

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE ENGENHARIA
CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA**

JOSÉ GUILHERME MAGALINI SANTOS DECANINI

**DETECÇÃO, CLASSIFICAÇÃO E LOCALIZAÇÃO DE FALTAS DE CURTO-
CIRCUITO EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA
USANDO SISTEMAS INTELIGENTES**

Ilha Solteira
2012

JOSÉ GUILHERME MAGALINI SANTOS DECANINI

DETECÇÃO, CLASSIFICAÇÃO E LOCALIZAÇÃO DE FALTAS DE CURTO-CIRCUITO EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA USANDO SISTEMAS INTELIGENTES.

Tese apresentada à Faculdade de Engenharia do Campus de Ilha Solteira – UNESP como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica.
Especialidade: Automação.

Prof. Dr. CARLOS ROBERTO MINUSSI

Orientador

Ilha Solteira

2012

FICHA CATALOGRÁFICA

Elaborada pela Seção Técnica de Aquisição e Tratamento da Informação
Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação da UNESP - Ilha Solteira.

D291d Decanini, José Guilherme Magalini Santos.
Detecção, classificação e localização de faltas de curto-circuito em sistemas de distribuição de energia elétrica usando sistemas inteligentes / José Guilherme Magalini Santos. -- Ilha Solteira : [s.n.], 2012
124 f. : il.

Tese (doutorado) – Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área do Conhecimento: Automação, 2012

Orientador: Carlos Roberto Minussi
Inclui bibliografia

1. Diagnóstico de faltas de curto-circuito. 2. Sistemas de distribuição de energia elétrica. 3. Sistemas inteligentes.

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO: Detecção, Classificação e Localização de Falhas de Curto-Circuito em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica Usando Sistemas Inteligentes

AUTOR: JOSÉ GUILHERME MAGALINI SANTOS DECANINI

ORIENTADOR: Prof. Dr. CARLOS ROBERTO MINUSSI

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de DOUTOR EM ENGENHARIA ELÉTRICA, Área: AUTOMAÇÃO, pela Comissão Examinadora:


Prof. Dr. CARLOS ROBERTO MINUSSI

Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


Prof. Dra. ANNA DIVA PLASENCIA LOTUFO

Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


Prof. Dr. FRANCISCO VILLARREAL ALVARADO

Departamento de Matemática / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


Prof. Dr. WALMIR DE FREITAS FILHO

Departamento de Sistemas de Energia Elétrica / Universidade Estadual de Campinas


Prof. Dr. EDUARDO NOBUHIRO ASADA

Departamento de Engenharia Elétrica / Escola de Engenharia de São Carlos-USP

Data da realização: 28 de setembro de 2012.

AGRADECIMENTOS

A Deus, primeiramente, por conceder-me força, serenidade e disposição para que conseguisse concluir mais esta etapa em minha vida;

Ao meu orientador, Prof. Dr. Carlos Roberto Minussi, por sua sábia orientação no desenvolvimento deste projeto. Pela confiança em mim creditada, por sua dedicação e pelos ensinamentos compartilhados para o meu aperfeiçoamento;

Aos professores Anna Diva Plasencia Lotufo e Francisco Villarreal Alvarado por suas contribuições técnicas;

Aos meus familiares pelo incentivo e dedicação integral a minha formação. Pelo carinho, compreensão e amor incondicional;

Aos meus amigos, Mauro de Souza Tonelli Neto, Dimas de Abreu Luz, Fabricio Guimarães Baptista, Rodrigo Cléber da Silva, Kenji Nose Filho, Ana Cláudia Barros e Thays Aparecida de Abreu Silva, pelos anos de convívio e por suas constantes sugestões;

Ao Departamento de Engenharia Elétrica pelo suporte técnico, estrutural e financeiro para a realização deste projeto;

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) pelo incentivo financeiro concedido para o desenvolvimento desta pesquisa.

RESUMO

Neste trabalho propõe-se uma metodologia alternativa para o diagnóstico automático de faltas de curto-circuito em sistemas de distribuição de energia elétrica. Esta ferramenta, de auxílio à tomada de decisão, acelera os procedimentos para restabelecimento das condições normais de operação propiciando maior segurança, confiabilidade e lucratividade às concessionárias. O sistema de diagnóstico foi concebido integrando modernas técnicas de processamento de sinais e sistemas inteligentes. O processo contínuo de detecção de distúrbio é realizado através de análises estatística e direta multinível dos sinais de corrente no domínio *wavelet*. Na etapa de classificação de faltas de curto-circuito as principais características dos sinais de corrente e tensão (*assinatura*) são extraídas empregando a análise multirresolução e o conceito de energia. Estes índices comportamentais correspondem aos vetores de entrada de três conjuntos independentes de redes neurais artificiais da família ART (*Adaptive Resonance Theory*), ARTMAP *Fuzzy*, cujo treinamento dar-se-á de forma supervisionada. Esta arquitetura de rede executa o treinamento com alto desempenho computacional e apresenta duas características fundamentais para aplicação em modernos sistemas de energia elétrica, estabilidade e plasticidade, permitindo a inclusão do treinamento continuado, o que representa uma importante vantagem quando comparada às recentes metodologias. Os estímulos de entrada do primeiro conjunto de redes correspondem às características extraídas dos sinais de corrente, o segundo conjunto analisa as características relativas aos sinais de tensão e o terceiro conjunto tem como vetor de entrada os índices comportamentais referentes aos sinais de corrente e tensão. A teoria da evidência de Dempster-Shafer é empregada para agregar as informações (diagnósticos) dos três conjuntos de redes neurais, fornecendo assim, aos operadores, informações quantitativas sobre o estado operativo do sistema e a confiabilidade do diagnóstico. Por fim, localiza-se a seção em falta utilizando, a priori, somente os dados de tensão e corrente medidos no nó inicial do alimentador. O método proposto é avaliado por meio de simulações de um alimentador de distribuição de energia elétrica real, composto por 134 barras, utilizando os *software* ATP (*Alternative Transients Program*) e Matlab. Os resultados obtidos mostram que a metodologia apresenta bom desempenho e alto nível de

confiabilidade e de capacidade de generalização, provendo maior simplicidade ao dia-a-dia dos operadores.

Palavras-chave: Diagnóstico de faltas de curto-circuito. Sistemas de distribuição de energia elétrica. Sistemas inteligentes.

ABSTRACT

The present project proposes an alternative methodology for the automatic diagnosis of short-circuit fault in distribution systems. This support tool for decision making accelerates the restoration process providing greater security, reliability and profitability to electric power companies. The diagnostic system was designed through the combined use of modern signal processing techniques and intelligent systems. The continuous procedure for disturbance detection is performed based on direct and statistical multilevel analysis of the current signals in wavelet domain. In the classification step, the main features of the current and voltage signals (signature) are extracted using multi-resolution analysis and energy concept. These behavioral indexes correspond to the input vectors of three parallel sets of ART family neural network, Fuzzy ARTMAP, which is trained in a supervised manner. This architecture performs the training with high computing performance and presents two key characteristics for application in modern electric power systems, stability and plasticity, enabling the inclusion of continuous training, which represents an important advantage when compared with recent methodologies. The first and second network set evaluates the features extracted from current and voltage signals, respectively. The third set performs the diagnosis based on both behavioral indexes. The Dempster-Shafer theory is employed to integrate the evidence (outcomes) of the network sets, providing quantitative information about the diagnosis and its reliability. Finally, the faulted section is located using, a priori, voltage and current data measured at the substation. To demonstrate the performance of this method, an application is submitted considering a practical distribution feeder from a Brazilian electric utility, composed of 134 buses, using the ATP and Matlab software. The results show that the methodology presents good performance, high level of confidence and high generalization capability, which provide greater simplicity to the operators' daily routine.

Keywords: Short-circuit diagnosis. Electric power distribution systems. Intelligent systems.

LISTA DE FIGURAS

| | |
|---|-----|
| Figura 1 – Diagrama unifilar típico de um sistema elétrico de potência..... | 34 |
| Figura 2 – Barramento simples..... | 38 |
| Figura 3 – Barramento principal e de transferência..... | 39 |
| Figura 4 – Barramento duplo com um disjuntor..... | 40 |
| Figura 5 – Barramento duplo com disjuntor duplo..... | 41 |
| Figura 6 – Barramento de disjuntor e meio..... | 42 |
| Figura 7 – Barramento em anel..... | 43 |
| Figura 8 – Distribuição primária..... | 44 |
| Figura 9 – Sistema completo de diagnóstico de distúrbios em sistemas de distribuição..... | 50 |
| Figura 10 – Análise multirresolução..... | 58 |
| Figura 11 – <i>Wavelet</i> mãe db4..... | 59 |
| Figura 12 – <i>Wavelet</i> mãe sym6..... | 60 |
| Figura 13 – <i>Wavelet</i> mãe coif5..... | 60 |
| Figura 14 – Componentes de um neurônio biológico..... | 64 |
| Figura 15 – Componentes do neurônio artificial de McCulloch-Pitts..... | 65 |
| Figura 16 – Modelo básico de um neurônio artificial..... | 65 |
| Figura 17 – Arquitetura das redes neurais artificiais..... | 67 |
| Figura 18 – Estrutura da rede ART <i>Fuzzy</i> | 69 |
| Figura 19 – Estrutura da rede neural ART <i>Fuzzy</i> | 73 |
| Figura 20 – Estrutura da rede neural ARTMAP <i>Fuzzy</i> | 74 |
| Figura 21 – Fluxograma da rede neural ARTMAP <i>Fuzzy</i> | 78 |
| Figura 22 – Estrutura do sistema de classificação de faltas de curto-circuito..... | 92 |
| Figura 23 – Seções do alimentador de distribuição de energia elétrica..... | 93 |
| Figura 24 – Estrutura do sistema de localização de faltas de curto-circuito..... | 94 |
| Figura 25 – Análise dos índices comportamentais de corrente..... | 98 |
| Figura 26 – Análise dos índices comportamentais de tensão..... | 98 |
| Figura 27 – Diagnósticos do sistema de localização considerando um curto-circuito <i>ab</i> | 102 |

| | |
|--|-----|
| Figura 28 – Diagnóstico do sistema de localização considerando o curto-circuito <i>ab</i> na primeira seção..... | 103 |
| Figura 29 – Alimentador de distribuição utilizados para simulação dos distúrbios. | 115 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|---|-----|
| Tabela 1 – Tensões usuais dos sistemas elétricos de potência | 34 |
| Tabela 2 – Características da configuração barramento simples..... | 39 |
| Tabela 3 – Características da configuração barramento principal e de transferência | 40 |
| Tabela 4 – Características da configuração barramento duplo com um disjuntor..... | 41 |
| Tabela 5 – Características da configuração barramento duplo com disjuntor duplo..... | 42 |
| Tabela 6 – Características da configuração barramento de disjuntor e meio | 43 |
| Tabela 7 – Características da configuração barramento em anel | 43 |
| Tabela 8 – Funções de ativação | 66 |
| Tabela 9 – Diagnóstico de cada conjunto de redes neurais | 84 |
| Tabela 10 – Valores dos índices p_i , c_i , r_i e d_i | 84 |
| Tabela 11 – Estímulos de saída da rede neural ARTMAP <i>Fuzzy</i> | 91 |
| Tabela 12 – Codificação da seção em falta | 93 |
| Tabela 13 – Valores dos parâmetros limite para detecção de distúrbio | 96 |
| Tabela 14 – Valores dos parâmetros para composição do conjunto de treinamento..... | 97 |
| Tabela 15 – Valores dos parâmetros para composição do conjunto de teste | 97 |
| Tabela 16 – Valores dos parâmetros das redes ARTMAP <i>Fuzzy</i> empregadas na classificação | 99 |
| Tabela 17 – Resultados considerando distintas <i>mother wavelets</i> | 99 |
| Tabela 18 – Desempenho do sistema de diagnóstico de curto-circuito utilizando a <i>mother wavelet db6</i> | 100 |
| Tabela 19 – Valores dos parâmetros das redes ARTMAP <i>Fuzzy</i> empregadas na localização | 101 |
| Tabela 20 – Desempenho do sistema de localização de faltas | 102 |
| Tabela 21 – Dados do alimentador de distribuição de energia elétrica | 116 |

SUMÁRIO

| | |
|--|----|
| Capítulo 1 INTRODUÇÃO | 19 |
| 1.1 Introdução | 19 |
| 1.2 Contribuições da Tese | 22 |
| 1.3 Estrutura do Texto | 23 |
| Capítulo 2 ESTADO DA ARTE | 25 |
| 2.1 Introdução | 25 |
| 2.2 Conclusão | 32 |
| Capítulo 3 SISTEMAS ELÉTRICOS DE POTÊNCIA | 33 |
| 3.1 Introdução | 33 |
| 3.2 Sistema de Geração | 35 |
| 3.3 Sistema de Transmissão | 36 |
| 3.4 Sistema de Distribuição | 37 |
| 3.4.1 Sistema de Subtransmissão | 37 |
| 3.4.2 Subestações de Distribuição | 37 |
| 3.4.2.1 Barramento Simples | 38 |
| 3.4.2.2 Barramento Principal e de Transferência | 39 |
| 3.4.2.3 Barramento Duplo com Um Disjuntor | 40 |
| 3.4.2.4 Barramento Duplo com Disjuntor Duplo | 41 |
| 3.4.2.5 Barramento de Disjuntor e Meio | 42 |
| 3.4.2.6 Barramento em Anel | 43 |
| 3.4.3 Alimentadores Primários | 44 |
| 3.4.4 Transformadores de Distribuição | 45 |
| 3.4.5 Circuitos Secundários | 45 |
| 3.4.6 Ramais de Ligação | 46 |

| | | |
|---|---|-----------|
| 3.5 | Tendências dos Sistemas de Elétricos de Potência | 46 |
| Capítulo 4 ESTRUTURA DA METODOLOGIA PROPOSTA | | 49 |
| 4.1 | Introdução | 49 |
| 4.2 | Estrutura da Metodologia..... | 49 |
| 4.3 | Princípio de Funcionamento | 51 |
| Capítulo 5 TRANSFORMADA WAVELET | | 53 |
| 5.1 | Introdução | 53 |
| 5.2 | Transformada de Fourier..... | 53 |
| 5.3 | Transformada de Fourier com Janelamento..... | 54 |
| 5.4 | Transformada <i>Wavelet</i> Contínua..... | 54 |
| 5.5 | Transformada <i>Wavelet</i> Discreta | 55 |
| 5.6 | Análise Multirresolução..... | 56 |
| 5.7 | Famílias de Wavelets | 58 |
| 5.7.1 | Família Daubechies | 59 |
| 5.7.2 | Família Symlet..... | 60 |
| 5.7.3 | Família Coiflet | 60 |
| 5.8 | Energia | 61 |
| Capítulo 6 REDES NEURAS ARTIFICIAIS | | 63 |
| 6.1 | Introdução | 63 |
| 6.2 | Modelo Biológico | 64 |
| 6.3 | Modelo Artificial..... | 64 |
| 6.4 | Estrutura das Redes Neurais Artificiais | 66 |
| 6.5 | Classificação das Redes Neurais Artificiais..... | 67 |
| 6.6 | Tipos de Treinamentos das Redes Neurais Artificiais | 68 |
| 6.7 | Rede Neural ART <i>Fuzzy</i> | 68 |
| 6.7.1 | Dados de Entrada..... | 69 |
| 6.7.2 | Parâmetros..... | 70 |

| | | |
|---|---|----|
| 6.7.3 | Inicialização dos Pesos | 70 |
| 6.7.4 | Escolha da Categoria | 71 |
| 6.7.5 | Ressonância ou <i>Reset</i> | 72 |
| 6.7.6 | Aprendizado | 72 |
| 6.8 | Rede Neural ARTMAP Fuzzy..... | 73 |
| 6.8.1 | Dados de Entrada | 75 |
| 6.8.2 | Parâmetros | 75 |
| 6.8.3 | Estrutura do Algoritmo | 75 |
| 6.8.4 | Aprendizado | 76 |
| 6.8.5 | Etapa de Treinamento | 76 |
| 6.8.6 | Etapa de Teste | 79 |
| Capítulo 7 TEORIA DA EVIDÊNCIA | | 81 |
| 7.1 | Introdução | 81 |
| 7.2 | Formulação da Representação da Evidência | 81 |
| 7.3 | Desenvolvimento Matemático..... | 82 |
| 7.4 | Aplicação | 83 |
| Capítulo 8 METODOLOGIA | | 85 |
| 8.1 | Detecção de Faltas de Curto-Circuito..... | 85 |
| 8.1.1 | Análise Multiníveis | 85 |
| 8.2 | Classificação de Faltas de Curto-Circuito | 87 |
| 8.2.1 | Extração da Assinatura do Sistema | 88 |
| 8.2.2 | Pré-processamento e Codificação | 90 |
| 8.3 | Sistema Robusto para Classificação de Faltas..... | 91 |
| 8.4 | Localização de Faltas de Curto-Circuito | 92 |
| Capítulo 9 APLICAÇÕES E RESULTADOS | | 95 |
| 9.1 | Base de Dados | 95 |
| 9.1.1 | Sistema Teste | 95 |

| | | |
|---|--|------------|
| 9.1.2 | Simulações de Falhas de Curto-Circuito | 95 |
| 9.2 | Detecção e Classificação de Falhas de Curto-Circuito | 96 |
| 9.3 | Localização de Falhas de Curto-Circuito..... | 101 |
| Capítulo 10 CONCLUSÕES | | 105 |
| 10.1 | Conclusões | 105 |
| 10.2 | Sugestões Para Trabalhos Futuros | 106 |
| REFERÊNCIAS..... | | 109 |
| Anexo A DADOS DO SISTEMA TESTE | | 115 |
| Apêndice A PUBLICAÇÕES | | 123 |

Capítulo 1

INTRODUÇÃO

1.1 Introdução

Ao longo dos últimos anos, os sistemas de distribuição de energia elétrica vêm passando por reestruturações técnicas e filosóficas que demandam um aporte maior das concessionárias de energia elétrica e dos pesquisadores para o desenvolvimento de sistemas inteligentes e modulares, que possam ser facilmente modificados para atender às constantes evoluções do setor. O aumento da competitividade de mercado, as exigências impostas pelas reguladoras e a crescente exigência na qualidade do produto recebido pelos usuários corroboram para o progresso. Equipamentos eletrônicos inteligentes, sistemas automatizados e redes ativas correspondem ao novo contexto da operação e planejamento do sistema.

Os sistemas de distribuição de energia elétrica estão susceptíveis a faltas decorrentes do mau funcionamento de equipamentos, contato de animais com partes energizadas, queimadas e fenômenos naturais, *e.g.*, descargas atmosféricas e fortes ventos (ZHU et al., 1997). Estes distúrbios degradam os índices de qualidade de fornecimento de energia elétrica das concessionárias e elevam seus custos operacionais. Normalmente, os alimentadores de distribuição de energia elétrica não possuem um nível satisfatório de monitoramento, comunicação, controle e automação de suas operações. Consequentemente, os operadores avaliam o estado operativo do sistema a partir do mapeamento das reclamações realizadas via telefone pelos consumidores e por meio de inspeção visual das oscilografias de corrente e de tensão. Neste sentido, têm-se estimulado grandes investimentos no desenvolvimento de ferramentas, para a operação e o planejamento do sistema, capazes de propiciarem maior confiabilidade e rápido retorno dos investimentos. Com este propósito, dois segmentos podem ser destacados. O primeiro refere-se à utilização da “tecnologia digital”, baseada em componentes semicondutores de alta velocidade, em sistemas de controle, proteção, entre outras funções importantes (KEZUNOVIC; ABUR, 2005). O segundo compreende a

“tecnologia da informação”, *i.e.*, um grande conjunto de procedimentos e técnicas de processamento e análise de sinais. Portanto, faz-se necessário, desenvolver um sistema integrado, combinando aquisição, processamento e análise de sinais com intuito de auxiliar o operador em sua tomada de decisão (McDONALD, 2003; VIJAYAKUMAR; HARISHANKAR, 1995).

A automatização, no ambiente de subestações de distribuição de energia elétrica, encontra-se em desenvolvimento e implantação (NORTHCOTE-GREEN; WILSON, 2007; KEZUNOVIC; ABUR, 2005; PRODIST, 2008). Eficiência, flexibilidade, alto nível de confiabilidade e rapidez de resposta são características imprescindíveis aos módulos de diagnóstico de faltas. Buscam-se artifícios para que se satisfaçam os requisitos relacionados à eficiência operativa em um mercado competitivo. Dentro deste contexto, os pesquisadores têm explorado diversas técnicas visando realizar este procedimento de automação de forma plena, *e.g.*, injeção de ondas viajantes, análise do estado de equipamentos de proteção, análise de sensores alocados no sistema e por meio de medidas de corrente e tensão pré-falta e em-falta. Bons resultados têm sido obtidos apesar de, às vezes, serem requeridos grandes esforços computacionais, técnicas de modelagem complexas e investimentos elevados em equipamentos especiais. Em geral, as principais dificuldades relativas à realização ótima do processo de diagnóstico de faltas decorrem do dinamismo inerente aos sistemas elétricos de potência, *e.g.*, distintos carregamentos, localização do distúrbio, ângulo de inserção da falta, curtos-circuitos de baixa e alta impedância, e presença de ruídos na oscilografia. Com intuito de minimizar esta problemática, destacam-se as técnicas de inteligência artificial, as quais buscam combinar a experiência dos operadores com a habilidade de executar rotinas de forma segura e com alto desempenho computacional. Trata-se de mecanismos que, se postos à disposição da operação, podem produzir um grande salto qualitativo.

A utilização dos sistemas inteligentes para diagnosticar distúrbios, em suma, se deve ao fato da complexidade do problema e da ausência de formulações analíticas eficazes. Na literatura especializada, as principais técnicas utilizadas para automatizar o processo de diagnóstico do estado operativo dos sistemas elétricos são:

- Redes neurais artificiais.
- Lógica *fuzzy*;
- Sistemas especialistas;
- Redes de Petri;

- Redes de causa-efeito;

Neste grupo de técnicas destacam-se as RNA (Redes Neurais Artificiais) (CARPENTER et al., 1991a; CARPENTER et al., 1992b; KING, 1998; KUNG, 1993, WIDROW; LEHR, 1990) e a lógica *fuzzy* (CHEN; PHAM, 2006; SRINIVASAN et al., 1995; ZADEH, 1965). As RNA extraem o conhecimento a partir do treinamento. Assim sendo, não necessitam de regras explícitas, apresentam alto desempenho computacional em consequência do seu paralelismo intrínseco, possuem excelente capacidade de generalização, e são capazes de aprender continuamente com a operação dos sistemas de potência; a lógica *fuzzy* é eficiente no tratamento de dados imprecisos, apresenta flexibilidade, robustez e rapidez de resposta. Os resultados obtidos considerando o emprego destas técnicas na composição do módulo de diagnóstico de faltas demonstram que estas são apropriadas e promissoras, capazes de solucionar problemas complexos nos quais as técnicas tradicionais de programação matemática não apresentam bons resultados (LEÃO, 2011; CARDOSO JUNIOR, 2004).

Dentro desta perspectiva, neste trabalho apresenta-se uma metodologia alternativa para o diagnóstico automático de faltas de curto-circuito em alimentadores de distribuição de energia elétrica por meio do uso combinado de modernas técnicas de processamento de sinais e sistemas inteligentes. O procedimento contínuo de detecção de distúrbios é realizado através de análises estatística e direta multinível dos sinais de corrente no domínio *wavelet*. As principais características dos sinais de corrente e tensão são extraídas empregando a transformada *wavelet* discreta, a análise multirresolução e o conceito de energia. Estes índices comportamentais correspondem aos vetores de entrada de três conjuntos independentes de redes neurais ARTMAP *Fuzzy*. Esta arquitetura preserva duas características essenciais para o processamento da rede: estabilidade, *i.e.*, capacidade de aprender através do ajuste dos pesos, os quais têm seus valores reduzidos durante a etapa de treinamento; e plasticidade, ou seja, a capacidade de continuar a aprender com a inclusão de novos padrões, sem perder a memória anteriormente adquirida. Estes dois atributos proporcionam à rede neural aprendizagem estável e convergência rápida. Deste modo, trata-se de uma rede com capacidade de sempre gerar uma solução de forma rápida e, também dotada de recursos que possibilitam à inclusão do treinamento continuado, *i.e.*, as respostas, a princípio, podem ser melhoradas ao longo do tempo, e o sistema adapta-se automaticamente às mudanças estruturais e filosóficas advindas da constante evolução do setor. Evidentemente sem custo computacional adicional, tendo em vista não haver necessidade de reiniciar o treinamento toda vez que houver novos padrões a serem inseridos na matriz de peso da rede neural. O primeiro e o segundo conjuntos de redes

neurais ARTMAP *Fuzzy* analisam as características extraídas dos sinais de corrente e tensão, respectivamente. O terceiro conjunto tem como vetor de entradas ambas as características, *i.e.*, relativas aos sinais de corrente e tensão. Então, emprega-se a teoria da evidência para agregar os diagnósticos executados pelos três conjuntos de redes, o que provê, aos operadores, as informações quantitativas sobre o diagnóstico e o seu nível de confiabilidade. A localização do distúrbio é realizada após o processo de classificação de curto-circuito. Esta informação seleciona a rede neural ARTMAP *Fuzzy* responsável pela determinação da seção do alimentador em falta para o tipo específico de falta. Os padrões de entrada destas redes são compostos pela energia dos coeficientes de aproximação de terceiro nível dos sinais de tensão e corrente das fases envolvidas na falta, e na saída, tem-se o código da seção em falta.

O sistema de diagnóstico proposto auxilia os operadores em sua rotina de trabalho, provendo informações substanciais para a operação e manutenção do sistema elétrico de potência, minimizando os tempos de reparos, e conseqüentemente se obtém um rápido restabelecimento das condições normais de operação.

1.2 Contribuições da Tese

Neste trabalho é apresentada uma proposta alternativa para diagnóstico de faltas de curto-circuito em sistemas de distribuição de energia elétrica. A utilização combinada dos conceitos da transformada *wavelet*, análise multirresolução, rede neural ARTMAP *Fuzzy* e teoria da evidência de Dempster-Shafer na concepção do sistema de diagnóstico propiciam flexibilidade, precisão e alto nível de confiabilidade, correspondendo à maior contribuição desta Tese.

O emprego da transformada *wavelet* e da análise multirresolução no processo de detecção de anomalias supera as limitações encontradas nos métodos baseados na transformada de Fourier, uma vez que, as componentes de alta frequência são analisadas em curtos intervalos de tempo e as componentes de baixa frequência em longos intervalos de tempo, não havendo perda de informação sobre a localização temporal. A aplicação da arquitetura neural ARTMAP *Fuzzy* visando à classificação de padrões representa significativa vantagem quando comparada ao uso da RNA Perceptron Multicamadas, visto que aquela apresenta alto desempenho computacional na execução das etapas de treinamento e de teste, e principalmente, provê ao sistema uma capacidade de aprendizado contínuo, característica

fundamental para que se gerenciem os novos sistemas de distribuição de energia elétrica (*smart grids*) com eficiência. Os diagnósticos dos conjuntos de RNA ARTMAP *Fuzzy*, referentes à classificação do defeito, são agregados por meio da teoria da evidência, a qual fornecerá novas informações quantitativas relacionadas ao diagnóstico e ao nível de confiabilidade, proporcionando, assim, maiores subsídios para a tomada de decisão do operador.

Este método proposto para análise do estado operativo do sistema necessita apenas das oscilografias de corrente e de tensão advindas do sistema de medição presente na subestação. A implementação computacional é realizada buscando-se conceber algoritmos que possam ser prontamente modificados para atender a uma nova demanda, por meio de esquemas inteligentes modulares. Havendo necessidade de melhorar o desempenho do sistema, para atender determinada especificidade, basta substituir um ou mais módulos.

1.3 Estrutura do Texto

Quanto à estrutura do texto, este está disposto da seguinte maneira. No Capítulo 2 é realizada a revisão bibliográfica. Apresentam-se os principais artigos técnicos que abordam o tema automação de sistemas elétricos de potência, enfatizando as técnicas empregadas para composição do sistema de diagnóstico de distúrbios e os prós e contras de cada metodologia. Esta descrição propicia ao leitor uma visão ampla do assunto, auxiliando-o no entendimento do método proposto nesta Tese.

No Capítulo 3 são abordadas as principais características dos sistemas elétricos de potência e as tendências no processo de reestruturação deste setor.

A estrutura modular do sistema de diagnóstico de faltas de curto-circuito é mostrada no Capítulo 4. Os três capítulos seguintes discorrem sobre os conceitos utilizados para a concepção do sistema de diagnóstico. No Capítulo 5 são apresentadas as técnicas de processamento de sinais. Mais especificamente, desenvolve-se uma breve introdução aos conceitos da transformada de Fourier e uma descrição detalhada da transformada *wavelet*. Por fim, uma ferramenta de *data fusion*, a energia, é exposta. No Capítulo 6 aborda-se a teoria relativa às redes neurais artificiais da família ART, contemplando as arquiteturas ART *Fuzzy* e ARTMAP *Fuzzy*. Apresenta-se, de forma minuciosa, o fluxograma relacionado à etapa de treinamento dos respectivos sistemas inteligentes e o algoritmo empregado na fase de teste.

Os principais conceitos referentes à teoria da evidência de Dempster-Shafer são dispostos no Capítulo 7.

A seguir, no Capítulo 8, é desenvolvida a metodologia proposta para resolução do problema de diagnóstico. Neste capítulo descrevem-se as etapas do algoritmo desenvolvido, abordando com clareza o emprego das técnicas de processamento de sinais e de inteligência artificial referidas nos capítulos anteriores.

A eficiência, robustez e aplicabilidade da metodologia proposta é analisada considerando um alimentador de distribuição de energia elétrica real, composto por 134 barras, 13,8 kV, mutuamente acoplado e com diversas ramificações, conforme disposto no Capítulo 9.

As principais conclusões e sugestões de trabalhos futuros são apresentadas no Capítulo 10.

Capítulo 2

ESTADO DA ARTE

2.1 Introdução

Há anos o problema de diagnóstico de faltas tem sido estudado por pesquisadores principalmente em nível de transmissão de energia elétrica. Estes sistemas, constituídos por subestações de alta tensão e linhas de transmissão, são operados sob configuração em anel e monitorados e gerenciados pelo EMS (*Energy Management System*) em tempo real, o que viabiliza a implementação de ferramentas computacionais para análise do estado operativo do sistema, propiciando assim, maior segurança e confiabilidade. Atualmente, com a desverticalização do setor elétrico, e conseqüente aumento da competitividade, a solução deste problema de alta complexidade que reflete diretamente no nível de confiabilidade do sistema, tornou-se também, um ponto crucial para a operação eficiente dos sistemas de distribuição de energia elétrica.

A seguir, são apresentados, em ordem cronológica, alguns trabalhos relevantes desenvolvidos na área de diagnóstico de faltas em sistemas elétricos de potência.

Girgis et al. (1993) desenvolveram uma técnica de localização de faltas para alimentadores de distribuição rurais usando os dados de tensão e corrente medidos em um único ponto. Um algoritmo de estimação ótima recursivo é utilizado para obter os fasores de frequência fundamental das tensões e das correntes. A distância da falta à subestação é calculada pelo emprego de um método baseado na abordagem da impedância aparente, bem como nos fasores de tensão e corrente estimados.

Lo et al. (1997) propõem um novo modelo para diagnóstico de faltas em sistemas de energia elétrica usando redes de Petri. O processo de diagnóstico requer uma simples manipulação de matriz, não necessitando encontrar soluções em um grande espaço de busca. Portanto, a metodologia é mais eficiente que as abordagens tradicionais principalmente

quando a complexidade do problema aumenta. Este método é ajustável às mudanças topológicas e apresenta alta precisão e rapidez de processamento.

Huang et al. (1997) apresentam um sistema inteligente para diagnóstico de faltas em tempo real. A metodologia proposta identifica a seção em falta e reconhece o tipo de falta. Para isto, emprega-se uma rede neural *perceptron* multicamadas. O sistema de diagnóstico foi avaliado em um sistema de subtransmissão de uma concessionária de Taiwan. Os resultados mostram que um diagnóstico rápido e preciso pode ser obtido com flexibilidade e confiabilidade para diversas subestações.

Teo (1997) descreve um sistema inteligente para diagnóstico de faltas em redes de distribuição desenvolvido para auxiliar o operador em sua tomada de decisão. O procedimento proposto examina sistematicamente a rede como um todo e utiliza apenas dados de um sistema SCADA padrão. O principal processo de inferência baseia-se no conhecimento dos ajustes dos relés em todos os alimentadores, na lista de desarme de disjuntores e na conexão do circuito. Os testes realizados confirmam que o sistema de diagnóstico é prático, confiável e preciso.

Zhu et al. (1997) apresentam uma nova técnica para diagnosticar e localizar faltas em sistemas de distribuição de energia elétrica. A metodologia é capaz de identificar a localização do distúrbio a partir de sua ocorrência com base nas informações contidas nos registradores de perturbações e em uma base de dados do alimentador. O algoritmo desenvolvido para diagnóstico de faltas baseia-se no estado permanente das redes em falta. Os testes realizados indicam que o método possui aplicabilidade prática.

Isermann (1998) mostra como a lógica *fuzzy* pode ser aplicada no processo de supervisão e de diagnóstico de faltas considerando o raciocínio aproximado do sintoma observado. Os conceitos da lógica *fuzzy* fornece uma estrutura sistemática para processar variáveis e conhecimentos vagos, desta maneira o autor considera diferentes esquemas de controle *fuzzy* incluindo *casata*, *feedforward*, adaptativo e híbrido.

Montakhab e Adams (1998) desenvolveram uma arquitetura *blackboard* utilizando conhecimentos superficial e profundo para diagnosticar faltas em redes de distribuição de média tensão. A característica especial deste trabalho decorre do fato da arquitetura desenvolvida ser ajustável a qualquer situação de diagnóstico de falta, nas quais se tem informações, advindas do sistema, incompletas e acumuladas ao longo do tempo. Soluções

parciais são obtidas assim que as primeiras informações são recebidas, e posteriormente são melhoradas quando novas informações são consideradas.

Jota e Jota (1999) propõem uma técnica para detecção de faltas de alta impedância em alimentadores de distribuição de energia elétrica radiais. A técnica consiste em realizar uma análise comparativa das respostas do alimentador a pulsos injetados na entrada deste considerando diferentes configurações. Um conjunto de neurônios artificiais é treinado para reconhecer as respostas padrão. Após o processo de treinamento, este conjunto de neurônios torna-se o núcleo do sistema de supervisão. Subsequentemente, o sistema de supervisão é usado para monitorar o alimentador em tempo real. Este método apresentou resultados satisfatórios para os testes executados.

Chen et al. (2000) apresentam uma nova abordagem para a identificação do tipo de falta e a estimação da seção em falta *on-line* utilizando uma rede híbrida de causa e efeito e um método baseado em regras *fuzzy*. A rede de causa efeito, que é adequada ao processamento paralelo, representa as funções dos relés de proteção e disjuntores para seleção da seção em falta. A fim de lidar com as incertezas envolvidas no processo emprega-se um método baseado em regras *fuzzy*. A metodologia descrita é de fácil implementação. Foi testada em um alimentador típico de uma companhia do setor elétrico de Taiwan, apresentando robustez e alta velocidade de inferência.

Bi et al. (2000) propõem um novo algoritmo genético baseado em redes neurais artificiais para que se realize o diagnóstico de faltas em sistemas elétricos de potência. O algoritmo genético é aplicado para otimizar a topologia da rede neural e a conexão dos pesos. Os resultados obtidos para o sistema de energia elétrica teste indicam que a metodologia proposta é eficiente e apresenta resultados superiores quando comparado com as convencionais redes neurais artificiais treinadas com o algoritmo *backpropagation*.

Kezunovic (2004) apresenta as principais vantagens de se utilizar técnicas inteligentes para análise de distúrbios em subestações de energia elétrica. O procedimento para detecção e classificação de faltas é abordado empregando os conceitos de redes neurais artificiais e lógica *fuzzy*. O uso das redes neurais possibilita um diagnóstico correto mesmo sob alterações dinâmicas das condições, e a lógica *fuzzy* pode melhorar o desempenho das soluções destas redes quando os dados estão incompletos e imprecisos. Dentro desta perspectiva, são apresentadas também as características relativas aos sistemas especialistas e ao algoritmo genético. No que tange à aplicação do primeiro destaca-se a possibilidade de se incluir, de

modo formal, no processo de automação o conhecimento de especialistas da área e a facilidade de se expandir a base de regras para que sejam incorporados novos casos ou melhorados os atuais. Já o segundo representa uma poderosa técnica de otimização global que supera as técnicas tradicionais.

Youssef (2004) apresenta uma metodologia para classificação de faltas em tempo real em sistemas de transmissão de energia elétrica usando a lógica *fuzzy*. A detecção de anormalidade no sistema é realizada utilizando apenas os sinais de corrente, os quais são processados por meio da transformada *wavelet*. O algoritmo multicritério, desenvolvido para que se realize a tomada de decisão, baseia-se em conjuntos *fuzzy*. As simulações computacionais foram obtidas utilizando o software EMTP. Os resultados indicam que esta abordagem pode ser utilizada como uma ferramenta eficaz e de alta rapidez de resposta para análise do estado operativo de sistemas elétricos.

Teng (2005) apresenta um método sistemático para análise de curto-circuito em sistemas de distribuição de energia elétrica desequilibrados. A metodologia proposta não usa a tradicional matriz de admitância. Duas matrizes são desenvolvidas a partir da estrutura topológica dos sistemas de distribuição, sendo empregadas para analisar as variações das tensões de barra, as injeções de corrente nas barras e as correntes dos ramos em condições de falta, proporcionando alta velocidade, convergência robusta e maior precisão com menor utilização de memória

Zhang e Kezunovic (2005) desenvolvem um software para análise de faltas por meio da interação entre o Matlab e o ATP. Esta ferramenta contém duas partes principais: simulação de sistemas de energia e avaliação de algoritmos de relés. Na primeira, podem-se gerar automaticamente milhares de simulações do comportamento do sistema em distúrbio de uma única vez. A segunda inclui o modelo tradicional de relé de distância e dois novos algoritmos para diagnóstico de faltas. Milhares de cenários, em falta e em operação normal, são utilizados para treinar uma rede neural ART, a detecção e a classificação da anormalidade são realizadas empregando o algoritmo *Fuzzy K-Nearest neighbor*. Por fim, é usado o método dos mínimos quadrados ou o método das ondas viajantes para localizar o defeito.

Kezunovic e Abur (2005) exploram os benefícios da integração de dados e extração de informações alcançadas a partir da fusão das considerações temporais e espaciais. Com a introdução dos IED's, a quantidade e o tipo de dados coletados nas instalações das subestações de energia elétrica tem aumentado drasticamente. Nesta concepção, novas

abordagens com melhores desempenhos são realizadas tratando as questões “tempo e espaço” consistentemente. Portanto, neste artigo são discutidas, detalhadamente, novas funções de monitoramento, a análise automática de faltas, a estimação de estados multiárea, e os benefícios do desenvolvimento de outras funções a partir da fusão das considerações de tempo e espaço.

Baran e Kim (2006) abordam o problema da diferenciação de correntes de *inrush* das correntes de falta em alimentadores de distribuição de energia elétrica. O artigo mostra que nem sempre é simples diferenciar estes dois tipos de correntes, visto que elas não possuem uma forma de onda bem definida. Os autores utilizam duas ferramentas para extrair a assinatura do sistema, transformada de Fourier e transformada *wavelet*. Estas características são classificadas utilizando uma rede neural artificial com o algoritmo de treinamento *backpropagation*. Os resultados obtidos indicam que esta abordagem propicia bons resultados, porém a utilização da transformada *wavelet* para extração das características do estado operativo do sistema proporciona melhores resultados.

Das (2006) desenvolve um algoritmo baseado nos conceitos da lógica *fuzzy* para diagnosticar faltas em sistemas de distribuição de energia elétrica radiais e desequilibrados. A metodologia apresentada é capaz de identificar com eficácia as fases envolvidas na falta considerando os dez tipos de curto-circuito possíveis, sob as diferentes condições, *e.g.*, resistência de falta, carregamento, ângulo de inserção da falta e topologia do sistema. Este método necessita apenas das oscilografias de corrente disponíveis na subestação.

Zheng-You et al. (2006a) abordam as definições fundamentais relativas à extração de características dos sinais de sistemas elétricos. Dentro desta perspectiva, são apresentados e analisados os seguintes métodos de cálculo: *wavelet energy entropy*, *wavelet time entropy*, *wavelet singular entropy*, *wavelet time-frequency entropy*, *wavelet average entropy* e *wavelet distance entropy*. Por fim, os autores discutem sobre o potencial e aplicabilidade destas ferramentas para caracterização de distúrbios em sistemas de energia elétrica.

Zheng-You et al. (2006b) discorrem sobre a detecção de curtos-circuitos monofásicos considerando diversas condições de falta em sistemas elétricos de potência. Baseando-se nas definições descritas no artigo proposto por Zheng-You, Xiaoqing e Guoming (2006a), os autores as aplicam e analisam a eficiência de cada entropia *wavelet* no problema de detecção de faltas. Os resultados comprovam que a utilização da entropia *wavelet* para detecção de transitórios propicia resultados altamente satisfatórios.

Zheng-You et al. (2006c) apresentam uma metodologia para diagnóstico de faltas em sistemas de transmissão de energia elétrica utilizando os conceitos da transformada *wavelet*, entropia, redes neurais artificiais e lógica *fuzzy*. O sistema de classificação é composto por uma rede neural artificial *multilayer perceptron* treinada com o algoritmo *backpropagation*, a qual identifica seis tipos possíveis de transitórios, *e.g.*, curtos-circuitos monofásicos, chaveamento de banco de capacitores, descargas atmosféricas, entre outros. O processo de seleção das fases em falta é realizado pelo uso combinado da entropia *wavelet* e dos conceitos da lógica *fuzzy*. Os resultados indicam que a utilização da entropia *wavelet* para processamento de sinais dos sistemas elétricos de potência proporciona ótimos resultados, tornando-se uma ferramenta promissora para a respectiva área.

Zamora et al. (2007) apresenta uma nova metodologia para detecção de faltas monofásicas não-sólidas em sistemas de distribuição radiais baseada na sobreposição de certas frequências do sinal de tensão. Esta abordagem possui aplicabilidade para detecção de faltas de alta impedância, conexão do neutro à terra, contatos indiretos dos condutores e falha na isolação. Os testes realizados computacionalmente e em laboratório indicam que a metodologia proposta é válida para qualquer tipo de aterramento.

Mahanty e Gupta (2007) propõem uma técnica baseada na lógica *fuzzy* para classificação de faltas em sistemas de transmissão. Este método requer somente as oscilografias de corrente de uma extremidade da linha. Os autores desenvolveram bases de regras *fuzzy* distintas para analisar as faltas com conexão à terra e sem conexão à terra. A metodologia proposta é avaliada considerando os diferentes tipos de faltas, distintas resistências de falta e localizações do distúrbio, assim como diferentes carregamentos do sistema e ângulos de inserção da falta, obtendo efetividade na realização no diagnóstico.

Pereira (2007) apresenta uma metodologia eficiente e de baixo esforço computacional para localização de curtos-circuitos em alimentadores radiais de distribuição de energia elétrica. Esta técnica é composta por equações de rede baseadas nos métodos de fluxo de potência do tipo varredura considerando que haja disponibilidade de medições de tensões no nó inicial do alimentador e também medições esparsas de tensões em alguns pontos ao longo do alimentador de distribuição.

Salim et al. (2008) propõem um esquema de diagnóstico híbrido para automação de subestações de distribuição de energia elétrica. A detecção e classificação de faltas baseia-se nos conceitos da transformada *wavelet*. A localização da falha dar-se-á por meio da

impedância e utiliza os fasores fundamentais de tensão e corrente. A estimação da seção em falta é realizada empregando uma rede neural *feedforward* com o algoritmo de Levenberg-Marquardt. O método proposto apresentou alto índice de acerto e robustez a uma grande variedade de testes.

Silva et al. (2009) apresenta o estudo e desenvolvimento de uma estrutura para localização de faltas em sistemas de transmissão utilizando a transformada *wavelet*. A metodologia baseia-se nos componentes de baixa e alta frequência dos sinais transitórios originados de situações anormais de funcionamento nos terminais do sistema, a qual foi testada para diferentes condições de falta usando o software ATP. Esta abordagem propicia alto grau de precisão e confiabilidade.

Zhang e He (2009) propõem um novo método para diagnóstico de faltas baseado em diversas fontes de informações e nos conceitos da transformada *wavelet* e das redes neurais artificiais. O sistema realiza a detecção e identificação do instante da falta, classificação do distúrbio e localização dos distúrbios monofásicos. Os procedimentos desenvolvidos para detectar, identificar o instante da falta e classificá-la utilizam os sinais transitórios locais, enquanto o processo de localização de faltas monofásicas empregam uma rede neural artificial e faixas de frequência dos sinais de corrente e tensão. Os resultados obtidos mostram que o esquema para diagnóstico proposto pelos autores é confiável e correto.

Campoccia et al. (2010) propõem um método que se baseia no modelo analítico dos sistemas de distribuição e utiliza os valores eficazes dos componentes fundamentais das correntes e das tensões referentes aos transitórios obtidos nas subestações. Os testes foram realizados usando o software Matlab-Simulink para simulação do sistema em falta e apresentou elevada precisão.

Leão et al. (2010) apresentam uma metodologia baseada em um modelo de programação binária irrestrita e um algoritmo imunológico para estimar a seção em falta em sistemas elétricos de potência. O modelo de programação binária irrestrita é formulado usando a teoria das coberturas parcimoniosas para associar os alarmes dos relés de proteção informados pelo sistema SCADA (*Supervisory Control and Data Acquisition*) e os estados esperados destes relés. O algoritmo genético é empregado para minimizar o modelo de programação binária irrestrita e estimar a seção em falta da forma mais rápida e confiável possível. Esta metodologia foi avaliada utilizando uma parte do subsistema sul do sistema interligado nacional e obteve resultados que indicam potencial para aplicação em tempo real.

El-Zonkoly (2011) propõe um sistema multiagente para diagnóstico de faltas em sistemas de distribuição com geração distribuída. Os relés, responsáveis pelas medições das correntes nos barramentos, são alocados de tal forma a subdividir a rede em diversas seções. O algoritmo desenvolvido usa a entropia dos coeficientes *wavelets* dos sinais de corrente para diagnosticar a anomalia na rede de distribuição. A utilização de dados advindos de diferentes relés tornou a metodologia robusta e com alto nível de confiabilidade.

Kezunovic (2011) apresenta uma discussão sobre questões relacionadas à melhoria da precisão dos métodos de diagnóstico de faltas em uma rede inteligente utilizando uma grande quantidade de dados advindos de equipamentos eletrônicos inteligentes. As tecnologias *smart grid* e fontes de dados que podem ser utilizadas para melhorar a eficiência do diagnóstico também são dispostas.

2.2 Conclusão

Neste capítulo apresentou-se uma sucinta revisão bibliográfica, na qual se descreveram os métodos empregados para diagnosticar distúrbios em sistemas elétricos de potência de artigos recentes e de alta relevância da literatura especializada. Os trabalhos desta seção utilizam, em geral, sistemas inteligentes e técnicas de processamento de sinais, sendo, assim, utilizados como base teórica para o desenvolvimento da metodologia proposta para detecção, classificação e localização de faltas de curto-circuito em sistemas de distribuição de energia elétrica.

Capítulo 3

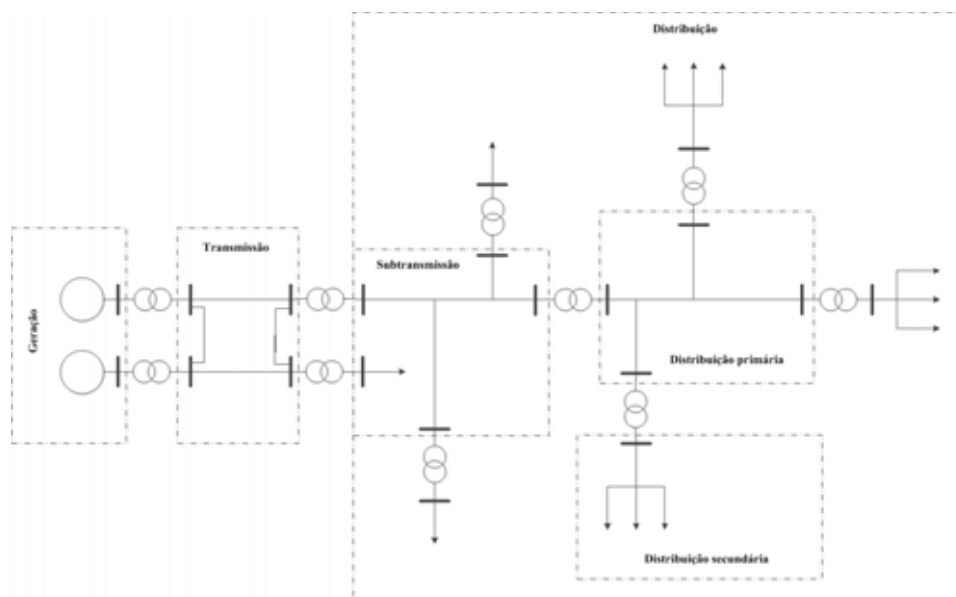
SISTEMAS ELÉTRICOS DE POTÊNCIA

3.1 Introdução

Os sistemas elétricos de potência têm a função precípua de fornecer energia elétrica aos consumidores, com qualidade, no instante em que for solicitada. Neste sentido, deve-se produzir, transformando a energia de alguma natureza, *e.g.*, hidráulica, térmica ou mecânica, em energia elétrica, e distribuí-la. Não havendo possibilidade de armazenamento em quantidade significativa, o sistema deve possuir capacidade de produção e transporte que atenda ao suprimento da energia consumida num dado intervalo de tempo e à máxima solicitação instantânea de potência. Deve-se, pois, dispor de meios de controle da produção de modo que a cada instante seja produzida a energia necessária para atender a demanda e as perdas no transporte (KAGAN et al., 2005).

A estrutura dos sistemas elétricos de potência compreende os sistemas de geração, transmissão e de distribuição de energia elétrica. Em especial, no Brasil, o sistema de geração de energia elétrica tem como cerne grandes usinas hidroelétricas, situadas distantes dos centros consumidores. Por conseguinte, em consequência do montante de energia a ser transportado e da distância a ser percorrida, faz-se necessário transmitir a energia elétrica até os centros de consumo em altas tensões. Neste ponto, exige-se primeiramente um abaixamento do nível de tensão para valores compatíveis com a demanda de grandes consumidores, o qual é denominado tensão de subtransmissão. Abaixamentos ulteriores, em função de consumidores de pequeno porte, são requeridos. Assim, as redes de subtransmissão suprem as subestações de distribuição de energia elétrica, que são responsáveis por uma nova redução no nível de tensão para a tensão de distribuição primária ou de média tensão. Esta rede suprirá os transformadores de distribuição, dos quais derivam os circuitos de distribuição secundários ou de baixa tensão (GONEN, 1986; KERSTING, 2002; KAGAN et al., 2005). A Figura 1 apresenta um diagrama unifilar típico de um sistema elétrico de potência.

Figura 1 – Diagrama unifilar típico de um sistema elétrico de potência.



Fonte: Kagan (2005)

A seguir, na Tabela 1, apresentam-se os valores eficazes das tensões usuais dos sistemas elétricos de potência utilizados no Brasil.

Tabela 1 – Tensões usuais dos sistemas elétricos de potência

| Tensões Usuais em Sistemas de Potência | | |
|--|-----------------------|-------------|
| Área do Sistema de Potência | Campo de Aplicação | Tensão (kV) |
| Geração | Geração | 2,2 - 22 |
| Transmissão | Transmissão | 138 |
| | | 230 |
| | | 345 |
| | | 440 |
| | | 500 |
| | | 750 |
| Distribuição | Subtransmissão | 34,5 |
| | | 69 |
| | | 88 |
| | | 138 |
| | Distribuição Primária | 11,9 |
| | | 13,8 |
| | | 22,5 |
| | | 34,5 |
| Distribuição Secundária | 0,220/0,127 | |
| | 0,380/0,220 | |

Fonte: Kagan (2005)

3.2 Sistema de Geração

A geração de energia elétrica compreende o processo de transformação de uma fonte primária de energia em eletricidade, sendo responsável por uma parte significativa dos impactos ambientais, socioeconômicos e culturais dos sistemas de energia elétrica.

As fontes primárias usadas no processo de geração de energia podem ser classificadas em não renováveis ou renováveis. As fontes não renováveis são passíveis de se esgotarem por serem utilizadas pelos seres humanos em uma velocidade não compatível com a reposição pela natureza, *e.g.*, derivados do petróleo, carvão mineral, gás natural e urânio. Ademais, são transformadas em energia térmica, por meio da combustão ou fissão, para que se produza eletricidade, *i.e.*, geração termelétrica ou nuclear. Por outro lado, as fontes renováveis são repostas pela natureza em um período de tempo consistente com sua utilização energética, *e.g.*, águas dos rios, marés, sol e vento, ou cujo manejo, pelo homem, dar-se-á de maneira apropriada às necessidades, *e.g.*, cana-de-açúcar e resíduos animais. (REIS, 2011)

No Brasil, a geração de energia elétrica é predominantemente efetuada por grandes usinas hidrelétricas, o que torna o país diferenciado no cenário das emissões atmosféricas. Porém, não o redime de problemas ambientais e sociais, associados à necessidade de extensos reservatórios. Embora ainda exista potencial para exploração da energia hidrelétrica, a expansão do parque hídrico brasileiro, vem sofrendo, gradativamente, restrições crescentes na esfera da legislação ambiental. Deste modo, a expansão da capacidade instalada terá como condição de base, uma contrapartida obrigatória e necessária, a complementação por outras fontes de energia e por Pequenas Centrais Hidroelétricas (PCH).

A construção de PCH se constitui em um importante instrumento na exploração dos recursos hídricos do país em razão do menor impacto ambiental concernente à área alagada. Entretanto, vista a reduzida escala de geração destas usinas e a sazonalidade do regime pluvial, permanece válida a necessidade de complementação da matriz elétrica brasileira por fontes alternativas. Deve-se, então, complementar o parque hídrico com usinas que operem na base do sistema principalmente durante o período seco. Atualmente, as usinas térmicas movidas a combustíveis fósseis, buscam equalizar este panorama, ainda que apresentem custo variável unitário elevado. Portanto, a imprescindível evolução da matriz elétrica brasileira para uma matriz hidrotérmica exigirá um maior período de despacho das usinas térmicas,

sobretudo no período seco, ocasionando alta nos preços. Dentre as opções economicamente viáveis, destacam-se (CASTRO et al., 2009):

- Bioeletricidade sucroenergética;
- Energia eólica;
- Térmicas.

3.3 Sistema de Transmissão

Os sistemas de transmissão são responsáveis pelo transporte de energia elétrica dos centros de geração às áreas de consumo. Pertinentemente, proveem interligações entre áreas, proporcionando aumento da confiabilidade e da segurança do sistema, capacidade de intercâmbio e melhoria da estabilidade, características fundamentais para que o sistema elétrico de potência opere com eficiência.

O esgotamento das reservas hídricas, próximas aos centros de carga, culminou na exploração de fontes potenciais mais afastadas. Esta reestruturação requer o desenvolvimento de sistemas de grande porte, envolvendo a transferência de copiosos montantes de energia elétrica por longas distâncias. Conseqüentemente, os níveis de tensão praticados devem ser elevados, proporcionando, assim, menos perdas por efeito Joule e redução de custos estruturais.

Usualmente, a transmissão de energia elétrica é realizada em corrente alternada. Entretanto, o emprego de elos de corrente contínua, atendidos por estação retificadora do lado da usina, e inversora, do lado do centro de carga, tem sido impulsionado. Seguramente, há de se ressaltar, o relevante conhecimento brasileiro nestas aplicações (KAGAN et al., 2005).

Por fim, os sistemas elétricos de potência devem possuir uma estrutura de transmissão otimizada considerando aspectos de confiabilidade da operação interligada, flexibilidade e atendimento às questões socioambientais, a fim de satisfazer os requisitos tocantes à qualidade e à continuidade do fornecimento de energia elétrica, *e.g.*, parcela variável.

3.4 Sistema de Distribuição

O sistema de distribuição de energia elétrica abrange o setor situado entre o sistema de transmissão e os consumidores finais. Dentre os componentes que o constitui, destacam-se:

- Sistema de subtransmissão;
- Subestações de distribuição;
- Alimentadores primários;
- Transformadores de distribuição;
- Circuitos secundários;
- Ramais de ligação.

3.4.1 Sistema de Subtransmissão

O sistema de subtransmissão consiste em um subsetor do sistema de distribuição responsável por transmitir energia elétrica das subestações de transmissão às de distribuição e por fornecer energia elétrica aos consumidores de grande porte.

O planejamento dos sistemas de subtransmissão, o qual tem como finalidade definir as características topológicas da rede, requer uma análise crítica da confiabilidade e dos custos envolvidos no projeto. Em geral, os sistemas radiais são simples e não necessitam de altos investimentos, porém acarretam em uma continuidade de serviço relativamente baixa. Por outro lado, as redes constituídas por circuitos malhados apresentam alto nível de confiabilidade e custos superiores à topologia supracitada. Para elucidar este conceito, na Figura 1 apresenta-se o sistema de subtransmissão comumente encontrado no sistema de energia elétrica brasileiro, caracterizado pela configuração radial.

3.4.2 Subestações de Distribuição

As subestações de distribuição de energia elétrica são alimentadas pelo sistema de subtransmissão e possuem a função precípua de reduzir a tensão para níveis de distribuição primária. Os principais equipamentos que compõem uma SE de distribuição são: (1) para-raios; (2) chaves seccionadoras; (3) transformadores de corrente; (4) transformadores de potencial; (5) relés; (6) disjuntores; (7) transformadores; (8) reguladores de tensão; (9) religadores e (10) outros.

O arranjo físico destes componentes é estabelecido a partir da escolha de uma configuração particular de subestação, a qual se baseia em critérios que relacionam segurança, confiabilidade, economia e simplicidade. Dentre as configurações mais utilizadas destacam-se: (GONEN, 1986; McDONALD, 2003):

- Barramento simples;
- Barramento principal e de transferência;
- Barramento duplo com um disjuntor;
- Barramento duplo com disjuntor duplo;
- Barramento de disjuntor e meio;
- Barramento em anel.

As principais vantagens e desvantagens de cada arranjo e os respectivos diagramas unifilares são apresentados nos tópicos subsequentes.

3.4.2.1 Barramento Simples

A configuração barramento simples é constituída por um único barramento sendo normalmente empregada em subestações de pequena potência por serem de fácil operação e requererem menos investimentos. A seguir, na Figura 2 e na Tabela 2, são apresentados o diagrama unifilar deste arranjo e suas vantagens e desvantagens, respectivamente.

Figura 2 – Barramento simples.

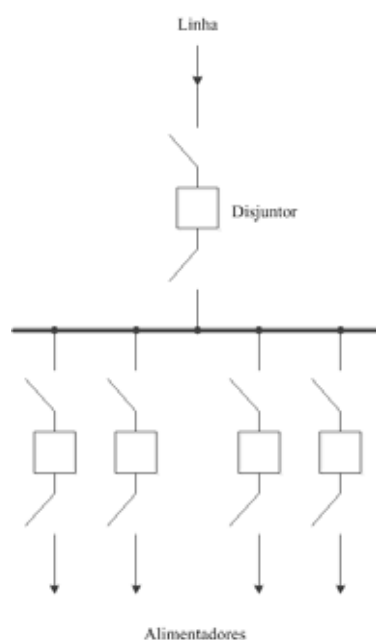


Tabela 2 – Características da configuração barramento simples

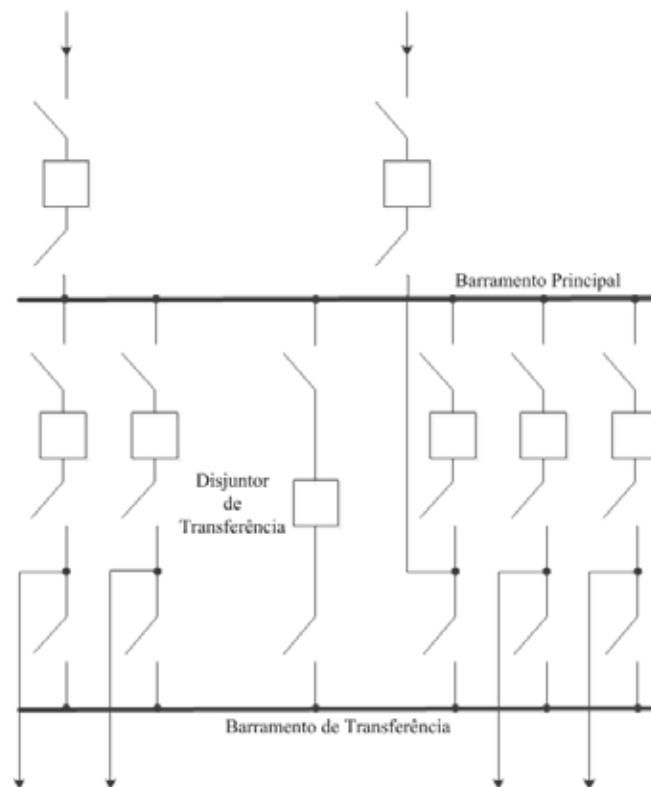
| Barramento Simples | |
|---|--|
| Vantagens | Desvantagens |
| 1. Facilidade de instalação | 1. Baixa confiabilidade |
| 2. Baixo custo | 2. Falha no barramento resultará no desligamento da subestação |
| 3. Simplicidade na realização de manobras | 3. A subestação deverá ser desenergizada para que se realizem ampliações no barramento |
| | 4. Manutenção no disjuntor dos alimentadores interromperá o fornecimento de energia para os consumidores correspondentes |

Fonte: Gonen (1986)

3.4.2.2 Barramento Principal e de Transferência

Nesta configuração o barramento principal é conectado ao de transferência por meio do disjuntor de transferência, o qual tem como função substituir um disjuntor de linha quando este estiver desconectado para fins de manutenção. O diagrama unifilar deste arranjo e suas principais características são mostrados na Figura 3 e Tabela 3, respectivamente.

Figura 3 – Barramento principal e de transferência.



Fonte: Gonen (1986)

Tabela 3 – Características da configuração barramento principal e de transferência

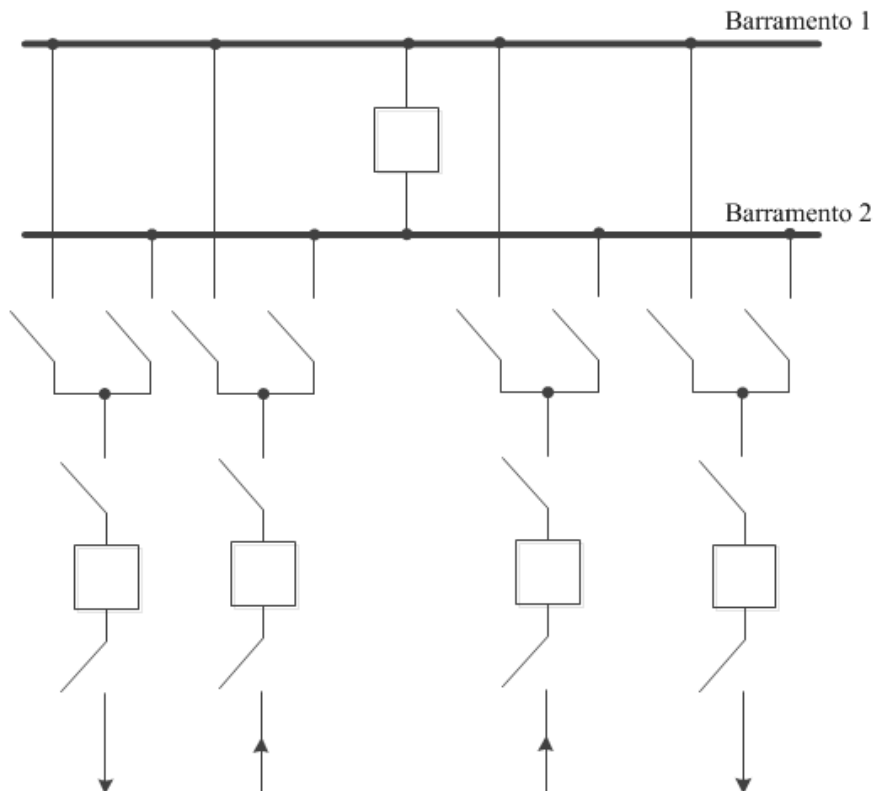
| Barramento Principal e de Transferência | |
|--|--|
| Vantagens | Desvantagens |
| 1. Maior flexibilidade que a configuração barramento simples | 1. Necessita de um disjuntor extra para conexão com o outro barramento |
| 2. Custo inicial e final reduzido | 2. As manobras são relativamente complicadas quando se deseja realizar manutenção em algum disjuntor |
| | 3. Falha no barramento principal resultará no desligamento da subestação |

Fonte: Gonen (1986)

3.4.2.3 Barramento Duplo com Um Disjuntor

Este arranjo permite flexibilidade entre os barramentos em operação, havendo possibilidade de isolamento de um dos barramentos para manutenção e facilidade de transferência de carga de um barramento para o outro. Em geral, são empregados em instalações de grande porte e de grande importância. A seguir serão apresentados o diagrama unifilar desta configuração e suas principais características.

Figura 4 – Barramento duplo com um disjuntor.



Fonte: Gonen (1986)

Tabela 4 – Características da configuração barramento duplo com um disjuntor

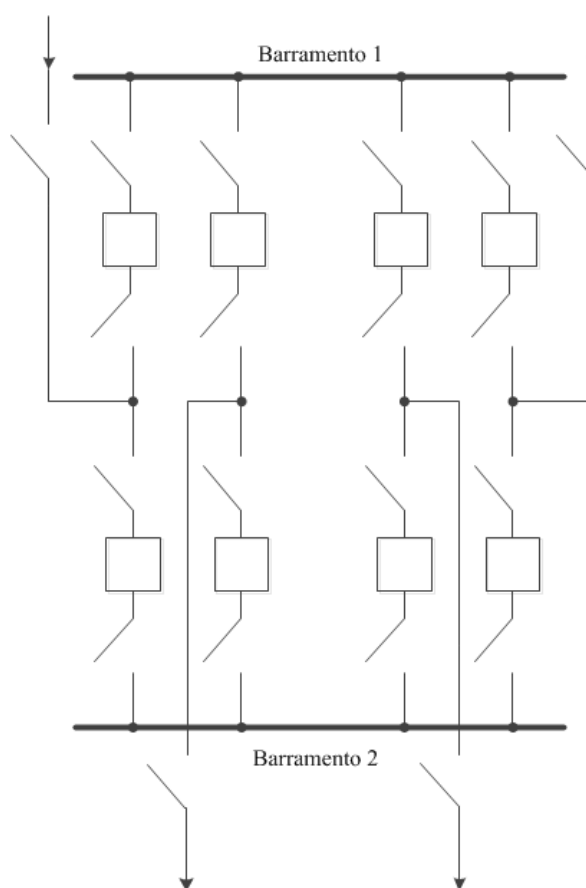
| Barramento Duplo com Um Disjuntor | |
|--|---|
| Vantagens | Desvantagens |
| 1. Qualquer barramento pode ser isolado para que se realize manutenção | 1. Requer quatro chaves por circuito |
| 2. Facilidade na transferência de circuitos entre barramentos | 2. Necessita de um disjuntor extra de transferência |
| 3. Há certa flexibilidade com ambos os barramentos em operação | |

Fonte: Gonen (1986)

3.4.2.4 Barramento Duplo com Disjuntor Duplo

A configuração barramento duplo com disjuntor duplo prove alto nível de flexibilidade, porém requer maiores investimentos, haja vista a presença de dois barramentos e dois disjuntores por circuito. Esta composição possibilita realizar diversas operações com o sistema em operação, sendo evidenciada através de uma análise minuciosa da Figura 5 e da Tabela 5.

Figura 5 – Barramento duplo com disjuntor duplo.



Fonte: Gonen (1986)

Tabela 5 – Características da configuração barramento duplo com disjuntor duplo

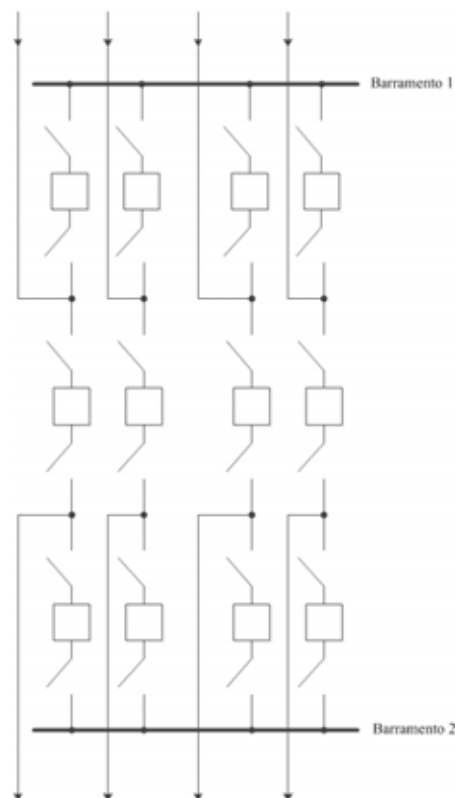
| Barramento Duplo com Disjuntor Duplo | |
|--|---------------|
| Vantagens | Desvantagens |
| 1. Alto nível de confiabilidade 2. Alto nível de flexibilidade 3. Possibilidade de realizar manutenção em qualquer barramento com o sistema em seu estado normal de operação | 1. Alto custo |

Fonte: Gonen (1986)

3.4.2.5 Barramento de Disjuntor e Meio

Este arranjo é composto por três disjuntores em série conectando uma barra dupla, sendo que dois circuitos são ligados de um lado e do outro do disjuntor central de um grupo. Esta configuração é a solução típica utilizada em diversos países e equivale à configuração anterior. Porém com uma importante simplificação, já que utiliza um disjuntor e meio para cada circuito, ao contrário de dois disjuntores por circuito como no caso anterior. A seguir, na Figura 6 e na Tabela 6, apresentam-se o diagrama unifilar e as vantagens e desvantagens deste arranjo, respectivamente.

Figura 6 – Barramento de disjuntor e meio.



Fonte: Gonen (1986)

Tabela 6 – Características da configuração barramento de disjuntor e meio

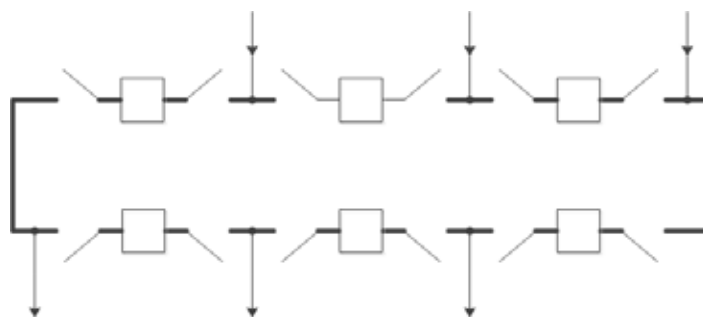
| Barramento de Disjuntor e Meio | |
|---|--|
| Vantagens | Desvantagens |
| 1. Operação mais flexível | 1. $1\frac{1}{2}$ disjuntor por circuito |
| 2. Alto nível de confiabilidade | 2. Elevado número de operações para chaveamento dos equipamentos |
| 3. Rápida recomposição | |
| 4. Possibilidade de realizar manutenção em qualquer barramento com o sistema em seu estado normal de operação | |

Fonte: Gonen (1986)

3.4.2.6 Barramento em Anel

Na configuração barramento em anel forma-se um circuito fechado por meio dos dispositivos de proteção. Em caso de falta, somente o trecho em que a falha ocorreu ficará isolado. Porém, se um disjuntor estiver desativado, o anel estará aberto, conseqüentemente os outros dispositivos de proteção deverão suportar todo o carregamento do sistema. O diagrama unifilar deste arranjo e suas principais características são mostrados na Figura 7 e na Tabela 7, respectivamente.

Figura 7 – Barramento em anel.



Fonte: Gonen (1986)

Tabela 7 – Características da configuração barramento em anel

| Barramento em Anel | |
|--|---|
| Vantagens | Desvantagens |
| 1. Flexibilidade para manutenção dos disjuntores | 1. Se uma falta ocorre durante a manutenção de um disjuntor o anel pode ser separado em duas seções |
| 2. Alto nível de confiabilidade | 2. Maior complexidade dos circuitos de proteção |
| 3. Requer apenas um disjuntor por circuito | |

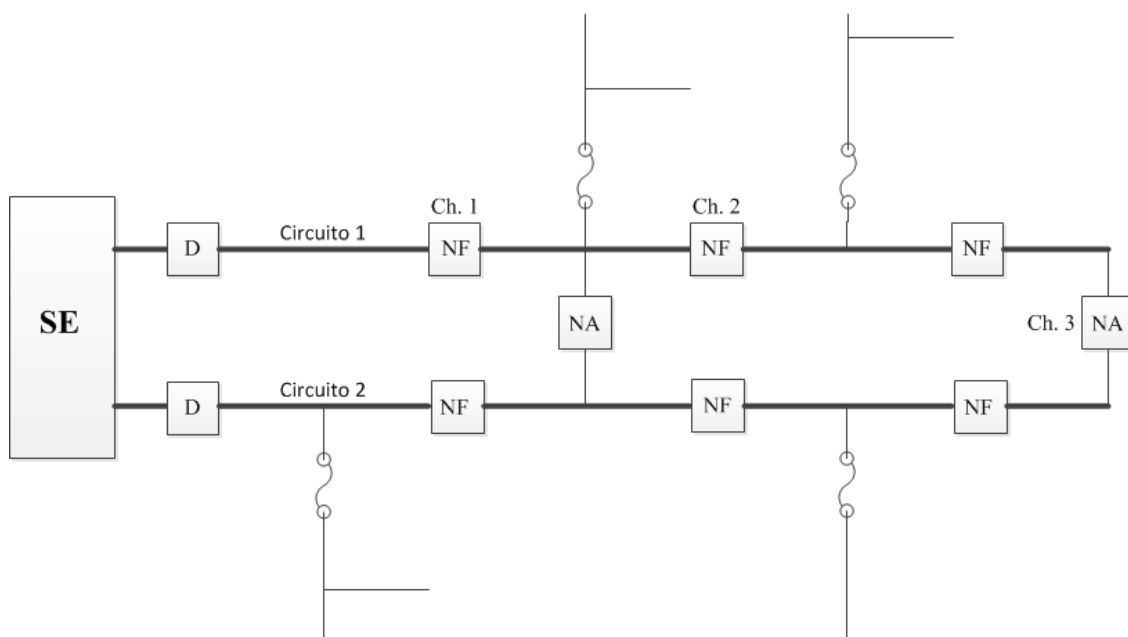
Fonte: Gonen (1986)

3.4.3 Alimentadores Primários

Os alimentadores primários correspondem a uma parte do setor elétrico responsável pela transmissão de energia elétrica, em média tensão, das subestações de distribuição aos transformadores de distribuição e aos consumidores de médio porte. Estas redes podem ser subdividas em aéreas, subterrâneas, ou então, uma combinação dos dois tipos. Usualmente, as concessionárias de distribuição de energia elétrica utilizam as redes aéreas por causa de seu menor custo. Entretanto, as redes subterrâneas são comumente encontradas em regiões importantes da cidade, *e.g.*, zona central e áreas turísticas, onde há frequentemente preocupações com questões paisagísticas.

A operação da distribuição primária dar-se-á, normalmente, de forma radial, com possibilidade de transferência de blocos de carga entre circuitos para o atendimento da operação em condições de contingência. Estas redes contam com um tronco principal do qual se derivam ramais protegidos por fusíveis. Dispõem de chaves de seccionamento, que operam na condição normalmente fechada, NF, e destinam a isolar blocos de carga para permitir a devida manutenção. É usual instalar em um mesmo circuito, ou entre circuitos diferentes, chaves que operam abertas, NA, as quais podem ser fechadas em manobras de transferência de carga. Na Figura 8 estão apresentados dois circuitos que derivam da mesma subestação (KAGAN et al., 2005; GONEN, 1986).

Figura 8 – Distribuição primária.



Supondo a ocorrência de defeito entre as chaves 1 e 2, do circuito 1, ter-se-á, inicialmente, o desligamento do disjuntor na saída da SE e, posteriormente, identificado o tipo e localização do defeito, a equipe de manutenção o isolará através da abertura das chave 1 e 2. A seguir, fecha-se o disjuntor da SE restabelecendo o suprimento de energia aos consumidores existentes até a chave 1, restando os a jusante da chave 2 desenergizados. Por fim, fechando-se a chave 3 é restabelecido o fornecimento de energia a estes consumidores através do circuito 2 (KAGAN et al., 2005). Esta disposição dos circuitos e dispositivos de proteção propicia certa flexibilidade para o abastecimento de energia elétrica aos usuários finais.

3.4.4 Transformadores de Distribuição

Os transformadores de distribuição correspondem aos equipamentos destinados à redução da tensão primária para níveis adequados à utilização pelos consumidores.

As redes de distribuição primária nacionais são constituídas, usualmente, por transformadores trifásicos, conectados em delta – estrela aterrada e resfriados a óleo, e dispõem de dispositivos de proteção contra sobretensões e sobrecorrentes instalados em seu primário, *i.e.*, para-raios e elos fusíveis, respectivamente. Empregam-se, também, transformadores monofásicos e bancos de transformadores monofásicos, bem como, outros tipos de conexões, *e.g.*, delta – delta, estrela não-aterrada – delta, estrela aterrada – estrela aterrada, estrela aberta – delta aberto.

Em geral, a potência nominal dos transformadores de distribuição são fixadas na série padronizada, *i.e.*, 10, 15, 30, 45, 75, 112,5 e 150 kVA, e as tensões de distribuição secundária em 220/127 V e 380/220 V, havendo predomínio da primeira, nos Estados das regiões sul e sudeste, e da segunda, no restante do país (KAGAN et al., 2005).

3.4.5 Circuitos Secundários

Os circuitos secundários de distribuição possuem a função de transportar a energia elétrica das estações transformadoras aos consumidores de baixa tensão. Alcançam, por circuito, comprimentos da ordem de centenas de metro. Para minimizá-los, os engenheiros alocam os transformadores de distribuição próximos aos centros de carga e planejam o sistema de forma a se obter ramais de ligação curtos.

Interrupções oriundas de falhas nos circuitos secundários correspondem a um percentual pequeno das paralisações totais do sistema. Portanto, os projetos de redes de distribuição secundárias são motivados principalmente por considerações econômicas, perdas no transformador e no circuito secundário, e quedas de tensão admissíveis no sistema. Naturalmente, há outros fatores técnicos e econômicos que afetam a escolha adequada do transformador de distribuição e da configuração do circuito secundário, tais como, carregamento admissível do transformador, balanceamento de carga, custos de investimentos e taxa de inflação. Estes projetos devem considerar não somente os fatores de curto prazo, mas também os problemas de longo prazo. Neste sentido, deve-se haver uma projeção futura para que se determinem as práticas e os componentes do sistema que suprirão de forma ótima a demanda futura. Por conseguinte, o processo de planejamento de redes de distribuição secundárias é fortemente influenciado pelas exigências futuras do sistema (GONEN, 1986).

3.4.6 Ramais de Ligação

Conjunto de condutores e acessórios instalados entre o ponto de derivação da rede de distribuição e o ponto de entrega.

As unidades consumidoras podem ser atendidas por meio de ramal de ligação aéreo ou subterrâneo. Para o primeiro caso, o ramal de ligação deverá ser instalado de forma a atender distâncias mínimas em relação ao solo observadas as exigências dos poderes públicos. Já nas instalações constituídas por ramal de ligação subterrâneo existem, também, precauções a serem respeitadas, *e.g.*, não devem passar sob áreas construídas ou terrenos de terceiros.

3.5 Tendências dos Sistemas de Elétricos de Potência

Os sistemas elétricos de potência se encontram em franco processo de modernização de suas tecnologias. Atualmente, o desenvolvimento dos segmentos de geração, transmissão e distribuição está diretamente relacionado a questões que vão desde as preocupações com alterações climáticas até a possibilidade de proporcionar ao usuário final maior participação no gerenciamento dos sistemas de energia. Esta nova concepção, designada *smart grid*, têm como principal função fornecer energia aos consumidores com altos índices de confiabilidade, segurança e de maneira sustentável por meio do uso de tecnologias da informação, comunicação, monitoramento e controle da rede. Abordagem, que permite a implantação de estratégias para automação das operações, isto é, o desenvolvimento de funcionalidades para

“autorregeneração” do sistema, capazes de diagnosticar, de maneira automática, as falhas (NORTHCOTE-GREEN; WILSON, 2007; BORGES et al., 2010).

O paradigma da operação das redes de distribuição de energia elétrica, que usualmente é caracterizada por sua estrutura radial, possivelmente será modificado nos próximos anos. A inserção de geradores distribuídos demandará uma alteração conceitual do gerenciamento destes sistemas, os quais apresentarão fluxos de potência bidirecionais. Dentro deste contexto, esta nova concepção de rede, fracamente malhada ou em anel, estará susceptível a impactos na estabilidade e na qualidade de energia, necessitando de estruturas sofisticadas para monitoramento, controle, proteção e automação de sua operação.

A automação, em especial, no âmbito dos sistemas de distribuição de energia elétrica, depende da capacidade de integração do sistema de comunicação das subestações com as diferentes tecnologias dos equipamentos, as quais compreendem desde dispositivos eletromecânicos à IED's. Este procedimento deve proporcionar alto nível de confiabilidade à operação e atender às crescentes exigências na qualidade do produto recebido pelos usuários. Nesta perspectiva, utiliza-se de um abrangente conjunto de funções de proteção e de tecnologias da informação. Logo, unindo a automação local, o controle remoto de dispositivos de chaveamento, e a tomada de decisão, cria-se uma ferramenta, flexível e rentável, para a operação dos sistemas de distribuição de energia elétrica. (NORTHCOTE-GREEN; WILSON, 2007; TONELLI-NETO, 2012).

Capítulo 4

ESTRUTURA DA METODOLOGIA PROPOSTA

4.1 Introdução

A metodologia proposta para diagnóstico automático de faltas de curto-circuito em sistemas de distribuição de energia elétrica avalia os sinais de corrente e tensão das três fases obtidos na saída do alimentador da subestação. Desta maneira, considera-se primeiramente, que a rede elétrica encontra-se em permanente observação.

4.2 Estrutura da Metodologia

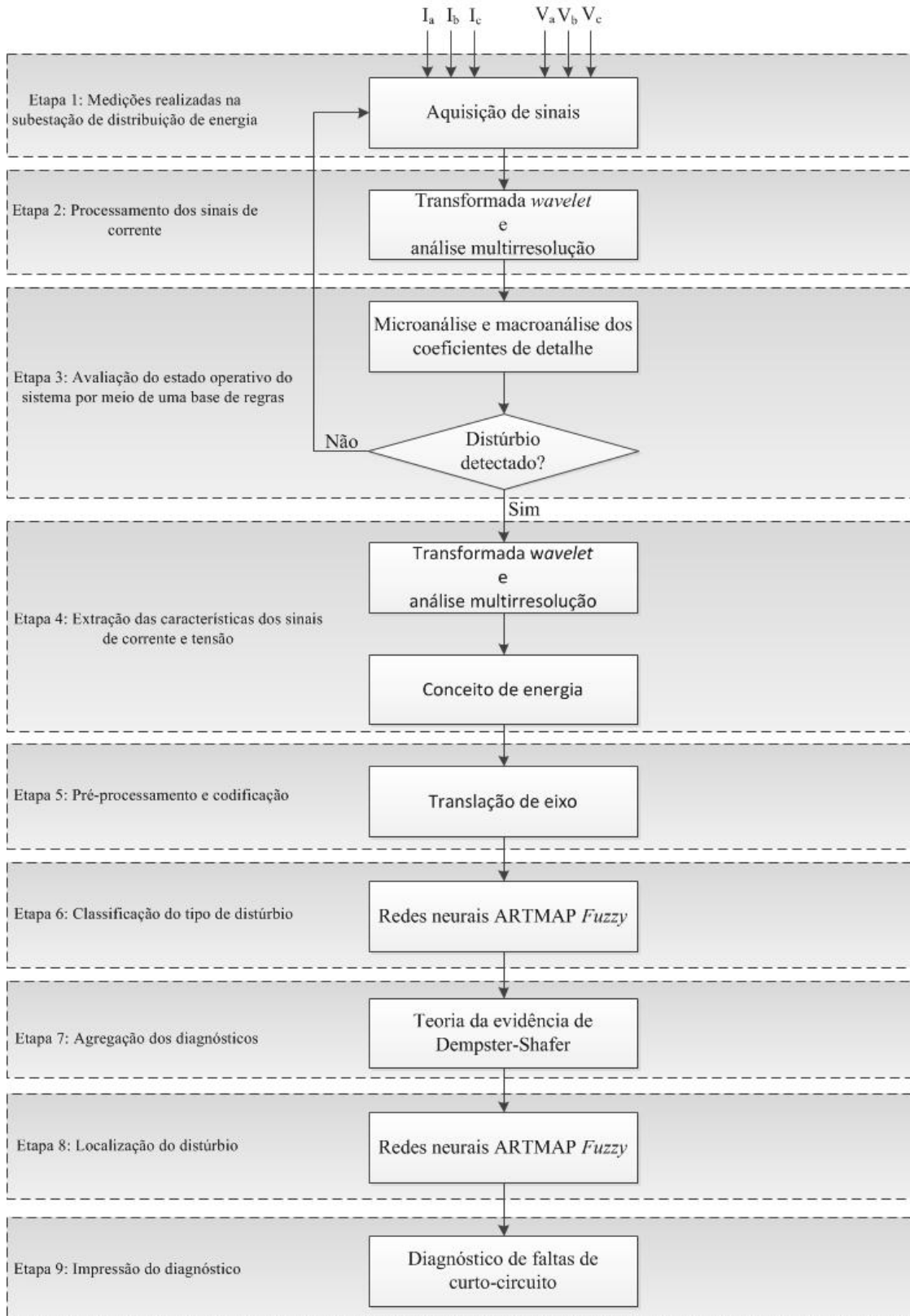
A estrutura do sistema de diagnóstico está orientada nas seguintes etapas: (1) aquisição de dados; (2) processamento dos sinais de corrente visando à extração de informações indicativas do estado operativo do sistema; (3) base de regras para detecção de anormalidades; (4) análise e caracterização dos períodos pré-falta e em-falta dos sinais de corrente e tensão; (5) pré-processamento e codificação; (6) classificação do tipo de distúrbio empregando redes neurais ARTMAP *Fuzzy*; (7) agregação dos diagnósticos realizados via teoria da evidência de Dempster-Shafer; (8) localização de faltas de curto-circuito; e (9) impressão do diagnóstico.

Este sistema desenvolvido proporciona, através do desenvolvimento de algoritmos inteligentes, uma execução rápida e eficiente do diagnóstico de faltas, na qual não há a necessidade dos operadores terem conhecimento pleno da estrutura utilizada.

A estrutura proposta foi concebida considerando a permanente evolução das tecnologias empregadas nos sistemas de distribuição, assim buscou-se desenvolver algoritmos inteligentes modulares que possam ser facilmente modificados para atender uma nova demanda do setor elétrico.

A Figura 9 apresenta a estrutura do método proposto para diagnóstico de curto-circuito.

Figura 9 – Sistema completo de diagnóstico de distúrbios em sistemas de distribuição.



Fonte: do próprio autor.

4.3 Princípio de Funcionamento

O funcionamento do sistema de diagnóstico automático de curto-circuito em sistemas de distribuição de energia elétrica é descrito sucintamente a seguir.

- Etapa 1: Realiza-se a aquisição das oscilografias de corrente e tensão trifásicas na saída do alimentador da subestação. Ressalta-se que, frequentemente, as instalações dos sistemas de distribuição de energia elétrica de grande parte das concessionárias nacionais já possuem os equipamentos e tecnologias requeridos, não necessitando assim, de investimentos consideráveis;
- Etapa 2: Os sinais de corrente são processados via transformada *wavelet* e análise multirresolução para que se obtenha informações, no domínio tempo-frequência, do comportamento do sistema;
- Etapa 3: Avalia-se o estado operativo do sistema utilizando um conjunto de regras que confronta a máxima variação dos coeficientes de detalhe e a maior amplitude a limites preestabelecidos pelo engenheiro de proteção. Uma vez detectada anormalidade no alimentador, inicia-se o procedimento para classificação do defeito;
- Etapa 4: Extraem-se as características dos sinais de corrente e tensão considerando o comportamento pré-falta e em-falta do circuito empregando os conceitos da transformada *wavelet*, análise multirresolução e energia;
- Etapa 5: Os índices característicos do estado operativo do sistema são transladados para o domínio $[0, 1]$, a fim de comporem os vetores de entrada das redes neurais artificiais ARTMAP *Fuzzy*;
- Etapa 6: Três conjunto independentes de redes neurais ARTMAP *Fuzzy* são empregados para reconhecer as características extraídas dos sinais de corrente e tensão, e definir a saída segundo os tipos possíveis de distúrbio;
- Etapa 7: Os diagnósticos executados pelos três conjuntos independentes de redes são agregados usando os conceitos da teoria da evidência de Dempster-Shafer, fornecendo aos operadores informações quantitativas sobre o diagnóstico e os respectivos níveis de confiabilidade;
- Etapa 8: Localiza-se a seção do alimentador sob defeito a partir de características extraídas dos sinais de corrente e tensão das fases envolvidas na falta. Este conjunto de dados é reconhecido usando redes neurais ARTMAP *Fuzzy*.
- Etapa 9: Imprime o diagnóstico.

Capítulo 5

TRANSFORMADA *WAVELET*

5.1 Introdução

A Transformada *Wavelet* (TW) é uma moderna técnica de processamento de sinais que supera as limitações encontradas nos métodos baseados na Transformada de Fourier (TF). A Transformada de Fourier Discreta (TFD) têm sido amplamente empregada para análise de sinais estacionários no domínio da frequência, enquanto a Transformada de Fourier com Janelamento (Short Time Fourier Transform) provê pouca flexibilidade para análise de sinais não estacionários, devido sua resolução constante para as diferentes frequências do sinal. No entanto, a TW analisa as componentes de altas frequências em curtos intervalos de tempo e as componentes de baixas frequências em longos intervalos de tempo, tornando-se mais apropriadas para avaliação de transitórios em sistemas elétricos de potência (MALLAT, 2009; DAUBECHIES, 1992; MEHER; PRADHAM, 2010; DECANINI et al., 2011b).

5.2 Transformada de Fourier

A transformada de Fourier consiste em uma ferramenta matemática que realiza a transição entre as variáveis tempo e frequência do sinal, *i.e.*, mudança do domínio espacial para o espectral. Por conseguinte, sua aplicabilidade dar-se-á em aplicações que visam à análise de seu conteúdo no domínio da frequência. A seguir, apresenta-se a equação de análise:

$$(\mathcal{F}f)(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) e^{-j\omega t} dt \quad (1)$$

sendo:

$\mathcal{F}f$: transformada de Fourier do sinal contínuo f .

5.3 Transformada de Fourier com Janelamento

A Transformada de Fourier com Janelamento, proposta por Dennis Gabor (1946), corresponde a uma TF adaptada para que se obtenha informações a respeito da localização temporal de determinados eventos presentes no sinal sob análise. Esta informação apresenta precisão limitada, uma vez que se emprega escala fixa para as diferentes frequências do sinal. A equação (2) caracteriza a Transformada de Fourier com Janelamento.

$$\left(\mathcal{F}^{\text{janelamento}} f\right)(\omega, t) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(s) g(s-t) e^{-j\omega s} ds \quad (2)$$

Em aplicações práticas, na área de processamento de sinais, necessita-se discretizar a equação (2), portanto faz-se $t = nt_0$ e $\omega = m\omega_0$, sendo $m, n \in \mathbb{Z}$ e $\omega_0, t_0 > 0$. Assim, tem-se:

$$\mathcal{F}_{m,n}^{\text{janelamento}}(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(s) g(s - nt_0) e^{-jm\omega_0 s} ds \quad (3)$$

5.4 Transformada *Wavelet* Contínua

A Transformada *Wavelet* Contínua (TWC) provê uma descrição no domínio tempo-frequência para um determinado sinal $f(t)$. Esta transformada utiliza uma função $\psi \in \mathbf{L}^2(\mathbb{R})$, *i.e.*, função *wavelet*, a qual é oscilatória com valor médio nulo, para decompor o sinal em análise (MALLAT, 2009; DAUBECHIES, 1992; TONELLI-NETO, 2012):

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (4)$$

A partir da função *wavelet*, define-se um conjunto de funções ortogonais $\psi_{a,b}(t)$ que serão utilizadas como base ortogonal para a representação dos sinais. Este conjunto é obtido através de dilatações e translações da função *wavelet* ψ , conforme descrito na equação (5):

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad b \in \mathbb{R} \text{ e } a \in \mathbb{R}^+, \text{ com } a \neq 0 \quad (5)$$

sendo:

a : parâmetro de escala;

b : parâmetro de translação.

A TWC de um sinal contínuo $f(t)$ em relação às *wavelets* criadas é definida na equação (6).

$$(TWC f)(a,b) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (6)$$

Um conjunto de coeficientes que indicam o grau de semelhança entre o sinal original e as funções *wavelets* utilizadas no processo de decomposição resulta da análise *wavelet*.

5.5 Transformada *Wavelet* Discreta

A discretização da TWC é fundamental para aplicações práticas, portanto faz-se $a = a_0^m$, $b = nb_0 a_0^m$, onde $m, n \in \mathbb{Z}$, e $a_0 > 1$, $b_0 > 0$. A escolha de a_0 e b_0 depende, é claro, da função *wavelet* ψ . Desta forma, a função *wavelet* é reescrita, conforme equação (7) (MALLAT, 2009; DAUBECHIES, 1992):

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi \left(\frac{t - nb_0 a_0^m}{a_0^m} \right) \quad (7)$$

sendo:

$a = a_0^m$: parâmetro de escala;

$b = nb_0 a_0^m$: parâmetro de translação.

Discretizando a equação (7), define-se a função *wavelet* discreta:

$$\psi_{m,n}[k] = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi \left[\frac{k - nb_0 a_0^m}{a_0^m} \right] \quad (8)$$

Por conseguinte, a TWD de um sinal amostrado $f[k]$ é definida por:

$$(TWD f)(m,n) = \langle f, \psi_{m,n} \rangle = \sum_k f[k] \psi_{m,n}^*[k] \quad (9)$$

sendo:

$$\psi_{m,n}^*[k] = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi^* \left[\frac{k - nb_0 a_0^m}{a_0^m} \right]$$

5.6 Análise Multirresolução

A análise multirresolução consiste em um modelo matemático para formalizar a representação de sinais em escalas. Dessa forma, a AMR permite decompô-los em escalas, onde em cada escala j é possível obter uma aproximação do sinal original. Esta ferramenta tem sido apontada como uma das técnicas mais adequadas para a análise de sinais não-estacionários (GOMES; VELHO, 1999; SOARES, 2006).

Os procedimentos para aplicação dos conceitos da AMR são descritos a seguir. Primeiramente, um conjunto de funções que formem uma base ortonormal para os espaços V_m e W_m deve ser determinado. A base de V_m é definida pelo conjunto de funções $\{\phi_{m,n}\}_{n \in \mathbb{Z}}$; e o conjunto de funções $\{\psi_{m,n}\}_{n \in \mathbb{Z}}$ define a base de W_m (MALLAT, 2009).

A função de escala, representada por $\phi_{m,n}$, é apresentada nas equações (10) e (11) em suas formas contínua e discreta, respectivamente. A equação (12) define a projeção de um sinal $f[k]$ no espaço V_m .

$$\phi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \phi \left(\frac{t - 2^m n}{2^m} \right) \quad (10)$$

$$\phi_{m,n}[k] = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \phi \left[\frac{k - 2^m n}{2^m} \right] \quad (11)$$

$$a_m[n] = \langle f, \phi_{m,n} \rangle \quad (12)$$

A função *wavelet*, $\psi_{m,n}$, apresentada na equação (13) corresponde à equação (7) considerando $a_0 = 2$ e $b_0 = 1$, tal escolha permite que seja obtida a mais simples das construções (DAUBECHIES, 1992). A equação discretizada e a projeção do sinal $f[k]$ no espaço W_m são mostradas nas equações (14) e (15), respectivamente.

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \psi \left(\frac{t - 2^m n}{2^m} \right) \quad (13)$$

$$\psi_{m,n}[k] = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \psi \left[\frac{k - 2^m n}{2^m} \right] \quad (14)$$

$$d_m[n] = \langle f, \psi_{m,n} \rangle \quad (15)$$

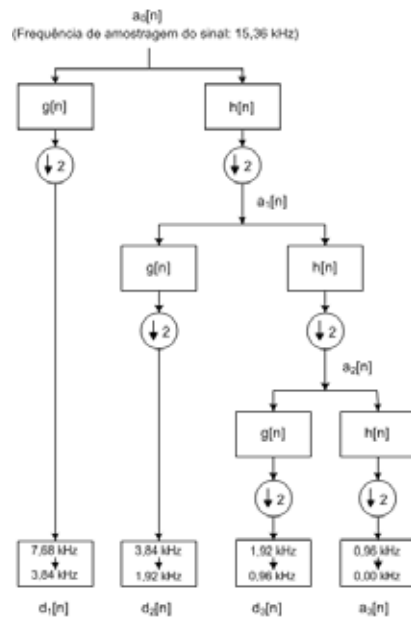
Deste modo, a AMR fundamenta-se no cálculo do coeficiente a_{m+1} por meio da convolução discreta do sinal a_m com um filtro passa-baixa (h), e do coeficiente d_{m+1} , com um filtro passa-alta (g), conforme exposto nas equações (16) e (17), respectivamente (MALLAT, 2009).

$$a_{m+1}[n] = \sum_n h[k - 2n] a_m[k] \quad (16)$$

$$d_{m+1}[n] = \sum_n g[k - 2n] a_m[k] \quad (17)$$

Na AMR decompõe-se o sinal empregando filtros passa-baixa (h) e filtros passa-alta (g). Os coeficientes de aproximação obtidos na saída dos filtros passa-baixa, (a_{m+1}), correspondem aos componentes de alta escala e baixa frequência do sinal. Já os coeficientes de detalhe procedentes da saída dos filtros passa-alta, (d_{m+1}), consistem nos componentes de baixa escala e alta frequência. A cada nível de resolução as saídas destes filtros são subamostradas por 2. A Figura 10 representa a AMR com 3 níveis de resolução.

Figura 10 – Análise multirresolução.



Fonte: do próprio autor.

5.7 Famílias de Wavelets

A escolha da *wavelet* mãe (*mother wavelet*) representa uma etapa essencial para a decomposição eficiente do sinal, pois os diferentes tipos de *wavelets* mães possuem propriedades distintas. Este procedimento, frequentemente, é realizado de maneira empírica para cada aplicação. Em geral, as famílias mais empregadas para a resolução de problemas relacionados à qualidade de energia são a Daubechies, a Symlet e a Coiflet.

A *wavelet* mãe deve apresentar as seguintes propriedades (MALLAT, 2009):

- Ser uma função oscilatória;
- Possuir um rápido decaimento para zero;
- Possuir energia finita;
- Possuir valor médio nulo.

Além disso, o *design* desta função deve ser ótimo, *i.e.*, sua aplicação na decomposição de um sinal $\langle f, \psi \rangle$ deve produzir um elevado número de coeficientes próximos de zero. Isto depende, então, da regularidade da função ψ , do número de *vanishing moments* (ordem da *wavelet* mãe) e do *support size* (tamanho do suporte). O número de *vanishing moments* está

associado à ordem polinomial dos sinais que podem ser representados por uma determinada *wavelet* mãe, o *support size* é o intervalo para o qual é definida, e a regularidade está relacionada ao erro introduzido no sinal reconstruído pelos coeficientes *wavelets* (MALLAT, 2009; TONELLI-NETO, 2012).

A seguir são apresentadas as principais famílias de *wavelets*.

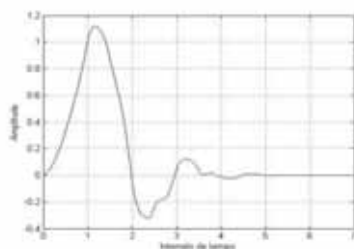
5.7.1 Família Daubechies

A família de *wavelets* Daubechies, desenvolvida por Ingrid Daubechies, com base nos trabalhos de Mallat, consiste em um conjunto de bases ortonormais de *wavelets* suaves com *support size* compacto. Esta particularidade, *support size* compacto, está relacionada à definição da função em um intervalo limitado. Logo, os demais coeficientes não pertencentes a este intervalo são nulos (MALLAT, 2009; DAUBECHIES, 1992; TONELLI-NETO, 2012).

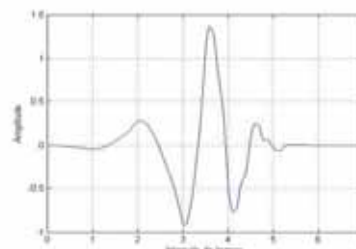
As *wavelets* desenvolvidas por Daubechies são expressas por dbN, sendo que N refere-se ao número de *vanishing moments*, *i.e.*, para a *wavelet* dbN, a qual possui N coeficientes de filtros, é possível representar sinais cuja ordem polinomial não seja superior à $N - 1$. Para um caso específico, no qual se utiliza a *wavelet* mãe db4 o sistema é capaz de representar funções polinomiais de até 3º ordem. Por conseguinte, *wavelets* mãe com o número de *vanishing moments* elevado possibilita a representação de sinais mais complexos.

O *support size* da função também é obtido por meio do índice N . A função de escala, $\phi(t)$, e a função *wavelet*, $\psi(t)$, apresentam *support size* igual a $2N - 1$. A Figura 11 mostra graficamente o comportamento das funções escala e *wavelet* da *wavelet* mãe db4, a qual está definida no intervalo $[0,7]$.

Figura 11 – *Wavelet* mãe db4.



a) Função escala $\phi(t)$

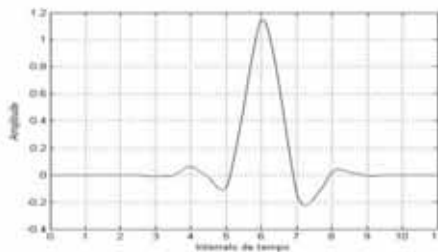


b) Função *wavelet* $\psi(t)$

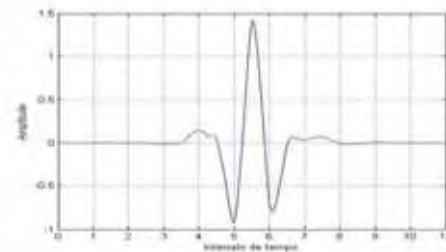
5.7.2 Família Symlet

A família de *wavelets Symlet* (*symmetric wavelet*) possui maior simetria do que a família Daubechies (DAUBECHIES, 1992). As funções, escala e *wavelet*, da *wavelet* mãe *sym6* são apresentadas na Figura 12.

Figura 12 – *Wavelet* mãe *sym6*.



a) Função escala $\phi(t)$



b) Função *wavelet* $\psi(t)$

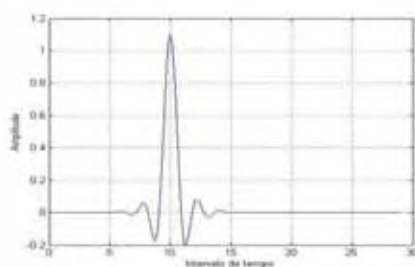
Fonte: Daubechies (1992)

A família Symlet apresenta *support size* compacto e é normalmente identificada por *symN*. A variável *N* indica, também, o número de *vanishing moments*. Esta família apresenta a mesma definição de *support size* que à Daubechies, *i.e.*, $2N - 1$.

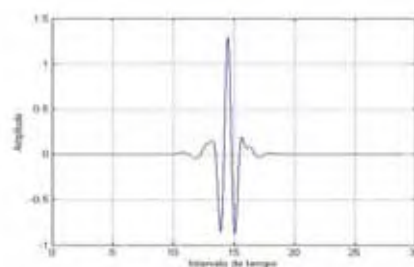
5.7.3 Família Coiflet

A função de escala e a função *wavelet* da família Coiflet apresentam distintos números de *vanishing moments*, *i.e.*, $2N - 1$ e $2N$, respectivamente. Representada, usualmente, por *coifN*, seu *support size* é definido pela relação $6N - 1$. A seguir, na Figura 13 são apresentadas as funções características da *wavelet* mãe *coif5*.

Figura 13 – *Wavelet* mãe *coif5*.



a) Função escala $\phi(t)$



b) Função *wavelet* $\psi(t)$

Fonte: Daubechies (1992)

5.8 Energia

A energia corresponde a uma ferramenta de *data fusion* que permite caracterizar o comportamento de sinais não-estacionários. Este conceito é utilizado para agregar as informações presentes nos coeficientes de detalhe e aproximação. De acordo com o Teorema de Parseval, existe uma conservação de energia entre o sinal original e o sinal transformado (OPPENHEIM; SCHAFER, 1975).

O cálculo da energia é definido na equação (18).

$$E_j = \sum_{n=1}^{N_j} x[n]^2 \quad (18)$$

sendo:

$x[n]$: coeficiente de detalhe ou aproximação;

E_j : energia referente ao nível j dos coeficientes em análise;

N_j : número de coeficientes do nível j .

Capítulo 6

REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

6.1 Introdução

As redes neurais artificiais são técnicas computacionais que apresentam um modelo matemático inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes (SIMPSON, 1989; WASSERMAN, 1989; WIDROW; LEHR, 1990; KUNG, 1993; HAYKIN, 1994; KARTALOPOULOS, 1996; JAIN et al., 1996, MENDES FILHO; CARVALHO, 1997; KING, 1998). Por conseguinte, consistem em um mecanismo que pretende emular o comportamento inteligente do cérebro humano em processar informações e realizar tarefas específicas. Estruturalmente, também conhecidas por modelo conexionista de computação, se assemelham à rede neural biológica pela composição de seus neurônios e pela conexão entre eles (WASSERMAN, 1989).

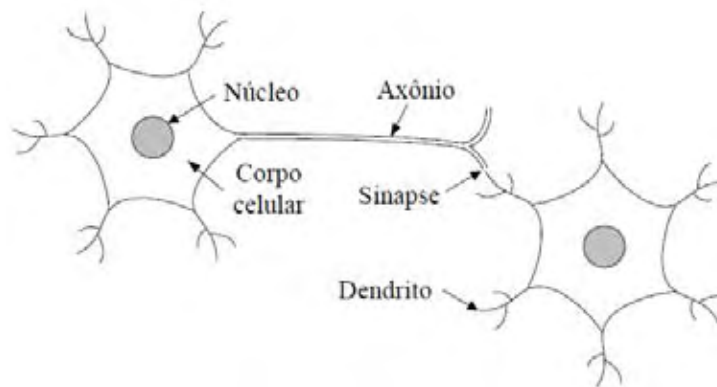
As principais características das RNA que as capacitam a um comportamento inteligente são:

- *Capacidade de generalização*: produzem resultados mesmo para casos não contidos no banco de dados de treinamento;
- *Representação distribuída do conhecimento*: o conhecimento é armazenado de forma distribuída em seus pesos, tornando-se mais tolerantes a falhas de neurônios individuais;
- *Robustez e tolerância a falhas*: mesmo que as informações a serem analisadas estejam incompletas ou com ruído é possível obter um raciocínio correto;
- *Não necessitam de regras explícitas*: o processo de aprendizagem dar-se-á através de exemplos;
- *Capacidade de aprendizado continuado*: determinadas redes são capazes de aprender novos cenários sem perda do conhecimento previamente adquirido;
- *Paralelismo*: produzem respostas com alto desempenho computacional.

6.2 Modelo Biológico

O cérebro humano é composto por cerca de 100 bilhões de neurônios que executam o processamento local de informações e determinam o comportamento do corpo e do raciocínio humano. Os principais componentes de um neurônio biológico são apresentados na Figura 14.

Figura 14 – Componentes de um neurônio biológico.



Fonte: Marchiori (2006)

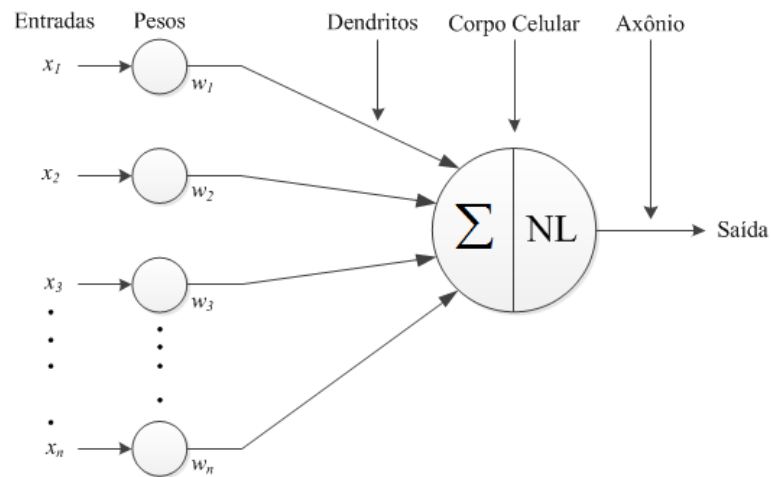
Os neurônios captam os sinais entre si através dos terminais de entrada, conhecidos como dendritos, e enviam as atividades elétricas por meio do terminal de saída, denominado axônio (MENDES FILHO; CARVALHO, 1997; STERGIOU, 1996; LOPES, 2005).

A região na qual o axônio de um neurônio se conecta ao dendrito de outro corresponde à sinapse. Seu funcionamento dar-se-á como os das válvulas, ou seja, são capazes de controlar o fluxo de informação. Esta capacidade define a eficiência sináptica. Se um neurônio é ativado, um sinal eletroquímico é disparado ao longo do axônio que, através das sinapses, transmitem a informação para outro neurônio.

6.3 Modelo Artificial

O modelo de um neurônio artificial baseia-se no comportamento do neurônio biológico. Na Figura 15 são mostrados os principais componentes do neurônio artificial de McCulloch & Pitts (McCULLOCH; PITTS, 1943; STERGIOU, 1996).

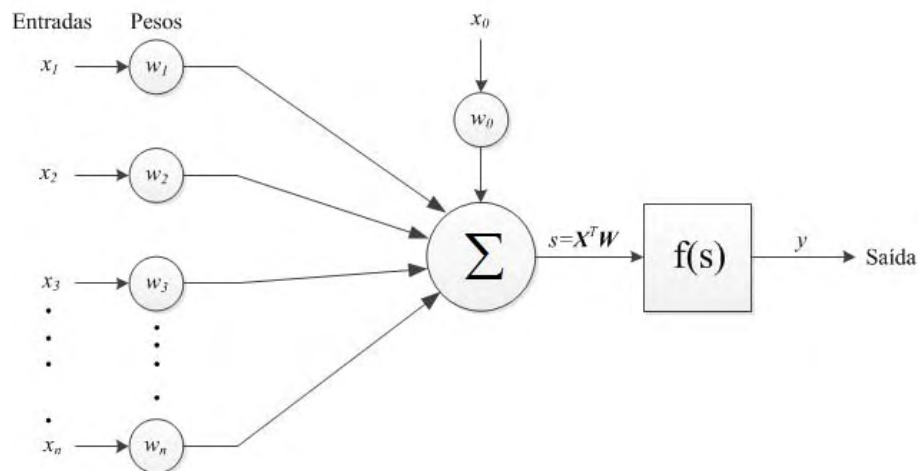
Figura 15 – Componentes do neurônio artificial de McCulloch-Pitts.



Fonte: Lopes (2005)

Este modelo define um neurônio cuja atividade s corresponde à soma das n entradas, x_j , ponderadas por seus respectivos pesos, w_j . Esta atividade, ou potencial de ativação, alimenta uma função não linear, $f(\cdot)$, que produz um sinal que será enviado a outros neurônios, conforme mostrado na Figura 16.

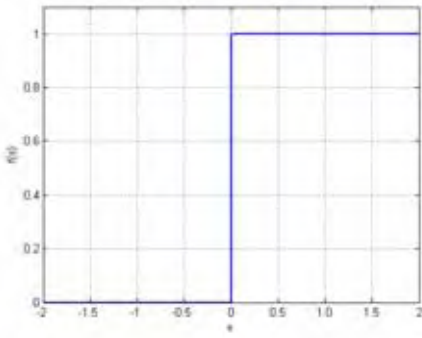
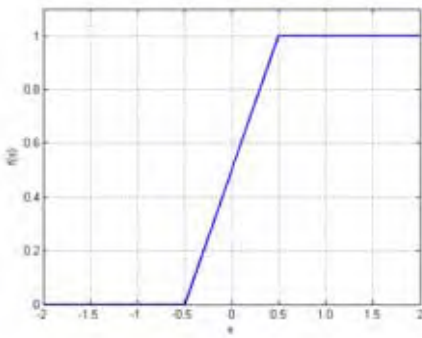
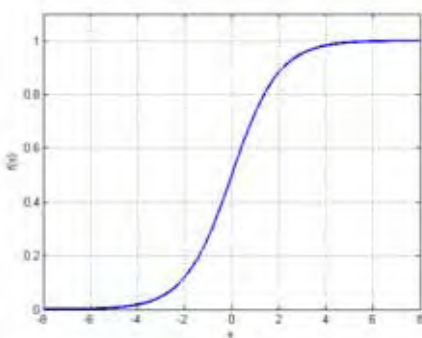
Figura 16 – Modelo básico de um neurônio artificial.



Fonte: Lopes (2005)

A função de ativação, $f(\cdot)$, define a saída do neurônio em termos no nível de atividade de sua entrada, sendo exemplificadas na Tabela 8.

Tabela 8 – Funções de ativação

| Função | Definição | Comportamento |
|-------------------------|--|--|
| <i>Threshold</i> | $f(s_i) = \begin{cases} 1, & \text{se } s_i \geq 0 \\ 0, & \text{se } s_i < 0 \end{cases}$ |  |
| <i>Piecewise-linear</i> | $f(s_i) = \begin{cases} 1, & \text{se } s_i \geq +\frac{1}{2} \\ s_i, & \text{se } +\frac{1}{2} > s_i > -\frac{1}{2} \\ 0, & \text{se } s_i \leq -\frac{1}{2} \end{cases}$ |  |
| <i>Sigmóide</i> | $f(s_i) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda s_i}}$ |  |

Fonte: do próprio autor.

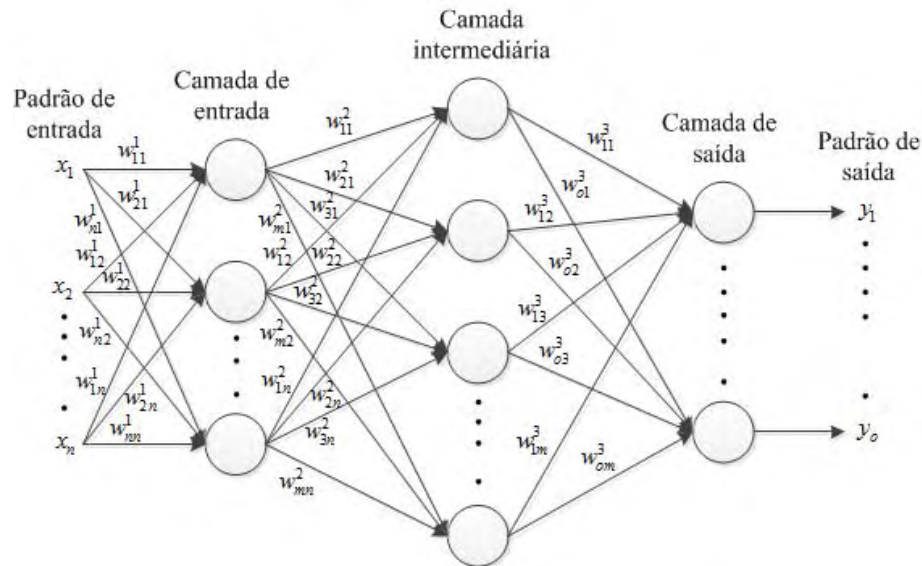
Enquanto as funções *threshold* são apropriadas para sistemas binários, as funções sigmoidais são empregadas para dados analógicos e digitais, apresentando a vantagem de serem diferenciáveis em todos os pontos.

6.4 Estrutura das Redes Neurais Artificiais

As RNA são usualmente organizadas em camadas: I) *camada de entrada*: primeira camada da rede, II) *camadas intermediárias*: onde é realizado a maior parte do

processamento, e III) *camada de saída*: responsável pelo diagnóstico final. A Figura 17 ilustra a estrutura básica das RNA.

Figura 17 – Arquitetura das redes neurais artificiais.



Fonte: do próprio autor.

6.5 Classificação das Redes Neurais Artificiais

As redes neurais podem ser classificadas em dois tipos: redes não-recorrentes (*feedforward*) e redes recorrentes (HAYKIN, 1994; SIMPSON, 1989).

- *Redes não-recorrentes*: nesta rede cada camada de neurônio recebe sinais somente das camadas anteriores, *i.e.*, não possuem laços de realimentação. Esta arquitetura não possui memória, sua saída é exclusivamente determinada em função da entrada e dos valores dos pesos sinápticos.
- *Redes recorrentes*: são as redes que possuem laços de realimentação, *i.e.*, contém conexões das saídas de uma determinada camada para a entrada da mesma ou de camadas anteriores. Estas redes desenvolvem uma memória nos neurônios internos.

6.6 Tipos de Treinamentos das Redes Neurais Artificiais

A principal característica de uma RNA consiste em sua habilidade de aprender e, conseqüentemente, melhorar seu desempenho. Este aprendizado ocorre através do treinamento, que consiste em um processo iterativo de ajustes de seus pesos a partir de dados reais, isto é, a extração do conhecimento ocorre utilizando exemplos, diferentemente de outras técnicas que necessitam de regras pré-definidas.

Outro fator importante é a maneira como a rede neural se relaciona com o ambiente. Nesse contexto existem, basicamente, os seguintes paradigmas de treinamento (KUNG, 1993; HAYKIN, 1994; MARCHIORI, 2006):

- *Treinamento não-supervisionado*: O conjunto de treinamento é composto exclusivamente pelos vetores de entrada, ou seja, não executa-se nenhuma comparação com respostas predeterminadas. Neste paradigma, a rede realiza a classificação através da auto-organização.
- *Treinamento supervisionado*: A rede neural necessita de um vetor de entrada e um vetor de saída, correspondente ao alvo desejado. Desta maneira, o treinamento é desenvolvido com o auxílio de um tutor. Ao apresentar um padrão de entrada à rede, deve-se verificar se a saída obtida confere com a saída desejada, caso isto não seja atendido, a rede deverá ajustar os pesos de maneira a armazenar o conhecimento almejado.
- *Treinamento híbrido*: Neste processo combina-se os paradigmas *não-supervisionado* e o *supervisionado*.

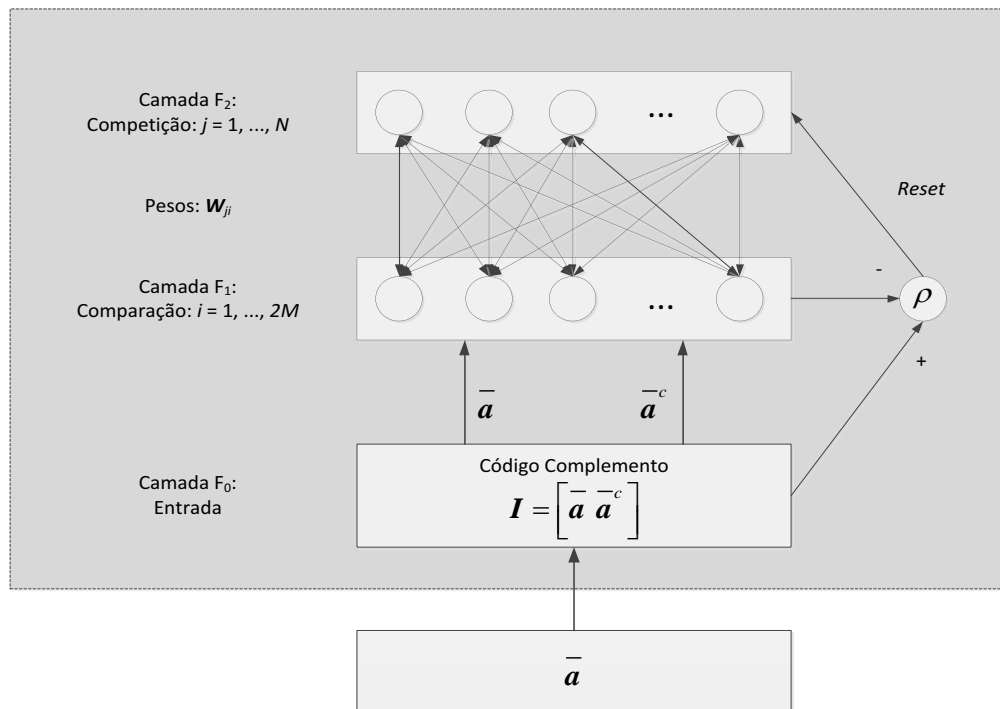
Diversas arquiteturas de RNA são comumente empregadas nos problemas de reconhecimento de padrões e diagnósticos. Dentro deste contexto, podem-se destacar as redes neurais ART *Fuzzy* e ARTMAP *Fuzzy*, as quais serão abordadas nos tópicos seguintes.

6.7 Rede Neural ART *Fuzzy*

A rede neural ART *Fuzzy* incorpora cálculos da teoria dos conjuntos nebulosos, possuindo a capacidade de reconhecimento estável através de auto-organização em resposta a padrões de entrada analógicos e binários (DECANINI et al., 2011a; GEORGIPOULOS et al., 1996; GRANGER et al., 1997; LUBKIN; CAUWENBERGHS, 2002; ZADEH, 1965).

Cada sistema ART inclui um campo F_0 que representa o vetor de entrada atual, um campo F_1 que recebe ambas as entradas de baixo para cima de F_0 e de cima para baixo de F_2 , que representa a categoria ativa. O vetor I denota a atividade em F_0 e os vetores X e Y as atividades nos campos F_1 e F_2 , respectivamente (CARPENTER et al., 1992b; GEORGIPOULOS et al., 1996; LOPES et al., 2005). A estrutura da rede ART é composta por estes três campos como mostrado na Figura 18 (HE et al., 2002).

Figura 18 – Estrutura da rede ART *Fuzzy*.



Fonte: Lopes (2005)

Os principais passos do algoritmo da rede neural ART *Fuzzy* são descritos abaixo.

6.7.1 Dados de Entrada

Na rede neural ART os dados de entrada são denotados pelo vetor a , $a = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_M]$, M -dimensional. As entradas são normalizadas para evitar a proliferação de categorias de acordo com a equação (19).

$$\bar{a} = \frac{a}{|a|} \quad (19)$$

sendo:

$\bar{\mathbf{a}}$: vetor de entrada normalizado;

$$|\mathbf{a}| = \sum_{i=1}^M a_i .$$

Posteriormente é efetuada a codificação do complemento, preservando a amplitude da informação. Esta codificação é representada pela equação (20) (HE *et al.*, 2002).

$$\bar{a}_i^c = 1 - \bar{a}_i \quad (20)$$

sendo:

\bar{a}_i^c : complemento do vetor normalizado.

Então, o vetor de entrada do campo F_0 será um vetor $2M$ -dimensional, denotado pela equação (21) (SKARMAN *et al.*, 1998; HE *et al.*, 2002).

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{a}} & \bar{\mathbf{a}}^c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{a}_1 & \bar{a}_2 & \dots & \bar{a}_M & \bar{a}_1^c & \bar{a}_2^c & \dots & \bar{a}_M^c \end{bmatrix} \quad (21)$$

6.7.2 Parâmetros

Existem três parâmetros fundamentais para o desempenho e o aprendizado da rede neural ART *Fuzzy* de acordo com (CARPENTER *et al.*, 1991b; GROSSBERG, 1976):

- *Parâmetro de escolha* ($\alpha > 0$): atua na seleção de categorias;
- *Taxa de treinamento* ($\beta \in [0, 1]$): controla a velocidade de adaptação da rede;
- *Parâmetro de vigilância* ($\rho \in [0, 1]$): controla a ressonância da rede. O parâmetro de vigilância é responsável pelo número de categorias criadas em F_2 . Se ρ é grande, muitas categorias são criadas fazendo com que a rede possua baixa capacidade de generalização. Mas se ρ é pequeno, serão geradas poucas categorias e consequentemente a rede terá alta capacidade de generalização.

6.7.3 Inicialização dos Pesos

Inicialmente, todos os pesos da rede possuem o valor igual a um, mostrando que não existe nenhuma categoria ativa.

$$W_{j,1}(0) = W_{j,2}(0) \dots W_{j,2M}(0) = 1 \quad (22)$$

6.7.4 Escolha da Categoria

Com o vetor de entrada \mathbf{I} em F_1 , para cada nó j em F_2 , *i.e.*, para cada categoria, a função de escolha T_j é determinada pela equação (23) (HE et al., 2002):

$$T_j = \frac{|\mathbf{I} \wedge \mathbf{W}_j|}{\alpha + |\mathbf{W}_j|} \quad (23)$$

sendo \wedge o operador *fuzzy* AND, definido pela equação (24):

$$\mathbf{p} \wedge \mathbf{q} \equiv \min(p_i, q_i) \quad (24)$$

A escolha é realizada quando no mínimo um dos nós de F_2 se torna ativo. A categoria escolhida corresponde ao nó ativo (vencedor) jv (CARPENTER et al., 1991b; HE et al., 2002).

$$jv = \arg \{ \max T_j \}, \text{ para } j = 1, \dots, N \quad (25)$$

Se existir mais de uma categoria ativa, a categoria escolhida é aquela que tiver o menor índice.

O vetor de atividade em F_2 é representado por $\mathbf{Y} = [Y_1 \ Y_2 \ \dots \ Y_N]$, onde N é o número de categorias criadas em F_2 . Desta forma, quando a categoria jv -ésima é escolhida tem-se (CARPENTER; GROSSBERG, 1992a):

$$\begin{aligned} Y_j &= 1, & \text{para } j &= jv \\ Y_j &= 0, & \text{para } j &\neq jv \end{aligned} \quad (26)$$

O vetor de atividade em F_1 é indicado por $\mathbf{X} = [X_1 \ X_2 \ \dots \ X_{2M}]$ de acordo com a equação (27):

$$\mathbf{X} = \begin{cases} \mathbf{I} & \text{se } F_2 \text{ é inativo} \\ \mathbf{I} \wedge \mathbf{W}_{jv} & \text{se o nó } jv \text{ de } F_2 \text{ é ativo} \end{cases} \quad (27)$$

6.7.5 Ressonância ou *Reset*

A ressonância ocorre se o critério de vigilância descrito na equação (28) for satisfeito:

$$\frac{|\mathbf{I} \wedge \mathbf{W}_{jv}|}{|\mathbf{I}|} \geq \rho \quad (28)$$

Se a equação (28) não for satisfeita, então ocorre o *reset*. No *reset*, o nó jv de F_2 é excluído do processo de busca da categoria ativa dada pela equação (25), isto é, T_{jv} assume o valor igual à zero, e então, é escolhida uma nova categoria pela equação (25) para realizar o processo de ressonância. Este processo é executado até que a rede encontre uma categoria que satisfaça a equação (28).

6.7.6 Aprendizado

O processo de aprendizado é realizado após o vetor de entrada \mathbf{I} completar o estado de ressonância, onde ocorre a modificação do vetor de pesos dada pela equação (29):

$$\mathbf{W}_{jv}^{novo} = \beta(\mathbf{I} \wedge \mathbf{W}_{jv}^{velho}) + (1 - \beta)\mathbf{W}_{jv}^{velho} \quad (29)$$

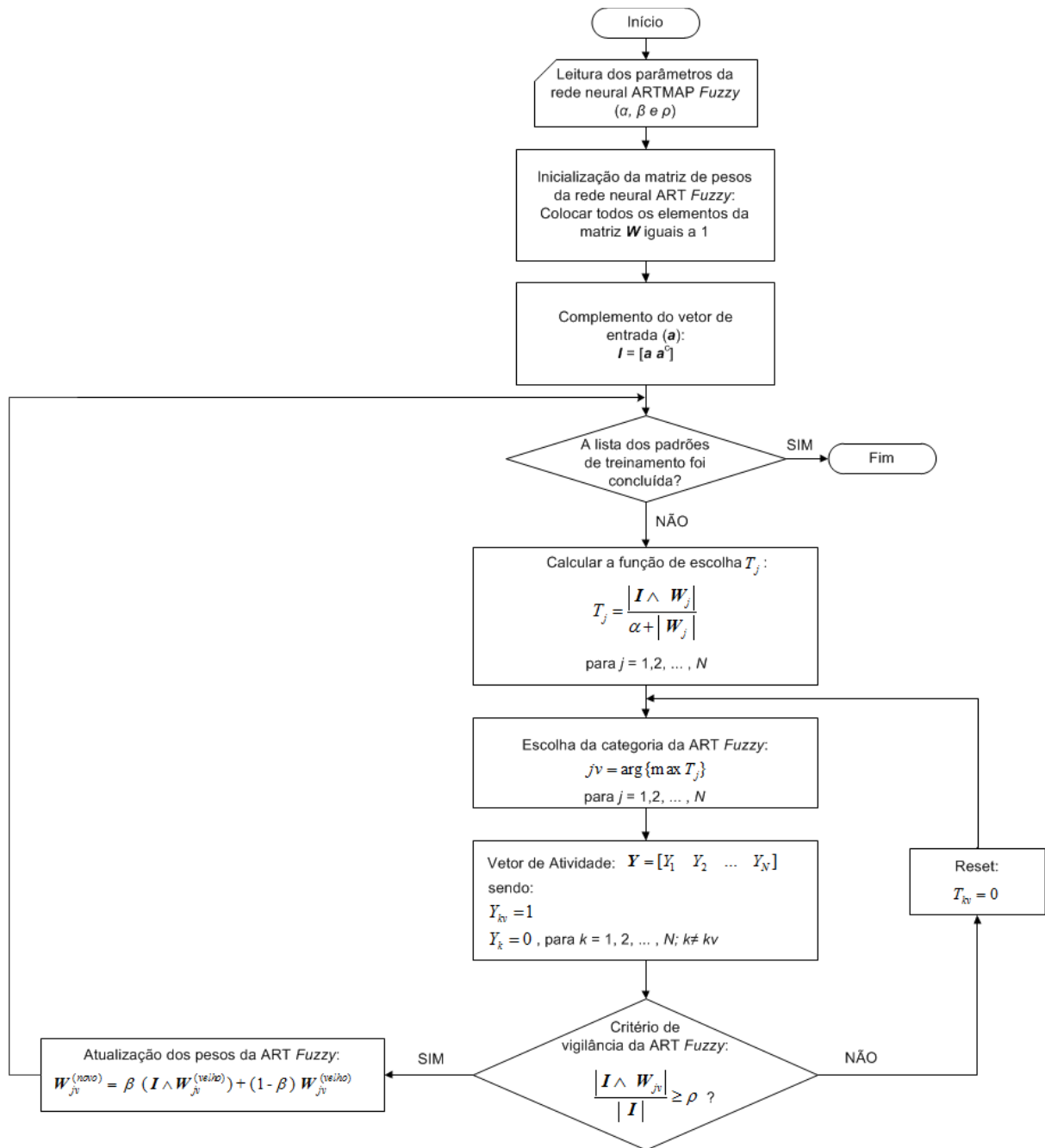
sendo jv a categoria ativa.

Dois tipos de treinamento, dependendo do valor de β , são possíveis:

1. Treinamento rápido: $\beta = 1$, permite o sistema se adaptar rapidamente;
2. Treinamento lento: $0 < \beta < 1$, os pesos do sistema são adaptados lentamente.

O fluxograma apresentado na Figura 19 estabelece todos os procedimentos do algoritmo para treinamento da rede neural ART *Fuzzy*.

Figura 19 – Estrutura da rede neural ART Fuzzy.



Fonte: do próprio autor.

6.8 Rede Neural ARTMAP Fuzzy

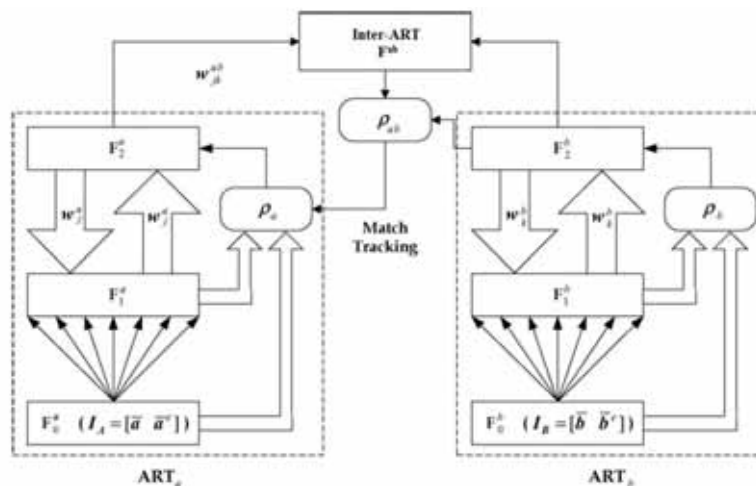
A arquitetura neural ARTMAP Fuzzy corresponde a um sistema de aprendizado auto-organizável (CARPENTER et al., 1992b). Este tipo de rede pertence à família ART, *i.e.*, a estrutura é baseada na teoria da ressonância adaptativa, sendo, desta forma, similar à rede

ART *Fuzzy*. Especificamente, consiste em um sistema de aprendizado supervisionado composto por um par de módulos da teoria da ressonância adaptativa, ART_a *Fuzzy* e ART_b *Fuzzy*, conectados pelo módulo de memória associativa inter-ART. Esta rede também incorpora a teoria dos conjuntos *fuzzy*, operador *fuzzy* AND (\wedge), capacitando o aprendizado do sistema neural em resposta a padrões de entrada binários e analógicos, pertencentes ao intervalo $[0, +1]$ (BENDER, 1996; HE et al., 2002).

Um mecanismo interno denominado *match-tracking* é responsável pelo processo auto-regulador da rede, no qual se maximiza a generalização e minimiza o erro. Sempre que a rede realiza um prognóstico errado, através de uma conexão associativa instruída, o parâmetro de vigilância ρ_a do módulo ART_a *Fuzzy* é incrementado em uma quantidade mínima necessária para corrigir o erro no módulo ART_b *Fuzzy*.

O campo F_2^a é conectado ao módulo inter-ART pelos pesos W_{jk}^{ab} , assumindo inicialmente valores iguais a um ($W_{jk}^{ab} = 1$), indicando que não existe associação entre os módulos ART_a e ART_b (VERZI et al., 2003). A estrutura da rede ARTMAP *Fuzzy* é apresentada na Figura 20.

Figura 20 – Estrutura da rede neural ARTMAP *Fuzzy*.



Fonte: Lopes (2005)

Os passos do algoritmo ARTMAP *Fuzzy* são mostrados abaixo.

6.8.1 Dados de Entrada

O vetor de entrada da rede ART_a é representado pelo vetor \mathbf{a} , $\mathbf{a} = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_{Ma}]$, Ma -dimensional, e o vetor de entrada da rede ART_b (que corresponde à saída desejada, referente ao padrão de entrada da rede ART_a) é representado pelo vetor \mathbf{b} , $\mathbf{b} = [b_1 \ b_2 \ \dots \ b_{Mb}]$, Mb -dimensional (CARPENTER et al., 1992b).

6.8.2 Parâmetros

Os parâmetros usados na rede ARTMAP *Fuzzy* são os mesmos usados na rede ART *Fuzzy*, recebendo um padrão para cada módulo específico. A diferença da rede neural ART *Fuzzy* é o parâmetro de vigilância do módulo inter-ART, ρ_{ab} ($\rho_{ab} \in [0, 1]$).

6.8.3 Estrutura do Algoritmo

A rede neural ARTMAP *Fuzzy* realiza o processamento de duas redes ART (ART_a e ART_b), sendo que após a ressonância ser confirmada em cada módulo ART, tem-se:

- jv : categoria ativa (vencedora) para a rede ART_a;
- kv : categoria ativa (vencedora) para a rede ART_b.

O próximo passo é verificar, utilizando o *match-tracking*, se a categoria ativa da rede ART_a corresponde ao vetor de saída desejado apresentado na ART_b. O critério de vigilância é dado pela equação (30):

$$\frac{|\mathbf{Y}^b \wedge \mathbf{W}_{jv}^{ab}|}{|\mathbf{Y}^b|} \geq \rho_{ab} \quad (30)$$

sendo \mathbf{Y}^b o vetor de saída da rede ART_b (padrão de atividade F_2^b).

Se a equação (30) não for satisfeita, é feito um pequeno incremento no parâmetro de vigilância da rede ART_a, suficiente para excluir a atual categoria e selecionar outra categoria, que se tornará ativa e entrará novamente no processo até que a equação (30) seja satisfeita.

6.8.4 Aprendizado

Após ocorrer a ressonância, verificada por meio da equação (30), realiza-se a adaptação dos pesos dos módulos ART_a e ART_b utilizando o mesmo critério da rede neural ART *Fuzzy*. A atualização dos pesos do módulo inter-ART é efetuada conforme descrito em (31):

$$\begin{aligned} W_{jv,kv}^{ab} &= 1 \\ W_{jv,k}^{ab} &= 0, \text{ para } k = 1, 2, \dots, N; k \neq kv \end{aligned} \quad (31)$$

6.8.5 Etapa de Treinamento

Inicialmente todos os elementos das matrizes de pesos da rede $\{W_{(Nx2Ma)}^a, W_{(Nx2Mb)}^b \text{ e } W_{(NxN)}^{ab}\}$ são iguais a 1, mostrando que não existe categoria ativa. Os vetores de entrada e saída, apresentados nas equações (32) e (33), são expressos por I^a e I^b , respectivamente.

$$I^a = \begin{bmatrix} \bar{a} & \bar{a}^c \\ \mathbf{a} & \mathbf{a}^c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{a}_1 & \bar{a}_2 & \dots & \bar{a}_{Ma} & \bar{a}_1^c & \bar{a}_2^c & \dots & \bar{a}_{Ma}^c \end{bmatrix} \quad (32)$$

$$I^b = \begin{bmatrix} \bar{b} & \bar{b}^c \\ \mathbf{b} & \mathbf{b}^c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{b}_1 & \bar{b}_2 & \dots & \bar{b}_{Mb} & \bar{b}_1^c & \bar{b}_2^c & \dots & \bar{b}_{Mb}^c \end{bmatrix} \quad (33)$$

sendo:

$$\bar{a}_i \in [0, 1], i = 1, 2, \dots, Ma;$$

$$\bar{b}_i \in [0, 1], i = 1, 2, \dots, Mb;$$

$$\bar{a}_i^c = 1 - \bar{a}_i$$

: complemento de \bar{a}_i ;

$$\bar{b}_i^c = 1 - \bar{b}_i$$

: complemento de \bar{b}_i ;

Ma : número de componentes do vetor \mathbf{a} (entrada);

Mb : número de componentes do vetor \mathbf{b} (saída);

N : número de padrões de treinamento, *i.e.*, número de pares de vetores $\{\mathbf{a}, \mathbf{b}\}$.

A codificação do complemento, \bar{a}_i^c e \bar{b}_i^c , é realizada para preservar a amplitude da informação. Analisando as equações (32) e (33), tem-se:

$$|\mathbf{I}^a| = Ma \quad (34)$$

$$|\mathbf{I}^b| = Mb \quad (35)$$

sendo:

$$|\bullet|: \text{norma 1, i.e., } |\mathbf{x}| = |x_1| + |x_2| + \dots + |x_H|, \text{ para } \mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_H].$$

Observa-se que o número de componentes de \mathbf{I}^a e \mathbf{I}^b é igual a $2Ma$ e $2Mb$, respectivamente.

O fluxograma apresentado na Figura 21 estabelece todos os procedimentos do algoritmo para treinamento da rede neural ARTMAP *Fuzzy* de uma forma mais simples, sendo:

\mathbf{W}_i : i -ésima linha da matriz \mathbf{W} ;

$W_{i,j}$: componente da posição (i, j) da matriz \mathbf{W} ;

$\arg \{ \text{máx } T_j \}$: obtenção do índice correspondente ao máximo valor entre os coeficientes T_j
($j = 1, 2, \dots, N$);

T_j : j -ésimo coeficiente de escolha;

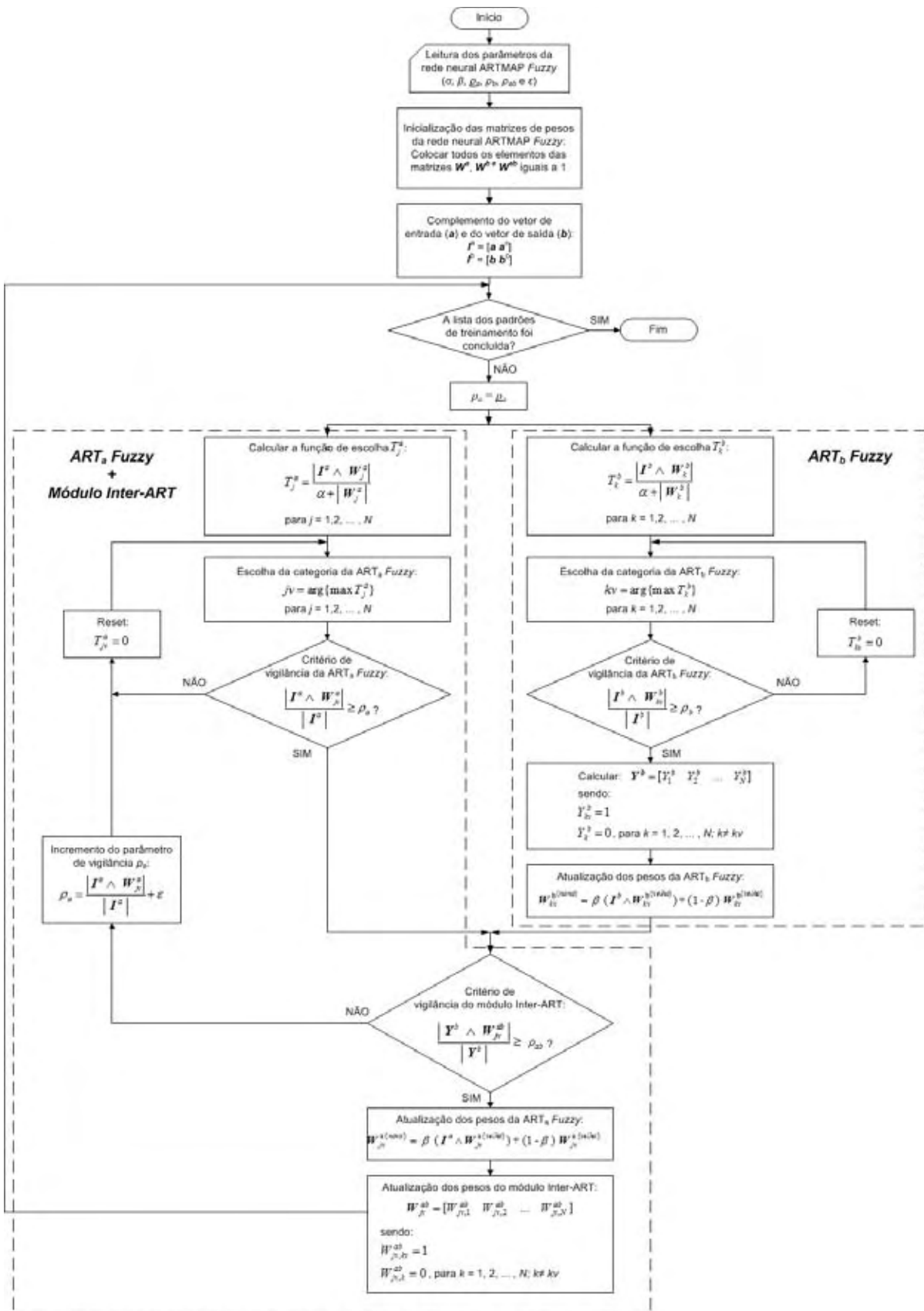
jv : número do neurônio vencedor na rede ART_a *Fuzzy*;

k_v : número do neurônio vencedor na rede ART_b *Fuzzy*;

$\underline{\rho}_a$: valor inicial do parâmetro de vigilância da rede ART_a *Fuzzy*;

ε : valor do parâmetro (positivo e pequeno) para incremento do parâmetro ρ_a .

Figura 21 – Fluxograma da rede neural ARTMAP Fuzzy.



Fonte: do próprio autor.

6.8.6 Etapa de Teste

A etapa de teste é realizada usando o procedimento descrito a seguir.

- *Passo 1.* A partir dos índices comportamentais, a serem analisados, compõem-se os vetores de teste \underline{a} e \underline{I}^a , denotados \underline{a} e \underline{I}^a , respectivamente;
- *Passo 2.* Identifica-se o neurônio vencedor na rede neural ART_a *Fuzzy* (jv), sem realizar adaptação de pesos.
- *Passo 3.* Calcula-se \underline{I}^b e conseqüentemente \underline{b} :

$$\underline{I}^b \equiv \mathbf{W}_{jv}^{ab} \mathbf{W}^b$$

$$= \left[\bar{b}_1 \ \bar{b}_2 \ \dots \ \bar{b}_{Mb} \ \bar{b}_1^c \ \bar{b}_2^c \ \dots \ \bar{b}_{Mb}^c \right]$$

$$\underline{b} = \left[\bar{b}_1 \ \bar{b}_2 \ \dots \ \bar{b}_{Mb} \right] \text{ (tipo de distúrbio codificado)}$$

Capítulo 7

TEORIA DA EVIDÊNCIA

7.1 Introdução

Inicialmente proposta por Arthur Dempster, em 1960, e posteriormente reformulada por Glenn Shafer, em meados de 1970, a teoria da evidência baseia-se no raciocínio probabilístico e na combinação de evidências. Evidências relevantes a uma determinada hipótese são associadas a fim de avaliar a veracidade da mesma.

7.2 Formulação da Representação da Evidência

Considere Θ um conjunto finito, mutuamente exclusivo e exaustivo, de todas as possíveis hipóteses ou proposições, e 2^{Θ} a quantidade de todos os subconjuntos de Θ ($Subconj(\Theta)$), sendo θ^n o número de hipóteses ou proposições presente em Θ . Supõe-se o conjunto $\Theta = \{A, B\}$, os subconjuntos de Θ são $Subconj(\Theta) = [\{A\}, \{B\}, \{A, B\} \text{ e } \{\}]$.

Por conseguinte, define-se a função de atribuição probabilística $m: 2^{\Theta} \rightarrow [0, 1]$, sendo $m(\emptyset) = 0$ e $\sum_{X \subseteq \Theta} m(X) = 1$. O valor de $m(X)$ representa a probabilidade para o subconjunto

X , indicando a parcela de confiança referente ao mesmo. Esta parcela não pode ser dividida entre os outros subconjuntos de X e nem possuir parcela de confiança destes. Seja

$Bel(X) = \sum_{Y \subseteq X} m(Y)$ a função de confiança para todo $Y \subseteq X$, a qual representa a parcela de

confiança referente à X como também de todos os seus subconjuntos. Por exemplo, se

$X = \{A, C\}$ é um subconjunto de $\Theta = \{A, B, C\}$, então a função de confiança é calculada

por $Bel(X) = Bel(\{A, C\}) = m(\{A, C\}) + m(A) + m(C)$ (SANTOSO et al., 2000a;

SANTOSO et al., 2000b).

A função de dúvida descrita por $Dou(X) = Bel(X^c)$ tal que $X^c = \Theta - X$ expressa o grau de dúvida em relação à hipótese X . A partir desta, define-se a quantidade probabilística superior de X , $\mathfrak{B}^*(X)$, sendo $\mathfrak{B}^*(X) = 1 - Bel(X^c)$, a qual representa o valor da chance de falhar ao duvidar da veracidade da hipótese X . Assim, compõe-se o intervalo de confiança dado por $[m(X) \mathfrak{B}^*(X)]$. A seguir, apresenta-se o desenvolvimento computacional da metodologia (BARNETT et al., 2008).

7.3 Desenvolvimento Matemático

Seja $\Theta = \{i / 1 \leq i \leq n\}$, sendo $n = |\Theta|$ o total de elementos em Θ e considere $\mu_{i,j}$ a evidência j a favor da hipótese i , com $j = 1, 2, \dots, L$. A evidência acumulada a favor da hipótese i , $u(i)$, é definida por:

$$u(\{i\}) = 1 - \prod_{j=1}^L (1 - \mu_{i,j}(\{i\})) \quad (36)$$

Similarmente, seja $\omega_{i,k}$ a evidência k contra a hipótese i , com $k = 1, 2, \dots, M$. A evidência acumulada contra a hipótese i , $u^*(\{i\})$, é dada por:

$$u^*(\{i\}) = 1 - \prod_{k=1}^M (1 - \omega_{i,k}(\{i\})) \quad (37)$$

A evidência acumulada a favor da hipótese i , $u(\{i\})$, e contra a hipótese i , $u^*(\{i\})$, são combinadas para que se obtenha $m(\{i\})$:

$$m(\{i\}) = K \left[p_i \prod_{q \neq i} d_q + r_i \prod_{q \neq i} c_q \right] \quad (38)$$

sendo:

$$p_i = \frac{u(\{i\})(1 - u^*(\{i\}))}{1 - u(\{i\})u^*(\{i\})};$$

$$r_i = \frac{u^*(\{i\})(1 - u(\{i\}))}{1 - u(\{i\})u^*(\{i\})};$$

$$r_i = 1 - (p_i + c_i);$$

$$d_i = c_i + r_i;$$

$$K^{-1} = \left[\prod_{q=1}^n d_q \right] \left[1 + \sum_{q=1}^n \frac{p_q}{d_q} \right] - \prod_{q=1}^n c_q.$$

Para efetuar o cálculo da quantidade probabilística superior, $\mathfrak{B}^* (\{i\})$, primeiramente computa-se o valor da função de dúvida da hipótese i , $Dou(\{i\}) = Bel(\{Z\})$, com $Z = i^c = \Theta - i$, como segue:

$$Bel(\{Z\}) = k \left(\left[\prod_{q=1}^n d_q \right] \left[\sum_{q \in Z} \frac{p_q}{d_q} \right] + \left[\prod_{q \notin Z} c_q \right] \left[\prod_{q \in Z} d_q \right] - \prod_{q=1}^n c_q \right) \quad (39)$$

Tem-se que $\mathfrak{B}^* (\{i\}) = 1 - Bel(\{Z\})$. Portanto, obtém-se o intervalo de confiança:

$$\left[m(\{i\}) \quad \mathfrak{B}^* (\{i\}) \right] \quad (40)$$

sendo:

$m(\{i\})$: valor probabilístico da hipótese i estar correta;

$\mathfrak{B}^* (\{i\})$: quantidade probabilística superior, ou seja, a chance de falhar ao duvidar da veracidade da hipótese i .

7.4 Aplicação

Um sistema de diagnóstico capaz de classificar três tipos de distúrbios, *e.g.*, A, B e C, utiliza a teoria da evidência de Dempster-Shafer para agregar os diagnósticos executados por três conjuntos independentes de redes neurais, cada qual composto por seis topologias distintas de redes. Os diagnósticos de cada conjunto de redes neurais são mostrados na Tabela 9. Então, emprega-se a teoria da evidência para agregar estas evidências (a favor) fornecidas pelos três conjuntos de redes neurais, *i.e.*, 1, 2 e 3.

Tabela 9 – Diagnóstico de cada conjunto de redes neurais

| Distúrbio | Conjuntos de Redes Neurais | | |
|-----------|----------------------------|-----|-----|
| | 1 | 2 | 3 |
| A | 4/6 | 5/6 | 3/6 |
| B | 2/6 | 0 | 1/6 |
| C | 0 | 1/6 | 2/6 |

Fonte: do próprio autor.

Primeiramente, calcula-se a evidência acumulada, $u(i)$, a favor das hipóteses A, B e C, que serão $u(A) = 0,972$, $u(B) = 0,444$ e $u(C) = 0,444$, respectivamente. A seguir, obtém os índices p_i , c_i , r_i e d_i para as hipóteses em questão. A Tabela 10 apresenta os valores destes índices considerando as três hipóteses.

Tabela 10 – Valores dos índices p_i , c_i , r_i e d_i

| Distúrbio | Índices | | | |
|-----------|---------|-------|-------|-------|
| | p_i | c_i | r_i | d_i |
| A | 0,972 | 0 | 0,027 | 0,027 |
| B | 0,444 | 0 | 0,555 | 0,555 |
| C | 0,444 | 0 | 0,555 | 0,555 |

Fonte: do próprio autor.

A partir destes índices obtém-se $K^{-1} = 0,322$. Desta maneira, torna-se possível calcular os valores probabilísticos das hipóteses estarem corretas, *i.e.*, $m(A) = 93,08\%$, $m(B) = 2,12\%$ e $m(C) = 2,12\%$.

Por fim calcula-se o valor da função de dúvida para as hipóteses, $Dou(\{i\}) = Bel(\{Z\})$, a fim de se obter a quantidade probabilística superior, *i.e.*, $\mathfrak{B}^*(\{i\}) = 1 - Bel(\{Z\})$. Nesta aplicação obtém-se $\mathfrak{B}^*(A) = 95,74$, $\mathfrak{B}^*(B) = 4,78$ e $\mathfrak{B}^*(C) = 4,78$. Assim compõem-se o intervalo de confiança para as hipóteses (distúrbios) A, B e C: $[93,08 \ 95,74]$, $[2,12 \ 4,78]$ e $[2,12 \ 4,78]$, respectivamente.

Capítulo 8

METODOLOGIA

Neste capítulo é apresentada a metodologia proposta para diagnóstico de faltas de curto-circuito em sistemas de distribuição de energia elétrica. Descreve-se, detalhadamente, o procedimento empregado para detecção de distúrbio, a etapa de extração da assinatura do sistema, o processo de classificação, a utilização da teoria da evidência para agregar os diagnósticos realizados pelas redes neurais ARTMAP *Fuzzy* e o processo de localização de faltas de curto-circuito.

8.1 Detecção de Faltas de Curto-Circuito

O módulo para detecção de distúrbios é concebido levando-se em consideração a permanente evolução das tecnologias empregadas nas subestações e o dinamismo inerente aos sistemas de energia elétrica, *e.g.*, distintos carregamentos, ângulos de inserção da falta, localização do distúrbio, curtos-circuitos de baixa e alta impedância, e presença de ruídos na oscilografias, a fim de se obter robustez e flexibilidade.

O processo de detecção de faltas de curto-circuito é executado permanentemente baseando-se nos sinais de corrente advindos do sistema de medição presente na saída do alimentador da subestação. Estas informações são pré-processadas, etapa na qual se define o janelamento dos sinais, *e.g.*, três ciclos, e o passo de análise, *e.g.*, meio ciclo, e então, decompostas em três níveis por meio da AMR. Em seguida, os coeficientes de detalhe são avaliados nível a nível utilizando dois critérios: (A) análise estatística, e (B) comparação direta com um valor limite preestabelecido pelo engenheiro de proteção.

8.1.1 Análise Multiníveis

Dispondo das oscilografias de corrente registradas na saída do alimentador, realiza-se a decomposição em três níveis por meio da AMR. Assim, calcula-se a média aritmética dos

valores absolutos dos coeficientes de detalhe para cada nível de decomposição da oscilografia em análise:

$$\overline{d_{ij}} = \frac{\sum_{k=1}^{N_j} d_{ij}^k}{N_j} \quad (41)$$

sendo:

i : oscilografia em questão, *i.e.*, Ia , Ib e Ic ;

j : nível de decomposição, *i.e.*, 1, 2 e 3;

N_j : número de coeficientes de detalhe do nível de decomposição j ;

d_{ij}^k : valor absoluto do coeficiente de detalhe k do nível de decomposição j referente à oscilografia i ;

$\overline{d_{ij}}$: média aritmética dos valores absolutos dos coeficientes de detalhe do nível de decomposição j referente à oscilografia i .

Para cada coeficiente de detalhe, computa-se sua variação com relação à média obtida:

$$var_{ij}^k = |d_{ij}^k - \overline{d_{ij}}| \quad (42)$$

sendo:

var_{ij}^k : variação do coeficiente de detalhe k em relação à média aritmética para o nível de detalhe j referente à oscilografia i .

Posteriormente, obtém-se o desvio padrão dos valores absolutos dos coeficientes de detalhe sob avaliação:

$$\sigma_{ij} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{N_j} (d_{ij}^k - \overline{d_{ij}})^2}{N_j - 1}} \quad (43)$$

sendo:

σ_{ij} : desvio padrão dos coeficientes do nível j referente à oscilografia i .

A detecção de distúrbio baseia-se no conjunto de regras apresentado nas equações (44) e (45), que correspondem a: (A) macroanálise, e (B) microanálise. Por meio de (A) busca-se conhecer o comportamento geral do sinal, comparando a máxima variação dos coeficientes de detalhe a um percentual do desvio padrão propiciando maior imunidade à presença de ruídos nas oscilografias; em (B) realiza-se uma análise pontual, onde se confronta o maior coeficiente de detalhe com o limite preestabelecido pelo operador. Detectada anormalidade no sistema, identifica-se o instante de sua ocorrência.

| | Macroanálise | Microanálise | |
|---|---|---|------|
| • | se $\text{máx}[\mathbf{var}_{ij}] > 5,0\sigma_{ij}$ e | $\text{máx}[\mathbf{d}_{ij}] > \gamma_j \rightarrow \lambda_{ij} = 1$ | (44) |

indica existência de anormalidade no sistema;

| | | | |
|---|---|--|------|
| • | se $\text{máx}[\mathbf{var}_{ij}] \leq 5,0\sigma_{ij}$ ou | $\text{máx}[\mathbf{d}_{ij}] \leq \gamma_j \rightarrow \lambda_{ij} = 0$ | (45) |
|---|---|--|------|

indica operação normal do sistema.

sendo:

γ_j : parâmetros a serem especificados baseando-se na experiência do engenheiro de proteção e na filosofia de proteção do sistema;

λ_{ij} : índice indicativo do estado operativo do sistema.

8.2 Classificação de Falhas de Curto-Circuito

A etapa de classificação de falhas de curto-circuito é ativada após a identificação de distúrbios no alimentador. As características (*assinatura*) dos sinais de corrente e tensão são extraídas empregando-se a AMR e o conceito de energia. Estes índices comportamentais buscam caracterizar de forma plena o evento ocorrido no sistema e correspondem ao vetor de entrada das redes neurais ARTMAP *Fuzzy*.

8.2.1 Extração da Assinatura do Sistema

Selecionam-se três ciclos pré-falta e três ciclos em-falta dos sinais de corrente e tensão, a partir do instante da falta, que são submetidos à AMR com três níveis de decomposição.

A extração das características do estado operativo do sistema baseia-se nos coeficientes de detalhe de primeiro nível e de aproximação de terceiro nível. Este conjunto de informações possibilita ampla representação dos possíveis distúrbios, *e.g.*, as singularidades das faltas de alta impedância, que são fortemente caracterizadas por não-linearidades, são evidenciadas por meio dos coeficientes de detalhe; já os coeficientes de aproximação caracterizam adequadamente as faltas sólidas. Desta maneira, calcula-se a grandeza energia para os respectivos coeficientes considerando os períodos pré-falta e em-falta.

Por conseguinte, computa-se a razão entre estes índices comportamentais, em-falta e pré-falta, com intuito de incorporar na metodologia uma característica operativa comumente encontrada em sistemas de distribuição de energia elétrica: desequilíbrio entre fases. Esta representação é apresentada na equação (46).

$$\Gamma_{ij} = \frac{E_{ij}^e}{E_{ij}^p} \quad (46)$$

sendo:

i : sinal analisado, *i.e.*, I_a , I_b , I_c , V_a , V_b e V_c ;

j : nível de decomposição em análise, *i.e.*, primeiro nível de detalhe e terceiro de nível de aproximação;

E_{ij}^e : energia do período em-falta para o sinal i referente à decomposição j ;

E_{ij}^p : energia do período pré-falta para o sinal i referente à decomposição j ;

Γ_{ij} : razão entre as energias dos períodos em-falta e pré-falta relativa ao sinal i e à decomposição j .

A fim de obter maior generalização de projeto, ou seja, robustez à dinâmica dos sistemas elétricos de potência, as grandezas Γ_{ij} são normalizadas conforme disposto na equação (47).

$$X_{ij} = \frac{\Gamma_{ij}}{\Gamma_{kj}^{máx}} \quad (47)$$

sendo:

k : identifica o sinal em análise, *i.e.*, corrente ou tensão;

: se $i = Ia$ ou Ib ou Ic então $k=I$;

: se $i = Va$ ou Vb ou Vc então $k=V$;

$\Gamma_{kj}^{máx}$: representa distintamente o valor máximo referente às análises dos sinais de corrente ou tensão para o nível de decomposição j ;

: se $k = I$ então $\Gamma_k^{máx} = máx\{\Gamma_{Ia}, \Gamma_{Ib}, \Gamma_{Ic}\}$;

: se $k = V$ então $\Gamma_k^{máx} = máx\{\Gamma_{Va}, \Gamma_{Vb}, \Gamma_{Vc}\}$.

Por fim, emprega-se uma representação relativa entre as fases (MAHANTY; DUTTA GUPTA, 2007):

$$\Upsilon_{1,j} = X_{Ia,j} - X_{Ib,j} \quad \Upsilon_{2,j} = X_{Ib,j} - X_{Ic,j} \quad \Upsilon_{3,j} = X_{Ic,j} - X_{Ia,j} \quad (48)$$

$$\Upsilon_{4,j} = X_{Va,j} - X_{Vb,j} \quad \Upsilon_{5,j} = X_{Vb,j} - X_{Vc,j} \quad \Upsilon_{6,j} = X_{Vc,j} - X_{Va,j} \quad (49)$$

Os valores dos índices presentes nas equações (48) e (49) estão compreendidos entre -1 e +1, e referem-se às características extraídas dos sinais de corrente e tensão, respectivamente.

Analisando as equações (48) e (49), tem-se:

$$\Upsilon_{3,j} = -(\Upsilon_{1,j} + \Upsilon_{2,j}) \quad \text{e} \quad \Upsilon_{6,j} = -(\Upsilon_{4,j} + \Upsilon_{5,j}) \quad (50)$$

A dependência do índice $\Upsilon_{3,j}$ em relação aos índices $\Upsilon_{1,j}$ e $\Upsilon_{2,j}$, e de $\Upsilon_{6,j}$ em relação à $\Upsilon_{4,j}$ e $\Upsilon_{5,j}$ facilita a resolução de problemas de classificação de faltas de curto-circuito.

A identificação da presença ou ausência da terra em curtos-circuitos bifásicos é realizada pelo índice Z , o qual se baseia nos conceitos da corrente de sequência zero.

$$Z = \text{máx}\{Ia + Ib + Ic\} \quad (51)$$

Havendo faltas com conexão à terra, este índice apresentará valores muito superiores aos apresentados em faltas sem conexão à terra. Logo, utiliza-se o seguinte critério:

- se $Z > Z_{\text{máx}} \rightarrow \eta=1$ (52)

indica faltas com conexão à terra;

- se $Z \leq Z_{\text{máx}} \rightarrow \eta=0$ (53)

indica faltas sem conexão à terra.

sendo:

$Z_{\text{máx}}$: valor estabelecido baseando-se na experiência do engenheiro de proteção.

8.2.2 Pré-processamento e Codificação

Os índices $\Upsilon_{i,j}$ são transladados para o domínio $\Omega = [0, +1]$ a fim de comporem os vetores de entrada das redes neurais ARTMAP *Fuzzy*. Este pré-processamento dar-se-á da seguinte maneira:

$$\Upsilon'_{ij} = \frac{\Upsilon_{ij} + 1}{2} \quad (54)$$

sendo:

i : identificador do índice em análise, *i.e.*, 1, 2, ..., 6;

Υ_{ij} : índice representativo do estado operativo do sistema;

Υ'_{ij} : índice transladado representativo do estado operativo do sistema.

Assim, as redes neurais ARTMAP *Fuzzy* têm como estímulos de entrada vetores linha (*a*) compostos pelos índices comportamentais Υ_{ij}^t , os quais caracterizam com exatidão as fases envolvidas no distúrbio. Os estímulos de saída (*b*) consistem na codificação das fases envolvidas no curto-circuito, conforme apresentado na Tabela 11.

Tabela 11 – Estímulos de saída da rede neural ARTMAP *Fuzzy*

| Diagnóstico da rede ARTMAP <i>Fuzzy</i> | Fases Envolvidas | | |
|---|------------------|---------------|---------------|
| | Fase <i>a</i> | Fase <i>b</i> | Fase <i>c</i> |
| <i>a</i> | 1 | 0 | 0 |
| <i>b</i> | 0 | 1 | 0 |
| <i>c</i> | 0 | 0 | 1 |
| <i>ab</i> | 1 | 1 | 0 |
| <i>bc</i> | 0 | 1 | 1 |
| <i>ca</i> | 1 | 0 | 1 |
| <i>abc</i> | 1 | 1 | 1 |

Fonte: do próprio autor.

sendo:

0 : indica ausência da fase na falta;

1 : indica presença da fase na falta.

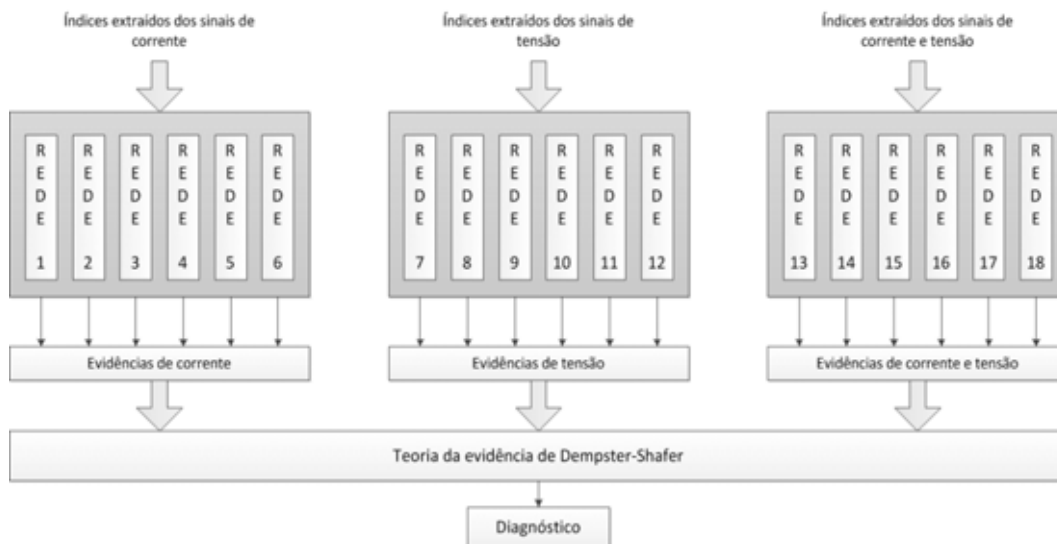
O cálculo de *Z* só é necessário quando a rede neural apresenta como diagnóstico um curto-circuito bifásico. Com isso, tem-se uma redução da complexidade no módulo de classificação de eventos, e consequente aumento da eficiência.

8.3 Sistema Robusto para Classificação de Faltas

A etapa de classificação de faltas de curto-circuito é realizada por três conjuntos independentes de redes neurais, cada qual composto por seis topologias distintas de redes

ARTMAP *Fuzzy*. Mais especificamente, as características extraídas dos sinais de corrente são avaliadas pelo primeiro conjunto, o segundo conjunto têm como estímulos de entrada os índices comportamentais extraídos dos sinais de tensão e o terceiro conjunto realiza o diagnóstico baseando-se em ambas as características, relativas aos sinais de corrente e tensão. Por fim, emprega-se a teoria da evidência de Dempster-Shafer para agregar as informações (diagnósticos) advindas dos três conjuntos de redes neurais e, conseqüentemente, fornece-se o diagnóstico. Esta abordagem propicia maior robustez, confiabilidade e alta capacidade de generalização ao módulo de classificação de faltas. Apresenta-se na Figura 22, de modo esquemático, a estrutura do sistema de diagnóstico.

Figura 22 – Estrutura do sistema de classificação de faltas de curto-circuito.



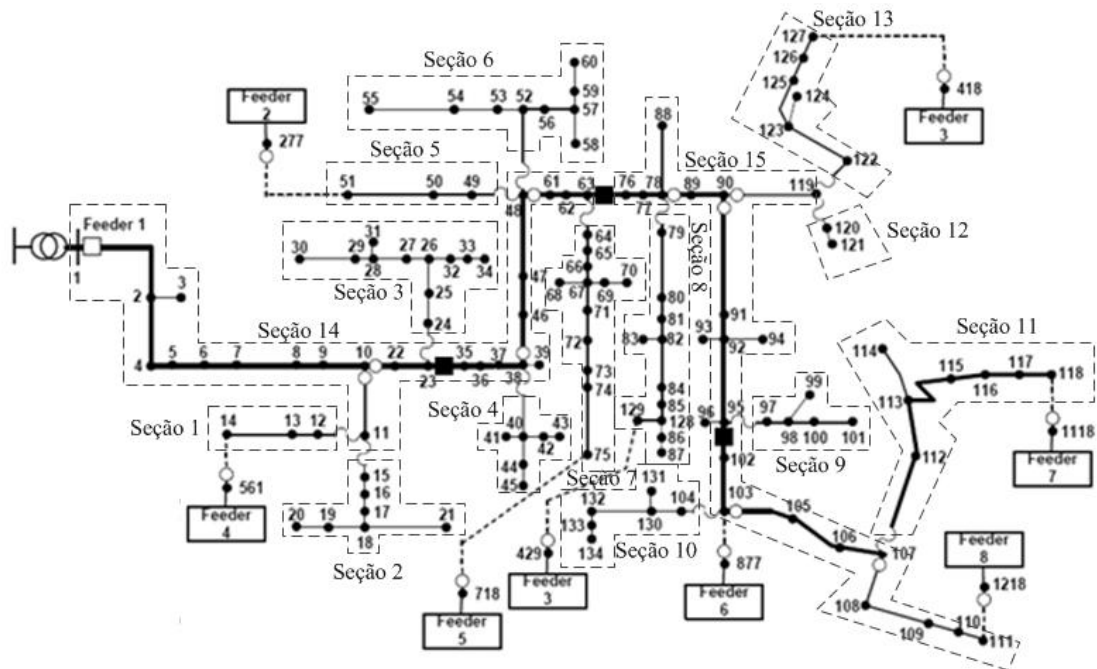
Fonte: do próprio autor.

8.4 Localização de Faltas de Curto-Circuito

O procedimento para localização de faltas de curto-circuito é efetuado em seguida ao diagnóstico do tipo de distúrbio presente no alimentador. Esta informação seleciona a rede neural ARTMAP *Fuzzy* para o tipo específico de falta.

Previamente, subdivide-se o alimentador de distribuição de energia elétrica em 15 seções, conforme apresentado na Figura 23. A seleção das subdivisões foi determinada a partir da presença de dispositivos de proteção nas ramificações do sistema, *i.e.*, cada trecho a jusante de elos fusíveis correspondem a seções distintas, já o tronco do alimentador foi subdividido em duas seções, delimitadas pelo segundo religador.

Figura 23 – Seções do alimentador de distribuição de energia elétrica.



Fonte: LaPSEE (2011)

Baseando-se nos conceitos da rede ARTMAP *Fuzzy*, cada possível seção em falta, especificada na Figura 23, é representada por um código próprio, que corresponde aos estímulos de saída. Esta codificação, utilizada para compor o vetor de saída, é apresentada na Tabela 12.

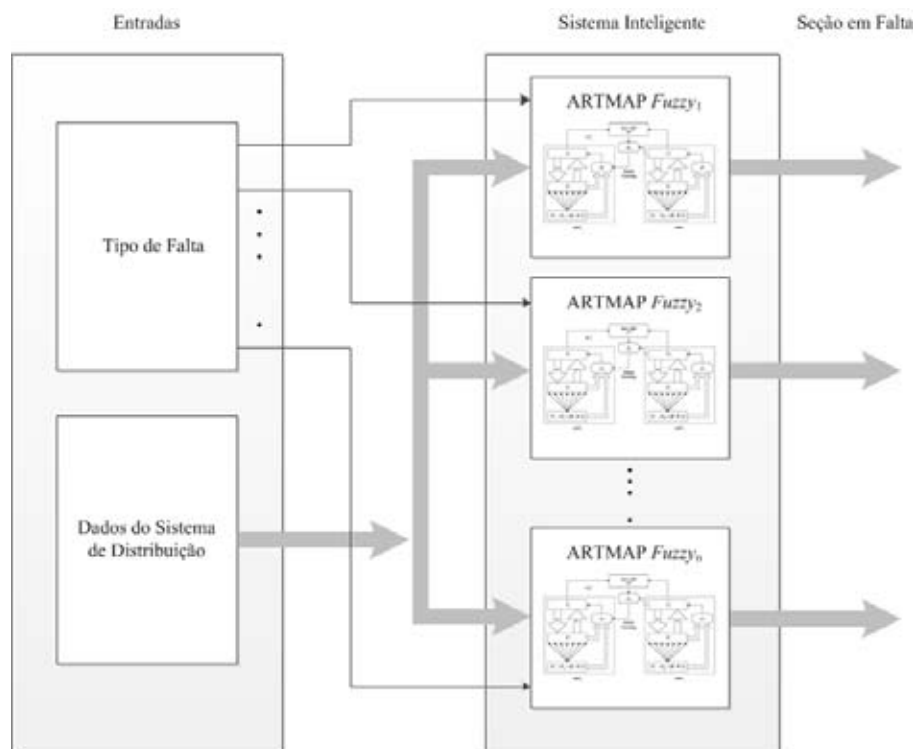
Tabela 12 – Codificação da seção em falta

| Seção em Falta | Código do Vetor de Saída |
|----------------|--------------------------|
| 1 | 0001 |
| 2 | 0010 |
| 3 | 0011 |
| 4 | 0100 |
| 5 | 0101 |
| 6 | 0110 |
| 7 | 0111 |
| 8 | 1000 |
| 9 | 1001 |
| 10 | 1010 |
| 11 | 1011 |
| 12 | 1100 |
| 13 | 1101 |
| 14 | 1110 |
| 15 | 1111 |

Fonte: do próprio autor.

Os índices comportamentais, que compõem os padrões de entrada destas redes, correspondem à energia dos coeficientes de aproximação de terceiro nível dos sinais de tensão e corrente das fases envolvidas na falta. Este conjunto de informações busca representar de forma singular, o local da falta. A Figura 24 apresenta a estrutura básica do sistema para localização de curtos-circuitos.

Figura 24 – Estrutura do sistema de localização de faltas de curto-circuito.



Fonte: do próprio autor.

Analisando a Figura 24 observa-se que a estimativa da seção em falta dar-se-á por meio das RNAs, ativadas conforme o tipo de curto-circuito. Neste sentido, estas redes realizam o reconhecimento de padrões, provendo em sua saída o código que remete à localização do defeito.

Portanto, ressalta-se que o sistema de localização utiliza somente dados de tensões e correntes medidos no nó inicial do alimentador, não havendo, a priori, a presença de IED's distribuídos no alimentador.

Capítulo 9

APLICAÇÕES E RESULTADOS

Neste capítulo serão apresentados os resultados da metodologia utilizada para detectar, classificar e localizar faltas de curto-circuito em sistemas de distribuição de energia elétrica usando sistemas inteligentes, considerando um sistema teste que corresponde a um alimentador de distribuição real. Deve-se ressaltar que, o que se pretende é propor um método para diagnóstico de faltas em tempo real, ou seja, que gere resultados eficientes e com alta eficiência computacional. Os resultados das simulações apresentadas foram obtidos usando um PC Intel Core 2 Duo, 2,93 GHz com 4 Gb de memória RAM.

9.1 Base de Dados

Em geral, as concessionárias de energia elétrica e centros de pesquisa não possuem um banco de dados consistente, representativo do comportamento do sistema de distribuição sob perturbações. Portanto, estes dados foram obtidos modelando um alimentador real via software *Alternative Transients Program* (ATP, 2007).

9.1.1 Sistema Teste

O sistema teste, apresentado no Anexo A, consiste em um alimentador de distribuição de energia elétrica, com as seguintes características: aéreo, trifásico, ramificado, composto por 134 barras, 13,8 kV, 7,065 MVA com fator de potência igual a 0,92 e mutuamente acoplado (LaPSEE, 2011).

9.1.2 Simulações de Faltas de Curto-Circuito

Sob uma frequência de amostragem comumente disponibilizada nos equipamentos de medição, 15,36 kHz, realizaram-se 1392 simulações de curto-circuito, considerando as

variáveis: ângulo de inserção da falta, localização da falta, carregamento do sistema e resistência de falta.

9.2 Detecção e Classificação de Falhas de Curto-Circuito

O procedimento contínuo de detecção de anomalias é realizado empregando-se a *mother wavelet* Daubechies com filtro de quarta ordem (db6) na AMR. Este módulo obteve 100% de acerto nos diagnósticos executados. Os valores dos parâmetros limite para averiguação do estado operativo do sistema são apresentados na Tabela 13.

Tabela 13 – Valores dos parâmetros limite para detecção de distúrbio

| Parâmetro | Nível de Decomposição | | |
|------------|-----------------------|---------|----------|
| | Primeiro | Segundo | Terceiro |
| γ_j | 0,003 | 0,004 | 0,05 |

Fonte: do próprio autor.

O desenvolvimento de um eficiente sistema de classificação de eventos contempla duas etapas fundamentais: extração das principais características dos sinais (assinatura) e utilização de modernas ferramentas para análise de dados. Na primeira etapa, por meio da AMR e da técnica de data *fusion* ‘energia’ obtém-se os índices comportamentais pré-falta e em-falta do sistema, computa-se a razão entre estes, tornando a metodologia mais robusta à operação desequilibrada, *e.g.*, a ocorrência de curto-circuito monofásico não sólido no fim do alimentador em uma fase que esteja subcarregada poderá apresentar nível de corrente similar aos das outras fases sadias. Desta maneira, a relação entre os níveis de energia em-falta e pré-falta acentuará a distinção entre fases sadias ($\Gamma_{ij} \cong 1$) e fases em falta ($\Gamma_{ij} \gg 1$). Por fim, estas características são normalizadas e representadas de forma relativa entre as fases, o que propicia uniformização, *i.e.*, havendo reconfigurações do sistema ou aplicação da metodologia em outros alimentadores ter-se-á o mesmo comportamento obtido para este caso teste. Na segunda etapa, empregaram-se três conjuntos independentes de redes neurais da família ART, ARTMAP *Fuzzy*, os quais contemplam duas características fundamentais para aplicação em modernos sistemas de energia elétrica: estabilidade e plasticidade. Esta arquitetura provê

maior desempenho computacional do que as técnicas tradicionais utilizadas na literatura (CARPENTER et al., 1992b), *e.g.*, o algoritmo *backpropagation*.

Os conjuntos de treinamento e de teste da rede neural ARTMAP *Fuzzy* são compostos, cada qual, por 50% das simulações executadas, as quais foram obtidas combinando os valores dos parâmetros influentes no processo de diagnóstico conforme apresentado nas Tabelas 14 e 15.

Tabela 14 – Valores dos parâmetros para composição do conjunto de treinamento

| Ângulo de Inserção (°) | Localização (N° da barra) | Carregamento do Sistema (%) | Resistência de Falta (Ω) |
|------------------------|---------------------------|-----------------------------|-----------------------------------|
| 0 | 7 | 60 | 0,1 |
| 90 | 71 | 80 | 10 |
| - | 115 | 100 | 100 |
| - | Outras | 120 | Outras |

Fonte: do próprio autor.

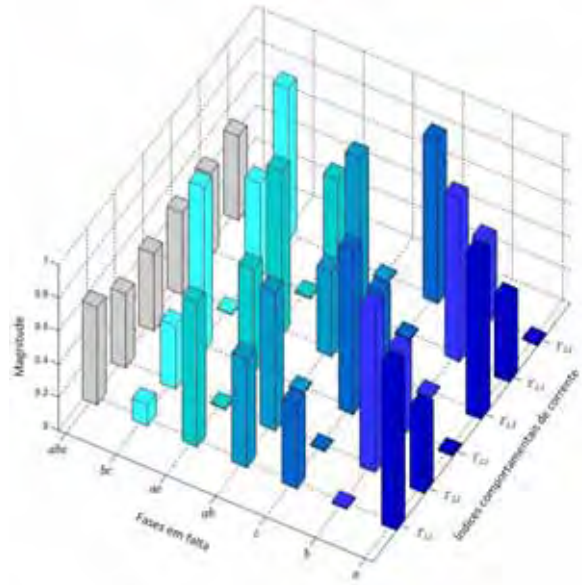
Tabela 15 – Valores dos parâmetros para composição do conjunto de teste

| Ângulo de Inserção (°) | Localização (N° da barra) | Carregamento do Sistema (%) | Resistência de Falta (Ω) |
|------------------------|---------------------------|-----------------------------|-----------------------------------|
| 0 | 23 | 50 | 2 |
| 45 | 60 | 70 | 40 |
| - | 119 | 90 | 80 |
| - | Outras | 110 | Outras |

Fonte: do próprio autor.

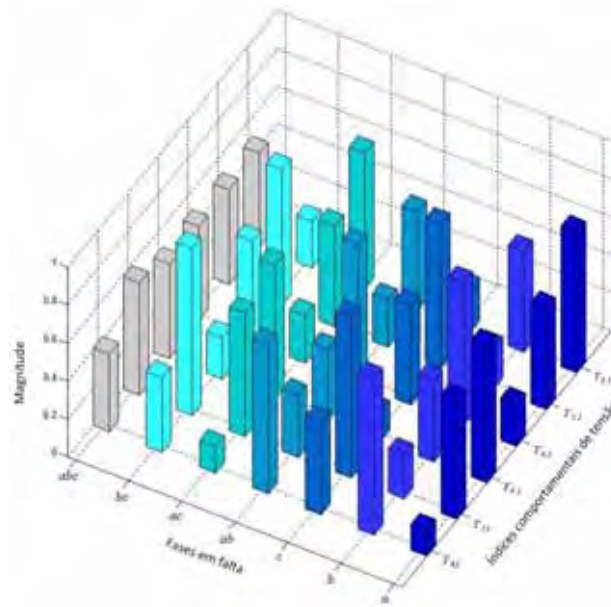
As Figuras 25 e 26 mostram a distribuição dos índices comportamentais de corrente e tensão, extraídos na primeira etapa do processo, para os possíveis tipos de curto-circuito.

Figura 25 – Análise dos índices comportamentais de corrente.



Fonte: do próprio autor.

Figura 26 – Análise dos índices comportamentais de tensão.



Fonte: do próprio autor.

Estes índices comportamentais são avaliados empregando redes ARTMAP *Fuzzy*, cuja eficiência está diretamente relacionada à realização de um treinamento adequado e à correta especificações de seus parâmetros. Neste sentido, apresentam-se na Tabela 16 os valores dos parâmetros utilizados em cada topologia.

Tabela 16 – Valores dos parâmetros das redes ARTMAP *Fuzzy* empregadas na classificação

| Sistema de Classificação | | Parâmetros | | | | | |
|--------------------------|-----------|------------|---------|----------|----------|-------------|---------------|
| Sinal em Análise | Topologia | α | β | ρ_a | ρ_b | ρ_{ab} | ε |
| Corrente | 1 | 0,10 | 1,0 | 0,75 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |
| | 2 | 0,10 | 1,0 | 0,77 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |
| | 3 | 0,10 | 1,0 | 0,79 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |
| | 4 | 0,10 | 1,0 | 0,81 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |
| | 5 | 0,10 | 1,0 | 0,83 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |
| | 6 | 0,10 | 1,0 | 0,85 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |
| Tensão | 7 | 0,05 | 1,0 | 0,81 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |
| | 8 | 0,05 | 1,0 | 0,85 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |
| | 9 | 0,05 | 1,0 | 0,86 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |
| | 10 | 0,05 | 1,0 | 0,91 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |
| | 11 | 0,05 | 1,0 | 0,92 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |
| | 12 | 0,05 | 1,0 | 0,93 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |
| Corrente e Tensão | 13 | 0,10 | 1,0 | 0,65 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |
| | 14 | 0,10 | 1,0 | 0,70 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |
| | 15 | 0,10 | 1,0 | 0,71 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |
| | 16 | 0,10 | 1,0 | 0,78 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |
| | 17 | 0,10 | 1,0 | 0,79 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |
| | 18 | 0,10 | 1,0 | 0,80 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |

Fonte: do próprio autor.

O desempenho do sistema de diagnóstico de curto-circuito foi avaliado considerando oito *mother wavelets* distintas. A Tabela 17 apresenta o intervalo de confiança médio obtido para as *mother wavelets* em análise, $\left[\overline{m}(\{i\}) \overline{\mathfrak{B}}^*(\{i\}) \right]$, *i.e.*, média dos intervalos de confiança obtidos para a hipótese correta considerando os diferentes tipos de falta, e os seus respectivos desvios padrões $\left[\sigma_{m(\{i\})} \sigma_{\mathfrak{B}^*(\{i\})} \right]$.

Tabela 17 – Resultados considerando distintas *mother wavelets*

| <i>Mother Wavelet</i> | Resultado | |
|-----------------------|---|---|
| | $\left[\overline{m}(\{i\}) \overline{\mathfrak{B}}^*(\{i\}) \right]$ | $\left[\sigma_{m(\{i\})} \sigma_{\mathfrak{B}^*(\{i\})} \right]$ |
| db4 | [97,67 97,67] | [7,61 7,61] |
| db5 | [98,51 98,71] | [6,85 6,26] |
| db6 | [98,64 98,82] | [6,82 6,26] |
| sym4 | [97,92 97,92] | [8,12 8,12] |
| sym5 | [98,28 98,50] | [5,78 5,23] |
| sym6 | [96,87 97,23] | [11,74 11,21] |
| coif4 | [97,86 98,02] | [10,28 9,92] |
| coif5 | [98,01 98,28] | [6,17 5,56] |

Fonte: do próprio autor.

A Tabela 17 indica que o emprego da *mother wavelet* db6 propicia maior distinção entre os índices comportamentais dos tipos de distúrbio, a qual apresentou um valor probabilístico de acerto de 98,64% com 6,82% de desvio padrão, e 98,82% de chance de falhar ao duvidar do diagnóstico com 6,26% de desvio padrão. O sistema de classificação necessitou de apenas uma época, *i.e.*, um ciclo de treinamento, para alcançar estes resultados. Portanto, o tempo de treinamento é inferior aos das técnicas comumente empregadas na literatura, *e.g.*, redes neurais *multilayer perceptron* (MLP) com algoritmo de treinamento *backpropagation*, as quais requerem uma quantidade superior de épocas para obter resultados similares. O alto desempenho computacional é um diferencial desta arquitetura para aplicações em sistemas de energia elétrica de grande porte. Os resultados detalhados obtidos pelo módulo de classificação utilizando a *mother wavelet* db6 são mostrados na Tabela 18.

Tabela 18 – Desempenho do sistema de diagnóstico de curto-circuito utilizando a *mother wavelet* db6

| Fases Envolvidas | Padrões de Treinamento | Padrões de Teste | Resultado | |
|------------------|------------------------|------------------|-----------------------|------------------------------------|
| | | | $\overline{m}(\{i\})$ | $\overline{\mathfrak{B}}^*(\{i\})$ |
| <i>a</i> | 72 | 72 | [99,54 99,65] | [3,19 2,49] |
| <i>b</i> | 72 | 72 | [97,97 98,39] | [7,88 6,63] |
| <i>c</i> | 72 | 72 | [100,00 100,00] | [0,00 0,00] |
| <i>ab</i> | 144 | 144 | [98,77 98,98] | [7,00 6,30] |
| <i>bc</i> | 144 | 144 | [96,83 96,97] | [15,53 15,45] |
| <i>ca</i> | 144 | 144 | [98,43 98,80] | [6,94 5,71] |
| <i>abc</i> | 48 | 48 | [98,96 98,96] | [7,22 7,22] |

Fonte: do próprio autor.

Diagnosticado a presença de falta bifásica no sistema de distribuição de energia elétrica, calcula-se o índice Z , o qual irá discernir o curto-circuito bifásico com conexão à terra do curto-circuito bifásico sem conexão à terra. Logo, tem-se um aumento da eficiência e rapidez de diagnóstico, *i.e.*, este índice não precisa ser computado para faltas monofásicas e trifásicas, então se reduz a dimensão do vetor de entrada das redes ARTMAP *Fuzzy* em 1. Dentro deste contexto, o valor limite estabelecido para constatação da conexão à terra foi $Z_{m\acute{a}x} = 10$.

O método proposto para detecção e classificação automática de faltas de curto-circuito em sistemas de distribuição de energia elétrica usando técnicas de processamento de sinais e

sistemas inteligentes apresentou robustez às dificuldades comumente encontradas em processos de automação de subestações.

9.3 Localização de Falhas de Curto-Circuito

O sistema de localização de faltas de curto-circuito tem como característica essencial o compromisso entre desempenho computacional, eficiência e flexibilidade. Neste sentido, empregou-se em sua concepção redes ARTMAP *Fuzzy*, as quais possuem alta capacidade de processamento e permitem a inclusão do treinamento continuado. Nas etapas de treinamento e teste foram utilizadas simulações de curto-circuito obtidas considerando diferentes perfis de cargas, resistências de falta e pontos em falta. Por conseguinte, escolheu-se de forma pseudo-aleatória em torno de 80% das contingências para compor o conjunto de treinamento, e em torno de 20% das contingências para serem analisadas. Este procedimento visa ilustrar a possibilidade de realizar a análise considerando o dinamismo inerente aos sistemas elétricos de potência, o que certamente é mais plausível do ponto de vista operacional.

Este módulo, ativado após a classificação da falta, possui como características de entrada as informações da energia dos coeficientes de aproximação de terceiro nível dos sinais de tensão e corrente das fases envolvidas na falta, assim como, o tipo de falta, informação esta, que seleciona a arquitetura neural apropriada para a análise.

Dentro deste contexto, devem-se definir, primeiramente, os valores dos parâmetros para que se realize a etapa de treinamento. Estes são apresentados na Tabela 19 de forma agrupada, *i.e.*, para faltas monofásicas, bifásicas e trifásicas.

Tabela 19 – Valores dos parâmetros das redes ARTMAP *Fuzzy* empregadas na localização

| Rede Neural ARTMAP <i>Fuzzy</i> | Parâmetros | | | | | |
|---------------------------------|------------|---------|----------|----------|-------------|---------------|
| | α | β | ρ_a | ρ_b | ρ_{ab} | ε |
| Falta monofásica | 0,10 | 1,0 | 0,80 | 1,0 | 0,95 | 0,0001 |
| Falta bifásica | 0,10 | 1,0 | 0,7 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |
| Falta trifásica | 0,10 | 1,0 | 0,5 | 1,0 | 0,95 | 0,01 |

Fonte: do próprio autor.

O desempenho do sistema de localização de faltas foi avaliado considerando os mesmos valores dos parâmetros utilizados na etapa de treinamento. A Tabela 20 apresenta o percentual de acerto obtido.

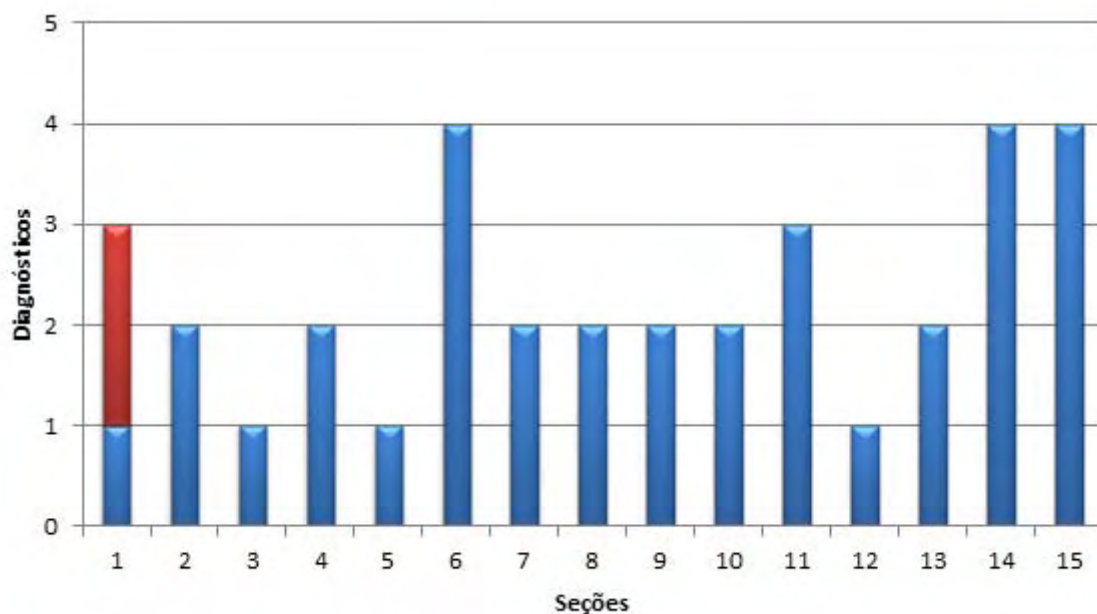
Tabela 20 – Desempenho do sistema de localização de faltas

| Tipo de Faltas | Resultado |
|----------------|-----------|
| Monofásicas | 92% |
| Bifásicas | 94% |
| Trifásicas | 96% |

Fonte: do próprio autor.

A Tabela 20 indica que o método proposto, para identificação da seção em falta, obteve bons resultados (acerto superior a 90%), visto a complexidade do problema. Os diagnósticos errôneos apontaram em sua grande maioria para regiões próximas à verdadeira região em falta. A Figura 27 mostra uma avaliação de 35 casos de curtos-circuitos *ab* de baixa impedância presentes em pontos distintos do alimentador de distribuição, o qual foi definido pseudo-aleatoriamente, sendo que, em azul compreende o número de diagnósticos corretos e em vermelho representa os diagnósticos errôneos.

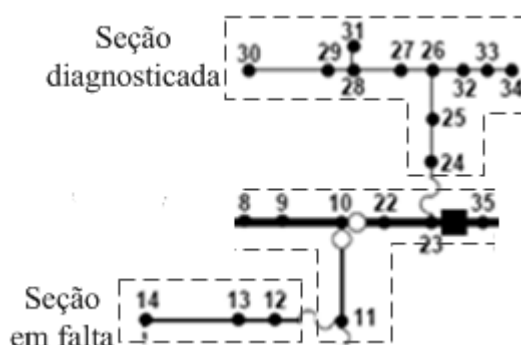
Figura 27 – Diagnósticos do sistema de localização considerando um curto-circuito *ab*.



Fonte: do próprio autor.

Analisando a Figura 27 observa-se que os diagnósticos errôneos estão presentes na primeira seção, para as outras seções todos os diagnósticos efetuados obtiveram sucesso. Realizando uma avaliação mais específica para a primeira seção, nota-se que os diagnósticos errôneos foram diagnosticados pelo sistema em regiões próximas a verdadeira região faltosa, conforme mostra a Figura 28.

Figura 28 – Diagnóstico do sistema de localização considerando o curto-circuito *ab* na primeira seção.



Fonte: do próprio autor.

O método proposto para localização de faltas de curto-circuito em sistemas de distribuição de energia elétrica, usando somente os dados de tensão e corrente medidos no nó inicial do alimentador, apresentou robustez e alto desempenho computacional. Esta concepção apresenta alta eficiência para curtos-circuitos de baixa impedância. No âmbito das falta de alta impedância o diagnóstico da localização torna-se ainda mais complexo. Uma proposta para redução desta complexidade, consiste na inclusão de novas informações advindas de IED's distribuídos pelo alimentador.

Por fim, o procedimento completo de detecção, classificação e localização de faltas de curto-circuito no alimentador foi executado pelo equipamento preespecificado com um tempo na ordem de 80 ms.

Capítulo 10

CONCLUSÕES

10.1 Conclusões

Neste trabalho é proposta uma nova metodologia utilizada para detecção, classificação e localização de faltas de curto-circuito em sistemas de distribuição de energia elétrica. Esta ferramenta de apoio à tomada de decisão acelera o processo de restabelecimento das condições normais de operação propiciando maior segurança, confiabilidade e lucratividade às empresas do setor.

O procedimento para automação de subestação foi desenvolvido focando no compromisso existente entre as necessidades das concessionárias de energia elétrica e suas condições técnicas e econômicas. Neste contexto, utilizou-se, a priori, apenas os sinais de tensão e corrente medidos no nó inicial do alimentador. Portanto, este método pode ser facilmente implantado para compor avançados sistemas de gerenciamento da distribuição com baixos investimentos.

O sistema de diagnóstico de faltas proposto analisa automaticamente os registros oscilográficos via transformada *wavelet*, redes neurais artificiais e teoria da evidência de Dempster-Shafer. A integração de técnicas de processamento de sinais ao algoritmo de inteligência artificial proporcionou alta capacidade de generalização, flexibilidade e eficiência, características essenciais para auxiliar a tomada de decisão.

Na primeira etapa, responsável pela detecção de faltas de curto-circuito, avalia-se o comportamento dos sinais de corrente no domínio *wavelet*. Esta abordagem é realizada por meio de análises estatística e direta multinível a fim de se obter maior robustez à dinâmica dos sistemas elétricos de potência e às possíveis interferências nas oscilografias. Constatada a presença de anormalidade, extraem-se índices comportamentais dos sinais de corrente e tensão, os quais constituirão os vetores de entrada do sistema de classificação. Nesta etapa, a avaliação do estado operativo do sistema é realizada por três módulos independentes,

compostos por redes neurais ARTMAP *Fuzzy*. Os diagnósticos fornecidos por estas redes são agregados empregando a teoria da evidência, possibilitando que seja fornecido ao operador não somente a classificação do distúrbio como acontece convencionalmente, mas também, informações quantitativas a respeito da classificação e da confiabilidade do diagnóstico. A seguir, executa-se o procedimento para localização da falta de curto-circuito. Este módulo foi concebido baseando-se nos conceitos da rede neural ARTMAP *Fuzzy*. Assim, a informação advinda do módulo de classificação, referente ao tipo de curto-circuito, ativa a rede ARTMAP *Fuzzy* correspondente, a qual diagnosticará a localização do distúrbio. Estas arquiteturas possuem como características de entrada as informações da energia dos coeficientes de aproximação de terceiro nível dos sinais de tensão e corrente das fases envolvidas na falta, e na saída, ter-se-á o código que remete a seção faltosa.

A utilização de redes neurais da família ART possibilita a inclusão do treinamento continuado, o que representa outra vantagem em relação às técnicas tradicionais apresentadas na literatura. Nestas, a inserção de um novo padrão para treinamento requer a reinicialização deste processo, enquanto que na rede ARTMAP *Fuzzy* este reforço pode ser realizado continuamente sem perda do conhecimento previamente adquirido (MARCHIORI et al., 2011). Esta concepção de rede provê melhora contínua na qualidade dos resultados e adaptação automática do sistema de diagnóstico às constantes evoluções do setor elétrico. O alto desempenho computacional consiste em um diferencial desta arquitetura para aplicações em sistemas de energia elétrica de grande porte.

Para demonstrar o desempenho da metodologia proposta aplicada ao diagnóstico de faltas de curto-circuito é utilizado um alimentador de distribuição de energia elétrica real, composto por 134 barras, 13,8 kV e 7,065 MVA. Os resultados indicam que o método desenvolvido é robusto, eficiente e propicia alta velocidade de processamento.

10.2 Sugestões Para Trabalhos Futuros

A metodologia desenvolvida apresentou bons resultados, conforme argumentado anteriormente. No entanto, sugerem-se alguns procedimentos que podem ser implementados futuramente.

- Inclusão da geração distribuída no sistema de distribuição;

- Análise de alocação ótima de medidores na rede e utilização de características extraídas destes sinais visando um desempenho superior do sistema;
- Desenvolvimento de um sistema de localização de faltas de alta impedância;
- Desenvolvimento de um sistema antecipador de distúrbios, sendo capaz de “prever” a ocorrência de anormalidades;
- Inclusão do módulo de treinamento continuado nos sistemas que utilizam a rede neural ARTMAP *Fuzzy*.

REFERÊNCIAS

ALTERNATIVE TRANSIENTS PROGRAM – ATP. **RuleBook**. Oslo: EMTP-ATP Users Group/SINTEF Energy Research, 2007.

BARAN, M. E.; KIM, J. A classifier for distribution feeder overcurrent analysis. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 21, n. 1, p. 456–462, 2006.

BARNETT, J. A. Computational methods for a mathematical theory of evidence. In: YAGER, R. R.; LIU, L. (Ed.). **Classic works of the dempster-shafer theory of belief functions**. Berlin: Springer, 2008. p. 197–216.

BENDER, E. A. **Mathematical methods in artificial intelligence**. Piscataway: IEEE Press, 1996.

BI, T. S. et al. A novel ANN fault diagnosis system for power systems using dual GA loops in ANN training. In: IEEE POWER ENGINEERING SOCIETY SUMMER MEETING, 2000, Seattle. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2000. v. 1, p. 425–430.

BORGES, C. L. T. et al. Redes elétricas inteligentes. **Idea – Energia e Sustentabilidade**, Rio de Janeiro, v.1, p. 1–10, 2010.

CAMPOCCIA, A. et al. An efficient diagnostic technique for distribution systems based on under fault voltages and currents. **Electric Power Systems Research**, Lausanne, v. 80, n. 10, p. 1205–1214, 2010.

CARDOSO JUNIOR, G. et al. Diagnóstico de faltas em sistemas de potência: definição do problema e abordagens via inteligência artificial. **Sba Controle & Automação**, Campinas, v. 15, n. 2, p. 215–229, 2004.

CARPENTER, G. A. et al. ARTMAP: supervised real-time learning and classification of non-stationary data by a self-organizing neural network. **Neural Network**, Oxford, v. 4, n. 5, p. 565–588, 1991a.

CARPENTER, G. A. et al. Fuzzy ART: fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system. **Neural Network**, Oxford, v. 4, n. 1, p. 759–771, 1991b.

CARPENTER, G. A.; GROSSBERG, S. A self-organizing neural network for supervised learning, recognition and prediction. **IEEE Communications Magazine**, Piscataway, v. 30, n. 9, p. 38–49, 1992a.

CARPENTER, G. A. et al. Fuzzy ARTMAP: a neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps. **IEEE Transactions on Neural Networks**, Piscataway, v. 3, n. 5, p. 698–713, 1992b.

- CASTRO, N. J. et al. A importância das fontes alternativas e renováveis na evolução da matriz elétrica brasileira. In: SEMINÁRIO DE GERAÇÃO E DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL, 5., 2009, São Paulo. **Anais...** São Paulo: São Paulo, 2009. p. 1–31.
- CHEN, W. H. et al. On-line fault diagnosis of distribution substations using hybrid cause-effect network and fuzzy rule-based method. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 15, n. 2, p. 710–717, 2000.
- CHEN, G.; PHAM, T. T. **Introduction to fuzzy systems**. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC Press, 2006.
- DAS, B. Fuzzy logic-based fault-type identification in unbalanced radial power distribution system. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 21, n. 1, p. 278–285, 2006.
- DAUBECHIES, I. **Ten lectures on wavelets**. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.
- DECANINI, J. G. M. S. et al. Detection and classification of voltage disturbances using a fuzzy-ARTMAP-wavelet network. **Electric Power Systems Research**, Lausanne, v. 81, n. 12, p. 2057–2065, 2011a.
- DECANINI, J. G. M. S. et al. Detecção e classificação de faltas de curto-circuito em sistemas de distribuição de energia elétrica usando sistemas inteligentes. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL, 10., 2011, Fortaleza. **Anais...** Rio de Janeiro: SBIC, 2011b. p. 1–8.
- EL-ZONKOLY, A. M. Fault diagnosis in distribution networks with distributed generation. **Electric Power System Research**, Lausanne, v. 81, n. 7, p. 1482–1490, 2011.
- GEORGIOPOULOS, M. et al. Order of search in fuzzy ART and fuzzy ARTMAP: effect of the choice parameter. **Neural Networks**, Oxford, v. 9, n. 9, p. 1541–1559, 1996.
- GIRGIS, A. A. et al. A fault location technique for rural distribution feeders. **IEEE Transactions on Industry Applications**, Piscataway, v. 29, n. 6, p. 1170–1175, 1993.
- GOMES, J.; VELHO, L. From fourier analysis to wavelets. In: SIGGRAPH'99 COURSE NOTES, 1998, Los Angeles. **Proceedings...** Los Angeles: [s. n.], 1999. p. 1–196.
- GONEN, T. **Electric power distribution system engineering**. New York: McGraw-Hill, 1986.
- GRANGER, E. et al. A VLSI architecture for fast clustering with fuzzy ART neural networks. **International Journal of Microelectronics System Integration**, New York, v. 5, n. 1, p. 3–18, 1997.
- GROSSBERG, S. Adaptive pattern classification and universal recoding, II: feedback, expectation, olfaction, and illusions. **Biological Cybernetics**, Heidelberg, v. 23, n. 4, p. 187–202, 1976b.
- HAYKIN, S. **Neural Networks: A comprehensive foundation**. Upper Saddle River: Prentice-Hall, 1994.

- HE, J. et al. ART-C: a neural architecture for self-organization under constraints. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON NEURAL NETWORKS, 2002, Honolulu. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2002. p. 2550–2555.
- HUANG, Y.-C. A new intelligent hierarchical fault diagnosis system. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 12, n. 1, p. 349–356, 1997.
- ISERMANN, R. On fuzzy logic applications for automatic control, supervision, and fault diagnosis. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics–Part A: Systems and Humans**, Piscataway, v. 28, n. 2, p. 221–235, 1998.
- JAIN, A. K. et al. Artificial neural networks: A tutorial. **IEEE Computer**, Piscataway, v. 29, n. 3, p. 31–44, 1996.
- JOTA, P. R. S.; JOTA, F. G. Fuzzy detection of high impedance faults in radial distribution feeders. **Electric Power Systems Research**, Lausanne, v. 49, n. 3, p. 169–174, 1999.
- KAGAN, N. et al. **Introdução aos sistemas de distribuição de energia elétrica**. São Paulo: Edgar Blücher, 2005.
- KARTALOPOULOS, S. V. **Understanding neural networks and fuzzy logic: basic concepts and applications**. Piscataway: IEEE Press, 1996.
- KERSTING, W. H. **Distribution system modeling and analysis**. Boca Raton: CRC, 2002.
- KEZUNOVIC, M. Intelligent applications in substations: disturbance analysis. In: IEEE POWER ENGINEERING SOCIETY GENERAL MEETING, 2004, Denver. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2004. v. 1, p. 719–723.
- KEZUNOVIC, M.; ABUR, A. Merging the temporal and spatial aspects of data and information for improved power system monitoring applications. **Proceedings of the IEEE**, Piscataway, v. 93, n. 11, p. 1909–1119, 2005.
- KEZUNOVIC, M. Smart fault location for smart grids. **IEEE Transactions on Smart Grid**, Piscataway, v. 2, n. 1, p. 11–22, 2011.
- KING, R. L. Artificial neural networks and computational intelligence. **IEEE Computer Applications in Power**, Piscataway, v. 11, n. 4, p. 14–16, 18–25, 1998.
- KUNG, S. Y. **Digital neural networks**. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1993.
- LABORATÓRIO DE PLANEJAMENTO DE SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA – LaPSEE. **Practical 134 bus feeder data**. Ilha Solteira: UNESP, 2011. Disponível em: <http://www.dee.feis.unesp.br/lapsee/arquivos/down_sistemastestes/135_bus_feeder.pdf>. Acesso em: 16 jun. 2011.
- LEÃO, F. B. et al. Fault section estimation in electric power systems using an optimization immune algorithm. **Electric Power Systems Research**, Lausanne, v. 80, n. 11, p. 1341–1352, 2010.
- LEÃO, F. B. **Metodologia para análise e interpretação de alarmes em tempo real de sistemas de distribuição de energia elétrica**. 2011. 345 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2011.

- LO, K. L. et al. Power systems faults diagnosis using Petri nets. **IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution**, London, v. 144, n. 3, p. 231–236, 1997.
- LOPES, M. L. M. et al. Electric load forecasting using a fuzzy ART&ARTMAP neural network. **Applied Soft Computing**, Amsterdam, v. 5, n. 2, p. 235–244, 2005.
- LOPES, M. L. M. **Desenvolvimento de redes neurais para previsão de cargas elétricas de sistemas de energia elétrica**. 2005. 149 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2005.
- LUBKIN, J.; CAUWENBERGHS, G. VLSI implementation of fuzzy adaptive resonance and learning vector quantization. **Analog Integrated Circuits and Signal Processing**, Dordrecht, v. 30, n. 2, p. 149-157, 2002.
- MAHANTY, R. N.; DUTTA GUPTA, P. B. A fuzzy logic based fault classification approach using current samples only. **Electric Power Systems Research**, Lausanne, v. 77, n. 6–7, p. 501–507, 2007.
- MALLAT, S. **A wavelet tour of signal processing: the sparse way**. 3 ed. Burlington: Academic Press, 2009.
- MARCHIORI, S. C. **Desenvolvimento de um sistema para análise de estabilidade transitória de sistemas de energia elétrica via redes neurais**. 2006. 110 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2006.
- MARCHIORI, S. C. et al. Neural network based on adaptive resonance theory with continuous training for multiconfiguration transient stability analysis of electric power systems. **Applied Soft Computing**, Amsterdam, v. 11, n. 1, p. 706–715, 2011.
- McCULLOCH, W.; PITTS, W. A. A logical calculus of the ideas imminent in nervous activity. **Bulletin of Mathematical Biophysics**, New York, v. 5, n. 4, p. 115–133, 1943.
- McDONALD, J. D. **Electric Power Substations Engineering**. Boca Raton: CRC Press, 2003.
- MEHER, S. K.; PRADHAN, A. K.. Fuzzy classifiers for power quality events analysis. **Electric Power System Research**, Lausanne, v. 80, n. 1, p. 71–76, 2010.
- MENDES FILHO, E. F.; CARVALHO, A. C. P. L. **Tutorial introdutório sobre redes neurais artificiais**. São Paulo. Departamento de Ciências de Computação e Estatística – USP, 1997.
- MONTAKHAB, M. R.; ADAMS, R. N. Intelligent system for fault diagnosis on low voltage distribution networks. **IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution**, London, v. 145, n. 5, p. 592–596, 1998.
- NORTHCOTE-GREEN, J.; WILSON, R. **Control and automation of electrical power distribution systems**. Boca Raton: CRC/Taylor & Francis, 2007.
- OPPENHEIM, A. V.; SCHAFER, R. W. **Digital signal processing**. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1975.

PEREIRA, R. A. F. **Localização de faltas em alimentadores de distribuição de energia elétrica usando medições esparsas de tensões**. 131 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2007.

ANEEL. **Procedimentos de distribuição de energia elétrica no sistema elétrico nacional - PRODIST**. Brasília: ANEEL, 2008.

REIS, L. B. **Geração de energia elétrica**. Barueri: Manole, 2011.

SALIM, R. H. et al. Hybrid fault diagnosis scheme implementation for power distribution systems automation. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 23, n. 4, p. 1846–1856, 2008.

SANTOSO, S. et al. Power quality waveform recognition using wavelet-based neural classifier – part 1: theoretical foundation. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 15, n. 1, p. 222–228, 2000a.

SANTOSO, S. et al. Power quality waveform recognition using wavelet-based neural classifier – part 2: application. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 15, n. 1, p. 229–235, 2000b.

SILVA, M. et al. Combined solution for fault location in three-terminal lines based on wavelet transform. **IET Generation, Transmission and Distribution**, Stevenage, v. 4, n. 1, p. 94–103, 2009.

SIMPSON, P. K. **Artificial neural systems: foundations, paradigms, applications, and implementations**. New York: Pergamon Press, 1989.

SKARMAN, S. E. et al. Short-term electrical load forecasting using a fuzzy ARTMAP neural network. In: CONFERENCE ON APPLICATIONS AND SCIENCE OF COMPUTATIONAL INTELLIGENCE, 1998. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 1998. p. 181–191.

SOARES, L. R. **Projeto de novos sistemas-wavelet com aplicações na análise de sinais do sistema elétrico**. 2006. 223 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Centro de Tecnologia e Geociências, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2006.

SRINIVASAN, D. et al. Applications of fuzzy systems in power systems. **Electric Power Systems Research**, Lausanne, v. 35, n. 1, p. 39–43, 1995.

STERGIOU, C. Neural networks, the human brain and learning. **SURPRISE 96 – Neural Networks and Their Uses**, London, v. 2, p. 1-7, 1996.

TENG, J.-H. Systematic short-circuit-analysis method for unbalanced distribution systems. **IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution**, London, v. 152, n. 4, p. 549–555, 2005.

TEO, C. Y. A comprehensive fault diagnostic system using artificial intelligence for sub-transmission and urban distribution networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 12, n. 4, p. 1487–1493, 1997.

TONELLI-NETO, M. S. **Formulação do controle preventivo em sistemas de distribuição de energia elétrica baseada na lógica fuzzy e redes neurais**. 2012. 135 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2012.

VERZI, S. I. et al. Universal approximations with fuzzy ART and fuzzy ARTMAP. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON NEURAL NETWORKS, 2003, Portland. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2003. v. 3, p. 1987–1992.

VIJAYAKUMAR, R.; HARISHANKAR, T. Substation automation using ART 1 based neural network. In: IEEE/IAS INTERNATIONAL CONFERENCE ON INDUSTRIAL AUTOMATION AND CONTROL, 1995, Hyderabad. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 1995. p. 323–328, 1995.

WASSERMAN, P. D. **Neural computing: theory and practice**. New York: Van Nostrand Reinhold, 1989.

WIDROW, B.; LEHR, M. A. 30 years of adaptive neural networks: perceptron, madaline, and backpropagation. **Proceedings of the IEEE**, Piscataway, v. 78, n. 9, p. 1415–1442, 1990.

YOUSSEF, O. A. S. Combined fuzzy-logic wavelet-based fault classification technique for power system relaying. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 19, n. 2, p. 582–589, 2004.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. **Information and Control**, Maryland Heights, v. 8, n. 3, p. 338–353, 1965.

ZAMORA, I et al. New method for detecting low currents faults in electrical distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 22, n. 4, p. 2072–2079, 2007.

ZHANG, N.; KEZUNOVIC, M. Implementing an advanced simulation tool for comprehensive fault analysis. In: IEEE/PES TRANSMISSION AND DISTRIBUTION CONFERENCE & EXHIBITION: ASIA & PACIFIC, 2004, Dalian. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2004. p. 1–6.

ZHANG, J.; HE, Z. Y. Distribution system fault diagnosis scheme based on multiple information sources. In: POWER AND ENERGY ENGINEERING CONFERENCE, 2009, Piscataway. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2009. p. 1–4.

ZHENG-YOU, H. E. et al. Wavelet entropy measure definition and its application for transmission line fault detection and identification (Part I: Definition and methodology). In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON POWER SYSTEM TECHNOLOGY, 2006, Piscataway. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2006a. p. 1–6.

ZHENG-YOU, H. E. et al. Wavelet entropy measure definition and its application for transmission line fault detection and identification (Part II: Fault detection in transmission line). In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON POWER SYSTEM TECHNOLOGY, 2006, Piscataway. **Proceedings ...** Piscataway: IEEE, 2006b. p. 1–5.

ZHENG-YOU, H. E. et al. Wavelet entropy measure definition and its application for transmission line fault detection and identification (Part III: Transmission line faults transients identification). In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON POWER SYSTEM TECHNOLOGY, 2006, Piscataway. **Proceedings...** Piscataway: IEEE, 2006c. p. 1–5.

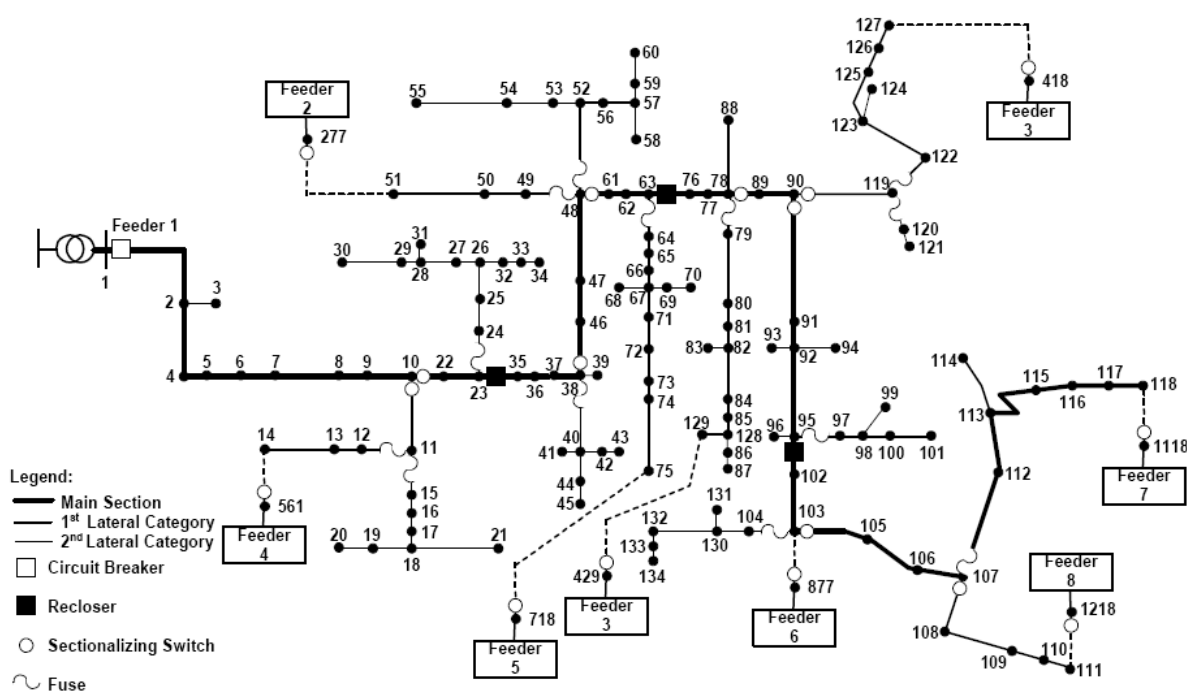
ZHU, J. et al. Automated fault location and diagnosis on electric power distribution feeders. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 12, n. 2, p. 801–809, 1997.

Anexo A

DADOS DO SISTEMA TESTE

O alimentador modelado usando o software ATP para simulações dos distúrbios é apresentado na Figura 29. Este é um alimentador de distribuição real, com as seguintes características: aéreo, trifásico, ramificado, composto por 134 barras, 13,8 kV, 7,065 MVA, mutuamente acoplado e com fator de potência das cargas igual a 0,92 (LaPSEE, 2011).

Figura 29 – Alimentador de distribuição utilizados para simulação dos distúrbios.



Fonte: LaPSEE (2011)

A Tabela 21 apresenta a barra inicial e final de cada trecho, o comprimento destes trechos, a bitola do condutor e a carga conectada à barra final de cada trecho do alimentador.

Tabela 21 – Dados do alimentador de distribuição de energia elétrica

| Barra | | Linha | | Carga Conectada à Barra Final |
|---------|-------|-----------------|--------|-------------------------------|
| Inicial | Final | Comprimento (m) | Bitola | Potência Aparente (kVA) |
| 1 | 2 | 900 | #4/0 | 0,00 |
| 2 | 3 | 50 | #2 | 45,00 |
| 2 | 4 | 100 | #4/0 | 0,00 |
| 4 | 5 | 40 | #4/0 | 75,00 |
| 5 | 6 | 200 | #4/0 | 75,00 |
| 6 | 7 | 200 | #4/0 | 112,50 |
| 7 | 8 | 200 | #4/0 | 75,00 |
| 8 | 9 | 10 | #4/0 | 75,00 |
| 9 | 10 | 50 | #4/0 | 0,00 |
| 10 | 11 | 100 | #4 | 0,00 |
| 11 | 12 | 60 | #4 | 8,60 |
| 12 | 13 | 30 | #4 | 75,00 |
| 13 | 14 | 160 | #4 | 75,00 |
| 11 | 15 | 30 | #4 | 112,50 |
| 15 | 16 | 10 | #4 | 45,00 |
| 16 | 17 | 20 | #4 | 112,50 |
| 17 | 18 | 40 | #4 | 0,00 |
| 18 | 19 | 40 | #2 | 75,00 |
| 19 | 20 | 50 | #2 | 112,50 |
| 18 | 21 | 150 | #2 | 112,50 |
| 10 | 22 | 30 | #4/0 | 112,50 |
| 22 | 23 | 70 | #4/0 | 0,00 |
| 23 | 24 | 50 | #4 | 3,00 |
| 24 | 25 | 20 | #4 | 45,00 |
| 25 | 26 | 30 | #4 | 0,00 |
| 26 | 27 | 60 | #2 | 112,50 |
| 27 | 28 | 40 | #2 | 0,00 |
| 28 | 29 | 20 | #2 | 75,00 |
| 29 | 30 | 120 | #2 | 112,50 |
| 28 | 31 | 20 | #2 | 112,50 |
| 26 | 32 | 20 | #4 | 112,50 |

continuação

| | | | | |
|----|----|-----|------|--------|
| 32 | 33 | 5 | #4 | 112,50 |
| 33 | 34 | 25 | #4 | 112,50 |
| 23 | 35 | 10 | #4/0 | 0,00 |
| 35 | 36 | 70 | #4/0 | 12,40 |
| 36 | 37 | 10 | #4/0 | 112,50 |
| 37 | 38 | 10 | #4/0 | 0,00 |
| 38 | 39 | 70 | #4/0 | 3,00 |
| 38 | 40 | 100 | #4/0 | 0,00 |
| 40 | 41 | 60 | #4 | 75,00 |
| 40 | 42 | 50 | #4 | 75,00 |
| 42 | 43 | 10 | #4 | 75,00 |
| 40 | 44 | 30 | #4/0 | 112,50 |
| 44 | 45 | 40 | #4/0 | 45 |
| 38 | 46 | 60 | #4/0 | 1,00 |
| 46 | 47 | 20 | #4/0 | 112,50 |
| 47 | 48 | 120 | #4/0 | 0,00 |
| 48 | 49 | 50 | #4/0 | 112,50 |
| 49 | 50 | 20 | #4/0 | 75,00 |
| 50 | 51 | 170 | #4/0 | 112,50 |
| 48 | 52 | 100 | #4/0 | 0,00 |
| 52 | 53 | 60 | #4 | 1,20 |
| 53 | 54 | 30 | #4 | 112,50 |
| 54 | 55 | 130 | #4 | 75,00 |
| 52 | 56 | 20 | #4 | 75,00 |
| 56 | 57 | 80 | #4 | 0,00 |
| 57 | 58 | 50 | #2 | 10,00 |
| 57 | 59 | 60 | #2 | 112,50 |
| 59 | 60 | 20 | #2 | 3,80 |
| 48 | 61 | 40 | #4/0 | 3,00 |
| 61 | 62 | 10 | #4/0 | 5,50 |
| 62 | 63 | 50 | #4/0 | 0,00 |
| 63 | 64 | 30 | #1/0 | 75,00 |

continuação

| | | | | |
|-----|-----|-----|------|--------|
| 64 | 65 | 20 | #1/0 | 75,00 |
| 65 | 66 | 30 | #1/0 | 3,50 |
| 66 | 67 | 20 | #1/0 | 0,00 |
| 67 | 68 | 30 | #4 | 112,50 |
| 67 | 69 | 20 | #4 | 7,00 |
| 69 | 70 | 20 | #4 | 112,50 |
| 67 | 71 | 50 | #1/0 | 75,00 |
| 71 | 72 | 40 | #1/0 | 8,50 |
| 72 | 73 | 40 | #1/0 | 1,90 |
| 73 | 74 | 20 | #1/0 | 112,50 |
| 74 | 75 | 110 | #1/0 | 112,50 |
| 63 | 76 | 20 | #4/0 | 112,50 |
| 76 | 77 | 30 | #4/0 | 5,90 |
| 77 | 78 | 50 | #4/0 | 0,00 |
| 78 | 79 | 70 | #4/0 | 75,00 |
| 79 | 80 | 70 | #4/0 | 112,50 |
| 80 | 81 | 30 | #4/0 | 112,50 |
| 81 | 82 | 30 | #4/0 | 0,00 |
| 82 | 83 | 50 | #4 | 75,00 |
| 82 | 84 | 50 | #4/0 | 75,00 |
| 84 | 85 | 30 | #4/0 | 112,50 |
| 85 | 128 | 20 | #4/0 | 0,00 |
| 128 | 86 | 30 | #4/0 | 15,50 |
| 86 | 87 | 20 | #4/0 | 75,00 |
| 78 | 88 | 130 | #2 | 75,00 |
| 78 | 89 | 50 | #4/0 | 75,00 |
| 89 | 90 | 50 | #4/0 | 0,00 |
| 90 | 91 | 180 | #4/0 | 45,00 |
| 91 | 92 | 20 | #4/0 | 0,00 |
| 92 | 93 | 30 | #2 | 112,50 |
| 92 | 94 | 70 | #2 | 23,50 |
| 92 | 95 | 100 | #4/0 | 0,00 |

continuação

| | | | | |
|-----|-----|-----|------|--------|
| 95 | 96 | 40 | #2 | 75,00 |
| 95 | 97 | 50 | #2 | 6,00 |
| 97 | 98 | 60 | #2 | 0,00 |
| 98 | 99 | 110 | #4 | 23,50 |
| 98 | 100 | 40 | #2 | 75,00 |
| 100 | 101 | 110 | #2 | 112,50 |
| 95 | 102 | 60 | #4/0 | 112,50 |
| 102 | 103 | 40 | #4/0 | 0,00 |
| 103 | 104 | 30 | #1/0 | 75,00 |
| 103 | 105 | 150 | #1/0 | 75,00 |
| 105 | 106 | 210 | #1/0 | 108,50 |
| 106 | 107 | 30 | #1/0 | 0,00 |
| 107 | 108 | 100 | #1/0 | 0,00 |
| 108 | 109 | 100 | #4 | 108,50 |
| 109 | 110 | 30 | #4 | 112,50 |
| 110 | 111 | 20 | #4 | 112,50 |
| 107 | 112 | 170 | #4/0 | 75,00 |
| 112 | 113 | 110 | #4/0 | 0,00 |
| 113 | 114 | 110 | #4 | 0,00 |
| 113 | 115 | 200 | #4 | 30,00 |
| 115 | 116 | 200 | #4 | 30,00 |
| 116 | 117 | 200 | #4 | 30,00 |
| 117 | 118 | 200 | #4 | 30,00 |
| 90 | 119 | 110 | #2 | 0,00 |
| 119 | 120 | 70 | #4 | 0,00 |
| 120 | 121 | 70 | #4/0 | 30,00 |
| 119 | 122 | 70 | #2 | 55,00 |
| 122 | 123 | 130 | #4 | 0,00 |
| 123 | 124 | 20 | #4 | 15,50 |
| 123 | 125 | 20 | #4 | 15,50 |
| 125 | 126 | 40 | #4 | 45,00 |
| 126 | 127 | 40 | #4 | 112,50 |

| | | | | conclusão |
|-----|-----|-----|------|-----------|
| 128 | 129 | 60 | #2 | 45,00 |
| 104 | 130 | 70 | #1/0 | 0,00 |
| 130 | 131 | 20 | #4/0 | 112,50 |
| 130 | 132 | 100 | #1/0 | 0,00 |
| 132 | 133 | 40 | #1/0 | 112,50 |
| 133 | 134 | 40 | #1/0 | 112,50 |

Fonte: LaPSEE (2011)

A seguir são apresentadas as matrizes de impedâncias de cada um dos trechos.

- Trecho inicial (da Barra 0 para a Barra 1): a matriz de impedância deste trecho corresponde às impedâncias de geração, transmissão e do transformador da subestação:

$$\mathbf{Z}_{0-1} = \begin{bmatrix} 0,2900 + j1,9200 & 0,1960 + j0,5300 & 0,1960 + j0,5300 \\ 0,1960 + j0,5300 & 0,2900 + j1,9200 & 0,1960 + j0,5300 \\ 0,1960 + j0,5300 & 0,1960 + j0,5300 & 0,2900 + j1,9200 \end{bmatrix} \quad (99)$$

- Trecho com condutor de bitola #2:

$$\mathbf{Z}_{\#2} = \begin{bmatrix} 1,0840 + j0,9980 & 0,0600 + j0,4780 & 0,0600 + j0,4500 \\ 0,0600 + j0,4780 & 1,0840 + j0,9980 & 0,0600 + j0,5360 \\ 0,0600 + j0,4500 & 0,0600 + j0,5360 & 1,0840 + j0,9980 \end{bmatrix} \quad (100)$$

- Trecho com condutor de bitola #4:

$$\mathbf{Z}_{\#4} = \begin{bmatrix} 1,6440 + j1,0060 & 0,0600 + j0,4780 & 0,0600 + j0,4500 \\ 0,0600 + j0,4780 & 1,6440 + j1,0060 & 0,0600 + j0,5360 \\ 0,0600 + j0,4500 & 0,0600 + j0,5360 & 1,6440 + j1,0060 \end{bmatrix} \quad (101)$$

- Trecho com condutor de bitola #1/0:

$$\mathbf{Z}_{\#1/0} = \begin{bmatrix} 0,7567 + j1,0067 & 0,0600 + j0,4780 & 0,0600 + j0,4500 \\ 0,0600 + j0,4780 & 0,7567 + j1,0067 & 0,0600 + j0,5360 \\ 0,0600 + j0,4500 & 0,0600 + j0,5360 & 0,7567 + j1,0067 \end{bmatrix} \quad (102)$$

➤ Trecho com condutor de bitola #4/0:

$$\mathbf{Z}_{\#4/0} = \begin{bmatrix} 0,4272 + j0,9609 & 0,0600 + j0,4780 & 0,0600 + j0,4500 \\ 0,0600 + j0,4780 & 0,4272 + j0,9609 & 0,0600 + j0,5360 \\ 0,0600 + j0,4500 & 0,0600 + j0,5360 & 0,4272 + j0,9609 \end{bmatrix} \quad (103)$$

Apêndice A

PUBLICAÇÕES

Neste apêndice são apresentados os artigos desenvolvidos durante a pesquisa de doutorado.

Artigo Publicado em Periódico Internacional

DECANINI, J. G. M. S.; TONELLI-NETO, M. S.; MALANGE, F. C. V.; MINUSSI, C. R. Detection and classification of voltage disturbances using a fuzzy-ARTMAP-wavelet network. **Electric Power Systems Research**, Lausanne, v. 81, n. 12, p. 2057–2065, 2011.

Artigo Aceito para Publicação em Periódico Internacional

DECANINI, J. G. M. S.; TONELLI-NETO, M. S.; MINUSSI, C. R. Robust fault diagnosis in power distribution systems based on Fuzzy ARTMAP neural network aided evidence theory. **IET Generation, Transmission & Distribution**, Stevenage, 2012.

Artigos Publicados em Congressos

BARROS, A. C.; TONELLI-NETO, M. S.; DECANINI, J. G. M. S.; MINUSSI, C. R. Diagnóstico de distúrbios de tensão em sistemas de distribuição de energia elétrica usando uma rede neural ARTMAP Euclidiana modificada com treinamento continuado. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AUTOMÁTICA, 19., 2012, Campina Grande. **Anais...** Campina Grande: CBA, 2012, p. 1-8.

TONELLI NETO, M. S.; DECANINI, J. G. M. S.; MINUSSI, C. R. Diagnóstico de faltas de alta impedância em sistemas de distribuição de energia elétrica via transformada wavelet e

lógica fuzzy. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SISTEMAS ELÉTRICOS, 4., 2012, Goiânia. **Anais...** Goiânia: SBSE, 2012. p. 1–5.

DECANINI, J. G. M. S.; TONELLI-NETO, M. S.; MINUSSI, C. R. Detecção e classificação de faltas de curto-circuito em sistemas de distribuição de energia elétrica usando sistemas inteligentes. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL, 10., 2011, Fortaleza. **Anais...** Rio de Janeiro: SBIC, 2011. p. 1–8.

TONELLI-NETO, M. S.; DECANINI, J. G. M. S.; MINUSSI, C. R. Detecção de faltas de alta impedância em alimentadores de distribuição de energia elétrica usando transformada wavelet e uma rede neural ARTMAP fuzzy. In: CONFERÊNCIA BRASILEIRA DE DINÂMICA, CONTROLE E APLICAÇÕES, 10., 2011. Águas de Lindóia. **Anais...** Águas de Lindóia: DINCON, 2011. p. 1–4.

TONELLI-NETO, M. S.; DECANINI, J. G. M. S.; MINUSSI, C. R. Detecção e classificação de faltas de curto-circuito em sistemas de distribuição de energia elétrica usando uma rede neural ARTMAP fuzzy. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE AUTOMAÇÃO INTELIGENTE, 10., 2011. São João del-Rei. **Anais...** São João del-Rei: SBAI, 2011. p.1-6.

DECANINI, J. G. M. S.; MINUSSI, C. R. Diagnóstico do estado operativo de sistemas de distribuição de energia elétrica. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AUTOMÁTICA, 18., 2010. Bonito. **Anais...** Bonito: CBA, 2010. p. 1483–1489.

DECANINI, J. G. M. S.; MINUSSI, C. R. Sistemas fuzzy para diagnóstico do estado operativo de sistemas de distribuição de energia elétrica. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE SISTEMAS FUZZY, 1., 2010. Sorocaba. **Anais...** Sorocaba: CBSF, 2010, p. 186–193.