erro quadrático médio	0,758	1	0,880	0,895	0,771	1	0,888	0,908
Erro absoluto relativo (%)	85,10	133,45	105,92	110,14	86,74	133,45	110,40	114,74
Erro quadrático relativo (%)	101,18	133,45	117,43	119,46	102,92	133,45	118,59	121,23
Agente vencedor	x	-	-	-	x	-	-	-

Tipo de defeito da validação	Desgaste de 15 minutos				De	esgaste de	15 minut	tos
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	$\leq 4\%$					\leq	8%	
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras validadas	48	50	47	46	81	90	84	79
Acurácia (%)	37,50	0	17,02	8,69	46,91	1,11	21,42	12,65
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,602	0,998	0,784	0,895	0,519	0,984	0,772	0,874
Erro quadrático médio	0,746	0,998	0,860	0,932	0,690	0,987	0,854	0,923
Erro absoluto relativo (%)	80,46	133,24	104,74	119,45	69,29	131,42	103,10	116,64
Erro quadrático relativo (%)	$99,\!57$	133,24	114,80	124,38	92,10	131,84	114,09	123,17
Agente vencedor	x	-	-	-	x	-	-	

Tabela 6.58 – Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 30 minutos no rolamento de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação	Desgaste de 30 minutos				Desgaste de 30 minutos			
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0,5%					\leq	2%	
Agente responsável	15 m	15 m 30 m 60 m 90 m 15 m 30 m					60 m	90 m
Amostras validadas	10	10	9	10	30	30	29	29
Acurácia (%)	30	0	$22,\!22$	10	0	0	0	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,675	1	0,761	0,918	0,992	1	0,987	0,990
Erro quadrático médio	0,803	1	0,821	0,942	0,992	1	0,990	0,991
Erro absoluto relativo (%)	90,10	133,45	101,60	122,61	132,42	133,45	131,82	132,13
Erro quadrático relativo (%)	107,24	133,56	109,68	125,80	132,45	133,45	132,11	132,28
Agente vencedor	x		_	_		_	x	_

Tipo de defeito da validação	Desgaste de 30 minutos				Desgaste de 30 minutos			
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	$\leq 4\%$					\leq	8%	
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras validadas	48	50	47	46	81	90	84	79
Acurácia (%)	0	0	0	2,17	1,23	0	0	5,06
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,992	1	0,996	0,978	0,985	1	0,992	0,954
Erro quadrático médio	0,992	1	0,996	0,985	0,987	1	0,993	0,967
Erro absoluto relativo (%)	132,42	133,45	132,97	130,54	131,50	$133,\!45$	132,39	112,43
Erro quadrático relativo (%)	132,45	133,45	133,00	131,46	131,74	$133,\!45$	132,58	114,87
Agente vencedor	-	-	-	x	-	-	-	x

o esperado. Na faixa de desequilíbrio menor que 0,5%, o agente vencedor é o responsável por determinar desgaste de 15 minutos. Na faixa de desequilíbrio menor que 2%, o agente vencedor é o responsável por determinar desgaste de 60 minutos e nas faixas com maiores desequilíbrios, o agente vencedor é o responsável por determinar o desgaste de 90 minutos, promovendo um erro de diagnóstico em todas as situações avaliadas.

Os testes de robustez do SMA para validação das amostras com desgaste excessivo de

Tabela 6.59 – Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 60 minutos no rolamento de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação	Desgaste de 60 minutos				D	esgaste de	e 60 minu	tos
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0,5%					<u> </u>	2%	
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras validadas	10	10	9	10	30	30	29	29
Acurácia (%)	70	0	11,11	30	46,66	$33,\!33$	3,44	34,48
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,321	0,957	0,921	0,742	0,546	0,648	0,960	0,692
Erro quadrático médio	0,508	0,965	0,939	0,831	0,714	0,781	0,966	0,795
Erro absoluto relativo (%)	42,96	127,79	122,94	99,03	72,99	$86,\!55$	128,11	92,42
Erro quadrático relativo (%)	67,88	128,83	125,43	111,01	95,30	104,33	129,04	106,10
Agente vencedor	x	-	-	-	x		-	-

Tipo de defeito da validação	Desgaste de 60 minutos				D	esgaste d	e 60 minu	tos
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	$\leq 4\%$					\leq	8%	
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras validadas	48	50	47	46	81	90	84	79
Acurácia (%)	50	30	4,25	30,43	51,85	30	4,76	24,05
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,512	0,681	0,952	0,734	0,489	0,685	0,948	0,769
Erro quadrático médio	0,682	0,804	0,966	0,825	0,663	0,803	0,965	0,853
Erro absoluto relativo (%)	68,36	90,95	127,14	98,06	65,34	91,52	126,57	102,62
Erro quadrático relativo (%)	91,04	107,32	128,92	110,19	88,48	107,26	128,86	113,94
Agente vencedor	x	-	-	-	x	-	-	-

60 e 90 minutos são apresentados, respectivamente, nas Tabelas 6.59 e 6.60. Em todas as situações de desequilíbrios testadas, o agente vencedor é o responsável por determinar a severidade de 15 minutos, ocasionando erros nas validações de todos os lotes de amostras observados.

Tabela 6.60 – Testes com SMA para identificar a severidade do desgaste excessivo de 90 minutos no rolamento de MIT de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação com modelo treinando com dados de motor de 2 cv.

Tipo de defeito da validação	De	Desgaste de 90 minutos				esgaste de	e 90 minu	tos	
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%					<u> </u>	2%	90 m 29 10 0 0,883	
Agente responsável	15 m	15 m 30 m 60 m 90 m 15 m 30 m 60 m						90 m	
Amostras validadas	10	10	9	10	30	30	29	29	
Acurácia (%)	30	0	0	10	43,33	0	3,44	10	
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	
Erro absoluto médio	0,738	0,999	0,954	0,900	0,607	0,998	0,916	0,883	
Erro quadrático médio	0,810	0,999	0,957	0,948	0,735	0,998	0,935	0,932	
Erro absoluto relativo (%)	98,60	133,32	127,44	120,22	81,02	133,20	122,35	117,90	
Erro quadrático relativo (%)	108,22	133,32	127,82	$126,\!53$	98,13	133,20	124,80	124,38	
Agente vencedor	x	-	-	-	x	-	-	-	

Tipo de defeito da validação	De	Desgaste de 90 minutos				esgaste de	e 90 minu	tos
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	≤ 4%					<u> </u>	8%	
Agente responsável	15 m	30 m	60 m	90 m	15 m	30 m	60 m	90 m
Amostras validadas	48	50	47	46	81	90	84	79
Acurácia (%)	43,75	0	17,02	10,86	49,38	1,11	$28,\!57$	7,59
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,581	0,988	0,813	0,888	0,529	0,979	0,714	0,912
Erro quadrático médio	0,725	0,990	0,871	0,937	0,694	0,985	0,806	0,949
Erro absoluto relativo (%)	77,59	131,97	108,62	118,59	70,64	130,75	95,34	121,75
Erro quadrático relativo (%)	96,77	132,24	116,26	125,07	92,74	131,46	107,64	126,70
Agente vencedor	x	_	-	-	x	_		-

6.3.3.4 Determinação da Severidade de Defeitos no Rolamento com Desgaste Excessivo por um Único Modelo Multiclassificador

A determinação da severidade dos defeitos inerentes ao desgaste no rolamento de um MIT foi implementada por meio de um multiclassificador neural do tipo MLP com quatro padrões classificatórios 0001, 0010, 0100 e 1000, relativos respectivamente aos desgastes de 15, 30, 60 e 90 minutos. Este modelo neural possui uma topologia composta por 30 entradas, 16 neurônios na camada oculta com função de ativação tangente hiperbólica e 4 saídas com função de ativação linear.

Na Tabela 6.61 são apresentados os resultados das classificações das amostras com modelo treinado e validado com amostras do motor de 1 cv. Os resultados da validação foram organizados por faixas de desequilíbrios de tensão. Analisando os resultados dos testes, nota-se que as amostras com desgaste de 60 minutos apresentaram acurácia acima de 86% em todas as situações de desequilíbrio. Contudo, nas amostras com desgastes de 15, 30 e 90 minutos, os resultados da classificação se mostram com acurácia menores que 80,11%. Tais erros foram ocasionados pela dificuldade da separabilidade dos padrões de cada tipo de severidade observado.

Tabela 6.61 – Testes com um único modelo multiclassificador para identificar a severidade do desgaste do rolamento de MITs de 1 cv com modelo treinando com dados de motor de 1 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação.

Defeito das amostras	Desgaste de 15 minutos			Desgaste de 30 minutos				
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$
Quantidade de amostras	10	30	49	86	10	30	50	89
Acurácia (%)	60	70	55,1	52,32	80,11	50	50	46,06
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,163	0,169	0,199	0,205	0,097	0,226	0,223	0,223
Erro quadrático médio	0,348	0,349	0,385	0,402	0,432	0,431	0,420	$0,\!417$
Erro absoluto relativo (%)	50,93	53,06	62,42	64,15	67,75	70,62	69,84	69,75
Erro quadrático relativo (%)	87,10	87,39	96,41	100,54	108,13	107,98	105,06	104,25
Defeito das amostras	Des	Desgaste de 60 minutos			Desgaste de 90 minutos			
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	≤ 8%	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	≤ 8%
Quantidade de amostras	10	30	50	90	10	30	50	89
Acurácia (%)	90	90	86	86,66	30	$36,\!33$	34	30,33
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,047	0,070	0,080	0,079	0,284	0,253	0,273	0,282
Erro quadrático médio	0,142	0,190	0,214	0,224	0,491	0,445	0,468	$0,\!479$
Erro absoluto relativo (%)	14,88	22,03	25,11	24,96	88,82	79,07	85,54	$88,\!15$
Erro quadrático relativo (%)	35,51	47,58	53,64	56,11	122,80	111,37	117,04	119,87

No testes realizados com modelo neural treinado e validado a partir de amostras do MIT de 2 cv com defeito de desgaste excessivo no rolamento, observa-se as mesmas dificuldades das amostras testadas do motor de 1 cv para determinar o padrão correto da severidade dos defeitos, conforme pode ser visto na Tabela 6.62.

Os testes de robustez para a determinação da severidade por multiclassificador com único modelo foram realizados e os seus resultados são apresentados na Tabela 6.63. Notase que na validação das amostras desgastadas por 30 minutos, não houve nenhum acerto na classificação. Nos demais níveis de severidade testados, a acurácia se apresentou menor que 47%.

Tabela 6.62 – Testes com um único modelo multiclassificador para identificar a severidade do desgaste do rolamento de MITs de 2 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação.

Defeito das amostras	Desgaste de 15 minutos				Desgaste de 30 minutos			
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	≤ 8%	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$
Quantidade de amostras	10	30	49	88	10	30	50	90
Acurácia (%)	40	50	46,93	46,59	20	40	46	44,44
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,240	0,213	0,214	0,221	0,274	0,236	0,208	0,220
Erro quadrático médio	0,445	0,408	0,408	0,418	0,481	0,436	0,409	0,415
Erro absoluto relativo (%)	75,01	$66,\!56$	67,00	69,24	85,77	73,99	65,00	68,85
Erro quadrático relativo (%)	111,24	102,12	102,14	104,64	$120,\!25$	109,12	102,37	103,92
Defeito das amostras	De	Desgaste de 60 minutos			Desgaste de 90 minutos			
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	≤ 8%	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	≤ 8%
Quantidade de amostras	10	28	48	88	10	30	50	90
Acurácia (%)	50	60,71	66,66	67,04	40	60	52	45,55
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0
Erro absoluto médio	0,176	0,162	0,146	0,133	0,291	0,177	0,192	0,224
Erro quadrático médio	0,363	$0,\!353$	0,330	0,306	0,496	0,377	0,392	$0,\!428$
Erro absoluto relativo (%)	55,01	50,62	45,63	41,76	90,96	55,56	60,15	70,25
Erro quadrático relativo (%)	90,78	88,45	82,54	76,49	124,06	94,43	98,13	107,02

Tabela 6.63 – Testes com um único modelo multiclassificador para identificar a severidade do desgaste do rolamento de MITs de 1 cv com modelo treinando com dados de motor de 2 cv separado por faixas de desequilíbrio de tensão na alimentação.

Defeito das amostras	Desgaste de 15 minutos				Desgaste de 30 minutos				
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	$\leq 8\%$	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	≤ 8%	
Quantidade de amostras	10	30	48	81	10	30	50	90	
Acurácia (%)	30	40	46	46,66	0	0	0	0	
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	
Erro absoluto médio	0,281	0,224	0,225	0,241	0,399	0,400	0,400	0,400	
Erro quadrático médio	0,494	0,434	0,417	0,429	0,603	0,573	0,578	0,581	
Erro absoluto relativo (%)	87,82	70,21	70,39	75,40	124,81	125	125	124,99	
Erro quadrático relativo (%)	123,61	108,57	104,39	107,28	150,79	143,43	144,73	145,44	
Defeito das amostras	De	Desgaste de 60 minutos			Desgaste de 90 minutos				
Situação de desequilíbrio (V_{abc})	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	≤ 8%	< 0.5%	$\leq 2\%$	$\leq 4\%$	≤ 8%	
Quantidade de amostras	9	29	47	84	10	29	46	79	
Acurácia (%)	0	3,44	4	4,76	20	13,79	10,86	8,86	
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	
Erro absoluto médio	0,398	0,384	0,380	0,382	0,317	0,342	0,356	0,362	
Erro quadrático médio	0,596	0,571	$0,\!559$	0,559	$0,\!526$	0,544	0,554	0,554	
Erro absoluto relativo (%)	124,61	120,10	118,96	$119,\!57$	99,08	106,99	111,50	113,31	
Erro quadrático relativo (%)	149,22	142,82	139,90	139,75	$131,\!57$	$136,\!20$	138,59	138,70	

Nos resultados apresentados nesta subseção, observa-se que as três estratégias para a definição da severidade dos defeitos nos rolamentos de MITs retornaram elementos estatísticos representativos em relação ao diagnóstico requerido. Na maior parte das verificações foi possível atingir a generalização e robustez frente aos dados provenientes dos motores com potências de 1 e 2 cv. Ademais, as validações separadas por faixas de desequilíbrios, implícitas nas amostras, possibilitaram também avaliar a influência deste fenômeno nos testes. Destaca-se o SMA, com modelos redundantes, no qual possibilitaram um diagnóstico final mais confiável.

6.4 Conclusão do Capítulo

Neste capítulo foram apresentados os resultados experimentais para a determinação da severidade dos defeitos em MITs com sinais adquiridos por meio de uma bancada de experimentos previamente instalada em laboratório. Neste contexto, foram realizados vários ensaios com dois tipos de motores, aplicando variação de carga no eixo da máquina e desequilíbrio de tensão na alimentação elétrica trifásica. Os defeitos investigados, em diferentes níveis de severidade, são relacionados aos curto-circuitos nas bobinas do estator, barras quebradas do rotor e desgaste no rolamento. Ademais, criou-se uma base de dados para construir os modelos inteligentes e validar o sistema proposto para detecção destes defeitos. Assim como nos testes dos outros capítulos desta tese, o pré-processamento dos dados é baseado no método de discretização dos sinais das correntes trifásicas no domínio do tempo de MITs. Esta técnica consiste na construção de um vetor com pontos equidistantes de um semiciclo de onda de cada corrente do motor. Estes conjuntos de pontos revelam a amplitude no instante de tempo e caracterizam o comportamento do motor, possibilitando que os sistemas inteligentes criem modelos padrões para identificar defeitos e também determinar a sua severidade. Observa-se que em todos os testes foram consideradas adversidades implícitas às amostras como variação do conjugado de carga, desequilíbrio de tensão na alimentação trifásicas do motor e diferentes níveis de severidades de cada defeito explorado.

O emprego das técnicas de multiclassificação com modelo único, SMA e estimador com aproximador funcional, seguiram o mesmo padrão em todas as situações de defeitos investigadas. Na validação das amostras, os resultados foram divididos em níveis de desequilíbrio de tensão aplicado na alimentação da máquina averiguada, possibilitando aferir a influência deste fenômeno na qualidade da definição e severidade do defeito.

Em relação aos resultados referentes aos testes das amostras com defeitos no estator, rotor e rolamento, é possível observar que no geral o sistema define com bom desempenho a presença destes defeitos em um MIT.

No diagnóstico da extensão dos problemas dos motores, o sistema de multiclassificação com um único modelo apresentou resultados de acurácias superiores a 88% quando utilizados dados de um mesmo motor com defeitos no estator para treinar e validar. Entretanto, nas amostras com defeitos nos rolamento e rotor a resposta do sistema apresentou resultados menos promissores na técnica empregada.

Os SMAs testados, para identificar as severidades dos defeitos nos MITs, apresentaram resultados finais com 100% de acerto nos casos testados com dados oriundos de motores com a mesma potência. Contudo, na verificação da robustez para validação da severidade de defeitos no rolamento, os resultados se mostraram equivocados nos testes com desgastes de 30, 60 e 90 minutos. Também no teste de robustez, para a verificação da severidade de amostras com 2|2 B, o sistema apontou equivocadamente que as amostras tinham problemas de 2 B.

A técnica com aproximador funcional aplicada na determinação da severidade do estator revelou resultados promissores baseados nos termos estatísticos, inclusive nos testes de robustez do sistema. Contudo, nos resultados dos testes com dados oriundos do motor com defeitos no rotor e rolamento, apresentaram-se com índices estatísticos bem abaixo dos testes efetuados com dados de motores com defeitos no estator.

Observa-se ainda nos resultados apresentados neste capítulo que quanto menor é o desequilíbrio de tensão na alimentação da máquina, melhor é a precisão dos diagnósticos dos defeitos e das suas severidades. Contudo, o desequilíbrio de até 8% não inviabiliza o diagnóstico correto em parte dos testes efetuados. Outro ponto a ser destacado é que quanto mais grave for a severidade, mais facilmente o sistema de detecção de defeito executa as suas ações corretamente.

Por fim, na Tabela 6.64 é apresentada uma breve e resumida comparação entre a metodologia das estratégias para a determinação da severidade deste trabalho com alguns estudos recentes disponíveis na literatura. Informações mais detalhadas e abrangentes relacionadas aos métodos comparados podem ser encontrados em Irfan et al. (2015), Zhang et al. (2015), Eftekhari et al. (2014), Shi et al. (2014) e Moosavi et al. (2015).

Tabela 6.64 – Resumo de artigos publicados recentemente comparando com os resultados desta pesquisa em relação à exploração da severidade dos defeitos em MITs.

	1	2	3	4	5	Este Trabalho
Motores	0.5 cv	2 cv	2 cv	5 cv	PMSM	1 cv e 2 cv
Pré-processamento	FFT	EP	Elipse 3-D	Wave let	FFT	T-Discretização
Dados	I/V	Vib	\bar{I}	I/V	I	I
Método	ÁPI	SVM	MM	$\dot{\mathrm{M}}\mathrm{M}$	RNA	RNA/SMA
Severidade	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Desequilíbrio das tensões	Não	Não	Não	Não	Não	Sim
Variação de carga	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Defeito estator	Não	Não	Sim	Não	Sim	Sim
Defeito rotor	Não	Não	Não	Sim	Não	Sim
Defeito rolamento	Sim	Sim	Não	Não	Não	Sim
Tipo de resultado	AF	DE	DE	DE	DE	DE

- 1 Irfan et al. (2015)
- 2 Zhang et al. $\left(2015\right)$
- 3 Eftekhari et al. (2014)
- 4 Shi et al. (2014)
- 5 Moosavi et al. (2015)

AF = Análise da frequência

 $\mathrm{DE} = \mathrm{Dados} \ \mathrm{estat} \mathrm{\acute{i}sticos}$

SMA = Sistema multiagente

EP = Entropia por permutação

MM = Modelagem matemática

T = Domínio do tempo

PMSM = Permanent magnet synchronous motor

Vib = Vibração

Conclusões Gerais, Diretivas Futuras e Produções Científicas

7.1 Conclusões Gerais

Neste trabalho foram apresentadas técnicas computacionais com análise no domínio do tempo para reconhecimento de defeitos em motores de indução trifásicos com acionamento direto. Os defeitos considerados foram falhas elétricas relacionadas à barras quebradas nos rotores, curtos-circuitos entre bobinas da mesma fase do estator e problemas relativos ao desgaste excessivo, curto-circuito na pista externa, ranhura na pista externa e interna em rolamentos.

Dentre os desafios desta pesquisa, um deles foi a aquisição dos dados relativos aos motores por meio da bancada experimental. Neste contexto, foram realizados vários ensaios com três motores diferentes, aplicando uma ampla faixa de variação de carga no eixo do motor e alternando valores tensão entre as fases provocando desequilíbrio desta grandeza na alimentação das máquinas.

Para a concretização dos experimentos, todos os defeitos foram reproduzidos em laboratório, embasado em experiências disponíveis na literatura. Para a reprodução dos defeitos no estator, os motores de 1 e 2 cv foram rebobinados e aplicados *taps* de derivação dos enrolamentos. Quando as referidas chaves são acionadas ocorre curto-circuito entre as espiras de uma mesma bobina, conforme percentual selecionado.

Para os defeitos no rotor, quatro rotores de cada potência de motor (1 e 2 cv) foram seccionadas em 1 barra, 2 barras e 4 barras consecutivas, além de um rotor com 2 barras quebradas consecutivas e mais 2 barras diametralmente opostas.

Enfim, para a reconstrução dos defeitos nos rolamentos, foram então geradas falhas de ranhuras na pista interna e externa feitas com uma mini-retífica, curto-circuito na pista externa e desgaste excessivo proporcionado por contaminantes, gerando vários níveis de comprometimento.

Na aplicação de todas as técnicas computacionais desta tese, o pré-processamento dos

dados foi baseado no método de discretização dos sinais de correntes e/ou tensões relativas aos motores no domínio do tempo. Esta técnica consistiu na construção de um vetor com pontos equidistantes de um semiciclo de onda de cada grandeza. Estes conjuntos de pontos caracterizam o comportamento do motor e possibilitam que os métodos classificadores criem um modelo padrão para identificação do problema relacionado ao estado da máquina.

O estudo entre algumas técnicas inteligentes para classificação de padrões de defeitos permite que se avalie a precisão destes métodos quando os sinais discretizados das correntes no domínio do tempo são entradas do sistema. Observou-se que, no geral, os métodos k-NN, RNA/MLP e SVM se comportaram entre os melhores, gerando resultados promissores na condição de testes com variação do número de pontos discretizados utilizado somente os sinais de correntes e também com o emprego de sinais de tensão em conjunto.

A aplicação de SMA no contexto da classificação de defeitos em MITs possibilitou uma nova abordagem em que os agentes, que possui comportamento especialista em definir um tipo específico de defeito, possam interagir e trabalhar em conjunto de forma a realizar as tarefas e atingir os objetivos que é a definição específica da falha. Além disso, em função da necessidade de um sistema híbrido para possibilitar a diversificação de métodos classificadores com a finalidade de produzir resultados mais promissores foi proposto um SMA com entidades responsáveis por tipos divergentes de defeitos e com comportamentos classificadores. Esta técnica mostrou-se robusta para diversas situações e os resultados de acurácia se mostraram promissores, promovendo uma alternativa aos métodos tradicionais.

Por fim, a avaliação da severidade dos defeitos no estator, rotor e rolamento foi investigada neste trabalho. Para isto, três abordagens diferentes de estratégias para explorar a severidade foram adotadas: baseada em multiclassificação com um único modelo, baseada em SMA e baseada em estimar por aproximador funcional. Neste contexto, também foi explorada a influência do desequilíbrio das tensões na determinação das falhas incipientes e da respectiva severidade. Nos testes avaliados, no geral, os defeitos no estator obtiveram os melhores desempenhos em relação aos demais defeitos averiguados. Em relação à técnica empregada, o SMA apresentou desempenho promissor, uma vez que a construção do modelo permite a redundância nos modelos especialistas. O estimador por aproximador funcional apresentou boa perspectiva na definição das severidades de defeitos no estator. Contudo, nas demais falhas incipientes observadas, não houve concordâncias com a realidade.

Observa-se ainda nos resultados apresentados no Capítulo 6 que quanto menor é o desequilíbrio de tensão na alimentação da máquina, melhor é a precisão do diagnóstico do defeito e da sua severidade. Todavia, o desequilíbrio até 8% não inviabiliza o diagnóstico correto em grande parte dos testes efetuados. Outro ponto a ser destacado é que quanto

7.2. Diretivas Futuras 171

mais grave for a severidade, mais facilmente o sistema de detecção de defeito executa as suas ações corretamente.

Baseado nesses elementos conclusivos, as principais contribuições desta tese podem ser expressas e resumidas nos seguintes tópicos:

Utilização de técnicas de pré-processamento capazes de compor a etapa do processo de identificação de falhas incipientes baseadas no domínio do tempo;
Teste e validação de técnicas empregadas em diversos processos de defeitos e em adversidades relacionadas à qualidade da energia elétrica como o desequilíbrio de tensão na alimentação da máquina e ampla variação de carga mecânica no eixo do motor;
Teste de técnicas inteligentes conhecidas na literatura (RNAs, sistemas baseados em árvores de decisão, regras, vetores de suporte, teorema de Bayes e k -NN) aplicadas aos sinais de tensões ou correntes discretizados no domínio do tempo;
Desenvolvimento de um sistema computacional baseado na arquitetura SMA para diagnosticar defeitos de curto-circuito nos enrolamentos do estator, quebra de barras do rotor e rolamentos de um MIT, a partir de dados extraídos da tensão e corrente elétrica trifásica do estator;
Aplicação das técnicas de multiclassificação com modelo único, SMA e estimador por aproximador funcional, para identificação de defeitos e as respectivas severidades demonstrando resultados separados por faixas de desequilíbrios de tensões das amostras validadas.

7.2 Diretivas Futuras

As diretivas para trabalhos futuros desta pesquisa consistem em aperfeiçoar as metodologias e técnicas propostas neste trabalho para identificar defeitos em MITs, conforme os seguintes tópicos sugeridos:

Implementar novas técnicas de pré-processamento no domínio da frequência com a
utilização da mesma metodologia de testes a fim de comparar com os resultados
desta pesquisa;
Embarcar em <i>hardware</i> as soluções propostas nesta tese;

☐ Fazer novas aquisições e aplicação nas metodologias propostas neste trabalho com falhas simultâneas no mesmo motor.

7.3 Produções Científicas

7.3.1 Artigos Publicados em Periódicos

■ Autor principal

- PALÁCIOS, Rodrigo Henrique C.; SILVA, Ivan Nunes; GOEDTEL, Alessandro; GODOY, Wagner F. . A New Multi-Agent Approach to Identifying Faults in Line Connected Three-Phase Induction Motors, Applied Soft Computing, v. X, p. 1-10, 2016. (*Impact Factor*: 2.810)
- PALÁCIOS, Rodrigo Henrique C.; GOEDTEL, Alessandro; GODOY, Wagner F.; FABRI, J. A. Fault Identification in the Stator Winding of Induction Motors using PCA with Artificial Neural Networks. Journal of Control, Automation and Electrical Systems, v. X, p. 1-13, 2016.
- PALÁCIOS, Rodrigo Henrique C.; SILVA, Ivan Nunes; GOEDTEL, Alessandro; GODOY, Wagner F. . A comprehensive evaluation of intelligent classifiers for fault identification in three-phase induction motors. Electric Power Systems Research (Print), v. 127, p. 249-258, 2015. (Impact Factor: 1.749)
- PALÁCIOS, Rodrigo Henrique C.; SILVA, Ivan Nunes; GOEDTEL, Alessandro; GODOY, Wagner F.; OLESKOVICZ, MÁRIO. A Robust Neural Method to Estimate Torque in Three-Phase Induction Motor. Journal of Control, Automation and Electrical Systems, v. 25, p. 493-502, 2014.

Colaboração direta

- GODOY, Wagner F.; SILVA, Ivan Nunes; GOEDTEL, Alessandro; PA-LÁCIOS, Rodrigo Henrique Cunha; LOPES, Tiago D. . An application of intelligent tools to detect and classify broken rotor bars in three-phase induction motors fed by an inverter. IET Electric Power Applications, v. X, p. 1-10, 2016 (Impact Factor: 1.211).
- GODOY, Wagner F.; SILVA, Ivan Nunes; GOEDTEL, Alessandro; PALÁ-CIOS, Rodrigo Henrique Cunha. Evaluation of stator winding faults severity in inverter-fed induction motors. Applied Soft Computing (Print), v. 32, p. 420-431, 2015 (Impact Factor: 2.81).

7.3.2 Artigos Publicados em Conferências Internacionais

☐ Autor principal

PALÁCIOS, Rodrigo Henrique C.; SILVA, Ivan Nunes; GOEDTEL, Alessandro; GODOY, Wagner F.. Neuro-Fuzzy Approach to Estimate the Torque

in Three-Phase Induction Motors with Unbalanced Power. In: 11th IFAC Workshop on Intelligent Manufacturing Systems (IMS 13), 2013, São Paulo - Brasil. Proceedings of the 11th IFAC Workshop on Intelligent Manufacturing Systems, 2013.

☐ Colaboração direta

- GODOY, Wagner Fontes; SILVA, Ivan Nunes; GOEDTEL, Alessandro; PA-LÁCIOS, Rodrigo Henrique Cunha; GONGORA, Wylliam Salviano. Neural Approach for Bearing Fault Classification in Induction Motors by Using Motor Current and Voltage. In: 2014 IEEE World Congress on Computational Intelligence, 2014, Pequim. Proceedings of the 2014 IEEE World Congress on Computational Intelligence, 2014. p. 2087-2092.
- GODOY, W. F.; SILVA, Ivan Nunes; GOEDTEL, Alessandro; PALÁCIOS, Rodrigo Henrique C. . Fuzzy Logic Applied at Industrial Roasters in the Temperature Control. In: 11th IFAC Workshop on Intelligent Manufacturing Systems (IMS 13), 2013, São Paulo Brasil. Proceedings of the 11th IFAC Workshop on Intelligent Manufacturing Systems, 2013.

7.3.3 Artigos Publicados em Conferências Nacionais

☐ Autor principal

- PALÁCIOS, Rodrigo Henrique C.; SILVA, Ivan Nunes; GOEDTEL, A.; GODOY, Wagner F.; LOPES, Tiago Drummond. Reconhecedor Neural de Defeitos no Estator em Motores de Indução Trifásicos Apoiado por Análise de Componentes Principais. In: XII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, 2015, Natal, RN, Brasil. XII SBAI, 2015.
- PALÁCIOS, Rodrigo Henrique C.; SILVA, Ivan Nunes; GOEDTEL, Alessandro; GODOY, Wagner F.; GONGORA, W. S.; LOPES, Tiago Drummond. Estudo Comparativo entre SVM e RNA no Reconhecimento de Defeito em Rolamentos de Motores de Indução. In: XX Congresso Brasileiro de Automática, 2014, Belo Horizonte, MG, Brasil. XX CBA, 2014.
- PALÁCIOS, Rodrigo Henrique C.; SILVA, Ivan Nunes; GODOY, Wagner F.; GOEDTEL, Alessandro; OLESKOVICZ, M. . Estimador de Torque em Motores de Indução Trifásicos com Alimentação Desequilibrada Baseado em Redes Neurais Artificiais. In: X Conferência Brasileira sobre Qualidade da Energia Elétrica, 2013, Araxá-MG. X CBQEE, 2013.

☐ Colaboração direta

- GODOY, W. F.; SILVA, Ivan Nunes; GOEDTEL, Alessandro; PALACIOS,
 R. H. C.; BAZAN, G. H. Sistemas Inteligentes Aplicados no Diagnóstico de Barras Quebradas de Rotor em Motores de Indução Alimentados por Inversores de Frequência. In: XII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, 2015, Natal/RN/Brasil. XII SBAI, 2015.
- LOPES, Tiago Drummond; GOEDTEL, Alessandro; PALACIOS, R. H. C.;
 BAZAN, G. H.; GODOY, W. F. . Análise Comparativa da Detecção de Defeitos em Rolamentos em Motores de Indução Trifásicos Utilizando RBF e SFAM.
 In: XII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, 2015, Nata/RN/Brasil.
 XII SBAI, 2015.
- LOPES, Tiago Drummond ; GOEDTEL, A. ; PALACIOS, R. H. C. ; GODOY, W. F. ; GRACIOLA, C. L. . Um Estudo de Redes Neurais Artificiais do Tipo PMC na Detecção de Defeitos nos Rolamentos de Máquinas de Indução. In: XII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, 2015, Natal/RN/Brasil. XII SBAI, 2015.
- GODOY, W. F.; SILVA, Ivan Nunes; PALÁCIOS, Rodrigo Henrique C.; GOEDTEL, Alessandro; GRACIOLA, C. L.; BRONIERA, P. . Rede Fuzzy Artmap para Classificação de Falhas de Estator em Motores de Indução Trifásicos. In: XX Congresso Brasileiro de Automática, 2014, Belo Horizonte, MG, Brasil. XX Congresso Brasileiro de Automática, 2014.
- GODOY, W. F.; SILVA, Ivan Nunes; GONGORA, W. S.; GOEDTEL, Alessandro; PALÁCIOS, Rodrigo Henrique C. . Classificação de Falhas em Rolamentos de Motores de Indução Trifásicos Utilizando Redes Neurais Artificiais. In: XI Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI), 2013, Fortaleza/CE. XI Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI), 2013.

AHA, D.; KIBLER, D. Instance-based learning algorithms. **Machine Learning**, 1991. v. 6, p. 37–66, 1991.

ALANIS, A. Y.; SANCHEZ, E. N.; LOUKIANOV, A. G. Real-time discrete backstepping neural control for induction motors. **IEEE Latin America Transactions**, 2012. v. 19, n. 2, p. 359–366, 2012.

ALPAYDIN, E. Introduction to Machine Learning. 2nd. ed. [S.l.]: The MIT Press, 2010. ISBN 026201243X, 9780262012430.

ARABACI, H.; BILGIN, O. Automatic detection and classification of rotor cage faults in squirrel cage induction motor. **Neural Computing and Applications**, 2010. Springer-Verlag, v. 19, n. 5, p. 713–723, 2010. ISSN 0941-0643.

ARAÚJO, N. V. d. S. Kappa-Pso-Artmap Fuzzy: Uma Metodologia para Detecção de Intrusos Baseado em Seleção de Atributos e Otimização de Parâmetros numa Rede Neural Artmap Fuzzy. 112 p. Tese (Doutorado) — Universidade Estadual Paulista 1Júlio de Mesquita Filho, Ilha Solteira-SP-Brasil, 2013.

ARAÚJO, R.; RODRIGUES, R. A.; PAULA, H. D. Premature wear and recurring bearing failures in three-phase induction motors: A case study. **IEEE Latin America Transactions**, 2011. v. 9, n. 4, p. 528–533, 2011. ISSN 1548-0992.

ARAÚJO, R.; RODRIGUES, R. A.; PAULA, H. D.; BACCARINI, L. M. R. Desgaste prematuro e falhas recorrentes dos rolamentos de um mit: Estudo de caso. In: **9th IEEE IAS International Conference on Industry Applications**. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1–6.

ASFANI, D.; MUHAMMAD, A.; SYAFARUDDIN; PURNOMO, M.; HIYAMA, T. Temporary short circuit detection in induction motor winding using combination of wavelet transform and neural network. **Expert Systems with Applications**, 2012. Pergamon Press, Inc., Tarrytown, NY, USA, v. 39, n. 5, p. 5367–5375, Apr. 2012. ISSN 0957-4174.

AYDIN, I.; KARAKOSE, M.; AKIN, E. An adaptive artificial immune system for fault classification. **Journal of Intelligent Manufacturing**, 2012. Springer US, v. 23, n. 5, p. 1489–1499, 2012. ISSN 0956-5515.

_____. An approach for automated fault diagnosis based on a fuzzy decision tree and boundary analysis of a reconstructed phase space. **ISA Transactions**, 2014. v. 53, n. 2, p. 220–229, 2014. ISSN 0019-0578.

BACCARINI, L. M. R. **Detecção e Diagnóstico de Falhas em Motores de Indução**. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte-MG-Brasil, 2005.

BACCARINI, L. M. R.; MENEZES, B. R. d.; CAMINHAS, W. M. Fault induction dynamic model, suitable for computer simulation: Simulation results and experimental validation. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2010. v. 24, n. 1, p. 300–311, 2010. ISSN 0888-3270.

BARZEGARAN, M.; MAZLOOMZADEH, A.; MOHAMMED, O. Fault diagnosis of the asynchronous machines through magnetic signature analysis using finite-element method and neural networks. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, 2013. v. 28, n. 4, p. 1064–1071, Dec 2013. ISSN 0885-8969.

BATTITI, R.; COLLA, A. M. Democracy in neural nets: Voting schemes for classification. **Neural Networks**, 1994. v. 7, n. 4, p. 691–707, 1994. ISSN 0893-6080.

BAYRAM, D.; SEKER, S. Anfis model for vibration signals based on aging process in electric motors. **Soft Computing**, 2015. Springer Berlin Heidelberg, v. 19, n. 4, p. 1107–1114, 2015. ISSN 1432-7643.

BECHOUCHE, A.; SEDIKI, H.; ABDESLAM, D. O.; HADDAD, S. A novel method for identifying parameters of induction motors at standstill using adaline. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, 2012. v. 27, n. 1, p. 105–116, March 2012. ISSN 0885-8969.

BELLIFEMINE, F. L.; CAIRE, G.; GREENWOOD, D. Developing Multi-Agent Systems with JADE. [S.l.]: Wiley, 2007.

BELLINI, A.; FILIPPETTI, F.; TASSONI, C.; CAPOLINO, G. A. Advances in diagnostic techniques for induction machines. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2008. v. 55, n. 12, p. 4109–4126, 2008. ISSN 0278-0046.

BENBOUZID, M. E. H. A review of induction motors signature analysis as a medium for faults detection. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2000. v. 47, n. 5, p. 984–993, 2000. ISSN 0278-0046.

BISHOP, C. M. Pattern Recognition and Machine Learning (Information Science and Statistics). Secaucus, NJ, USA: Springer-Verlag New York, Inc., 2006. ISBN 0387310738.

BLODT, M.; GRANJON, P.; RAISON, B.; ROSTAING, G. Models for bearing damage detection in induction motors using stator current monitoring. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2008. v. 55, n. 4, p. 1813–1822, 2008. ISSN 0278-0046.

BOLLEN, M. H. J.; RIBEIRO, P.; GU, I. Y. H.; DUQUE, C. A. Trends, challenges and opportunities in power quality research. **European Transactions on Electrical Power**, 2009. v. 20, n. 1, p. online, 2009. ISSN 1546-3109.

BONNETT, A.; SOUKUP, G. Cause and analysis of stator and rotor failures in three-phase squirrel-cage induction motors. **IEEE Transactions on Industry Applications**, 1992. v. 28, n. 4, p. 921–937, 1992. ISSN 0093-9994.

- BOSSIO, J. M.; ANGELO, C. H.; BOSSIO, G. R. Self-organizing map approach for classification of mechanical and rotor faults on induction motors. **Neural Computing and Applications**, 2013. Springer-Verlag, v. 23, n. 1, p. 41–51, 2013. ISSN 0941-0643.
- BOUKRA, T.; LEBAROUD, A.; CLERC, G. Statistical and neural-network approaches for the classification of induction machine faults using the ambiguity plane representation. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2013. v. 60, n. 9, p. 4034–4042, Sep. 2013. ISSN 0278-0046.
- BRITO, J. N. Desenvolvimento de um Sistema Inteligente Hibrido para Diagnóstico de Falhas em Motores de Indução Trifásico. 238 p. Tese (Doutorado) Universidade Estadual de Campinas, Campinas-SP-Brasil, 2002.
- BRONIERA, P. Diagnóstico de curto-circuito no enrolamento de estator em máquinas de indução trifásicas utilizando redes neurais artificiais. 123 p. Tese (Mestrado) Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Cornélio Procópio-PR-Brasil, 2014.
- BUSE, D. P.; SUN, P.; WU, Q.; FITCH, J. Agent-based substation automation. **IEEE Power and Energy Magazine**, 2003. v. 1, n. 2, p. 50–55, Mar 2003. ISSN 1540-7977.
- CABAL-YEPEZ, E.; VALTIERRA-RODRIGUEZ, M.; ROMERO-TRONCOSO, R.; GARCIA-PEREZ, A.; OSORNIO-RIOS, R.; MIRANDA-VIDALES, H.; ALVAREZ-SALAS, R. Fpga-based entropy neural processor for online detection of multiple combined faults on induction motors. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2012. v. 30, n. 0, p. 123 130, 2012. ISSN 0888-3270.
- CHEN, C.; ZHANG, B.; VACHTSEVANOS, G.; ORCHARD, M. Machine condition prediction based on adaptive neuro-fuzzy and high-order particle filtering. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2011. v. 58, n. 9, p. 4353–4364, 2011. ISSN 0278-0046.
- CHEN, S.; ZIVANOVIC, R. Modelling and simulation of stator and rotor fault conditions in induction machines for testing fault diagnostic techniques. **European Transactions on Electrical Power**, 2010. John Wiley & Sons, Ltd., v. 20, n. 5, p. 611–629, 2010. ISSN 1546-3109.
- CHILENGUE, Z.; DENTE, J. A.; BRANCO, P. J. C. An artificial immune system approach for fault detection in the stator and rotor circuits of induction machines. **Electric Power Systems Research**, 2011. v. 81, n. 1, p. 158–169, 2011. ISSN 0378-7796.
- COHEN, W. W. Fast effective rule induction. In: **Twelfth International Conference** on Machine Learning. [S.l.]: Morgan Kaufmann, 1995. p. 115–123.
- COPPIN, B. Inteligência Artificial. [S.l.]: LTC, 2012. ISBN 9788521617297.
- COVER, T. Estimation by the nearest neighbor rule. **IEEE Transactions on Information Theory**, 1968. v. 14, n. 1, p. 50–55, 1968. ISSN 0018-9448.

- D'ANGELO, M. F.; PALHARES, R. M.; COSME, L. B.; AGUIAR, L. A.; FONSECA, F. S.; CAMINHAS, W. M. Fault detection in dynamic systems by a fuzzy/bayesian network formulation. **Applied Soft Computing**, 2014. v. 21, n. 0, p. 647 653, 2014. ISSN 1568-4946.
- D'ANGELO, M. F.; PALHARES, R. M.; TAKAHASHI, R. H.; LOSCHI, R. H.; BACCARINI, L. M.; CAMINHAS, W. M. Incipient fault detection in induction machine stator-winding using a fuzzy-bayesian change point detection approach. **Applied Soft Computing**, 2011. v. 11, n. 1, p. 179–192, 2011. ISSN 1568-4946.
- DAS, S.; PURKAIT, P.; KOLEY, C.; CHAKRAVORTI, S. Performance of a load-immune classifier for robust identification of minor faults in induction motor stator winding. **IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation**, 2014. v. 21, n. 1, p. 33–44, February 2014. ISSN 1070-9878.
- DAVIDSON, E.; MCARTHUR, S.; MCDONALD, J. R.; CUMMING, T.; WATT, I. Applying multi-agent system technology in practice: automated management and analysis of scada and digital fault recorder data. In: **IEEE Power Engineering Society General Meeting**. [S.l.: s.n.], 2006. p. 1 pp.—.
- DIMEAS, A.; HATZIARGYRIOU, N. Operation of a multiagent system for microgrid control. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2005. v. 20, n. 3, p. 1447–1455, Aug 2005. ISSN 0885-8950.
- DRIF, M.; CARDOSO, A. Stator fault diagnostics in squirrel cage three-phase induction motor drives using the instantaneous active and reactive power signature analyses. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, 2014. v. 10, n. 2, p. 1348–1360, May 2014. ISSN 1551-3203.
- DROBNIC, K.; NEMEC, M.; FISER, R.; AMBROZIC, V. Simplified detection of broken rotor bars in induction motors controlled in field reference frame. **Control Engineering Practice**, 2012. v. 20, n. 8, p. 761–769, 2012. ISSN 0967-0661.
- EBRAHIMI, B.; ROSHTKHARI, M. J.; FAIZ, J.; KHATAMI, S. Advanced eccentricity fault recognition in permanent magnet synchronous motors using stator current signature analysis. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2014. v. 61, n. 4, p. 2041–2052, April 2014. ISSN 0278-0046.
- EBRAHIMI, B. M.; FAIZ, J.; LOTFI-FARD, S.; PILLAY, P. Novel indices for broken rotor bars fault diagnosis in induction motors using wavelet transform. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2012. v. 30, n. 0, p. 131–145, 2012. ISSN 0888-3270.
- EFTEKHARI, M.; MOALLEM, M.; SADRI, S.; HSIEH, M.-F. Online detection of induction motor's stator winding short-circuit faults. **IEEE Systems Journal**, 2014. v. 8, n. 4, p. 1272–1282, Dec 2014. ISSN 1932-8184.
- ERTUNC, H.; OCAK, H.; ALIUSTAOGLU, C. Ann- and anfis-based multi-staged decision algorithm for the detection and diagnosis of bearing faults. **Neural Computing and Applications**, 2013. Springer-Verlag, v. 22, n. 1, p. 435–446, 2013. ISSN 0941-0643.
- ESFAHANI, E.; WANG, S.; SUNDARARAJAN, V. Multisensor wireless system for eccentricity and bearing fault detection in induction motors. **IEEE/ASME**

Transactions on Mechatronics, 2014. v. 19, n. 3, p. 818–826, June 2014. ISSN 1083-4435.

- FIPA. **FIPA ACL Message Structure Specification**. [S.l.], 2002. Disponível em: http://www.fipa.org/specs/fipa00061>.
- FITZGERALD, A. E.; JR., C. K.; UMANS, S. D. **Máquinas Elétricas**. 6. ed. Porto Alegre: Bookman Companhia Editora, 2006.
- FOUNDATION, E. **Eclipse Project**. 2015. Disponível em: http://eclipse.org/eclipse-/>.
- FÜRNKRANZ, J.; WIDMER, G. Incremental Reduced Error Pruning. In: COHEN, W. W.; HIRSH, H. (Ed.). Proceedings of the 11th International Conference on Machine Learning (ML-94). New Brunswick, NJ: Morgan Kaufmann, 1994. p. 70–77.
- GANDHI, A.; CORRIGAN, T.; PARSA, L. Recent advances in modeling and online detection of stator interturn faults in electrical motors. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2011. v. 58, n. 5, p. 1564–1575, 2011. ISSN 0278-0046.
- GARCÍA-ESCUDERO, L. A.; DUQUE-PEREZ, O.; MORINIGO-SOTELO, D.; PEREZ-ALONSO, M. Robust condition monitoring for early detection of broken rotor bars in induction motors. **Expert Systems with Applications**, 2011. v. 38, n. 3, p. 2653–2660, 2011. ISSN 0957-4174.
- GARCIA-PEREZ, A.; ROMERO-TRONCOSO, R. J.; CABAL-YEPEZ, E.; OSORNIO-RIOS, R. A.; LUCIO-MARTINEZ, J. A. Application of high-resolution spectral analysis for identifying faults in induction motors by means of sound. **Journal of Vibration and Control**, 2012. v. 18, n. 11, p. 1585–1594, 2012.
- GARCIA-RAMIREZ, A. G.; MORALES-HERNANDEZ, L. A.; OSORNIO-RIOS, R. A.; BENITEZ-RANGEL, J. P.; GARCIA-PEREZ, A.; ROMERO-TRONCOSO, R. de J. Fault detection in induction motors and the impact on the kinematic chain through thermographic analysis. **Electric Power Systems Research**, 2014. v. 114, n. 0, p. 1 9, 2014. ISSN 0378-7796.
- GERMEN, E.; BASARAN, M.; FIDAN, M. Sound based induction motor fault diagnosis using kohonen self-organizing map. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2014. v. 46, n. 1, p. 45–58, 2014. ISSN 0888-3270.
- GHATE, V.; DUDUL, S. Fault diagnosis of three phase induction motor using neural network techniques. In: **2nd International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology (ICETET 2009)**. [S.l.: s.n.], 2009. p. 922–928.
- GHATE, V. N.; DUDUL, S. V. Optimal mlp neural network classifier for fault detection of three phase induction motor. **Expert Systems with Applications**, 2010. v. 37, n. 1, p. 3468–3481, 2010. ISSN 0957-4174.
- GODOY, W. F.; SILVA, I. N. da; GOEDTEL, A.; PALÁCIOS, R. H. C. Evaluation of stator winding faults severity in inverter-fed induction motors. **Applied Soft Computing**, 2015. v. 32, n. 0, p. 420–431, 2015. ISSN 1568-4946.

GOEDTEL, A.; SILVA, I. N.; SERNI, P. J. A. Load torque identification in induction motor using neural networks technique. **Electric Power Systems Research**, 2007. v. 77, n. 1, p. 35 – 45, 2007. ISSN 0378-7796.

- GONGORA, W.; SILVA, H.; GOEDTEL, A.; GODOY, W.; SILVA, S. da. Neural approach for bearing fault detection in three phase induction motors. In: **9th IEEE** International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED). [S.l.: s.n.], 2013. p. 566–572.
- GONGORA, W. S. Uma Abordagem Neural no Diagnóstico de Falhas em Rolamentos dos Motores de Indução Trifásicos. 88 p. Tese (Mestrado) Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Cornélio Procópio-PR-Brasil, 2013.
- HAJIAGHAJANI, M.; TOLIYAT, H.; PANAHI, I. M. S. Advanced fault diagnosis of a dc motor. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, 2004. v. 19, n. 1, p. 60–65, March 2004. ISSN 0885-8969.
- HAJIAN, M.; SOLTANI, J.; MARKADEH, G.; HOSSEINNIA, S. Adaptive nonlinear direct torque control of sensorless im drives with efficiency optimization. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2010. v. 57, n. 3, p. 975–985, 2010. ISSN 0278-0046.
- HALL, M.; FRANK, E.; HOLMES, G.; PFAHRINGER, B.; REUTEMANN, P.; WITTEN, I. H. The weka data mining software: An update. **SIGKDD Explor. Newsl.**, 2009. ACM, New York, NY, USA, v. 11, n. 1, p. 10–18, nov. 2009. ISSN 1931-0145.
- HAN, T.; YANG, B.-S.; YIN, Z.-J. Feature-based fault diagnosis system of induction motors using vibration signal. **Journal of Quality in Maintenance Engineering**, 2007. v. 13, n. 2, p. 163–175, 2007. ISSN 1355-2511.
- HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R. Classification by pairwise coupling. In: **Proceedings** of the 1997 Conference on Advances in Neural Information Processing Systems 10. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1998. (NIPS '97), p. 507–513. ISBN 0-262-10076-2.
- HAYKIN, S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. 2nd. ed. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall PTR, 1998. ISBN 0132733501.
- HENAO, H.; CAPOLINO, G.-A.; FERNANDEZ-CABANAS, M.; FILIPPETTI, F.; BRUZZESE, C.; STRANGAS, E.; PUSCA, R.; ESTIMA, J.; RIERA-GUASP, M.; HEDAYATI-KIA, S. Trends in fault diagnosis for electrical machines: A review of diagnostic techniques. **IEEE Industrial Electronics Magazine**, 2014. v. 8, n. 2, p. 31–42, June 2014. ISSN 1932-4529.
- HONGJUN, W.; XIAOLI, X.; QIUSHI, H. Study of intelligent fault diagnosis system based on data mining technology. In: **Information Technology and Applications** (**IFITA**), **2010 International Forum on**. [S.l.: s.n.], 2010. v. 2, p. 329–332.
- IMMOVILLI, F.; BIANCHINI, C.; COCCONCELLI, M.; BELLINI, A.; RUBINI, R. Bearing fault model for induction motor with externally induced vibration. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2013. v. 60, n. 8, p. 3408–3418, Aug. 2013. ISSN 0278-0046.

IRFAN, M.; SAAD, N.; IBRAHIM, R.; ASIRVADAM, V. Condition monitoring of induction motors via instantaneous power analysis. **Journal of Intelligent Manufacturing**, 2015. Springer US, p. 1–9, 2015. ISSN 0956-5515.

- JENNINGS, N. R.; SYCARA, K.; WOOLDRIDGE, M. A roadmap of agent research and development. **Autonomous Agents and Multi-Agent Systems**, 1998. Kluwer Academic Publishers, Hingham, MA, USA, v. 1, n. 1, p. 7–38, jan. 1998. ISSN 1387-2532.
- JENSEN, F. Introduction to Bayesian Networks. Denmark: Hugin Expert, 1993.
- JIANG, L.; GUO, Y. Learning lazy naive bayesian classifiers for ranking. In: **17th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence**. [S.l.: s.n.], 2005. p. 5 pp.-416. ISSN 1082-3409.
- JIANG'HONG, S.; XIAO'LI, X. Large rotating machinery fault diagnosis and knowledge rules acquiring based on improved ripper. In: **Intelligent Computation Technology and Automation, 2009. ICICTA '09. Second International Conference on.** [S.l.: s.n.], 2009. v. 2, p. 549–552.
- JIN, X.; ZHAO, M.; CHOW, T.; PECHT, M. Motor bearing fault diagnosis using trace ratio linear discriminant analysis. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2014. v. 61, n. 5, p. 2441–2451, May 2014. ISSN 0278-0046.
- JOHN, G. H.; LANGLEY, P. Estimating continuous distributions in bayesian classifiers. In: **Eleventh Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence**. San Mateo: Morgan Kaufmann, 1995. p. 338–345.
- KANKAR, P.; SHARMA, S. C.; HARSHA, S. Fault diagnosis of ball bearings using continuous wavelet transform. **Applied Soft Computing**, 2011. v. 11, n. 2, p. 2300 2312, 2011. ISSN 1568-4946.
- KOESRINDARTOTO, D.; SUN, J.; TESFATSION, L. An agent-based computational laboratory for testing the economic reliability of wholesale power market designs. In: **IEEE Power Engineering Society General Meeting**. [S.l.: s.n.], 2005. p. 2818–2823 Vol. 3.
- KONAR, P.; CHATTOPADHYAY, P. Bearing fault detection of induction motor using wavelet and support vector machines (svms). **Applied Soft Computing**, 2011. v. 11, n. 6, p. 4203–4211, 2011. ISSN 1568-4946.
- KOWALSKI, C. T.; ORLOWSKA-KOWALSKA, T. Neural networks application for induction motor faults diagnosis. **Mathematics and Computers in Simulation**, 2003. v. 63, n. 3-5, p. 435–448, 2003. ISSN 0378-4754.
- KRAUSE, P.; WASYNCZUK, O.; SUDHOFF, S. Analysis of electric machinery. [S.l.]: IEEE Press, 1995. (IEEE Press Series on Power Engineering (Was Power Systems Engineering), Ser Ies Editor: Paul M. Anderson Series). ISBN 9780780311015.
- KRISHNAN, R. Electric motor drives: modeling, analysis, and control. [S.l.]: Prentice Hall, 2001. ISBN 9780130910141.
- KWONG, W. H. Introdução ao Controle Preditivo com Matlab. 1. ed. São Carlos, SP, Brasil: EdUFSCar, 2007.

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. et al. The measurement of observer agreement for categorical data. **biometrics**, 1977. v. 33, n. 1, p. 159–174, 1977.

- LEI, Y.; HE, Z.; ZI, Y. A new approach to intelligent fault diagnosis of rotating machinery. **Expert Systems with Applications**, 2008. v. 35, n. 4, p. 1593 1600, 2008. ISSN 0957-4174.
- LI, X.; ZHENG, A.; ZHANG, X.; LI, C.; ZHANG, L. Rolling element bearing fault detection using support vector machine with improved ant colony optimization. **Measurement**, 2013. v. 46, n. 8, p. 2726 2734, 2013. ISSN 0263-2241.
- MATIC, D.; KULIC, F.; PINEDA-SÁNCHEZ, M.; KAMENKO, I. Support vector machine classifier for diagnosis in electrical machines: Application to broken bar. **Expert Systems with Applications**, 2012. v. 39, n. 10, p. 8681–8689, 2012. ISSN 0957-4174.
- MCARTHUR, S.; DAVIDSON, E.; CATTERSON, V.; DIMEAS, A.; HATZIARGYRIOU, N.; PONCI, F.; FUNABASHI, T. Multi-agent systems for power engineering applications, part i: Concepts, approaches, and technical challenges. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2007. v. 22, n. 4, p. 1743–1752, Nov 2007. ISSN 0885-8950.
- MCARTHUR, S. D. J.; STRACHAN, S. M.; JAHN, G. The design of a multi-agent transformer condition monitoring system. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2004. v. 19, n. 4, p. 1845–1852, Nov 2004. ISSN 0885-8950.
- MIRSHAWKA, V. Manutencão preditiva: caminho para zero defeitos. 1. ed. São Paulo, SP, Brasil: Makron-Books, 1991.
- MITCHELL, T. M. Machine Learning. 1. ed. New York: McGraw-Hill, 1997.
- MONCHUSI, B.; YUSUFF, A.; MUNDA, J.; JIMOH, A. Fuzzy multi-agent based voltage and reactive power control. In: **International Conference on Renewable Energies and Power Quality (ICREPQ 11)**. [S.l.: s.n.], 2011. p. 5 pp.—.
- MOOSAVI, S.; DJERDIR, A.; AIT-AMIRAT, Y.; KHABURI, D. Ann based fault diagnosis of permanent magnet synchronous motor under stator winding shorted turn. **Electric Power Systems Research**, 2015. v. 125, n. 0, p. 67–82, 2015. ISSN 0378-7796.
- MOOSAVIAN, A.; AHMADI, H.; SAKHAEI, B.; LABBAFI, R. Support vector machine and k-nearest neighbour for unbalanced fault detection. **Journal of Quality in Maintenance Engineering**, 2014. v. 20, n. 1, p. 65–75, 2014. ISSN 1355-2511.
- NAGATA, T.; WATANABE, H.; OHNO, M.; SASAKI, H. A multi-agent approach to power system restoration. In: **Power System Technology, 2000. Proceedings. PowerCon 2000. International Conference on.** [S.l.: s.n.], 2000. v. 3, p. 1551–1556 vol.3.
- NARESHKUMAR, K.; CHOUDHRY, M.; LAI, J.; FELIACHI, A. Application of multi-agents for fault detection and reconfiguration of power distribution systems. In: **IEEE Power Energy Society General Meeting**. [S.l.: s.n.], 2009. p. 1–8. ISSN 1944-9925.
- NASCIMENTO, C. F. do; JR, A. A. de O.; GOEDTEL, A.; SERNI, P. J. A. Harmonic identification using parallel neural networks in single-phase systems. **Applied Soft Computing**, 2011. v. 11, n. 2, p. 2178–2185, 2011. ISSN 1568-4946.

NGUYEN, N.-T.; LEE, H.-H.; KWON, J.-M. Optimal feature selection using genetic algorithm for mechanical fault detection of induction motor. **Journal of Mechanical Science and Technology**, 2008. Korean Society of Mechanical Engineers, v. 22, n. 3, p. 490–496, 2008. ISSN 1738-494X.

- NIU, G.; HAN, T.; YANG, B.-S.; TAN, A. C. C. Multi-agent decision fusion for motor fault diagnosis. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2007. v. 21, n. 3, p. 1285–1299, 2007. ISSN 0888-3270.
- NSK do Brasil. **Informe de Produto**. disponível em http://www.nsk.com.br: acessado em 03/12/2015, 2015.
- NYANTEH, Y.; EDRINGTON, C.; SRIVASTAVA, S.; CARTES, D. Application of artificial intelligence to real-time fault detection in permanent-magnet synchronous machines. **IEEE Transactions on Industry Applications**, 2013. v. 49, n. 3, p. 1205–1214, May 2013. ISSN 0093-9994.
- OLESKOVICZ, M.; COURY, D. V.; CARNEIRO, A. A. F. M.; ARRUDA, E. F.; F., O. D.; SOUZA, S. A. Estudo comparativo de ferramentas modernas de análise aplicadas à qualidade da energia elétrica. **Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica**, 2006. scielo, v. 17, p. 331–341, 09 2006. ISSN 0103-1759.
- OLIVEIRA, J. E. A. d. Modelagem de um Motor de Indução Trifásico Operando com Tensões Desequilibradas por meio de Redes Neurais Artificiais. Tese (Mestrado) Unesp Bauru, 2011.
- OMAR, T.; LAHCENE, N.; RACHILD, I.; MAURICE, F. Modeling of the induction machine for the diagnosis of rotor defects. part i. an approach of magnetically coupled multiple circuits. In: **31st Annual Conference of IEEE Industrial Electronics Society**. [S.l.: s.n.], 2005. p. 8.
- ONDEL, O.; BOUTLEUX, E.; CLERC, G. A method to detect broken bars in induction machine using pattern recognition techniques. **IEEE Transactions on Industry Applications**, 2006. v. 42, n. 4, p. 916–923, July 2006. ISSN 0093-9994.
- ONG, C. M. Dynamic Simulation of Electric Machinery Using Matlab/Simulink. [S.l.]: Prentice Hall, 1997.
- PALÁCIOS, R. H. C.; SILVA, I. N.; GOEDTEL, A.; GODOY, W. F.; OLESKOVICZ, M. A robust neural method to estimate torque in three-phase induction motor. **Journal of Control, Automation and Electrical Systems**, 2014. Springer US, p. 1–10, 2014. ISSN 2195-3880.
- PALÁCIOS, R. H. C.; SILVA, I. N. da; GOEDTEL, A.; GODOY, W. F. A comprehensive evaluation of intelligent classifiers for fault identification in three-phase induction motors. **Electric Power Systems Research**, 2015. v. 127, n. 0, p. 249–258, 2015. ISSN 0378-7796.
- PENG, H.-W.; CHIANG, P.-J. Control of mechatronics systems: Ball bearing fault diagnosis using machine learning techniques. In: Control Conference (ASCC), 2011 8th Asian. [S.l.: s.n.], 2011. p. 175–180.

PINTO, T. B. A. K.; NASCIF, J. Gestão Estratégica e Técnicas Preditivas. 1. ed. Rio de Janeiro, RJ, Brasil: Qualitymark, 2002.

- PLATT, J. Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization. In: SCHOELKOPF, B.; BURGES, C.; SMOLA, A. (Ed.). Advances in Kernel Methods Support Vector Learning. [S.l.]: MIT Press, 1998.
- POSLAD, S. Specifying protocols for multi-agent systems interaction. **ACM Trans. Auton. Adapt. Syst.**, 2007. ACM, New York, NY, USA, v. 2, n. 4, nov. 2007. ISSN 1556-4665.
- QUINLAN, J. Induction of decision trees. **Machine Learning**, 1986. Kluwer Academic Publishers, v. 1, n. 1, p. 81–106, 1986. ISSN 0885-6125.
- QUINLAN, R. C4.5: Programs for Machine Learning. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann Publishers, 1993.
- RIERA-GUASP, M.; ANTONINO-DAVIU, J.; CAPOLINO, G.-A. Advances in electrical machine, power electronic, and drive condition monitoring and fault detection: State of the art. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2015. v. 62, n. 3, p. 1746–1759, March 2015. ISSN 0278-0046.
- RIERA-GUASP, M.; CABANAS, M.; ANTONINO-DAVIU, J.; PINEDA-SANCHEZ, M.; GARCIA, C. Influence of nonconsecutive bar breakages in motor current signature analysis for the diagnosis of rotor faults in induction motors. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, 2010. v. 25, n. 1, p. 80–89, 2010. ISSN 0885-8969.
- ROSHANFEKR, R.; JALILIAN, A. Analysis of rotor and stator winding inter-turn faults in {WRIM} using simulated {MEC} model and experimental results. **Electric Power Systems Research**, 2015. v. 119, n. 0, p. 418 424, 2015. ISSN 0378-7796.
- SADEGHIAN, A.; YE, Z.; WU, B. Online detection of broken rotor bars in induction motors by wavelet packet decomposition and artificial neural networks. **IEEE**Transactions on Instrumentation and Measurement, 2009. v. 58, n. 7, p. 2253–2263, July 2009. ISSN 0018-9456.
- SAMANTA, B.; AL-BALUSHI, K. Artificial neural network based fault diagnostics of rolling element bearings using time-domain features. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2003. v. 17, n. 2, p. 317 328, 2003. ISSN 0888-3270.
- SANTACANA, E.; RACKLIFFE, G.; TANG, L.; FENG, X. Getting smart. **IEEE** Power and Energy Magazine, 2010. v. 8, n. 2, p. 41–48, 2010. ISSN 1540-7977.
- SANTOS, F. M. C.; SILVA, I. N.; SUETAKE, M. About Application of Intelligent Systems for Fault Diagnosis in Induction Machines An Overview (In Portuguese). **Sba:** Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automática, 2012. scielo, v. 23, p. 553–569, 10 2012. ISSN 0103-1759.
- SEERA, M.; LIM, C.; ISHAK, D.; SINGH, H. Application of the fuzzy min max neural network to fault detection and diagnosis of induction motors. **Neural Computing and Applications**, 2013. Springer London, v. 23, n. 1, p. 191–200, 2013. ISSN 0941-0643.

SEERA, M.; LIM, C. P.; ISHAK, D.; SINGH, H. Fault detection and diagnosis of induction motors using motor current signature analysis and a hybrid fmm cart model. **IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems**, 2012. v. 23, n. 1, p. 97–108, 2012. ISSN 2162-237X.

- _____. Offline and online fault detection and diagnosis of induction motors using a hybrid soft computing model. **Applied Soft Computing**, 2013. Elsevier Science Publishers B. V., Amsterdam, The Netherlands, The Netherlands, v. 13, n. 12, p. 4493–4507, Dec. 2013. ISSN 1568-4946.
- SEERA, M.; LIM, C. P.; NAHAVANDI, S.; LOO, C. K. Condition monitoring of induction motors: A review and an application of an ensemble of hybrid intelligent models. **Expert Systems with Applications**, 2014. v. 41, n. 10, p. 4891–4903, 2014. ISSN 0957-4174.
- SESHADRINATH, J.; SINGH, B.; PANIGRAHI, B. Investigation of vibration signatures for multiple fault diagnosis in variable frequency drives using complex wavelets. **IEEE Transactions on Power Electronics**, 2014. v. 29, n. 2, p. 936–945, Feb 2014. ISSN 0885-8993.
- SHI, P.; CHEN, Z.; VAGAPOV, Y.; ZOUAOUI, Z. A new diagnosis of broken rotor bar fault extent in three phase squirrel cage induction motor. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2014. v. 42, n. 1, p. 388 403, 2014. ISSN 0888-3270.
- SIDDIQUE, A.; YADAVA, G. S.; SINGH, B. A review of stator fault monitoring techniques of induction motors. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, 2005. v. 20, n. 1, p. 106–114, 2005. ISSN 0885-8969.
- SILVA, A. da; POVINELLI, R.; DEMERDASH, N. A. O. Induction machine broken bar and stator short-circuit fault diagnostics based on three-phase stator current envelopes. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2008. v. 55, n. 3, p. 1310–1318, 2008. ISSN 0278-0046.
- SILVA, I. N.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. Redes Neurais Artificiais Para Engenharia e Ciências Aplicadas. São Paulo: ArtLiber, 2010. 399 p. ISBN 9788588098534.
- SINGH, G.; KAZZAZ, S. A. S. A. Induction machine drive condition monitoring and diagnostic research a survey. **Electric Power Systems Research**, 2003. v. 64, n. 2, p. 145 158, 2003. ISSN 0378-7796.
- SOLANKI, J.; SCHULZ, N. Using intelligent multi-agent systems for shipboard power systems reconfiguration. In: **Proceedings of the 13th International Conference on Intelligent Systems Application to Power Systems**. [S.l.: s.n.], 2005. p. 3.
- SOLANKI, J.; SCHULZ, N.; GAO, W. Reconfiguration for restoration of power systems using a multi-agent system. In: **Power Symposium, 2005. Proceedings of the 37th Annual North American.** [S.l.: s.n.], 2005. p. 390–395.
- SOTTILE, J.; TRUTT, F.; KOHLER, J. Experimental investigation of on-line methods for incipient fault detection. In: **IEEE Industry Applications Conference**. [S.l.: s.n.], 2000. v. 4, p. 2682–2687. ISSN 0197-2618.

SOUALHI, A.; CLERC, G.; RAZIK, H. Detection and diagnosis of faults in induction motor using an improved artificial ant clustering technique. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2013. v. 60, n. 9, p. 4053–4062, Sep. 2013. ISSN 0278-0046.

- SOUZA, V. C. Organization and Maintenance Management (in Portuguese). 4. ed. Novo Hamburgo, RS, Brasil: All Print, 2009.
- SPROOTEN, J.; MAUN, J.-C. Influence of saturation level on the effect of broken bars in induction motors using fundamental electromagnetic laws and finite element simulations. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, 2009. v. 24, n. 3, p. 557–564, Sept 2009. ISSN 0885-8969.
- SREEJITH, B.; VERMA, A.; SRIVIDYA, A. Fault diagnosis of rolling element bearing using time-domain features and neural networks. In: **IEEE Region 10 and the Third international Conference on Industrial and Information Systems**. [S.l.: s.n.], 2008. p. 1–6.
- SUETAKE, M. Sistemas Inteligentes para Monitoramento e Diagnósticos de Falhas em Motores de Indução Trifásicos. Tese (Doutorado) Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, São Carlos-SP-Brasil, 2012.
- SUETAKE, M.; SILVA, I. da; GOEDTEL, A. Embedded dsp-based compact fuzzy system and its application for induction-motor speed control. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2011. v. 58, n. 3, p. 750–760, 2011. ISSN 0278-0046.
- TALLAM, R.; LEE, S.-B.; STONE, G.; KLIMAN, G.; YOO, J.-Y.; HABETLER, T.; HARLEY, R. A survey of methods for detection of stator-related faults in induction machines. **IEEE Transactions on Industry Applications**, 2007. v. 43, n. 4, p. 920–933, 2007. ISSN 0093-9994.
- TRAN, V. T.; ALTHOBIANI, F.; BALL, A.; CHOI, B.-K. An application to transient current signal based induction motor fault diagnosis of fourier bessel expansion and simplified fuzzy artmap. **Expert Systems with Applications**, 2013. v. 40, n. 13, p. 5372–5384, 2013. ISSN 0957-4174.
- TSYPKIN, M. Induction motor condition monitoring: Vibration analysis technique a practical implementation. In: **IEEE International Electric Machines Drives Conference**. [S.l.: s.n.], 2011. p. 406–411.
- VAPNIK, V. N. **The Nature of Statistical Learning Theory**. New York, NY, USA: Springer-Verlag New York, Inc., 1995. ISBN 0-387-94559-8.
- VERUCCHI, C. J.; ACOSTA, G. G. Fault detection and diagnosis techniques in induction electrical machines. **IEEE Latin America Transactions**, 2007. v. 5, n. 1, p. 41–49, 2007. ISSN 1548-0992.
- VUKADINOVIC, D.; BASIC, M.; KULISIC, L. Stator resistance identification based on neural and fuzzy logic principles in an induction motor drive. **Neurocomputing**, 2010. v. 73, n. 4-6, p. 602–612, 2010. ISSN 0925-2312.
- WANG, J.; LIU, S.; GAO, R. X.; YAN, R. Current envelope analysis for defect identification and diagnosis in induction motors. **Journal of Manufacturing Systems**, 2012. v. 31, n. 4, p. 380–387, 2012. ISSN 0278-6125.

WEISS, G. (Ed.). Multiagent Systems: A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1999. ISBN 0-262-23203-0.

WOOLDRIDGE, M. An Introduction to MultiAgent Systems. [S.l.]: Wiley, 2008. ISBN 9780470353479.

- XIANGJUN, Z.; LI, K. K.; CHAN, W.; SHENG, S. Multi-agents based protection for distributed generation systems. In: **IEEE International Conference on Electric Utility Deregulation, Restructuring and Power Technologies**. [S.l.: s.n.], 2004. v. 1, p. 393–397.
- YAHIA, K.; CARDOSO, A.; ZOUZOU, S.; GUEDDIDI, S. Broken rotor bars diagnosis in an induction motor fed from a frequency converter: experimental research. **International Journal of System Assurance Engineering and Management**, 2012. Springer-Verlag, v. 3, n. 1, p. 40–46, 2012. ISSN 0975-6809.
- YEH, C.-C.; DEMERDASH, N. A. O. Induction motor-drive systems with fault tolerant inverter-motor capabilities. In: **IEEE International Electric Machines Drives Conference**. [S.l.: s.n.], 2007. v. 2, p. 1451–1458.
- ZAREI, J. Induction motors bearing fault detection using pattern recognition techniques. **Expert Systems with Applications**, 2012. Pergamon Press, Inc., Tarrytown, NY, USA, v. 39, n. 1, p. 68–73, Jan. 2012. ISSN 0957-4174.
- ZAREI, J.; TAJEDDINI, M. A.; KARIMI, H. R. Vibration analysis for bearing fault detection and classification using an intelligent filter. **Mechatronics**, 2014. v. 24, n. 2, p. 151–157, 2014. ISSN 0957-4158.
- ZHANG, X.; LIANG, Y.; ZHOU, J.; ZANG, Y. A novel bearing fault diagnosis model integrated permutation entropy, ensemble empirical mode decomposition and optimized {SVM}. **Measurement**, 2015. v. 69, p. 164 179, 2015. ISSN 0263-2241.