Universidade de São Paulo – USP
Escola de Engenharia de São Carlos – EESC
Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação – SEL
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Alexandre Vinícius Festa

Diagnóstico de Curtos-Circuitos a partir da Alocação
Otimizada de Medidores em um Sistema de Distribuição
Subterrâneo

São Carlos

2015

Alexandre Vinícius Festa

Diagnóstico de Curtos-Circuitos a partir da Alocação Otimizada de Medidores em um Sistema de Distribuição Subterrâneo

Dissertação apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos, da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências pelo Programa de Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Sistemas Elétricos de Potência.

Orientador: Prof. Dr. Mário Oleskovicz

São Carlos

2015

Trata-se da versão corrigida da dissertação. A versão original se encontra disponível na EESC/USP que aloja o Programa de Pós-Graduação de Engenharia Elétrica

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTES
TRABALHOS, POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO,
PARA FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Festa, Alexandre Vinícius.

F418d Diagnóstico de Curtos-Circuitos a partir da
Alocação Otimizada de Medidores em um Sistema de
Distribuição Subterrâneo / Alexandre Vinícius Festa;
orientador Mário Oleskovicz. São Carlos, 2015.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação
em Engenharia Elétrica e Área de Concentração em
Sistemas Elétricos de Potência -- Escola de Engenharia
de São Carlos da Universidade de São Paulo, 2015.

1. Sistema de distribuição subterrâneo. 2.
Monitoramento, classificação e localização de faltas.
3. Alocação otimizada de medidores. 4. Qualidade da
energia elétrica. 5. Redes neurais artificiais. I.
Título.

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: Engenheiro **ALEXANDRE VINÍCIUS FESTA.**

Título da dissertação: "Diagnóstico de curtos-circuitos a partir da alocação otimizada de medidores em um sistema de distribuição subterrânea".

Data da defesa: 12/02/2015

Comissão Julgadora:

Resultado:

Prof. Dr. **Mário Oleskovicz (Orientador)**
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

APROVADO

Profa. Dra. **Fernanda Caseño Trindade Arioli**
(Universidade Estadual de Campinas/UNICAMP)

APROVADO

Prof. Dr. **Murilo da Silva**
(Universidade Tecnológica Federal do Paraná/UTFPR)

APROVADO

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

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

Dedicatória

*Para os meus pais,
pelo amor e atenção incondicional durante toda a minha vida.*

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, por me iluminar e pela fé que Nele tenho.

Agradeço ao meu pai Pedro, minha mãe Maria, meus irmãos Fabricio e PG, por sempre me apoiarem nesta jornada.

À minha namorada e melhor amiga, Fernanda Leles, pelo carinho, conversas e conselhos, além das inúmeras horas dispensadas na leitura e correção desta dissertação.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Mário Oleskovicz, pela orientação e dedicação no desenvolvimento deste trabalho. Agradeço pela oportunidade oferecida e por me receber como seu orientando de mestrado. Sou grato também pelas nossas conversas e conselhos que muito contribuíram para meu crescimento pessoal e científico nesses anos de convivência.

Ao Prof. Dr. Arnulfo B. de Vasconcellos, orientador durante minha iniciação científica, por me incentivar a fazer o mestrado e por me apresentar a área de pesquisa.

À colega de laboratório e amiga, Thais Reggina Kempner, pelo auxílio e ajuda no desenvolvimento deste trabalho, além da amizade e momentos de descontração.

Ao colega de laboratório e amigo, Daniel Motter, por toda ajuda, comentários e discussões no desenvolvimento deste trabalho.

Aos meus tios, José Carlos Festa, Luzenir Nunes Festa e Jorge Festa, por toda ajuda, carinho e cuidados dispensados durante minha graduação.

Aos membros da República Engenheiros da Cana em São Carlos, Alex (Galvão), Leandro (Matupah), Henrique (Goiás), Javier (Javiola), William e Remy (Remynaldo), pela amizade, companheirismo e momentos de descontração.

Aos amigos da turma 2006/1, Claudio Mauro, Fabiano Schmidt, Felipe Poyer, Humberto Gouveia, Johnny Aparecido, José Carlos Luzin, Paula Cocchia e Tiago Capioto.

A todos os outros amigos que fiz em São Carlos, em especial: Fabio (Fabão), Marcelo (Beijo), Renan, Breno, Rodolpho, Falcone, Jullian e Elian.

Agradeço a todos os meus professores da Universidade Federal de Mato Grosso e da Universidade de São Paulo, por toda a contribuição na minha formação profissional e pessoal, que diretamente ou indiretamente contribuíram para a conclusão desta pesquisa.

Ao Laboratório de Sistemas de Energia Elétrica, ao Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação, à Escola de Engenharia de São Carlos e à Universidade de São Paulo, por toda a infraestrutura a mim disponibilizada;

Aos funcionários do Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação e da Escola de Engenharia de São Carlos, por toda a disponibilidade e pronto atendimento;

Por fim, agradeço à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo suporte financeiro.

“A persistência é o caminho do êxito”

Charles Chaplin.

Resumo

FESTA, A. V. **Diagnóstico de Curtos-Circuitos a partir da Alocação Otimizada de Medidores em um Sistema de Distribuição Subterrâneo.** 2015. 124 p. Dissertação (Mestrado) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2015.

O monitoramento e diagnóstico, com a consequente localização dos curtos-circuitos em Sistemas de Distribuição (SD), fazem parte de um processo complexo, exigindo esforços e agilidade das equipes técnicas de manutenção das concessionárias de energia elétrica. Quando se trata de um SD Subterrâneo (SDS), a complexidade de localização das faltas aumenta, pois não é possível realizar a inspeção visual. Por este motivo, desenvolver e aprimorar métodos para monitorar, classificar e localizar as situações de faltas em SD tem sido de relevante interesse para a comunidade técnico-científica nos últimos anos. Neste contexto, apresenta-se nesta pesquisa um método para processar as informações necessárias para classificar e localizar a ocorrência de um curto-circuito (monofásico, bifásico e/ou trifásico, com e/ou sem o envolvimento da terra) em um SDS. O processamento das informações foi realizado por meio da observação da propagação dos afundamentos de tensão, decorrentes de curtos-circuitos passíveis de ocorrência no SDS, e pela alocação de um número reduzido de medidores, permitindo a classificação e localização precisa da falta. Um dos diferenciais da metodologia proposta é que esta utiliza somente os valores eficazes das tensões trifásicas, registradas em medidores estrategicamente alocados, para indicação da área afetada e classificação das fases envolvidas. A metodologia é baseada no emprego de redes neurais artificiais. Os resultados encontrados são promissores, indicando a aplicabilidade da metodologia proposta.

Palavras-chave: Sistemas de distribuição subterrâneos; monitoramento, classificação e localização de faltas; alocação otimizada de medidores; qualidade da energia elétrica e redes neurais artificiais.

Abstract

FESTA, A. V. **Diagnostic Short-Circuits from the Optimized Allocation Meters in a Underground Distribution System**. 2015. 124 p. Dissertation (Master Degree) - Engineering School of São Carlos, University of São Paulo, São Carlos, 2015.

The monitoring and diagnostics, with the consequent localization of short circuits in Distribution Systems (DS), are part of a complex process, requiring efforts and agility of the technical teams of maintenance of electric utilities. In the case of an underground DS (UDS), the location of faults complexity increases, because it is not possible to perform visual inspection. For this reason, develop and improve methods to monitor, sort and locate the fault situations in DS has been of relevant interest to the technical-scientific community in recent years. In this context, this study presents a method for processing the information required to classify and locate the occurrence of a short circuit (single phase, biphasic and / or phase with and / or without the involvement of the earth) on a UDS. The information processing was carried out by observing the propagation of voltage sags, caused by short circuits that may occur in the UDS, and the allocation of a few meters, allowing classification and precise location of the fault. One of the proposed methodology differentials is that it uses only the RMS values of the three-phase voltages, registered in strategically located meters, for indicating the affected area and classification of the phases involved. The methodology is based on the use of artificial neural networks. The results found are promising, indicating the applicability of the proposed methodology.

Keywords: Underground distribution systems; monitoring, classification and fault location; optimized allocation meters; power quality and artificial neural networks.

Lista de Ilustrações

Figura 1 – Exemplo de um SEP.	24
Figura 2 – Exemplo de um SD.	24
Figura 3 – Exemplo de neurônio biológico.	33
Figura 4 – Modelo do neurônio artificial.	33
Figura 5 – Função de ativação logística.	35
Figura 6 – Função de ativação tangente hiperbólica.	36
Figura 7 – Função de ativação linear.	36
Figura 8 – Exemplo de rede neural feedforward de camada única.	38
Figura 9 – Modelo de rede neural feedforward de camadas múltiplas.	38
Figura 10 – Exemplo de rede neural recorrente.	39
Figura 11 – Treinamento supervisionado.	40
Figura 12 – Treinamento não supervisionado.	41
Figura 13 – Exemplo de rede PMC.	43
Figura 14 – RNA utilizada para localização de faltas.	47
Figura 15 – Estrutura da RNA para localização de faltas Fase-Terra.	48
Figura 16 – Estrutura da RNA para estimação do ramo faltoso.	49
Figura 17 – SD utilizado no trabalho de Goes.	51
Figura 18 – Fluxograma do MPF.	54
Figura 19 – Diagrama unifilar adaptado do sistema teste de 37 barras do IEEE.	55
Figura 20 – Visualização gráfica da MTDF no sistema de distribuição IEEE de 37 barras.	56
Figura 21 – Visualização gráfica da matriz de observabilidade binária: limiar $\leq 0,3$ p.u..	58
Figura 22 – Visualização gráfica da matriz de observabilidade binária: limiar $\leq 0,7$ p.u..	59
Figura 23 – Fluxograma das etapas consideradas na pesquisa.	63
Figura 24 – SD Hipotético de 13 barras.	64
Figura 25 – Matriz de observabilidade binária do SD hipotético apresentado na Figura 24.	65
Figura 26 – Monitores alocados no sistema de distribuição hipotético.	67
Figura 27 – Procedimento inicial de divisão do sistema de distribuição hipotético em áreas.	68

Figura 28 – Inclusão das barras adjacentes no sistema de distribuição hipotético.	69
Figura 29 – Inclusão das barras adjacentes no sistema de distribuição hipotético.	69
Figura 30 – Inclusão das barras adjacentes no sistema de distribuição hipotético.	70
Figura 31 – Inclusão das barras adjacentes no sistema de distribuição hipotético.	70
Figura 32 – Finalização do processo de divisão de áreas do sistema de distribuição hipotético. ...	71
Figura 33 – Tipos de faltas simuladas.	73
Figura 34 – Fluxograma do método de diagnósticos das faltas.	75
Figura 35 – Sistema de distribuição teste IEEE 37 barras.	80
Figura 36 – Visualização gráfica da matriz de observabilidade binária: limiar $\leq 0,5$ p.u.	83
Figura 37 – Barras selecionadas para alocação dos medidores.	83
Figura 38 – SD com os medidores alocados.	84
Figura 39 – Divisão do SD em quatro áreas de interesse.	85
Figura 40 – Rede neural utilizada para a indicação da área afetada (12 entradas e 4 saídas).	92
Figura 41 – Rede neural utilizada para a classificação da falta (3 entradas e 4 saídas).	97
Figura 42 – Distância entre a barra 2 e a barra 14 (barra de referência da área 1).	100
Figura 43 – Distância entre as barras de referência e as barras apresentadas na Tabela 21.	101
Figura 44 – Modelo das RNA utilizadas para a determinação da distância da falta.	102
Figura 45 – Erros das RNA para a localização de faltas monofásicas – Método 1.	104
Figura 46 – Erros para as RNA de localização de faltas bifásicas – Método 1.	105
Figura 47 – Erros das RNA para a localização de faltas bifásicas-terra – Método 1.	106
Figura 48 – Erros das RNA para a localização de faltas trifásicas – Método 1.	108
Figura 49 – Erros das RNA para a localização de faltas monofásicas – Método 2.	109
Figura 50 – Erros das RNA para a localização de faltas bifásicas – Método 2.	111
Figura 51 – Erros das RNA para a localização de faltas bifásicas-terra – Método 2.	112
Figura 52 – Erros das RNA para a localização de faltas trifásicas – Método 2.	113
Figura 53 – Comparativo dos erros MAPE entre os métodos 1 e 2.	116

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Parâmetros da RNA para a localização de faltas Fase-Terra.....	48
Tabela 2 – Estrutura das RNA treinadas.	50
Tabela 3 – Resultados da alocação otimizada dos medidores para o SD de 37 barras.....	61
Tabela 4 – Dados dos alimentadores.	64
Tabela 5 – Características das linhas.....	79
Tabela 6 – Dados dos alimentadores.	81
Tabela 7 – Dados dos Transformadores.	82
Tabela 8 – Curtos-circuitos monofásicos.	86
Tabela 9 – Curtos-circuitos bifásicos-terra.	87
Tabela 10 – Curtos-circuitos bifásicos.	87
Tabela 11 – Curtos-circuitos trifásicos.	88
Tabela 12 – Tensão remanescente (em p.u.) registrada nas barras de medição para os curtos-circuitos trifásicos aplicados nas barras 3, 5, 11, 13, 15 e 19.....	90
Tabela 13 – Áreas em que ocorreram as faltas.	90
Tabela 14 – Parâmetros da rede PMC implementada.....	91
Tabela 15 – Dados de treinamento.	93
Tabela 16 – Erros na indicação da área.	93
Tabela 17 – Saídas desejadas para a RNA2.....	95
Tabela 18 – Entradas e saídas desejadas da RNA2 para a classificação das faltas nas barras (3, 5, 11, 13, 15 e 19).....	95
Tabela 19 – Parâmetros da RNA2.	96
Tabela 20 – Erros na classificação da falta.	98
Tabela 21 – Informações de cada área do sistema de distribuição.	99
Tabela 22 – Exemplos de distância da falta ao ponto de referência.	99
Tabela 23 – Exemplos de distância da falta ao ponto de referência.	100
Tabela 24 – Erros das RNA para a localização de faltas monofásicas – Método 1.....	104
Tabela 25 – Piores casos das RNA monofásicas – Método 1.	104

Tabela 26 – Erros das RNA para a localização das faltas bifásicas – Método 1.	105
Tabela 27 – Piores casos das RNA para as faltas bifásicas – Método 1.	105
Tabela 28 – Erros das RNA para a localização de faltas bifásicas-terra – Método 1.	106
Tabela 29 – Piores casos das RNA para as faltas bifásicas-terra – Método 1.	106
Tabela 30 – Erros das RNA para a localização de faltas trifásicas – Método 1.	107
Tabela 31 – Piores casos das RNA para a localização de faltas trifásicas – Método 1.	107
Tabela 32 – Erro médio por área em função das resistências das faltas – Método 1.	108
Tabela 33 – Erros das RNA na localização de faltas monofásicas – Método 2.	109
Tabela 34 – Piores casos das RNA para as faltas monofásicas – Método 2.	109
Tabela 35 – Erros das RNA para a localização de faltas bifásicas – Método 2.	110
Tabela 36 – Piores casos das RNA para a localização de faltas bifásicas – Método 2.	110
Tabela 37 – Erros das RNA para a localização de faltas bifásicas-terra – Método 2.	111
Tabela 38 – Piores casos das RNA para a localização de faltas bifásicas-terra – Método 2.	111
Tabela 39 – Erros das RNA para a localização de faltas trifásicas – Método 2.	112
Tabela 40 – Piores casos das RNA para as faltas trifásicas – Método 2.	113
Tabela 41 – Erro médio por área em função das resistências das faltas – Método 2.	114
Tabela 42 – Comparação entre os métodos 1 e 2 para as faltas monofásicas.	114
Tabela 43 – Comparação entre os métodos 1 e 2 para as faltas bifásicas.	115
Tabela 44 – Comparação entre os métodos 1 e 2 para as faltas bifásicas-terra.	115
Tabela 45 – Comparação entre os métodos 1 e 2 para as faltas trifásicas.	115

Lista de Siglas

ADALINE	<i>Adaptive Linear Neuron</i>
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
ATP	<i>Alternative Transients Program</i>
DEC	Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora
DIC	Duração de Interrupção Individual por Unidade Consumidora
EESC	Escola de Engenharia de São Carlos
EMTP	<i>ElectroMagnetic Transients Program</i>
FEC	Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora
FIC	Frequência de Interrupção Individual por Unidade Consumidora
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
LF	Lógica <i>Fuzzy</i>
LSEE	Laboratório de Sistemas de Energia Elétrica
MAPE	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>
MO	Matriz de Observabilidade Binária
MPF	Método das Posições de Falta
MTDF	Matriz de Tensão Durante a Falta
PAC	Ponto de Acoplamento Comum
PMC	<i>Perceptron</i> de Múltiplas Camadas
PRODIST	Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional
QEE	Qualidade da Energia Elétrica
RBF	<i>Radial Basis Function</i>
RL	Resistência e Indutância
RMS	<i>Root Mean Square</i>
RNA	Redes Neurais Artificiais

RTDS	<i>Real Time Digital Simulator</i>
SD	Sistema de Distribuição
SDS	Sistema de Distribuição Subterrâneo
SE	Sistemas Especialistas
SEP	Sistema Elétrico de Potência
TW	Transformada <i>Wavelet</i>
VTCD	Variação de Tensão de Curta Duração

Sumário

1	INTRODUÇÃO.....	23
1.1	APRESENTAÇÃO DO PROBLEMA.....	26
1.2	MOTIVAÇÕES E OBJETIVOS DO TRABALHO.....	28
1.3	ORGANIZAÇÃO DO DOCUMENTO.....	28
2	REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E O DIAGNÓSTICO DE FALTAS EM SD.....	31
2.1	REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	31
2.1.1	<i>Neurônio Biológico</i>	<i>32</i>
2.1.2	<i>Neurônio Artificial.....</i>	<i>33</i>
2.1.3	<i>Parâmetros das Redes Neurais Artificiais</i>	<i>34</i>
2.1.4	<i>Redes Perceptron de Múltiplas Camadas</i>	<i>41</i>
2.2	DIAGNÓSTICO DE FALTAS EM SD	44
2.2.1	<i>Deteção e Classificação de Falhas Utilizando Redes Neurais Artificiais</i>	<i>45</i>
2.2.2	<i>Localização de Falhas em SD utilizando Redes Neurais Artificiais</i>	<i>46</i>
3	O MÉTODO DAS POSIÇÕES DE FALTA E A ALOCAÇÃO OTIMIZADA DE MEDIDORES DE QEE.....	53
3.1	O MÉTODO DAS POSIÇÕES DE FALTA	53
3.2	A ALOCAÇÃO OTIMIZADA DE MEDIDORES DE QEE	57
4	METODOLOGIA PROPOSTA.....	63
4.1	ETAPAS DE PREPARAÇÃO	63
4.1.1	<i>Entrada de Dados: Topologia do SD</i>	<i>64</i>
4.1.2	<i>Alocação Otimizada de Medidores de QEE.....</i>	<i>65</i>
4.1.3	<i>Divisão do SD em Áreas</i>	<i>66</i>
4.1.4	<i>Modelagem do Sistema de Distribuição</i>	<i>71</i>
4.1.5	<i>Simulações dos Curtos-Circuitos</i>	<i>72</i>
4.2	IMPLEMENTAÇÃO COMPUTACIONAL DA METODOLOGIA PROPOSTA	74
5	APLICAÇÕES E RESULTADOS.....	79
5.1	APLICAÇÃO DAS ETAPAS DE PREPARAÇÃO	79
5.1.1	<i>Entrada de Dados: O Sistema Elétrico Analisado</i>	<i>79</i>
5.1.2	<i>Alocação Otimizada dos Medidores</i>	<i>82</i>
5.1.3	<i>Divisão do SD em Áreas</i>	<i>84</i>
5.1.4	<i>Simulações dos Curtos-Circuitos</i>	<i>85</i>

5.1.5	<i>Aquisição e Pré-processamento dos Dados Coletados.....</i>	<i>88</i>
5.2	INDICAÇÃO DA ÁREA - RNA1.....	89
5.2.1	<i>Topologia, treinamento e validação da RNA1</i>	<i>91</i>
5.3	CLASSIFICAÇÃO DA FALTA - RNA2	94
5.3.1	<i>Topologia, Treinamento e Validação da RNA2</i>	<i>96</i>
5.4	DETERMINAÇÃO DA DISTÂNCIA DA FALTA.....	98
5.4.1	<i>Metodologia para Determinação da Distância da Falta.....</i>	<i>99</i>
5.4.2	<i>Método 1.....</i>	<i>103</i>
5.4.3	<i>Método 2.....</i>	<i>108</i>
5.4.4	<i>Comparação entre o Método 1 e o Método 2.....</i>	<i>114</i>
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS.....	117
6.1	TRABALHOS PUBLICADOS	118
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	121

1 Introdução

Os Sistemas Elétricos de Potência (SEP) estão sujeitos a diversos fenômenos que podem comprometer a Qualidade da Energia Elétrica (QEE) entregue aos consumidores finais. A ocorrência de curtos-circuitos, chaveamentos de banco de capacitores, entrada e saída de grandes blocos de cargas, dentre outros eventos, podem provocar alterações na tensão e até mesmo a interrupção do fornecimento da energia elétrica a certos grupos de usuários finais. Estes e muitos outros distúrbios podem danificar equipamentos, provocar a atuação errônea dos sistemas de proteção, ou até gerar situações de risco para os usuários.

Os SEP abrangem um complexo conjunto de instalações e equipamentos desde a geração e transmissão, até a distribuição da energia, os quais são projetados para suprir e garantir, de maneira contínua e segura, o transporte de energia elétrica até os consumidores finais. Uma ilustração de um SEP pode ser vista na Figura 1. Nesta figura, a energia elétrica gerada e elevada a um determinado valor de tensão (1) é entregue ao sistema de transmissão (2), o qual, através de subestações, (3) fornece energia aos sistemas de distribuição (4). Neste sistema também podem ser vistos os transformadores responsáveis por reduzir as tensões para o sistema de distribuição secundário (5), alcançando parte dos consumidores finais (residências, comércio e indústrias, quando for o caso) (MORETO, 2005).

Como o cenário de aplicação desta pesquisa será sobre os Sistemas de Distribuição (SD), grande parte da apresentação que segue será direcionada para os mesmos. Os SD são responsáveis pela entrega final da energia aos consumidores, devendo atender aos diferentes tipos de cargas e satisfazer diversos critérios de qualidade e conformidade com padrões estabelecidos pelas agências reguladoras. Os SD são compostos por subestações de distribuição e alimentadores utilizados para distribuir a energia elétrica aos consumidores, tanto em nível primário como secundário.

Figura 1 – Exemplo de um SEP.

Fonte: Moreto (2005).

A Figura 2 ilustra, na região envolta pela área tracejada, a composição básica de um SD qualquer.

Figura 2 – Exemplo de um SD.

Fonte: Souza (2008).

Conforme colocado anteriormente, os SEP e, em especial para esta pesquisa, os SD, estão sujeitos a diversos fenômenos que podem comprometer a QEE. Segundo Dugan *et al.* (2012), a falta de QEE está relacionada com qualquer problema manifestado na tensão, corrente ou na frequência que resulte em falha ou má operação de equipamento do consumidor. Para os consumidores residenciais, uma má QEE pode ser simplesmente a própria falta da energia elétrica, ou seja, uma interrupção total do fornecimento. Já para os consumidores comerciais e industriais, diversos distúrbios, mesmo de curta duração (de alguns milissegundos), podem afetar a QEE, causando sérios prejuízos financeiros.

Com vista aos distúrbios relacionados à QEE, os afundamentos de tensão, classificados dentre as Variações de Tensão de Curta Duração (VTCD), ocorrem com maior frequência nos SEP e causam maiores prejuízos aos consumidores industriais (MCGRANAHAN; MUELLER; SAMOTYJ, 1993). Um afundamento de tensão é definido como sendo uma redução do valor eficaz da tensão, para um valor entre 10% e 90% da tensão nominal, para um tempo compreendido entre 0,5 ciclos e 1 minuto (BOLLEN, 2000), e é consequência da ocorrência de diversas situações, tais como curtos-circuitos e partida de grandes blocos de cargas. Os curtos-circuitos monofásicos, bifásicos ou trifásicos, são os principais causadores deste fenômeno (MCGRANAHAN; MUELLER; SAMOTYJ, 1993). Assim, o monitoramento, o diagnóstico (detecção e classificação) e a localização destas faltas (curtos-circuitos), passíveis de ocorrência nos SEP e que prejudicam a QEE, são de extrema importância para a operação e manutenção de um SD confiável e que disponibilize energia elétrica com qualidade.

Dos aspectos técnicos e práticos sabe-se que a grande maioria dos SD apresentam ainda características radiais. Sobre estes, o diagnóstico e a localização de defeitos apresentam certa complexidade, quando comparados às técnicas usualmente empregadas para as mesmas tarefas (funções) nos sistema de geração e transmissão. Isto ocorre em função de possíveis variações (incertezas), por exemplo, da impedância das faltas que envolvem a terra nas situações de curtos-circuitos, bem como da topologia dos SD (ramificações e não transposição das linhas). Tratando-se de SD subterrâneos (SDS) esta complexidade aumenta, pois existe uma dificuldade muito maior para se realizar a inspeção visual para a localização dos defeitos, tornando este procedimento ainda mais oneroso.

Com base no cenário apresentado, a pesquisa como um todo responderá com conhecimentos técnico-científicos relacionados ao diagnóstico de faltas em SDS, bem como para a QEE, relacionando-se à qualidade do produto e dos serviços prestados pelas concessionárias de distribuição de energia elétrica (ANEEL, 2012).

O método de diagnóstico de faltas proposto é baseado no monitoramento dos afundamentos de tensão e o emprego de Redes Neurais Artificiais (RNA). Inicialmente, a partir de conceitos e resultados provenientes da alocação otimizada de monitores de QEE (KEMPNER, 2012), o sistema será subdividido em áreas que permitam uma direta e precisa localização das faltas. Com a leitura e envio dos dados em tempo real, de cada uma das áreas em que o SD foi dividido, para um centro de processamento na subestação, e pela aplicação de RNA, o sistema inteligente deverá ser capaz de classificar e localizar a situação de curto-circuito ocorrida.

Cabe frisar que todo esse processo, conforme será posteriormente explanado, englobará características e conceitos de um dos temas mais comentados atualmente, as chamadas Redes Inteligentes (*Smart Grids*) (CECATI *et al.* 2010).

Neste contexto, a apresentação geral do problema e uma breve introdução da metodologia proposta para esta pesquisa são descritas nos itens que se seguem.

1.1 Apresentação do Problema

Devido à necessidade de solucionar problemas e diminuir os custos associados a uma má QEE, órgãos e agências reguladoras fiscalizam e regulamentam o setor elétrico. No Brasil, a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), através dos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST) – Módulo 8, regulamenta e fiscaliza a qualidade do produto e, frente a uma situação de distúrbio manifestada, com a consequente descontinuidade do fornecimento de energia, a qualidade do serviço prestado pelas concessionárias. Através de indicadores de fornecimento, como os índices de Duração de Interrupção Individual por Unidade Consumidora (DIC), Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (FIC), Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (DEC) e Frequência Equivalente de Interrupção por

Unidade Consumidora (FEC), o serviço e o produto oferecido por uma determinada concessionária são avaliados (ANEEL, 2012).

Como anteriormente comentado, os SDS apresentam características peculiares. Estas podem ser derivações laterais (secundárias), não homogeneidade dos condutores e topologia predominantemente radial. Assim, após a ocorrência de um curto-circuito, diversos consumidores podem ser afetados pela falta do fornecimento da energia elétrica. Além disto, quando consideramos os SD aéreos, estes são geralmente constituídos de cabos não isolados provenientes de postes em ruas e avenidas. Como consequência, o número de acidentes e defeitos que resultam em curtos-circuitos é maior que em sistemas de transmissão, além de estarem sujeitos e expostos a descargas atmosféricas, intempéries e outros (AL-DABBAGH; AL-DABBAGH, 1999). Cabe frisar que esta pesquisa mostra resultados aplicados a um SDS, mas a mesma não impede que a metodologia seja testada e aplicada a SD aéreos.

Diante de tais fatos, cada vez mais os consumidores exigem que a energia elétrica seja disponibilizada com qualidade. Um importante fator é o tempo de atendimento às ocorrências de distúrbios nos SD, sendo um dos parâmetros que qualifica a concessionária responsável. Quanto mais rápido a concessionária consegue diagnosticar a causa e o local de um curto-circuito, restabelecendo a operação normal do sistema, melhor avaliado será seu serviço diante do consumidor.

Buscando resolver este problema nos SD, diversos métodos utilizando sistemas inteligentes, como Sistemas Especialistas (SE) (SPATTI, 2011), Redes Neurais Artificiais (RNA) (COSER, 2006; YAN; LIU; TIAN, 2011) e Lógica *Fuzzy* (LF) (BARROS, 2009), têm sido propostos e implementados. Dentre estes, as RNA apresentam-se como uma poderosa ferramenta para resolução de diversos tipos de problemas, como os relacionados à classificação de padrões e aproximação de funções, pois têm a capacidade de aquisição de conhecimento, generalização e tolerância a ruídos (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). Estas propriedades se fazem de grande valia no monitoramento das grandezas elétricas, as quais refletirão o problema que será exposto no que se segue.

Neste cenário, o problema engloba o monitoramento, a classificação e a localização de um curto-circuito no SDS. Assim, o tempo necessário para a

restauração do sistema poderá ser reduzido, melhorando a QEE, refletindo diretamente na qualidade do produto e do serviço avaliado da concessionária de energia elétrica. Esses objetivos, assim como as motivações do trabalho, são apresentados na sequência.

1.2 Motivações e Objetivos do Trabalho

Nos sistemas elétricos atuais, a análise das situações de curtos-circuitos ocorridos é altamente ligada à experiência dos operadores. Para uma modernização e melhora de todo o processo, engenheiros e operadores necessitam, cada vez mais, do uso de ferramentas computacionais para dar apoio às tomadas de decisões na operação das suas redes.

O objetivo principal da pesquisa está relacionado ao desenvolvimento de uma metodologia capaz de oferecer um diagnóstico confiável relacionado às faltas em SDS.

A metodologia proposta nesta pesquisa poderá ser utilizada para processar em tempo real informações advindas do sistema de monitoramento, servindo como fonte de auxílio na tomada de decisões por parte dos engenheiros e técnicos responsáveis pela operação e manutenção dos SD.

1.3 Organização do Documento

Esta dissertação está estruturada em seis capítulos, os quais são apresentados a seguir:

Capítulo 1 – Introdução: Neste primeiro capítulo a problemática, as motivações e os objetivos gerais do trabalho foram descritos.

Capítulo 2 – Redes Neurais Artificiais e o Diagnóstico de Faltas em SD: Este capítulo fornecerá uma base teórica necessária para a aplicação de RNA na metodologia proposta. Uma revisão sobre os conceitos fundamentais é apresentada. Dentre outras informações, a estrutura dos neurônios, tipos de redes, topologias e métodos de treinamento são abordados. O capítulo também abordará alguns aspectos relativos à utilização de RNA para diagnóstico de faltas, bem como do

monitoramento de SD e de sistemas de transmissão, tomando estes como referências para o desenvolvimento desta pesquisa.

Capítulo 3 – O Método das Posições de Falta e a Alocação Otimizada de Medidores de QEE: Neste Capítulo, um importante trabalho para o desenvolvimento desta dissertação é apresentado. O método proposto por Kempner (2012) é a base para a aplicação desta metodologia, sendo empregado para alocação otimizada de monitores de QEE para monitoramento de afundamentos de tensão.

Capítulo 4 – Metodologia Proposta: Os procedimentos adotados para atingir os objetivos são apresentados e a metodologia proposta é detalhada. O intuito deste capítulo é descrever todos os passos necessários para aplicação da mesma.

Capítulo 5 – Aplicações e Resultados: Um sistema elétrico de distribuição foi modelado utilizando o *software* ATP – *Alternative Transients Program* (ATP/EMTP, 2000), via interface gráfica ATPDraw (PRIKLER; HOIDALEN, 2002). A metodologia foi aplicada aos valores obtidos nas simulações, e os resultados são então apresentados.

Capítulo 6 – Considerações Finais e Trabalhos Futuros: Neste capítulo têm-se as considerações finais decorrentes do desenvolvimento deste trabalho. Os resultados finais são analisados e algumas sugestões para trabalhos futuros são apresentadas. Por fim, são listadas algumas das publicações geradas a partir deste trabalho.

2 Redes Neurais Artificiais e o Diagnóstico de Faltas em SD

Diversos trabalhos utilizando RNA têm sido propostos para o diagnóstico de faltas em SD. Grande parte destes trabalhos utiliza os dados registrados, como as tensões e correntes trifásicas, na subestação do SD para aplicação das metodologias. Contudo, neste cenário, sabe-se que a precisão do resultado final pode ser afetada por diversos fatores, tais como topologia do SD (sistemas muito ramificados), desbalanceamento e não homogeneidade dos condutores.

Inicialmente, neste capítulo, serão apresentados os conceitos básicos de RNA, necessários para entendimento da metodologia. Em seguida, alguns trabalhos que utilizam RNA para diagnóstico de faltas serão apresentados e comentados. O objetivo deste capítulo é atualizar o leitor dos últimos conceitos relacionados ao tema central do trabalho, o diagnóstico de faltas utilizando RNA.

2.1 Redes Neurais Artificiais

O cérebro humano é um sistema de processamento de informações altamente complexo, não linear e paralelo. É constituído de unidades elementares de processamento, os neurônios, que, por sua vez, são conectados entre si, formando uma rede neural. Segundo Haykin (2001) uma rede neural é um processador paralelamente distribuído, constituído de unidades de processamento simples, que têm a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torna-lo disponível para uso.

As RNA são modelos computacionais inspirados no sistema nervoso de seres vivos, mais especificamente no cérebro humano. Elas possuem a capacidade de aquisição e manutenção do conhecimento e podem ser definidas como um conjunto de unidades de processamento, caracterizadas por neurônios artificiais (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

A principal vantagem no uso de redes neurais provém de suas características descritas a seguir, conforme Silva, Spatti e Flauzino (2010):

- Adaptação por experiência;
- Capacidade de aprendizado;
- Habilidade de generalização;
- Organização de dados;
- Tolerância a falhas;
- Armazenamento distribuído; e
- Facilidade de prototipagem.

Aplicações bem sucedidas utilizando-se RNA têm demonstrado que esta ferramenta tem grande potencial para ser utilizada como forma alternativa para resolução de problemas, com uma considerável precisão e maior eficiência que métodos convencionais.

Esta seção procura mostrar os fundamentos básicos relacionados às redes neurais. São tratados assuntos como: modelo dos neurônios artificiais, funções de ativação, estrutura das redes, topologia e processo de treinamento.

2.1.1 Neurônio Biológico

Processadores biológicos operando em paralelo são responsáveis pelo processamento das informações no cérebro humano. A célula elementar do sistema nervoso cerebral é o neurônio. Tal elemento pode ser dividido em três partes principais, isto é, dendritos, corpo celular e axônio, os quais podem ser vistos na Figura 3.

O corpo celular é responsável por processar todas as informações recebidas dos dendritos a fim de produzir um potencial de ativação que indicará se o neurônio irá disparar ou não um impulso elétrico através do seu axônio. Os axônios funcionam como linhas de transmissão que conduzem os impulsos elétricos para outros neurônios, sendo suas terminações constituídas de ramificações denominadas terminações sinápticas. As sinapses se configuram como as conexões entre a saída de um neurônio e a entrada de outro, onde a transferência de impulsos elétricos do axônio de um neurônio para o dendrito do outro é efetuada. Tais elementos relacionados aos neurônios são os principais responsáveis por todos os processamentos executados pelo cérebro humano.

Figura 3 – Exemplo de neurônio biológico.

Fonte: Wasserman (1989).

O neurônio artificial é uma modelagem computacional do neurônio biológico, sendo este modelo extremamente simplificado quando comparado ao lado neurofisiológico (HERTZ; KROGH; PALMER, 1991). No que segue, o funcionamento do neurônio artificial é detalhado.

2.1.2 Neurônio Artificial

McCulloch e Pitts (1943) realizaram o primeiro trabalho matemático inspirado no neurônio biológico, resultando assim na primeira concepção de neurônio artificial. Nesta representação, cada neurônio pode ser implementado conforme ilustra a Figura 4.

Figura 4 – Modelo do neurônio artificial.

Fonte: Spatti (2011).

Os sinais de entrada recebidos do meio externo são representados pelo conjunto $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$. Estes se assemelham à ideia dos impulsos elétricos externos captados pelos dendritos no neurônio biológico.

De forma análoga aos neurônios biológicos, os pesos sinápticos ($w_1, w_2, \dots, w_3$) representam as junções sinápticas dos neurônios artificiais.

O combinador linear (Σ) é responsável por somar todos os sinais de entrada que foram ponderados pelos respectivos pesos sinápticos a fim de produzir um valor de potencial de ativação. Se o valor final produzido pelo somador for maior que o limiar de ativação (b), é então gerado um valor de disparo para a saída.

O resultado produzido pelo combinador linear é denominado potencial de ativação (u). A saída do neurônio é limitada por uma função de ativação (g). Finalmente a saída (Y) consiste no valor final produzido pelo neurônio em relação a um determinado conjunto de entradas.

Todo esse processo pode ser descrito matematicamente nas equações (1) e (2) (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

$$u = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i - b \quad (1)$$

$$Y = g(u) \quad (2)$$

Uma RNA pode compreender um ou mais conjuntos destes elementos, conectados e organizados em camadas, dependendo da aplicação e do processamento exigido pelo problema. Nos próximos itens diversas características referentes às RNA serão abordadas.

2.1.3 Parâmetros das Redes Neurais Artificiais

Para a especificação de uma RNA, diversos parâmetros devem ser escolhidos e ajustados para obtenção da melhor resposta do problema a ser resolvido. Estes parâmetros podem ser a arquitetura da rede, seu processo de treinamento e função de ativação utilizada nos neurônios. A seguir, serão apresentadas algumas das configurações encontradas na literatura.

2.1.3.1 Funções de Ativação

A função de ativação é responsável pelo processamento do conjunto de informações recebidas a partir do somador e também por limitar a saída do neurônio.

- **Função de Ativação Logística**

A função de ativação logística é uma função em que a derivada pode ser calculada em todo o seu domínio, sendo definida pela equação (3), onde β é uma constante real associada ao nível de inclinação da função frente ao seu ponto de inflexão. Nesta função, o resultado produzido pela saída sempre assumirá valores reais entre zero e um (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

$$g(u) = \frac{1}{1 + e^{-\beta \cdot u}} \quad (3)$$

A Figura 5 traz a representação gráfica da função de ativação logística.

Figura 5 – Função de ativação logística.

Fonte: Silva, Spatti e Flauzino (2010).

- **Função de Ativação Tangente Hiperbólica**

A função de ativação tangente hiperbólica é definida pela equação (4):

$$g(u) = \frac{1 - e^{-\beta \cdot u}}{1 + e^{-\beta \cdot u}} \quad (4)$$

Nesta equação, β está associado ao nível de inclinação da função tangente hiperbólica em relação ao seu ponto de inflexão. Neste caso, o resultado da função sempre assumirá valores entre -1 e 1. A Figura 6 representa a função de ativação tangente hiperbólica (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

Figura 6 – Função de ativação tangente hiperbólica.

Fonte: Silva, Spatti e Flauzino (2010).

- **Função de Ativação Linear**

Nesta função os resultados produzidos na saída serão idênticos aos valores do potencial de ativação (u), sendo esta definida pela equação (5) (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010):

$$g(u) = u \quad (5)$$

A representação gráfica desta função é ilustrada na Figura 7.

Figura 7 – Função de ativação linear.

Fonte: Silva, Spatti e Flauzino (2010).

2.1.3.2 Arquiteturas e Topologias

Existem diversas arquiteturas possíveis para implementação de uma RNA. A sua arquitetura define a forma como seus diversos neurônios estão dispostos, uns em relação aos outros. Já a topologia de uma RNA está diretamente relacionada à configuração de interligação dos neurônios e composição que a mesma pode assumir. Por exemplo, uma RNA pode ter duas topologias diferentes, pertencentes a uma mesma denominação de arquitetura, sendo uma composta de 5 (cinco) neurônios em uma determinada camada, e a outra composta de 15 (quinze) neurônios (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

A estrutura de uma RNA pode ser dividida em 3 (três) partes, usualmente denominadas como a seguir:

- i) Camada de entrada: é a interface de entrada, responsável pelo recebimento das informações advindas do meio externo.
- ii) Camadas escondidas ou intermediárias: tem a responsabilidade de extrair as características do processo ou sistema ao qual está mapeando.
- iii) Camada de saída: tem a finalidade de produzir e apresentar o resultado final alcançado.

A especificação do número de camadas de entrada e saída, assim como o número de camadas intermediárias, depende da aplicação e do problema a ser resolvido. O processo de escolha das camadas intermediárias é um processo empírico, escolhido através do melhor desempenho da RNA. O número de neurônios é, em geral, também definido empiricamente, dependendo de vários fatores. Por exemplo, segundo Braga, Ludermir e Carvalho (2000), podemos citar:

- Número de exemplos empregados para o treinamento;
 - Quantidade de ruído presente nos exemplos;
 - Complexidade da função a ser aprendida; e
 - Distribuição estatística dos dados de treinamento.
-
- **Redes *Feedforward* de Camada Única**

Esta arquitetura é configurada por apenas uma camada de entrada e uma única camada de neurônios, sendo esta a própria camada de saída. Neste tipo de rede, a alimentação é feita adiante, ou seja, a camada de entrada fornece os sinais para a camada de saída, e não o contrário. A Figura 8 exemplifica este tipo de RNA.

Figura 8 – Exemplo de rede neural *feedforward* de camada única.

Fonte: Silva, Spatti e Flauzino (2010).

Exemplos da utilização desta arquitetura são as redes *Perceptron* e *Adaptive Linear Neuron (ADALINE)*. Estas redes são basicamente utilizadas em reconhecimentos de padrões, sendo capazes de resolver somente problemas linearmente separáveis.

- **Redes *Feedforward* de Camadas Múltiplas**

Esta rede pode possuir uma ou mais camadas entre as camadas de entrada e saída, denominadas de camadas escondidas ou intermediárias. Esta arquitetura pode ser utilizada para resolução de problemas como reconhecimentos de padrões e como aproximador universal de funções, sendo capaz de aproximar funções não lineares (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

A Figura 9 ilustra a configuração de uma RNA de camadas múltiplas.

Figura 9 – Modelo de rede neural *feedforward* de camadas múltiplas.

Fonte: Silva, Spatti e Flauzino (2010).

Dentre as principais redes constituídas por esta arquitetura, pode-se citar a *Perceptron* Multicamadas (PMC) e as redes de Função de Base Radial (*Radial Basis Function* – RBF).

- **Arquitetura Recorrente ou Realimentada**

Nestas redes as saídas de alguns neurônios podem ser realimentadas como sinais de entrada para outros neurônios. Estas RNA têm a capacidade de produzir as saídas atuais levando-se em conta os valores das saídas anteriores. As principais redes que utilizam esta arquitetura são as redes PMC com realimentação e as redes de *Hopfield*. Elas podem ser aplicadas a sistemas dinâmicos, sistemas de previsões e sistemas de controle (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

A Figura 10 ilustra um exemplo de uma rede recorrente.

Figura 10 – Exemplo de rede neural recorrente.

Fonte: Silva, Spatti e Flauzino (2010).

2.1.3.3 Processo de Treinamento

Como é de conhecimento, as RNA têm a habilidade de aprender sobre determinado ambiente, melhorando seu desempenho. Para isto, é necessário que sejam ajustadas por um processo de treinamento, o qual consiste de procedimentos bem definidos para adaptar os parâmetros das RNA, para que estas possam

aprender uma determinada função, alterando assim seus pesos e limiares. A implementação deste processo é denominado de algoritmo de aprendizado (BRAGA; LUDERMIR; CARVALHO, 2000). A seguir, serão apresentados alguns dos processos de treinamento, também conhecidos como paradigmas de aprendizagem.

- **Treinamento Supervisionado**

O treinamento supervisionado é o método de aprendizado mais comum utilizado para ajustar os parâmetros das RNA (BRAGA; LUDERMIR; CARVALHO, 2000). Neste tipo de treinamento os pesos sinápticos da RNA são ajustados conforme um determinado conjunto de amostras de entradas e saídas. Assim, é necessário que cada amostra de treinamento seja composta pelos sinais de entrada e suas correspondentes saídas.

Para a aplicação do treinamento supervisionado é necessário a disponibilidade de dados representativos das informações que se queira “ensinar”. Neste processo, a aprendizagem é realizada comparando-se as saídas da rede com as respostas desejadas. O processo funciona como se um professor estivesse ensinando à rede o conhecimento sobre o ambiente externo (HAYKIN, 2001). O diagrama de blocos da Figura 11 representa este processo.

Figura 11 – Treinamento supervisionado.

Fonte: Haykin (2001).

O treinamento será finalizado quando o erro entre a saída desejada e a apresentada pela rede for considerado satisfatório. Os exemplos mais conhecidos do algoritmo de aprendizado supervisionado são a regra delta e a sua generalização, o algoritmo *backpropagation* (BRAGA; LUDERMIR; CARVALHO, 2000).

- **Treinamento não supervisionado**

Ao contrário do treinamento supervisionado, neste tipo de treinamento não existe a apresentação das respectivas saídas desejadas para um determinado conjunto de amostras (exemplos). A Figura 12 ilustra o diagrama de blocos que representa este treinamento.

Figura 12 – Treinamento não supervisionado.

Fonte: Haykin (2001).

Este tipo de treinamento pode ser aplicado em casos onde não se tem informação a respeito das classes do problema. Neste caso, a rede deve se auto-organizar, identificando subconjuntos que apresentem certas similaridades. Os pesos sinápticos são ajustados refletindo esta representação dentro da própria rede.

- **Aprendizagem *Off-line* e *On-line***

Na aprendizagem *off-line* o treinamento só é finalizado após a apresentação de todo o conjunto de dados disponíveis para treinamento da rede. Segundo Braga, Ludermir e Carvalho (2000), os dados do conjunto de treinamento não mudam, e, uma vez obtida uma solução para a rede, esta deve permanecer fixa. Caso novos dados sejam adicionados ao conjunto de treinamento, um novo treinamento deve ser realizado.

Já no caso do treinamento *on-line*, o ajuste dos pesos e limiares é feito a cada nova amostra apresentada à rede. Este tipo de treinamento é utilizado em sistemas em que o comportamento é altamente variável (dinâmico), onde o conjunto de dados muda continuamente, e a rede deve estar em contínuo processo de adaptação. (BRAGA; LUDERMIR; CARVALHO, 2000).

2.1.4 Redes *Perceptron* de Múltiplas Camadas

Nesta subseção, serão abordadas algumas colocações teóricas sobre a rede PMC. Quanto ao processo de localização de faltas em SD, a rede PMC com

algoritmo de treinamento *backpropagation* é a mais popularmente utilizada (COSER, 2006). Cabe adiantar que a rede PMC foi utilizada para as aplicações da metodologia nesta pesquisa. Sendo assim, a proposta deste item é fornecer alguns aspectos relevantes e conceitos básicos relacionados a esta rede para a aplicação específica neste trabalho.

As redes PMC pertencem às redes de arquitetura *feedforward* de camadas múltiplas. Portanto, possuem, no mínimo, duas camadas de neurônios, sendo que uma delas é a camada intermediária, e a outra a camada de saída. Estas redes têm diversas aplicabilidades, sendo consideradas uma das arquiteturas mais utilizadas e versáteis, tendo destaque para as seguintes áreas de aplicação (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010):

- Aproximador universal de funções;
- Reconhecimento de padrões;
- Identificação e controle de processos;
- Previsão de séries temporais; e
- Otimização de sistemas.

Com relação aos itens citados, o reconhecimento de padrões é de extrema importância na execução desta metodologia, que será apresentada no próximo capítulo.

A Figura 13 ilustra um exemplo de rede PMC. Nela podem ser vistas 3 camadas. A camada de entrada com x entradas, a segunda camada com número n de neurônios, e a camada de saída com m neurônios. O número de neurônios de cada camada depende especificamente das características do problema a ser abordado.

Para o treinamento das redes PMC utiliza-se a forma supervisionada, sendo que o algoritmo mais utilizado neste treinamento é o *backpropagation*, também conhecido como regra delta generalizada.

O algoritmo *backpropagation* é um método que se baseia no gradiente descendente. Neste tipo de rede, as funções precisam ser contínuas, diferenciáveis e de preferência não decrescentes, para que o gradiente possa ser calculado. A função de ativação mais utilizada nestes casos é a função sigmoideal logística (BRAGA; LUDERMIR; CARVALHO, 2000).

Figura 13 – Exemplo de rede PMC.

No algoritmo *backpropagation* o processo é efetuado em duas fases distintas. A primeira fase é a de propagação, onde através da apresentação de um conjunto de amostras de entrada, estas são processadas até a saída da rede fornecendo uma resposta. A segunda fase é a de retropropagação, onde a partir dos erros encontrados, são atualizados os pesos e limiares da rede. O algoritmo busca minimizar o erro entre a saída obtida e uma saída desejada, atualizando os pesos e limiares a cada iteração.

Diversas variações do método *backpropagation* foram propostas com intuito de melhorar a convergência do algoritmo, sendo o método de Levenberg-Marquardt utilizado nesta metodologia. Este método tem o objetivo de potencializar a eficiência do processo de treinamento do algoritmo *backpropagation*, reduzindo o tempo de convergência e diminuindo o esforço computacional (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

Procurou-se nestes tópicos apresentar itens relacionados às RNA considerados necessários para um melhor entendimento e aplicação deste trabalho. Na sequência serão apresentados trabalhos que utilizam RNA para diagnóstico de faltas em SD.

2.2 Diagnóstico de Faltas em SD

Neste item é realizada uma análise dos trabalhos encontrados na literatura correlata ao desenvolvimento desta pesquisa. O processo de diagnósticos de faltas em sistemas de transmissão e distribuição tem sido objeto de interesse técnico-científico de diversos pesquisadores dos mais diversos setores de energia. Dentre os objetivos almejados está a detecção, classificação e a localização das faltas passíveis de ocorrência no SEP, em um menor tempo possível.

Devido à importância do tema, ao se pesquisar estudos relacionados, encontra-se uma expressiva quantidade de trabalhos. Diversos trabalhos podem ser citados, os quais utilizam diferentes métodos para o diagnóstico de faltas. As primeiras técnicas de localização de faltas desenvolvidas para SD datam do início da década de 1980 (CASTRO; BUNCH; TOPKA *et al.*, 1980; ROYTMAN *et al.*, 1982). Entre alguns trabalhos pioneiros, pode-se citar o método de Takagi *et al.* (1982) para localização de faltas em sistemas de transmissão. Como foi considerado no trabalho de Takagi e companheiros que as linhas tinham uma geometria assimétrica, o trabalho foi adotado como referência para diversos trabalhos posteriores para localização de faltas em SD. Os trabalhos de Zhu, Lubkeman e Girgis (1997), LEE *et al.* (2004) e Choi *et al.* (2004; 2007) são exemplos de metodologias que apresentaram grande desenvolvimento para os métodos de localização da falta.

Com relação à utilização de técnicas inteligentes, muitos trabalhos foram desenvolvidos. Apenas como aparato ilustrativo, cita-se a utilização de redes de Petri Coloridas para diagnósticos de faltas por Sampaio (2002) e Santos *et al.* (2007) e aplicação de lógica *fuzzy* por Decanini (2008) e Barros (2009), que desenvolveram modelos para detecção e classificação de faltas em SD.

Com o passar dos anos, diversas pesquisas foram e continuam sendo desenvolvidas para diagnóstico de faltas em SD. Foram citados apenas alguns exemplos destes trabalhos que buscam complementar as funções de proteção dos SEP e auxiliar a tomada de decisões por parte dos operadores e engenheiros. Como esta revisão tem como objetivo apresentar a contextualização geral sobre o problema e, principalmente, apresentar alguns dos trabalhos que utilizam RNA para resolução do mesmo, uma ênfase específica será dada aos trabalhos utilizando

RNA. Nos próximos itens, alguns dos principais estudos relacionados são abordados e discutidos.

2.2.1 Detecção e Classificação de Faltas Utilizando Redes Neurais Artificiais

No início da década de 90, começaram a surgir alguns trabalhos utilizando-se de RNA para a detecção e a classificação de faltas em SD e sistemas de transmissão. Apenas como citação, já que faltas de alta impedância não é o foco deste trabalho, Ebron, Lubkeman e White (1990), Sultan, Swift e Fedirchuck (1992) e Butler e Momoh (1993) apresentaram trabalhos baseados em RNA para detectar faltas de alta impedância.

Momoh, Dias e Laird (1997) apresentam um método para detecção, classificação e localização de faltas em SD, baseando-se em RNA. O processo é apresentado e nomeado como esquema híbrido integrado de diagnóstico de faltas. A metodologia é utilizada para diagnóstico de faltas monofásicas-terra. O esquema de monitoramento é subdividido em dois, sendo um para diagnóstico em SD não aterrados, e outro para SD aterrados. No sistema para diagnóstico em SD não aterrados são utilizados os valores *Root Mean Square* (RMS) e componentes de sequência da corrente e tensão do barramento da subestação. Já o sistema que monitora SD aterrados, utiliza informações estatísticas e médias, utilizando também o valor RMS de corrente do alimentador. Os autores colocam que o sistema apresentou uma boa resposta, com um alto índice de acerto para os casos estudados.

Neto-Tonelli, Decanini e Minussi (2011) apresentam um método para detecção e classificação de curtos-circuitos em SD em tempo real. O sistema inteligente é baseado nos conceitos de rede neural ARTMAP *Fuzzy*. O SD utilizado para simulações é composto de 134 barras, com tensão nominal de 13,8 kV e foi modelado no *software* ATP. Toda a implementação do programa baseia-se nos sinais de corrente elétrica tomados na saída do alimentador da subestação, a partir do monitoramento de janelas de 1 ciclo, com passo de deslocamento de 0,5 ciclo. Através de cinco índices adquiridos com um pré-processamento, nomeados de d_0 a d_4 , cinco diferentes topologias de redes foram treinadas. A rede com melhor resultado obteve 98,22% de acerto, sendo considerado um bom nível de precisão. O

esquema proposto classifica também a resistência da falta entre baixa (entre 0 e 50 Ω) e alta (entre 50 e 100 Ω). Os autores ainda ressaltam que o método apresentou robustez a diversas variáveis influentes no processo de diagnóstico de faltas, como carregamento do sistema, resistência da falta, ângulo de inserção da falta e a localização da mesma.

Como pode ser visto nos trabalhos apresentados, a porcentagem de acerto para detecção e classificação de faltas utilizando RNA tem valores próximos de 100%. No próximo item será discutida a localização do defeito, a qual, como será explanado, depende de muitos fatores e ainda é objeto de muita discussão por parte de engenheiros e pesquisadores.

2.2.2 Localização de Faltas em SD utilizando Redes Neurais Artificiais

Martins *et al.* (2002) apresentam uma metodologia para identificação e localização de faltas em SD utilizando transformada Clarke-Concordia e RNA. Os componentes α , β e θ das correntes de linha, resultantes da aplicação da transformada Clarke-Concordia, são utilizados para classificar todos os tipos de falta. A RNA é utilizada para mapear as relações não lineares existentes nas equações de localização de faltas. A metodologia foi capaz de identificar e localizar faltas monofásicas-terra, bifásicas-terra, bifásicas e trifásicas. A pesquisa foi dividida em algumas etapas principais, a saber: a aquisição dos dados (correntes trifásicas); o tratamento matemático pela aplicação da transformada Clarke-Concordia; a identificação da falta, utilizando análise de dados pré e pós-falta; e a localização da falta via RNA.

Para a localização da falta foi utilizado uma RNA do tipo *perceptron* multicamadas, utilizando-se do algoritmo *backpropagation* para treinamento da mesma. A topologia da rede neural proposta possui como entrada os autovalores da matriz de correlação, bem como o tipo de falta identificado durante a fase de pré-processamento dos sinais. A Figura 14 apresenta o diagrama da RNA utilizada.

Os autores colocam que uma das vantagens principais da abordagem é que esta somente se utiliza dos sinais de correntes trifásicos da linha. Outra vantagem é que o método é imune às interferências harmônicas e sinais ruidosos, pois é baseado em comparações de padrões por meio de uma rede neural artificial. Os

resultados foram satisfatórios, mostrando a eficácia do algoritmo proposto para a correta localização de faltas no SD utilizado. Entretanto, os autores não aplicaram o método para sistemas com ramificações, o que pode afetar significativamente a localização de faltas na metodologia proposta.

Figura 14 – RNA utilizada para localização de faltas.

Fonte: Adaptado de Martins et al. (2002).

Coser e Rolim (2004) apresentam um método para diagnósticos de faltas em SD baseando-se em RNA com estrutura modular e na variação do carregamento suprido no alimentador. Os autores afirmam que a metodologia é aplicável a alimentadores com derivações laterais e não homogêneos, mas é necessário um conhecimento prévio do sistema, assim como um bom ajuste do sistema de proteção. Os dados de entrada da metodologia proposta são as componentes de frequência fundamental das formas de onda de tensão e corrente no início do alimentador (magnitude e fase), antes, durante e depois da falta. O processo de detecção é feito com base na análise da variação da magnitude da corrente observada no início do alimentador. Já a classificação é efetuada analisando-se a variação da magnitude de corrente de cada fase e da corrente de sequência zero. Na sequência, um valor aproximado é calculado para estimar a resistência da falta, definindo-se qual módulo de localização dentre baixa ou alta impedância será acionado. As resistências das faltas foram variadas entre 1 e 250 Ω , sendo o limiar considerado neste estudo para diferenciar faltas de alta e baixa impedância de 50 Ω . Somente no processo de localização são utilizadas RNA, as quais foram treinadas utilizando-

se do método de aprendizado *backpropagation*. Para cada trecho do alimentador é utilizada uma RNA diferente, sendo cada trecho definido pelo esquema de proteção empregado, não podendo possuir derivações laterais. As RNA são compostas de quatro entradas, magnitude e fase da tensão e corrente, e uma saída, a qual indica a seção em falta (faltas de baixa impedância) ou a distância da falta (faltas de alta impedância). A Figura 15 mostra a estrutura da RNA utilizada. A Tabela 1 coloca os parâmetros da RNA empregada pelos autores.

Figura 15 – Estrutura da RNA para localização de faltas Fase-Terra.

Fonte: Adaptado de Coser e Rolim (2004).

Tabela 1 – Parâmetros da RNA para a localização de faltas Fase-Terra.

Parâmetro	Valor
Camadas Intermediárias	2
Neurônios por Camada Intermediária	10
Taxa de Aprendizado	0,01
Nº de Casos do Conj. de Treinamento por Rede	54

Fonte: Coser e Rolim (2004).

Todas as simulações foram realizadas dispondo do software ATP, com processamento dos dados através do MATLAB®. No trabalho, o autor não cita como foi encontrado o número de neurônios de cada camada. Para testes da metodologia, foram utilizadas somente faltas monofásicas. Uma das vantagens principais da metodologia é a redução do número de diagnósticos múltiplos, ou seja, a separação do SD em setores, através da análise do carregamento suprido no alimentador antes e depois da falta. O autor coloca que alcançou bons resultados, com erros significativamente baixos nas faltas de baixa impedância, e uma melhora na localização de faltas de alta impedância, quando comparado a outros métodos.

Oliveira, Salim e Bretas (2007) apresentam um método para estimação de um ramo faltoso em um SD subterrâneo desequilibrado. A metodologia foi implementada dispondo da plataforma MATLAB®, aplicada em dois SD reais da Companhia Estadual de Energia Elétrica do Rio Grande do Sul, os quais foram simulados com o auxílio do *software* ATP/EMPT. No estudo foram abordadas somente faltas monofásicas-terra. Para o processo de indicação do ramo faltoso, foram implementadas 3 (três) redes do tipo PMC, utilizando-se da função de ativação logística. Cada RNA foi responsável pelo monitoramento de cada fase (A, B ou C) do SD. Um total de 1.440 casos de curtos-circuitos foi simulado, variando-se a resistência da falta ($R_f = 0, 10, 20, 50$ e 100Ω). As entradas da RNA são mostradas na Figura 16.

Figura 16 – Estrutura da RNA para estimação do ramo faltoso.

Fonte: Adaptado de Oliveira, Salim e Bretas (2004).

Na Figura 16 podem ser vistos os dados de entrada, onde V^{1h} é o módulo do fasor fundamental de tensão; I^{1h} é o módulo do fasor fundamental de corrente; Φ^{1h} é a diferença angular entre os fasores de tensão e corrente; $I^{1h,3h}$ é a relação entre os números complexos que representam os fasores de primeira e terceira harmônica de corrente; $\Phi^{1h,3h}$ é a diferença angular entre os números complexos que representam os fasores de primeira e terceira harmônica de corrente e R_f é a resistência de falta, sendo todos esses valores registrados a partir de sinais de tensão e corrente medidos da subestação. Como pode ser visto, é necessário o cálculo prévio da resistência de falta para aplicação da RNA. Segundo os autores, a metodologia apresenta certa influência do aumento da resistência da falta, elevando o erro na estimativa da localização. Entretanto, o objetivo do trabalho foi atingido, pois o erro máximo encontrado manteve-se abaixo de 3%, considerando-se todos os tipos de falta aplicados.

Levando em consideração a presença de geradores distribuídos, Javadian *et al.* (2009) desenvolveram um método para classificar e localizar faltas em sistemas de distribuição utilizando RNA do tipo PMC. O estudo é dividido em duas partes: a classificação e a localização da falta. Para determinar o tipo da falta, somente a corrente trifásica normalizada e medida na subestação foram utilizadas, sem utilização de RNA. Na segunda parte, redes do tipo PMC são utilizadas para determinar o local da falta. Para a localização, os dados utilizados foram as correntes trifásicas normalizadas da subestação e dos geradores distribuídos. Os tipos de falta considerados foram faltas monofásicas-terra, bifásicas-terra, bifásicas sem a presença da terra e trifásicas, sendo que para cada tipo de falta, uma RNA foi treinada, totalizando 4 (quatro) RNA. O método foi validado utilizando um SD de 20 kV com 16 barramentos e 3 geradores distribuídos, simulado no *software* DigSILENT *Power Factory* versão 13.2. As faltas foram aplicadas a cada 100 metros, variando-se a impedância de falta em 0, 50, 100 e 150 Ω . A Tabela 2 apresenta a configuração de cada rede utilizada, sendo que todas são compostas de 6 entradas (correntes normalizadas) e 4 saídas (distância relativa a cada fonte de tensão). Os autores utilizaram um método denominado de tentativa e erro para a escolha do número de neurônios da camada intermediária. Os resultados mostraram que o maior erro de treinamento da rede foi de 20 metros. Levando-se em conta o comprimento do SD estudado que era de 1 km, este erro foi considerado aceitável pelos autores.

Tabela 2 – Estrutura das RNA treinadas.

Tipo da Falta	Estrutura
Trifásica	[6, 6 e 4]
Monofásica-Terra	[6, 5 e 4]
Bifásica	[6, 7 e 4]
Bifásica-Terra	[6, 7 e 4]

Fonte: Javadian *et al.* (2009)

Partindo da premissa que medidores de tensão e corrente estão instalados nos barramentos de um SD, Goes *et al.* (2010) desenvolveram uma metodologia baseada em RNA do tipo PMC para identificação de um setor em curto-circuito em um SD com tensão nominal de 15 kV. O sistema é composto de 3 (três) trechos, e pode ser visto na Figura 17.

Figura 17 – SD utilizado no trabalho de Goes.

Fonte: Adaptado de Goes *et al.* (2004).

Os dados para treinamento e validação da metodologia proposta foram tensões e correntes trifásicas da subestação (barramento P), e tensões trifásicas nas ramificações finais do alimentador (barramentos Q e R). Para treinamento da rede, foi utilizado o algoritmo *backpropagation*, com otimização via Levenberg-Marquardt. Com objetivo de testar a metodologia, foram simuladas faltas monofásicas-terra (Fase A) com resistência de $5\ \Omega$ e ângulo de incidência de 90 graus. Os sinais foram amostrados tanto em 50 kHz quanto em 3.840 Hz . Para treinamento da RNA, 36 simulações foram efetuadas, sendo 12 para cada trecho. No processo de validação, 18 novas situações de curtos-circuitos foram apresentadas à rede. A RNA apresentou um bom desempenho, tendo mais de 86% de acerto. Os autores colocam que a abordagem deve ser analisada para outros tipos de configurações, bem como variações no tipo da falta (fase envolvida, ângulo e resistência), as quais não foram tratadas no trabalho.

Pourahmadi-Nakhli e Safavi (2011) apresentam uma metodologia para localização de faltas monofásicas-terra empregando a Transformada *Wavelet* (TW) e RNA. Utilizando-se da TW, o espectro de energia do sinal transitório da tensão é decomposto em diferentes níveis. O método aplica a teoria das ondas viajantes e utiliza a TW para extração das características de cada caminho que a onda pode percorrer, dependendo da localização da falta. Estes dados são aplicados a uma RNA para treinamento e validação, sendo as simulações efetuadas com o

ATP/EMTP e o MATLAB®. A metodologia foi validada em dois diferentes SD, um com 6 barramentos e outro com 10 barramentos. Para os dois SD, a RNA utilizada foi uma PMC contendo 10 entradas, duas camadas escondidas, com 15 e 9 neurônios respectivamente, e 1 neurônio na saída. Nas camadas intermediárias a função de ativação utilizada foi a tangente hiperbólica, sendo que na camada de saída a função linear foi utilizada. Os autores colocam que o método demonstrou eficácia e precisão para a proposta da pesquisa.

Com o intuito de apresentar alguns dos trabalhos que aplicam os conhecimentos referentes à teoria de RNA em problemas relacionados aos diagnósticos de faltas nos SEP, principalmente nos SD, algumas publicações foram citadas e comentadas neste capítulo. Como pôde ser observado, existem diversos trabalhos nesta área, mostrando que se trata de uma aplicação de grande potencial, sendo que diversos outros trabalhos podem ser encontrados na literatura. Fica claro que há uma dificuldade quanto à estimação da distância da falta em SD, visto que os trabalhos apresentados não consideram todas as situações passíveis de ocorrência de um curto-circuito em um SD. Pretende-se, com o desenvolvimento desta metodologia, melhorar a perspectiva relacionada à indicação do local da falta, aprimorando também a classificação da mesma, o que será explanado no decorrer deste texto.

Cabe ressaltar que a ideia principal deste capítulo foi de apresentar alguns conceitos necessários para o entendimento do trabalho e atualizar o leitor sobre pesquisas referentes ao assunto. No próximo capítulo será apresentado e descrito o trabalho de Kempner (2012), que foi utilizado como base para o desenvolvimento desta pesquisa.

3 O Método das Posições de Falta e a Alocação Otimizada de Medidores de QEE

Um importante trabalho para o desenvolvimento desta metodologia é apresentado por Kempner (2012). A proposta apresentada pela autora é difundir o Método das Posições de Falta (MPF) para se determinar as tensões remanescentes, em todas as barras constituintes de um Sistema de Distribuição (SD), quando da ocorrência de afundamentos de tensão. Além disso, a autora desenvolveu um método que utiliza o algoritmo *branch and bound* para determinar um número otimizado de medidores de qualidade de energia, indicando também as barras onde os mesmos devem ser instalados, com o objetivo de garantir uma máxima observabilidade no monitoramento dos afundamentos de tensão.

Cabe colocar que o desenvolvimento deste trabalho foi feito com base nos resultados encontrados por Kempner (2012), utilizando o mesmo SD e as respectivas posições de alocação otimizada de medidores por ela apresentados. No que se segue, será explicado com detalhes o MPF, e como foi efetuada a alocação otimizada dos medidores de QEE por Kempner (2012).

3.1 O Método das Posições de Falta

O Método das Posições de Falta (MPF) (CONRAD, LITTLE, GRIGG, 1991), consiste da aplicação de curtos-circuitos em cada uma das barras de um sistema elétrico, para então serem calculados os valores das tensões remanescentes nas demais barras. Assim, as simulações tem que ser repetidas para todas as posições de falta de interesse, sendo as tensões remanescentes (durante a aplicação do curto-circuito), em todos os barramentos, armazenadas para a construção da Matriz de Tensão Durante a Falta (MTDF).

O MPF pode ser aplicado, principalmente, nos sistemas em malha, como os sistemas de transmissão. Contudo, em Carpinelli *et al.* (2009), mostra-se que este

método pode fornecer uma visão global da resposta do sistema de energia para as situações de defeito, até mesmo quando a rede é radial, como nos sistemas de distribuição. A Figura 18 resume o MPF, sendo PF o número desejado das posições e final para a aplicação dos curtos-circuitos.

Figura 18 – Fluxograma do MPF.

Fonte: Adaptado de Kempner (2012).

Em Kempner (2012), a autora utiliza como sistema de teste o SD IEEE 37 Barras (KERSTING, 2001). Este mesmo sistema foi utilizado para testes e validação da metodologia proposta nesta pesquisa. Uma representação simplificada do SD pode ser vista na Figura 19. Como a própria autora coloca, as numerações das barras do sistema foram atribuídas e adaptadas para o estudo, optando-se pela numeração sequencial dos nós que são eletricamente próximos uns dos outros.

Figura 19 – Diagrama unifilar adaptado do sistema teste de 37 barras do IEEE.

Fonte: Kempner (2012).

Como fica claro no fluxograma da Figura 18, a MTDF é resultado da aplicação do MPF, sendo responsável por armazenar as tensões remanescentes das simulações de curto-circuito. Em Carpinelli *et al.* (2009), o autor propõe que para cada elemento da MTDF seja atribuído um grau da escala de cinza que é proporcional ao valor da tensão durante a falta, onde os afundamentos de tensão mais severos são representados por um grau mais escuro. A partir da aplicação do MPF e da criação da MTDF, é então elaborada a visualização gráfica da MTDF, tornando-se possível observar de maneira compacta todas as tensões registradas. A Figura 20 demonstra essa visualização para o SD de 37 Barras do IEEE (Figura 19).

Figura 20 – Visualização gráfica da MTDF no sistema de distribuição IEEE de 37 barras.

Fonte: Kempner (2012).

Na Figura 20, cada coluna representa a posição de falta aplicada, isto é, a barra onde o curto-circuito foi aplicado. Já nas linhas são armazenadas as amplitudes das tensões remanescentes registradas em cada barra do SD devido à ocorrência da situação de falta considerada.

Através da visualização gráfica da MTDF a autora (KEMPNER, 2012) conclui que o MPF pode dar uma visão global do desempenho do sistema de energia elétrica, podendo ser aplicado tanto a sistemas de transmissão quanto de distribuição. O MPF proporciona análises, tais como:

- Propagação dos afundamentos de tensão em torno da rede;
- Amplitude dos afundamentos de tensão para todos os nós;
- Amplitude dos afundamentos de tensão causados por cada nó;
- Áreas afetadas e expostas para todos os nós;

- Nós onde a ocorrência de faltas acarretam afundamentos de tensão críticos em outros nós; e
- Nós onde as cargas poderiam experimentar o maior número de afundamentos de tensão.

A partir da aplicação do MPF e da criação da MTDF, a autora executou a alocação otimizada de medidores, que será descrita na próxima seção.

3.2 A Alocação Otimizada de Medidores de QEE

Nas primeiras propostas de alocação de monitores em SD considerava-se que todas as barras do sistema deveriam ser monitoradas, pois quanto maior o número de medidores, maior é o grau de precisão. Hoje, é de interesse que o processo de alocação otimizada seja efetuado. Isto ocorre devido ao alto custo de se monitorar todas as barras do sistema, pois os monitores de QEE apresentam um custo elevado. Além disto, a implementação e manutenção também podem inviabilizar um monitoramento completo do sistema.

Em Kempner (2012) a alocação de medidores foi feita de modo a maximizar a capacidade de monitoramento dos afundamentos de tensão. Como descrito pela autora, a fim de estabelecer a melhor localização e um número mínimo de medidores, optou-se pela utilização de um toolbox do *software* MATLAB®, sendo empregada a função *bintprog* (MATHWORKS, 2011). Esta função utiliza técnicas de programação linear inteira, com base no algoritmo *branch and bound*.

Para efetuar o processo de alocação, após a obtenção da MTDF, descrita na seção anterior, é então introduzido o conceito de matriz de observabilidade binária (MO). Esta matriz é obtida determinando-se um limiar referente à amplitude da tensão para a qual se deseja observar a sensibilidade do sistema frente aos afundamentos de tensão, a partir do qual os medidores de QEE serão também sensibilizados. Assim, para avaliar os afundamentos de tensão é necessário fixar um limiar de tensão compreendido entre 0,1 e 0,9 p.u.. A partir disto, as posições da MTDF são substituídas por 0 (zero), caso o valor da tensão remanescente seja superior ao limiar estabelecido, ou 1 (um), caso o valor seja menor que o limiar, caracterizando um afundamento de tensão. Além disto, os números 0 (zero) e 1

(um) podem ser substituídos também por cores, facilitando assim a visualização da MO para o limiar definido (CARPINELLI, *et al.* 2009).

Por exemplo, para o SD de 37 barras (Figura 19), fixando-se um limiar $\leq 0,3$ p.u., é então criada a MO, onde as posições da matriz são preenchidas com 0 (branco), caso o valor da tensão de falta não ultrapasse o valor fixado, e com 1 (azul) quando ocorre a infração desse limite, ou seja, um valor menor que 0,3 p.u.. Esta matriz pode ser observada na Figura 21.

Figura 21 – Visualização gráfica da matriz de observabilidade binária: limiar $\leq 0,3$ p.u..

Fonte: Kempner (2012).

Assim, analisando a Figura 21, dentro do limiar pré-estabelecido ($\leq 0,3$ p.u.), tem-se a observabilidade para todos os afundamentos com tensão remanescente entre 0,3 e 0,9 p.u. da tensão eficaz em cada um dos barramentos do SD em análise.

Já na Figura 22, este limiar foi estabelecido para ($\leq 0,7$ p.u.), tendo-se a observabilidade para todos os afundamentos com tensão entre 0,7 e 0,9 p.u..

Figura 22 – Visualização gráfica da matriz de observabilidade binária: limiar $\leq 0,7 \text{ p.u.}$.

Fonte: Kempner (2012).

A partir da obtenção da matriz de observabilidade binária, é então aplicado o algoritmo *branch and bound* a fim de se obter o número mínimo de medidores e os locais onde estes devem ser instalados, objetivando que ao menos um dos medidores seja sensibilizado pelos afundamentos de tensão para o limiar estabelecido.

Primeiramente é gerado o vetor de monitoração, sendo este vetor binário de dimensão $n \times 1$, onde n é definido de acordo com o número de barras do SD em estudo. Este vetor irá fornecer a resposta ao problema de alocação, indicando o número de medidores e onde eles devem ser instalados. Assim, o vetor de monitoração é definido por um vetor variável de decisão X , conforme equação (6).

$$X = [x(1), x(2) \ x(3) \ \dots \ x(n)]^T \quad (6)$$

Na sequência define-se o vetor coeficiente, tendo este a mesma dimensão do vetor X . Para o vetor coeficiente, cada variável assume um valor inteiro e discreto. A cada elemento deste vetor são então associadas às informações referentes ao custo de instalação do monitor, refletindo os pontos com maior prioridade de monitoração, ou até mesmo pontos impróprios para a instalação (KEMPNER, 2012).

A função objetivo do problema é então apresentada através da equação (7). Por meio de sua análise, nota-se que a intenção é de minimizar o somatório dos elementos do vetor de monitoração.

$$F_{Obj} = \min \sum_{j=1}^n c_j \cdot x_j \quad (7)$$

Em que:

n - Corresponde ao número de barras do SD;

x_j - Representa o vetor de monitoração na barra j ; e

c_j - Vetor coeficiente do vetor X_j .

O vetor de restrição V é obtido através da multiplicação da matriz de observabilidade binária transposta pelo vetor de monitoração ilustrado pela equação (8).

$$V_{rest} = MO' \cdot x \cdot X \quad (8)$$

Como descrito por Kempner (2012), para cada limiar escolhido, cada posição do vetor coeficiente foi definido com valor igual a 1. Assim todos os monitores foram considerados com custos iguais e unitários. Algumas soluções otimizadas de alocação dos medidores para o SD de 37 barras do IEEE estão representadas na Tabela 3.

Tabela 3 – Resultados da alocação otimizada dos medidores para o SD de 37 barras.

Limiar de Tensão [p.u.]	Nº de medidores	Barras de Instalação
0,9	1	2
0,8	2	15 e 36
0,7	2	16 e 32
0,6	3	17, 32 e 36
0,5	4	13, 24, 32 e 36
0,4	5	13, 24, 29, 32 e 35
0,3	7	13, 19, 24, 29, 32, 34 e 36
0,2	8	14, 19, 21, 23, 29, 32, 34 e 36
0,1	12	14, 19, 21, 23, 25, 28, 29, 30, 31, 32, 34 e 36

Fonte: Kempner (2012).

Analisando-se a Tabela 3 pode-se concluir que quanto menor o limiar escolhido para o monitoramento, maior é a quantidade de monitores requeridos, podendo-se monitorar uma quantidade maior de afundamentos de tensão.

Assim, conclui-se que a alocação otimizada destes medidores permite escolher os pontos estratégicos do SD para instalação dos mesmos (dependendo da precisão requerida), possibilitando a redução do número de equipamentos a serem instalados e, ainda assim, melhorando a qualidade do monitoramento frente a afundamentos de tensão.

A alocação destes monitores, considerando-se um determinado limiar para afundamentos de tensão, é de suma importância para a aplicação da metodologia proposta nesta dissertação. Esta importância ficará mais evidente no decorrer do texto. No próximo capítulo a metodologia será descrita com detalhes, explicando desde o emprego da alocação de medidores, até a aplicação direta das redes neurais para diagnóstico das faltas.

4 Metodologia Proposta

Com intuito de alcançar todos os objetivos anteriormente citados, o trabalho foi subdividido em algumas etapas fundamentais. O fluxograma das etapas que serão consideradas para a metodologia proposta é mostrado na Figura 23. Na sequência, cada uma das etapas será comentada em detalhes.

Figura 23 – Fluxograma das etapas consideradas na pesquisa.

4.1 Etapas de Preparação

Neste tópico são apresentadas as etapas de preparação necessárias para a aplicação da metodologia proposta, ou seja, algumas considerações a serem feitas antes do emprego direto da ferramenta utilizada, as RNA.

4.1.1 Entrada de Dados: Topologia do SD

Inicialmente, realiza-se a aquisição dos dados do SD escolhido para implementação da metodologia. Nesta etapa do trabalho é necessário efetuar uma análise do sistema, principalmente em relação à topologia do mesmo.

Para facilitar o entendimento, um exemplo de um sistema hipotético é apresentado na Figura 24. Neste sistema, cada ponto representa uma barra. Com o diagrama do sistema em mãos, deve-se enumerar todas as suas barras, começando a partir da subestação (barra de referência representada na figura).

Figura 24 – SD Hipotético de 13 barras.

Na Tabela 4 são apresentados os dados relativos ao SD hipotético da Figura 24. O tipo de configuração de cada alimentador pode ser encontrado no capítulo 5, item 5.1.1, sendo estes relativos ao SD IEEE 37 barras.

Tabela 4 – Dados dos alimentadores.

Nó A	Nó B	Comp. (pés)	Comp. (m)	Config.	Nó A	Nó B	Comp. (pés)	Comp. (m)	Config.
0	1	1.850	563,88	721	4	5	520	158,49	723
1	2	1.850	563,88	721	3	9	1320	402,33	722
2	3	960	292,60	722	9	10	200	60,96	723
3	6	400	121,92	724	10	11	1320	402,33	722
6	7	520	158,49	724	10	12	280	85,34	723
7	8	520	158,49	724	12	13	280	85,34	723
3	4	360	109,72	723					

A partir do conhecimento da topologia do SD, e da análise e numeração do mesmo, pode-se então, com a aplicação da metodologia proposta por Kempner (2012), efetuar a alocação otimizada dos medidores.

4.1.2 Alocação Otimizada de Medidores de QEE

A alocação otimizada é utilizada para determinar as posições em que um número mínimo de medidores deve ser instalado, maximizando a capacidade de monitoração dos afundamentos de tensão. Todo o processo de alocação ótima dos medidores é realizado com base no trabalho de Kempner (2012), conforme o método anteriormente apresentado no Capítulo 3. Cabe frisar que, para esta pesquisa, o algoritmo de alocação dos medidores não fará parte das implementações que serão realizadas, mas sim será caracterizado o seu uso em um trabalho conjunto com a autora anteriormente apresentada.

Utilizando ainda o SD da Figura 24 como exemplo, é definido então um limiar da tensão a ser verificada. Para este caso, somente para exemplo, foi utilizado um limiar de 0,3 p.u.. Pela aplicação do algoritmo de alocação de monitores (KEMPNER, 2012), o número mínimo de medidores para o SD é 2 (dois). O número de medidores também pode ser visualizado analisando-se a MO representada na Figura 25. Esta figura apresenta a MO do SD Hipotético da Figura 24, considerando-se um limiar de 0,3 p.u..

Figura 25 – Matriz de observabilidade binária do SD hipotético apresentado na Figura 24.

Analisando-se a Figura 25, pode ser visto que uma das opções para a instalação dos monitores são as barras 8 e 13 (destacadas na figura). A partir da alocação dos medidores, a divisão do sistema em áreas pode ser efetuada, como será descrito na próxima seção.

4.1.3 Divisão do SD em Áreas

Com base na alocação otimizada dos medidores de QEE, são então definidas e avaliadas áreas que permitam uma direta e precisa localização de faltas no SD analisado. Como ficará exposta em sequência, a delimitação das áreas ocorre, principalmente, em função de cada medidor alocado e do limiar estabelecido para o monitoramento dos afundamentos de tensão. Esta divisão servirá para todo o processo de diagnóstico das faltas, sendo parte de suma importância na realização deste trabalho.

No que se segue, a proposta de delimitação das áreas teve como base os seguintes passos, descritos na forma de um algoritmo:

- Início do algoritmo
 - 1) A partir dos medidores alocados em suas respectivas barras de instalação, nomeia-se cada medidor “M” com um número “m” (M_m). Exemplo: Medidor “1” = M_1 .
 - 2) Define-se o número de áreas “n” igual ao número de medidores “m”; $n = m$;
 - 3) Como inicialização, a barra do medidor “m” é inclusa na área “n”.
 - 4) Processo de delimitação das áreas:
 - ✓ Condição 1: Para acréscimo de uma barra em uma área, esta barra deve ser observável de acordo com a matriz de observabilidade, respeitando-se o limiar estabelecido.
 - ✓ Condição 2: Um ramo radial deve ser englobado inteiramente somente por uma área.

Enquanto alguma barra não estiver coberta por uma das áreas, faça:

- a) Incluem-se todas as barras adjacentes à área “n” na própria área “n”, fazendo o processo simultaneamente em todas as áreas, respeitando-se sempre a condição 1.

- b) Contabiliza-se o número “b” de barras dentro de cada área;
- c) Na área com menor quantidade de barras “b” são incrementadas as barras adjacentes (se “y” áreas estiverem com a mesma quantidade “b” de barras, então todas as “y” são incrementadas);
- d) Quando houver o encontro de áreas em uma barra “X”, ou seja, ocorrendo a sobreposição nesta barra “X”, então o processo nesta barra é finalizado;
- e) Se um ramo ficar fora das áreas, este ramo entrará na área a que a primeira barra do ramo pertence.
 - e.1) Se acaso a barra inicial do ramo estiver inclusa em duas áreas, escolhe-se a área que possui o maior número de barras sendo observáveis.

Quando todas as barras estiverem sendo englobadas por pelo menos uma área, finaliza-se o processo.

- Fim do algoritmo.

Para um melhor entendimento, os passos descritos foram aplicados no SD de 13 barras (Figura 24), e serão comentados nos próximos itens.

4.1.3.1 Passo 1: Nomeando os medidores

Como descrito no passo 1, os monitores são inicialmente nomeados. Os medidores alocados podem ser vistos na Figura 26. Os quadrados azuis representam os medidores alocados de forma otimizada (M_1 na barra 8; M_2 na barra 13).

Figura 26 – Monitores alocados no sistema de distribuição hipotético.

4.1.3.2 Passos 2 e 3: Definindo as áreas iniciais

A partir da nomeação dos monitores, os passos 2 e 3 são então executados. No passo 2, o número de áreas é iniciado com a mesma quantidade de medidores alocados. Neste caso, têm-se então duas áreas. No passo 3, continua-se o processo incluindo a barra do medidor na área de mesmo número (medidor 1 na área 1, medidor 2 na área 2) como representado na Figura 27.

Figura 27 – Procedimento inicial de divisão do sistema de distribuição hipotético em áreas.

4.1.3.3 Passo 4: Inclusão das barras adjacentes

Posteriormente, dando sequência ao algoritmo, são então incluídas as barras adjacentes, como representado na Figura 28. Para a inclusão de uma barra em uma área, a condição 1 deve ser respeitada, ou seja, a barra tem que ser observável pelo monitor, dentro do limiar estabelecido. Pode ser verificado na MO (Figura 25) que a barra 7 é monitorada dentro do limiar estabelecido (0,3 p.u.) pelo medidor 1 (M_1), assim como a barra 12 é monitorada pelo medidor 2 (M_2), considerando-se o limiar de 0,3 p.u.

Em sequência, contabiliza-se o número de barras em cada área (passo 4.b). Como as duas áreas estão com 2 barras (condição 4.c), o processo é repetido, como pode ser observado na Figura 29.

Figura 28 – Inclusão das barras adjacentes no sistema de distribuição hipotético.

Em sequência, contabiliza-se o número de barras em cada área (passo 4.b). Como as duas áreas estão com 2 barras (condição 4.c), o processo é repetido, como pode ser observado na Figura 29.

Figura 29 – Inclusão das barras adjacentes no sistema de distribuição hipotético.

Novamente, contabilizando-se o número de barras em cada área, pode ser observado na Figura 29, que tanto a área 1 quanto a área 2 estão com 3 barras,

então o processo é repetido. Na área 1 é inclusa a barra 3. Já na área 2, são inclusas as barras 9 e 11, pois ambas são adjacentes a barra 10. O resultado pode ser visto na Figura 30.

Figura 30 – Inclusão das barras adjacentes no sistema de distribuição hipotético.

Neste passo, contabilizando-se o número de barras em cada área (Figura 30), conclui-se que a área 1 tem 4 barras, e a área 2 tem 5 barras, então, de acordo com o passo 4.c, somente a área 1 será incrementada com as barras adjacentes ao seu redor (Figura 31).

Figura 31 – Inclusão das barras adjacentes no sistema de distribuição hipotético.

Com base na Figura 31, tem-se uma sobreposição de áreas na barra 9. Como descrito no passo 4.d, neste ponto (barra 9), finaliza-se a inclusão de barras. Para as barras 1 e 2, pode ser considerada a condição 2, a qual diz que um ramo tem que ser inteiramente englobado por uma única área, assim as barras 1 e 5 são incluídas na área 1. Na Figura 32 pode ser visualizado o resultado final da aplicação dos passos para delimitação das áreas.

Figura 32 – Finalização do processo de divisão de áreas do sistema de distribuição hipotético.

Na Figura 32, nota-se uma sobreposição de áreas (Barra 9). Esta sobreposição é proposital e desejável, pois, desta maneira, uma barra terminal entre duas áreas sempre ficará coberta por ambas as áreas. A sobreposição é utilizada para garantir que nenhuma porção do SD fique fora de uma das áreas delimitadas e venha a caracterizar um “ponto cego” para a futura localização dos curtos-circuitos.

Após a alocação dos monitores e a divisão do sistema em áreas, o SD é então modelado, como será exposto nos próximos itens.

4.1.4 Modelagem do Sistema de Distribuição

Conforme anteriormente apresentado, a metodologia proposta necessita de uma quantidade razoavelmente grande de dados para treinamento e validação das RNA utilizadas no processo de diagnóstico de faltas. A aquisição de dados reais em

SD para efetuar este processo pode ser técnica e financeiramente inviável, pois seria necessária a ocorrência de uma grande quantidade de casos de curtos-circuitos, além de exigir longos períodos de monitoração e acompanhamento do sistema para registro dos mesmos. Assim, a maioria dos trabalhos encontrados na literatura utiliza de simulações computacionais para gerar os dados necessários para aplicações das metodologias. Cabe comentar que, em função dos poderosos e flexíveis *softwares* de simulações computacionais atualmente disponíveis, grande parte dos esforços para a obtenção dos dados se resume a encontrar modelos e representações dos sistemas que se aproximem fielmente do que é encontrado em campo. Transpondo-se estas dificuldades, cada vez mais as simulações computacionais são validadas como meios satisfatórios para os propósitos de gerar informações sobre um SEP qualquer.

Para formar o banco de dados deste trabalho, o SD escolhido foi modelado utilizando o *software* ATP (ATP/EMTP, 2000) via interface gráfica do *software* ATPDraw (PRIKLER; HOIDALEN, 2002). O ATP é um *software* de modelagem de transitórios eletromagnéticos, desenvolvido para simulações de redes elétricas, sendo possível modelar diversos tipos de componentes elétricos, tais como:

- Fontes de tensão e corrente;
- Resistores, capacitores e indutores;
- Linhas de transmissão e distribuição;
- Chaves; e
- Medidores de tensão e corrente; dentre outros.

Após a modelagem do SD são então simulados os diferentes tipos de curtos-circuitos utilizados para treinamento e validação das RNA.

4.1.5 Simulações dos Curtos-Circuitos

Para aplicação de RNA ao problema de reconhecimento de padrões é indispensável a elaboração de um conjunto de padrões que represente as situações de operação do sistema elétrico analisado, ou seja, um conjunto representativo de dados. Para a formação deste conjunto, dispondo do *software* ATP, distintas situações de curtos-circuitos monofásicos, bifásicos e trifásicos foram então aplicadas sobre o SD em análise. Além disso, foram feitas combinações com as localizações de aplicação da falta e as resistências das mesmas.

As situações de curtos-circuitos foram simuladas envolvendo os 11 tipos de faltas conhecidas. Segundo Cosser (2006) as faltas podem ser dos tipos Monofásicas-terra (AT, BT ou CT), Bifásicas-terra (ABT, BCT ou CAT), Bifásicas sem terra (AB, BC ou CA), Trifásica-terra (ABCT) ou Trifásica sem terra (ABC). A Figura 33 apresenta o diagrama dos tipos de faltas.

Figura 33 – Tipos de faltas simuladas.

Para a resistência R_{ft} , representada nas Figura 33(a), (d) e (e), os curtos-circuitos são simulados variando-se esta resistência de falta entre 0, 10, 20, 50 e 100 Ω . Para esta pesquisa, o objetivo é trabalhar com valores de resistência de faltas de baixa impedância. Assim, com base nas referências bibliográficas consultadas sobre estes valores, o limiar considerado varia de 50 a 100 Ω , sendo 50 Ω o limiar mais comum. Acima deste valor, para SD, já se considera a falta como

alta impedância (NETO-TONELLI; DECANINI; MINUSSI, 2011) (COSER; ROLIM, 2004). Com intuito de testar a robustez da metodologia proposta, foram efetuados testes também com a resistência de $100\ \Omega$.

Nos casos em que se considera a resistência R_{ff} (faltas entre fases), o valor da resistência é normalmente baixo, devido a curta extensão do caminho entre os condutores (COSER, 2006). Para as resistências R_{ff} , vistas nas Figura 33(b), (c), (d) e (e), o valor utilizado foi de $0\ \Omega$ (MARTINS *et al*, 2002), ou seja, considerando-se que não há resistência entre os condutores.

Com relação aos locais de aplicação das faltas, estes são variados sobre todo o SD. Inicialmente são aplicados curtos-circuitos sobre as barras principais e, posteriormente, a 25%, 50% e 75% de todas as linhas que formam o SD.

Efetuadas as devidas combinações, o conjunto de dados é então dividido entre conjunto de treinamento e conjunto de testes ou validação. Estes dados foram utilizados para todo o processo desencadeado.

Após o processo de treinamento e teste (validação), pode ser então avaliada a necessidade de aquisição de mais dados para a metodologia proposta. Caso seja necessário, mais dados devem ser coletados. Cabe comentar que, pelos resultados obtidos, os quais serão explanados no próximo capítulo, tem-se um indicativo de que a composição das informações anteriormente apontadas é suficiente para os propósitos deste trabalho.

Assim, as simulações foram efetuadas variando-se:

- O tipo de falta;
- A resistência da falta entre as fases e a terra; e
- O local de aplicação da falta, ou seja, sobre os barramentos do SD ou a uma determinada distância dos mesmos.

4.2 Implementação Computacional da Metodologia

Proposta

O *software* escolhido para a criação e implementação do algoritmo da metodologia proposta foi o MATLAB®. As redes são treinadas utilizando-se os dados simulados no ATP e validadas com dados alheios ao processo de treinamento.

Ressalta-se que todo o processo de indicação da área, classificação e localização das faltas foi executado utilizando-se de RNA. O fluxograma da Figura

34 mostra com mais detalhes o processo desejado para um diagnóstico completo de faltas nos SD. Deve ficar claro que, para este trabalho, foram efetuadas as etapas que estão na parte tracejada do fluxograma. Estas serão explicadas detalhadamente no que segue.

Figura 34 – Fluxograma do método de diagnósticos das faltas.

Usualmente, para a implementação de um sistema completo de diagnóstico de faltas, é necessário, inicialmente, detectar o defeito, para em seguida, apontar as fases envolvidas, e, posteriormente, efetuar a localização da falta. A metodologia

proposta neste trabalho modifica um pouco esta ordem, utilizando dados de medidores alocados de forma otimizada para localizar a área em que se encontra a falta, para, posteriormente, classificar as fases envolvidas.

- **Aquisição dos dados do medidor da subestação**

Um primeiro módulo será responsável por registrar em tempo real os dados do medidor de tensão e corrente da subestação, que tem como função monitorar e indicar (detectar) a presença de algum problema nas formas de onda de tensão e corrente.

- **Detecção do Evento**

Utilizando-se de valores de tensão e corrente amostrados no medidor instalado na subestação, um processo deve ser responsável por detectar a ocorrência de um evento no sistema. O módulo responsável pela detecção deverá estar apto a acusar qualquer evento nas formas de onda da tensão e corrente em análise. Dentre as inúmeras situações passíveis de ocorrência, podem-se encontrar as situações de curtos-circuitos transitórios e/ou permanentes, chaveamentos de cargas e de bancos de capacitores, energização de diversos componentes, e outras mais. Para o momento, caso um curto-circuito permanente seja observado em qualquer porção do SD, este se refletirá em afundamentos de tensão nas barras próximas e/ou distantes do ponto de ocorrência. E então, os dados de tensão dos medidores alocados estrategicamente no SD serão registrados, ativando o restante do processo.

- **Indicação da área em falta**

No primeiro módulo referente a esta pesquisa, a RNA1, como indicado no fluxograma da Figura 34, efetua a indicação da área em falta. Nesta fase, somente os valores eficazes das tensões (RMS), medidos nos monitores alocados de forma otimizada no SD, serão utilizados para a indicação da área afetada. Cabe frisar que esta parte do processo somente será executada se algum evento (curto-circuito) for detectado. A partir da apresentação dos valores RMS das tensões dos medidores alocados no sistema, a RNA1 deverá ser capaz de indicar a área afetada pela falta, área esta definida anteriormente.

- **Classificação da Falta**

Na terceira fase, utilizando também os dados dos medidores alocados no SD, a RNA2 será responsável por classificar as fases envolvidas no curto-circuito. Utilizando os valores RMS das tensões do medidor da área que foi indicada pela RNA1, a RNA2 deverá ser capaz de distinguir entre os 11 tipos de faltas, sejam estas monofásicas (AT, BT, CT), bifásicas-terra (ABT, BCT, CAT), bifásicas sem o envolvimento da terra (AB, BC, CA), trifásicas (ABC) e trifásicas-terra (ABCT).

- **Localização da Falta**

No quarto módulo, utilizando todas as informações fornecidas pelas RNA anteriores, somando-se os dados de tensão dos medidores alocados, o terceiro módulo será responsável por determinar a distância exata da falta. Neste módulo serão apresentados dois diferentes métodos testados, os quais utilizam diferentes RNA para cada tipo de falta.

- **Relatório Final**

Finalizando todo o processo, um relatório final é então gerado, com informações pertinentes ao tipo de falta, fases envolvidas e localização exata da mesma.

Nos dois últimos capítulos deste documento, os resultados serão apresentados e detalhadamente discutidos.

5 Aplicações e Resultados

Neste capítulo, todos os passos anteriormente descritos foram seguidos e considerados sobre um SD teste. No item 5.1, os passos referentes às etapas de preparação são aplicados ao referido SD. Nos itens 5.2, 5.3 e 5.4 as RNA utilizadas e os parâmetros referentes às mesmas são explanados. Nesses itens os resultados encontrados são também apresentados e comentados.

5.1 Aplicação das etapas de preparação

As etapas de preparação são os passos iniciais necessários para a aplicação propriamente dita das RNA. Assim, nos próximos itens, estas etapas foram efetuadas, e serão comentadas em detalhes.

5.1.1 Entrada de Dados: O Sistema Elétrico Analisado

O sistema teste utilizado é o SD IEEE 37 barras subterrâneo (KERSTING, 2001), sendo ilustrado pela Figura 35. Neste trabalho, como utilizado por Kempner (2012), as numerações das barras do sistema foram adaptadas, optando-se pela numeração sequencial das barras.

Este sistema é composto por quatro configurações de linhas de distribuição, as quais se diferenciam pelo tipo de cabo utilizado nos alimentadores. A Tabela 5 apresenta as configurações destas linhas.

Tabela 5 – Características das linhas.

Configurações	Fase	Cabo	Espaçamento ID
721	ABC	1.000.000 AA, CN	515
722	ABC	500.000 AA, CN	515
723	ABC	2/0 AA, CN	515
724	ABC	#2 AA, CN	515

Figura 35 – Sistema de distribuição teste IEEE 37 barras.

Fonte: Adaptado de Kempner (2012).

As expressões (9), (10), (11) e (12) apresentam os valores das impedâncias de cada configuração de linha fornecidos por Kersting (2001).

$$Z_{721}^{abc} = \begin{bmatrix} 0,2926 + j0,1973 & 0,0673 - j0,0368 & 0,0337 - j0,0417 \\ 0,0673 - j0,0368 & 0,2646 + j0,1900 & 0,0673 - j0,0368 \\ 0,0337 - j0,0417 & 0,0673 - j0,0368i & 0,2926 + j0,1973 \end{bmatrix} [\Omega / milha] \quad (9)$$

$$Z_{722}^{abc} = \begin{bmatrix} 0,4751 + j0,2973 & 0,1629 - j0,0326 & 0,1234 - j0,0607 \\ 0,1629 - j0,0326 & 0,4488 + j0,2678 & 0,1629 - j0,0326 \\ 0,1234 - j0,0607 & 0,1629 - j0,0326 & 0,4751 + j0,2973 \end{bmatrix} [\Omega / milha] \quad (10)$$

$$Z_{723}^{abc} = \begin{bmatrix} 1,2936 + j0,6713 & 0,4871 + j0,2111 & 0,4585 + j0,1521 \\ 0,4871 + j0,2111 & 1,3022 + j0,6326 & 0,4871 + j0,2111 \\ 0,4585 + j0,1521 & 0,4871 + j0,2111 & 1,2936 + j0,6713 \end{bmatrix} [\Omega / milha] \quad (11)$$

$$Z_{724}^{abc} = \begin{bmatrix} 2,0952 + j0,7758 & 0,5204 + j0,2738 & 0,4926 + j0,2123 \\ 0,5204 + j0,2738 & 2,1068 + j0,7398 & 0,5204 + j0,2738 \\ 0,4926 + j0,2123 & 0,5204 + j0,2738 & 2,0952 + j0,7758 \end{bmatrix} [\Omega / \text{milha}] \quad (12)$$

O comprimento e configuração utilizada em cada linha são apresentados na Tabela 6. Nesta tabela podem ser vistas as distâncias entre cada barramento, as quais serão utilizadas no desenvolvimento do processo da localização da falta. Deve ser esclarecido que o diagrama do SD apresentado na Figura 35 não está em escala, sendo necessário analisar os valores de distância fornecidos na Tabela 6.

Tabela 6 – Dados dos alimentadores.

Nó A	Nó B	Comp. (pés)	Comp. (m)	Config.	Nó A	Nó B	Comp. (pés)	Comp. (m)	Config.
0	1	1850	563,88	721	11	36	200	60,96	724
1	2	960	292,60	722	13	14	320	97,53	724
2	3	1320	402,33	722	13	25	24	7,315	724
2	13	400	121,92	724	15	16	520	158,49	723
2	15	360	109,72	723	16	17	800	243,84	723
3	4	600	182,88	723	16	18	80	24,38	724
3	26	240	73,15	724	17	20	600	182,88	723
4	5	200	60,96	723	17	22	920	280,41	724
5	6	320	97,53	723	18	19	520	158,49	724
5	30	600	182,88	723	20	21	280	85,34	724
6	7	320	97,53	723	22	23	760	231,64	724
6	31	320	97,53	724	22	24	120	36,57	724
7	8	560	170,68	723	26	27	280	85,34	723
8	9	640	195,07	723	27	28	280	85,34	724
8	33	520	158,49	724	27	29	200	60,96	724
9	10	400	121,92	723	32	5	0	0	XFM-1
10	11	400	121,92	723	33	34	1280	390,14	724
11	12	400	121,92	723	33	35	200	60,96	724

Neste sistema, dois transformadores são utilizados. O primeiro é localizado acima da barra de referência, utilizado para transformar a tensão de transmissão de 230 kV para tensão de distribuição de 4.8 kV. O segundo transformador (XFM-1) está conectado entre os barramentos 5 e 32. Os dados podem ser vistos na Tabela 7.

Tabela 7 – Dados dos Transformadores.

	kVA	kV-alta	kV-baixa	R(%)	X(%)
Subestação	2,500	230-D	4,8-D	2	8
XFM-1	500	4,8-D	0,48-D	0,09	1,81

5.1.2 Alocação Otimizada dos Medidores

Em Kempner (2012), o processo de alocação de medidores foi efetuado para o sistema apresentado na Figura 35. Os medidores foram alocados conforme o trabalho de Kempner.

Para a aplicação deste trabalho, foi escolhido o limiar de afundamento de tensão de $\leq 0,5$ p.u.. Cabe comentar que, respeitando o limiar de tensão pré-estabelecido ($\leq 0,5$ p.u.), tem-se a observabilidade para todos os afundamentos com tensão remanescente entre 0,5 p.u. e 0,9 p.u. da tensão eficaz em cada um dos barramentos do SD em análise. A análise compreendendo estes níveis de tensão é muito importante, pois 90% dos eventos associados à falta da QEE estão relacionados a afundamentos com estes níveis de tensão remanescente (EPRI, 2003).

A partir do limiar de 0,5 p.u., a matriz de observabilidade binária (36x36), gerada por Kempner, pode ser vista na Figura 36. Nesta figura, as posições da matriz são preenchidas com 0 (branco), caso o valor da tensão de falta armazenado na MTFD não ultrapasse o limiar fixado, e com 1 (azul), quando ocorre a infração desse limite.

Para a alocação ótima dos medidores de QEE foram considerados somente os curtos-circuitos trifásicos, simétricos e francos. Embora sejam mais raros nos sistemas elétricos, estes são mais severos (KEMPNER, 2012). Tal consideração viabiliza a análise dos outros casos de afundamentos de tensão, que por consequência, são menos severos.

Para o limiar fixado para esta pesquisa (0,5 p.u.), uma opção das posições encontradas pelo algoritmo de Kempner para a instalação dos monitores para o sistema em questão é apresentada na Figura 37. Analisando esta figura, pode-se ver que, para o limiar estabelecido, todos os barramentos (colunas) são monitorados por pelo menos um dos medidores, para valores de afundamento de até 0,5 p.u..

Figura 36 – Visualização gráfica da matriz de observabilidade binária: limiar $\leq 0,5 \text{ p.u.}$.

Fonte: Kempner (2012).

Figura 37 – Barras selecionadas para alocação dos medidores.

Fonte: Kempner (2012).

A Figura 38 apresenta o SD em análise, com a representação dos quatros medidores de QEE alocados (M1 na barra 14, M2 na barra 23, M3 na barra 32 e M4 na barra 36).

Figura 38 – SD com os medidores alocados.

5.1.3 Divisão do SD em Áreas

Através da indicação da área, o processo de classificação e localização da falta poderá ser desencadeado. As áreas foram definidas aplicando-se os procedimentos explicados no item 4.1.3. Observa-se que a partir da alocação dos quatro medidores (Figura 38), quatro áreas para a localização dos curtos-circuitos foram delimitadas, sendo que o resultado final pode ser visto na Figura 39.

A sobreposição de áreas também foi utilizada, evitando-se assim pontos cegos para a indicação da área. Neste sistema em específico, as sobreposições englobam as barras 3, 7 e 15 (Figura 39).

Figura 39 – Divisão do SD em quatro áreas de interesse.

5.1.4 Simulações dos Curtos-Circuitos

Via interface do *software* ATPDraw, o sistema da Figura 35 foi modelado, respeitando os parâmetros relativos ao modelo de 37 barras do IEEE (KERSTING,

2001). Como pode ser observado, o sistema é composto por 36 barras e 35 linhas de distribuição. Os dados de tensão foram obtidos através de diferentes combinações de curtos-circuitos, conforme citado no item 4.1.5.

Para acelerar o processo de simulação dos diferentes tipos de curtos-circuitos, um programa utilizando linguagem C foi desenvolvido. Neste programa, as modificações necessárias são efetuadas sobre um arquivo base do ATP, executando automaticamente as simulações, e gerando ao final os arquivos com os dados necessários para aplicação da metodologia.

Com a utilização do ATP, e a aplicação do programa desenvolvido em linguagem C, 5.499 diferentes situações de faltas foram aplicadas e simuladas sobre o SD em análise, as quais serão especificadas nas próximas seções.

5.1.4.1 Dados Monofásicos

Com relação aos curtos-circuitos monofásicos-terra, estes foram simulados conforme a Tabela 8. Para todos os casos, foram consideradas as variações de resistência com a terra, especificadas no item 4.1.5 (0, 10, 20, 50 e 100 Ω).

Tabela 8 – Curtos-circuitos monofásicos.

Tipo do Curto	Local do Curto	Casos
A-Terra	Todos os Barramentos	180
B- Terra	Todos os Barramentos	180
C-Terra	Todos os Barramentos	180
A-Terra	25% de todas as linhas	175
B-Terra	25% de todas as linhas	175
C-Terra	25% de todas as linhas	175
A-Terra	50% de todas as linhas	175
B- Terra	50% de todas as linhas	175
C-Terra	50% de todas as linhas	175
A-Terra	75% de todas as linhas	175
B-Terra	75% de todas as linhas	175
C-Terra	75% de todas as linhas	175
Total de Faltas Monofásicas		2.115

Como pode ser visto na Tabela 8, foram gerados 2.115 casos de curtos-circuitos monofásicos.

5.1.4.2 Dados Bifásicos e Bifásicos-Terra

Para os casos de curtos-circuitos bifásicos com o envolvimento do terra, também foram gerados 2.115 dados, que podem ser ilustrados pela Tabela 9.

Tabela 9 – Curtos-circuitos bifásicos-terra.

Tipo do Curto	Local do Curto	Casos
AB-Terra	Todos os Barramentos	180
BC- Terra	Todos os Barramentos	180
CA-Terra	Todos os Barramentos	180
AB-Terra	25% de todas as linhas	175
BC- Terra	25% de todas as linhas	175
CA-Terra	25% de todas as linhas	175
AB-Terra	50% de todas as linhas	175
BC- Terra	50% de todas as linhas	175
CA-Terra	50% de todas as linhas	175
AB-Terra	75% de todas as linhas	175
BC- Terra	75% de todas as linhas	175
CA-Terra	75% de todas as linhas	175
Total de Faltas Monofásicas		2.115

Já a Tabela 10 mostra os dados relacionados aos curtos-circuitos bifásicos sem o envolvimento do terra, um total de 423 casos.

Tabela 10 – Curtos-circuitos bifásicos.

Tipo do Curto	Local do Curto	Casos
AB	Todos os Barramentos	36
BC	Todos os Barramentos	36
CA	Todos os Barramentos	36
AB	25% de todas as linhas	35
BC	25% de todas as linhas	35
CA	25% de todas as linhas	35
AB	50% de todas as linhas	35
BC	50% de todas as linhas	35
CA	50% de todas as linhas	35
AB	75% de todas as linhas	35
BC	75% de todas as linhas	35
CA	75% de todas as linhas	35
Total de Faltas Monofásicas		423

Considerando-se todos os casos de faltas bifásicas, totalizaram-se 2.538 situações diferentes de curtos.

5.1.4.3 Faltas Trifásicas

Além das distintas simulações de curtos monofásicos e bifásicos, foram simulados curtos trifásicos (com e sem o envolvimento do terra). A Tabela 11 ilustra como os dados foram obtidos pela aplicação de faltas trifásicas.

Tabela 11 – Curtos-circuitos trifásicos.

Tipo do Curto	Local do Curto	Casos
ABC-Terra	Todos os Barramentos	180
ABC-Terra	25% de todas as linhas	175
ABC-Terra	50% de todas as linhas	175
ABC-Terra	75% de todas as linhas	175
ABC	Todos os Barramentos	36
ABC	25% de todas as linhas	35
ABC	50% de todas as linhas	35
ABC	75% de todas as linhas	35
Total de Faltas Trifásicas		846

Cabe comentar que entre os barramentos 5 e 32 tem-se um transformador, e que, neste caso, não foram aplicados os curtos-circuitos entre as respectivas linhas.

Assim, considerando-se todos os casos simulados, o número total de situações geradas para formar um banco de dados para o processo de treinamento e validação da metodologia foi de 5.499 casos.

5.1.5 Aquisição e Pré-processamento dos Dados Coletados

Com a utilização do MATLAB[®], um *script* foi desenvolvido para efetuar a aquisição dos dados, gerados via software ATP, e reprocessá-los para a aplicação das RNA. Para as simulações e processamento via software MATLAB[®], foi utilizada uma frequência de amostragem de 3,84 kHz, ou seja, 64 amostras por ciclo. Todos os processos de treinamentos, validações e escolha das melhores topologias das RNA foram efetuados com o auxílio do toolbox do software MATLAB[®], o *Neural Network Toolbox* (MATHWORKS, 2013).

Para a escolha das melhores topologias das RNA, foi empregado o método de validação cruzada por amostragem aleatória (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). Neste método, o conjunto total de casos é aleatoriamente dividido em duas partes, conjunto de treinamento e conjunto de validação. Para sua aplicação, um *script* em MATLAB® foi desenvolvido, efetuando-se o processo de forma automatizada. Neste processo, tanto o conjunto de treinamento como o número de neurônios foram variados durante o processo. As simulações também foram repetidas várias vezes de modo a encontrar as melhores topologias de rede e os melhores pesos sinápticos para os neurônios artificiais.

5.2 Indicação da Área - RNA1

A partir das formas de ondas de tensão adquiridas dos monitores alocados, foram calculados os valores eficazes de tensão de cada fase. Para este procedimento não foi utilizado o primeiro ciclo pós-falta, com o intuito de desconsiderar o efeito do transitório da falta. Sendo assim, o cálculo do valor RMS foi realizado a partir do segundo ciclo pós falta.

Para cada medidor alocado, foi calculado o valor eficaz da tensão de cada uma das três fases. A Tabela 12 ilustra as doze leituras disponibilizadas pelos quatro medidores de M1 a M4, para os curtos-circuitos trifásicos francos aplicados nas barras 3, 5, 11, 13, 15 e 19.

De posse do banco de dados gerado, cada conjunto das 12 leituras disponibilizadas pelos medidores foi associado à(s) área(s) envolvendo a situação de falta presenciada. Por exemplo, na Tabela 12, para a falta aplicada no barramento 3, sabe-se que a mesma está entre as áreas 1 e 3 (Figura 39). Logo, a saída desejada para a indicação desta situação deve apontar o envolvimento das áreas 1 e 3, indicadas por 1 (um), na Tabela 13. As demais áreas que não envolvem tal situação devem ser representadas pelo valor 0 (zero).

Para as seis barras consideradas na Tabela 12, os dados de saída são equivalentes à Tabela 13. Desta forma, analisando a falta nas barras 5, 11, 13 e 19, as áreas 3, 4, 1 e 2 serão respectivamente ativadas. Já a barra 15 ativará as áreas 1 e 2, em função da sobreposição evidenciada entre as áreas.

Tabela 12 – Tensão remanescente (em p.u.) registrada nas barras de medição para os curtos-circuitos trifásicos aplicados nas barras 3, 5, 11, 13, 15 e 19.

Medidores		Barras em falta					
		3	5	11	13	15	19
M1	Fase A	0,3731	0,5758	0,7970	0	0,2564	0,6529
	Fase B	0,3637	0,5720	0,7995	0	0,2596	0,6687
	Fase C	0,3611	0,5492	0,7760	0	0,2296	0,6278
M2	Fase A	0,3731	0,5758	0,7970	0,4061	0	0,3556
	Fase B	0,3637	0,5720	0,7995	0,4247	0	0,3710
	Fase C	0,3611	0,5492	0,7760	0,3816	0	0,3457
M3	Fase A	0	0	0,5191	0,4061	0,2564	0,6529
	Fase B	0	0	0,5267	0,4247	0,2596	0,6687
	Fase C	0	0	0,5001	0,3816	0,2296	0,6278
M4	Fase A	0	0	0	0,4061	0,2564	0,6529
	Fase B	0	0	0	0,4247	0,2596	0,6687
	Fase C	0	0	0	0,3816	0,2296	0,6278

Tabela 13 – Áreas em que ocorreram as faltas.

Medidores	Barras em falta					
	3	5	11	13	15	19
Área 1	1	0	0	1	1	0
Área 2	0	0	0	0	1	1
Área 3	1	1	0	0	0	0
Área 4	0	0	1	0	0	0

Para a indicação da área afetada, o problema a ser resolvido consiste em receber os dados de entrada dos quatro medidores, pré-processar essa informação, calculando o valor eficaz da tensão de um período pós falta, e, com a aplicação de RNA, indicar a localização da área em que a falta está ocorrendo.

Vale frisar que o processo de identificação da área faltosa dependerá somente da leitura do valor eficaz das tensões de cada um dos quatro medidores (M1 lê as tensões na barra 14, M2 na barra 23, e assim por diante), e do envio destas leituras para o processamento pela aplicação da RNA1, a qual apontará a área na qual se localiza a falta.

5.2.1 Topologia, treinamento e validação da RNA1

A RNA1 empregada no processamento dos dados é uma rede *feedforward* do tipo PMC. O algoritmo *Levenberg-Marquardt* foi escolhido para treinamento da rede. A função de ativação utilizada tanto na camada escondida como na camada de saída foi a *sigmoide* logística.

A Tabela 14 apresenta alguns dos parâmetros iniciais da RNA1 em análise. Estes são importantes para a etapa de treinamento da PMC. A taxa de aprendizado n é utilizada para indicar o quanto os vetores de pesos são atualizados a cada iteração do algoritmo de treinamento.

Tabela 14 – Parâmetros da rede PMC implementada.

Taxa de aprendizado	0,1
Precisão	10^{-5}
Número de entradas	12
Número de neurônios na saída	4

A Figura 40 apresenta a melhor topologia encontrada para a RNA1, após a aplicação do *script* de validação cruzada. A rede encontrada é composta de 12 entradas, sendo estas relacionadas aos quatro medidores de M1 a M4, com três fases para cada medidor, uma camada escondida com 22 neurônios, e uma camada de saída com 4 neurônios. A camada de saída representa cada uma das quatro áreas, de A1 a A4, respectivamente.

Figura 40 – Rede neural utilizada para a indicação da área afetada (12 entradas e 4 saídas).

Os dados de saída serão indicadores da área que está envolvida na situação de falta, com respostas entre 0 ou 1. Assim, é adequado que seja feito um pós-processamento dos dados de saída da RNA1, possibilitando sua real aplicação. A forma de aproximação utilizada é apresentada na equação (13), sendo esta usual na literatura para os casos de classificação de padrões (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

$$\text{Área}_i^{\text{pós}} = \begin{cases} 1, & \text{se } \text{Área}_i \geq 0,5 \\ 0, & \text{se } \text{Área}_i < 0,5 \end{cases} \quad (13)$$

Os dados disponíveis para aplicação da metodologia, 5.499 casos de falta, foram divididos entre conjunto de treinamento e validação. Para melhor representar os limites de cada área, os dados de faltas nos barramentos 3, 7 e 15

foram aplicados obrigatoriamente em todo o processo de treinamento, pois assim é possível indicar quais locais estão sob duas áreas, ou seja, sobre a área de sobreposição. Posteriormente, 60% dos dados de **cada área** foram utilizados para treinamento, e o restante dos dados, 40%, foram utilizados somente no processo de validação da RNA1. A Tabela 15 mostra a quantidade de dados utilizados para validação e treinamento.

Tabela 15 – Dados de treinamento.

Dados	Total
Treinamento	3.345
Validação	2.154

Após a fase de treinamento da RNA1, foi efetuada a validação do modelo. Foi observado que, das 2.154 distintas situações utilizadas somente para a validação, as quais **não** foram empregadas na fase de treinamento, ocorreram apenas 50 erros no apontamento das áreas envolvidas. A Tabela 16 apresenta alguns dos erros encontrados, colocando a resposta desejada e a resposta indicada pela rede.

Tabela 16 – Erros na indicação da área.

Caso	Tipo do curto	Local de aplicação	Resposta desejada	Resposta da rede
1	AB-Terra / $R = 0 \Omega$	75% (Barra 2 – Barra 3)	Área 1	Área 1 e 3
2	CA-Terra / $R = 20 \Omega$	75% (Barra 2 – Barra 15)	Área 1	Área 1 e 2
3	ABC-Terra / $R = 20 \Omega$	25% (Barra 7 – Barra 8)	Área 4	Área 3 e 4
4	B-Terra / $R = 10 \Omega$	50% (Barra 6 – Barra 7)	Área 3	Área 3 e 4
5	CA-Terra / $R = 0 \Omega$	75% (Barra 3 – Barra 26)	Área 3	Área 1 e 3
6	C-Terra / $R = 10 \Omega$	Barra 16	Área 2	Área 1 e 2
7	AB-Terra / $R = 0 \Omega$	50% (Barra 8 – Barra 9)	Área 4	Área 2 e 4

Como pode ser visto na Tabela 16, a maioria dos erros encontrados ocorreram próximos à sobreposição das áreas. Por exemplo, para o caso 3, a RNA1 deveria indicar somente o envolvimento da área 4. O resultado foi a atuação nas

áreas 3 e 4. Mesmo assim a resposta apresentada é aceitável, tendo em vista que a distância entre a aplicação da falta (25% da barra 7 para barra 8) para o local de sobreposição das áreas 3 e 4 (barra 7) é pequena.

O erro mais grosseiro ocorreu no caso 7, onde a resposta desejada deveria ser somente a área 4. Contudo, a RNA1 indicou o envolvimento das áreas 2 e 4, o que nem mesmo é possível, pois estas duas áreas não se sobrepõem.

Neste cenário, analisando todo o conjunto de dados utilizado para a fase de validação, perfazendo um total de 2.154 casos, a rede obteve um acerto de 97,67%. Este fato evidencia um desempenho satisfatório desta etapa para o monitoramento.

Com a indicação da área efetuada pela RNA1, dá-se sequência ao processo, ativando-se a RNA2, para classificação quanto ao tipo de falta. O processo de treinamento e validação desta RNA é descrito na próxima seção.

5.3 Classificação da Falta - RNA2

Este tópico apresenta os resultados quanto ao módulo classificador da falta, relacionados à RNA2. Nesta fase do processo, a classificação da falta quanto ao seu tipo (monofásica, bifásica, bifásica-terra, trifásica ou trifásica-terra) é então efetuada. A RNA2 também deve ser capaz de indicar quais fases estão envolvidas no curto-circuito (A, B ou C).

A partir da indicação da área pela RNA1, os dados das tensões trifásicas (valor RMS) do medidor da área onde a falta ocorreu são processados pela RNA2. A arquitetura da rede emprega os valores amostrados das tensões eficazes das três fases do medidor da área apontada pela RNA1. Por exemplo, caso a RNA1 apresente como resposta a falta ocorrendo na área 4, os dados do medidor da área 4 serão utilizados pela RNA2 para classificar o tipo da falta.

A rede irá fornecer em sua saída um vetor indicando as fases envolvidas na falta. A Tabela 17 apresenta as respostas desejadas para a RNA2, sendo esta composta de 4 saídas. A primeira saída (Saída 1) indica a presença ou não da fase A na falta. A segunda saída (Saída 2) é responsável por indicar a presença da fase B, e a terceira saída o envolvimento da fase C (Saída 3). Na quarta saída é indicado o envolvimento ou não do terra. Similarmente às saídas da RNA1, os dados de saída da RNA2 são binários, com 1 (um) indicando a presença, e 0 (zero) a ausência da fase monitorada.

Tabela 17 – Saídas desejadas para a RNA2.

Tipo da Falta	Saídas desejadas			
	Saída 1	Saída 2	Saída 3	Saída 4
A-Terra	1	0	0	1
B-Terra	0	1	0	1
C-Terra	0	0	1	1
AB-Terra	1	1	0	1
BC-Terra	0	1	1	1
CA-Terra	1	0	1	1
AB	1	1	0	0
BC	0	1	1	0
CA	1	0	1	0
ABC-Terra	1	1	1	1
ABC	1	1	1	0

A Tabela 18 exemplifica a relação atribuída entre algumas leituras das tensões apresentadas para a RNA2, e as suas respectivas saídas desejadas.

Tabela 18 – Entradas e saídas desejadas da RNA2 para a classificação das faltas nas barras (3, 5, 11, 13, 15 e 19).

		Barras em falta					
		3	5	11	13	15	19
Medidor Selecionado		M1 e M3	M3	M4	M1	M1 e M2	M3
Tipo da Falta		A-Terra	BC-Terra	ABC-Terra	C-Terra	AB	ABC
Leituras das Tensões Selecionadas	Fase A	0	1,223	0	1,101	0,497	0,654
	Fase B	0,952	0	0	1,201	0,497	0,665
	Fase C	1,115	0	0	0	0,976	0,628
Saídas Desejadas da RNA2	Saída 1	1	0	1	0	1	1
	Saída 2	0	1	1	0	1	1
	Saída 3	0	1	1	1	0	1
	Saída 4	1	1	1	1	0	0

Para o caso de sobreposição de áreas (Barras 3, 7 e 15), um pré-processamento é efetuado de modo que a RNA2 tenha como entradas os menores valores eficazes das tensões RMS entre os dois medidores envolvidos. Por exemplo, como pode ser visto na Tabela 18, caso a falta ocorra na barra 3, o menor valor entre as leituras de tensões RMS da fase A do medidor 1, e da fase A do medidor 3, será selecionado. Isso é aplicado também às outras fases. A equação (14) apresenta este processo, para o caso da barra 3.

$$\begin{aligned} V_{3,Fa} &= \min\{V_{M1,a} ; V_{M3,a}\} \\ V_{3,Fb} &= \min\{V_{M1,b} ; V_{M3,b}\} \\ V_{3,Fc} &= \min\{V_{M1,c} ; V_{M3,c}\} \end{aligned} \tag{14}$$

A escolha da utilização deste método para selecionar o menor valor eficaz foi feita baseando-se no monitoramento dos afundamentos de tensão por parte dos monitores alocados. O método foi validado e a RNA2 demonstrou bons resultados quanto a este procedimento, os quais serão apresentados nos próximos itens.

5.3.1 Topologia, Treinamento e Validação da RNA2

Para efetuar o processo de treinamento e validação, a RNA2 foi escolhida utilizando-se do algoritmo de validação cruzada apresentado no item 5.1.5.

A RNA2 empregada no processamento dos dados é uma rede *feedforward* do tipo PMC, sendo o algoritmo *Levenberg-Marquardt* utilizado pra o treinamento. A função de ativação sigmoide logística foi utilizada em todos os neurônios da rede. A

Tabela 19 apresenta alguns dos parâmetros da RNA2.

Tabela 19 – Parâmetros da RNA2.

Taxa de aprendizado	0,1
Precisão	10^{-5}
Número de entradas	3
Número de neurônios na saída	4

A Figura 41 apresenta a melhor topologia encontrada para a RNA2, após a aplicação do *script* de validação cruzada. A rede é composta de 3 entradas (3 fases do medidor selecionado), uma camada escondida com 6 neurônios, e uma camada de saída com 4 neurônios.

Figura 41 – Rede neural utilizada para a classificação da falta (3 entradas e 4 saídas).

Como utilizado no processo de treinamento da RNA1, os dados disponíveis, 5.499 casos de falta, foram divididos entre conjunto de treinamento e validação para a RNA2. Assim, 60% dos dados de cada área foram utilizados para treinamento, e o restante dos dados, 40%, foram utilizados somente no processo de validação.

De um total de 2.154 casos de falta apresentados à RNA2 para a validação da mesma, os quais não foram utilizados para treinamento, ocorreram somente 16 erros, totalizando mais de 99% de acerto. Em parte, essa alta taxa de acerto se deve a utilização dos dados do medidor da área em que a falta foi indicada, pois o mesmo encontra-se mais próximo ao curto-circuito, o que melhora o nível de eficiência da classificação do distúrbio. Todos os erros apresentados pela RNA2 podem ser observados na Tabela 20.

Tabela 20 – Erros na classificação da falta.

Caso	Tipo do curto	Local de aplicação	Resposta desejada	Resposta da rede
1	ABC-Terra / $R = 0 \Omega$	25% (Barra 2 – Barra 3)	ABC-Terra	ABC
2	ABC-Terra / $R = 0 \Omega$	50% (Barra 2 – Barra 3)	ABC-Terra	ABC
3	ABC-Terra / $R = 100 \Omega$	25% (Barra 0 – Barra 1)	ABC-Terra	BC-Terra
4	ABC-Terra / $R = 100 \Omega$	50% (Barra 0 – Barra 1)	ABC-Terra	BC-Terra
5	BC-Terra / $R = 100 \Omega$	Barra 1	BC-Terra	ABC-Terra
6	C-Terra / $R = 50 \Omega$	25% (Barra 0 – Barra 1)	C-Terra	CA-Terra
7	ABC-Terra / $R = 50 \Omega$	75% (Barra 0 – Barra 1)	ABC-Terra	BC-Terra
8	ABC / $R = 0 \Omega$	75% (Barra 2 – Barra 3)	ABC	BC
9	ABC / $R = 0 \Omega$	Barra 26	ABC	ABC-Terra
10	BC-Terra / $R = 0 \Omega$	Barra 7	BC-Terra	ABC-Terra
11	ABC / $R = 0 \Omega$	Barra 28	ABC	ABC-Terra
12	ABC / $R = 0 \Omega$	Barra 29	ABC	ABC-Terra
13	ABC / $R = 0 \Omega$	Barra 32	ABC	ABC-Terra
14	BC-Terra / $R = 0 \Omega$	Barra 34	BC	BC
15	B-Terra / $R = 100 \Omega$	75% (Barra 10 – Barra 11)	B-Terra	AB-Terra
16	ABC / $R = 0 \Omega$	50% (Barra 33 – Barra 34)	ABC	BC-Terra

5.4 Determinação da Distância da Falta

A partir da indicação da área da falta, e da classificação da mesma, procede-se para a determinação da distância da falta. Como se partiu de uma proposta na qual não foram encontrados trabalhos com metodologia parecida (utilização de valores RMS de medidores alocados de forma otimizada no SD para o diagnóstico de faltas), dois métodos foram propostos e testados neste trabalho, de modo a encontrar a melhor solução para o problema da determinação da distância da falta.

Nos próximos itens, todo o processo de validação e treinamento, assim como os dados de entrada utilizados, será explanado e descrito com detalhes. Além disto, foi efetuada uma comparação entre os dois métodos distintos, destacando as vantagens e desvantagens de cada um.

5.4.1 Metodologia para Determinação da Distância da Falta

Inicialmente definiu-se um ponto de referência para a determinação da distância onde a falta ocorreu. A barra de referência de cada área foi escolhida com base no medidor da área, ou seja, é a barra onde o medidor está alocado. A Tabela 21 mostra as informações utilizadas referentes a cada área.

Tabela 21 – Informações de cada área do sistema de distribuição.

	Área 1	Área 2	Área 3	Área 4
Barra de referência	14	23	32	36
Barra mais distante da referência	25% entre a barra 0 e a barra 1	19	28	34
Distância entre a barra de referência e a barra mais distante (m)	934,97	938,78	487,68	1048,51

Como princípio para o treinamento das redes, as barras de referência e as barras mais distantes foram incluídas durante todos os processos de treinamento, garantindo assim que a RNA tenha capacidade de generalizar todos os valores dentro do domínio das suas variáveis de entrada (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

Para exemplificar as distâncias referenciadas, analisando a Figura 42 (em escala e com aumento da Figura 39), caso a falta ocorra na barra 2, a distância total será a distância da barra 14 (referência) para a 13 (97,53 m), mais a distância da barra 13 para a barra 2 (121,92m), totalizando 219,45 m (caso 1 da Tabela 23). Esta metodologia foi seguida para todas as barras do sistema.

A Tabela 23 exemplifica alguns casos utilizados para o treinamento e a validação das RNA para a determinação da distância da falta. Na Figura 42 foi apresentado o caso número 1. A Figura 43 (a), (b) e (c) apresenta, respectivamente, os casos 2, 3 e 4 da Tabela 23.

Tabela 22 – Exemplos de distância da falta ao ponto de referência.

Caso	Local do curto	Medidor de Referência	Distância (m)
1	Barra 2	M1	219,45
2	Barra 4	M3	60,96
3	Barra 10	M4	182,88
4	Barra 20	M2	694,93

Figura 42 – Distância entre a barra 2 e a barra 14 (barra de referência da área 1).

A Tabela 23 exemplifica alguns casos utilizados para o treinamento e a validação das RNA para a determinação da distância da falta. Na Figura 42 foi apresentado o caso número 1. A Figura 43 (a), (b) e (c) apresenta, respectivamente, os casos 2, 3 e 4 da Tabela 23.

Tabela 23 – Exemplos de distância da falta ao ponto de referência.

Caso	Local do curto	Medidor de Referência	Distância (m)
1	Barra 2	M1	219,45
2	Barra 4	M3	60,96
3	Barra 10	M4	182,88
4	Barra 20	M2	694,93

Figura 43 – Distância entre as barras de referência e as barras apresentadas na Tabela 21.

Cabe comentar que as barras que estão em sobreposição de áreas não foram incluídas neste treinamento, pois, quando a RNA1 (RNA de indicação da área) indica uma destas barras, já se sabe a localização exata da mesma. Para cada falta, a respectiva distância foi associada. Deve ficar claro que neste trabalho não foi considerada a direção da falta (ramificações específicas), somente a distância entre o local da falta e a barra de referência.

Para melhorar o processo de treinamento é necessário pré-processar os padrões de entrada, visando uma maior eficiência e evitando as regiões de saturação das funções de ativação. Todo este processo corresponde a um problema de aproximação de funções. Assim, todos os valores de distância foram normalizados. Estes foram definidos no intervalo entre 0 e 1, o foi obtido dividindo-se todos os valores de distância pelo valor de distância base, apresentado na Tabela 21.

Com objetivo de aumentar a eficiência do processo da indicação da distância da falta, decidiu-se adicionar aos dados de entrada das RNA a corrente RMS medida na subestação. Isto se justifica pelo fato de que o valor da corrente de curto-circuito também depende da distância da falta (impedância do curto).

A arquitetura das RNA utilizadas é a apresentada na Figura 44. Todas as redes propostas neste trabalho para a determinação da distância da falta utilizam

a mesma arquitetura, usada para a aproximação de funções (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). A rede é composta de n entradas (tensões dos medidores selecionado(s) e correntes da subestação, das fases selecionadas), uma camada escondida com m neurônios, com funções de ativação sigmoide logística, e uma camada de saída com 1 neurônio, utilizando-se da função de ativação linear (distância de ocorrência).

Figura 44 – Modelo das RNA utilizadas para a determinação da distância da falta.

Alguns testes iniciais foram efetuados com o intuito de definir o melhor método para indicar a distância exata da falta. Após estes testes iniciais, definiu-se que seria utilizado um total de 80% dos dados para conjunto de treinamento, e o restante, 20%, para conjunto de teste e validação. Estes valores encontram-se dentro dos recomendados na literatura (60 a 90% para treinamento) (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

Para o treinamento, como método de avaliação do desempenho das RNA foi utilizado o cálculo do erro MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). O erro foi calculado em função da distância apresentada pela RNA. A equação (15) define este erro.

$$E = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{D_{real}(i) - D_{rna}(i)}{D_{real}(i)} \right) \times 100\% \quad (15)$$

Sendo:

E = erro total em %;

n = número de casos;

D_{real} = distância real da falta; e

D_{rna} = distância dada pela RNA.

Os métodos propostos na sequência utilizaram a metodologia supracitada e serão explicados a seguir.

5.4.2 Método 1

No primeiro método, foi utilizada uma RNA para localizar faltas monofásicas, uma RNA para faltas bifásicas, outra RNA para faltas bifásicas-terra, e por fim, uma RNA para faltas trifásicas. Neste caso, para cada área, quatro tipos de redes neurais diferentes foram treinados (para faltas trifásicas foi utilizada somente uma rede, com ou sem a presença do terra).

Inicialmente, considerando-se cada área, quatro RNA (uma RNA por área) foram treinadas para classificar faltas monofásicas. As entradas de cada rede são as respectivas tensões RMS das fases em falta do medidor da área e a corrente RMS da fase envolvida na falta, medida na subestação. Por exemplo, caso ocorra uma falta monofásica na fase A na área 2, as entradas da RNA responsável por determinar a distância da falta serão a tensão da fase A do medidor M2 e a corrente RMS da fase A medida na subestação. A informação de qual fase utilizar para localização das faltas vem da RNA2 utilizada para classificação da falta, mostrada no capítulo anterior.

A Tabela 24 apresenta, para as faltas monofásicas, as especificações de cada RNA e os erros encontrados para cada área. Como pode ser visto, o maior erro ocorreu na área 3 (198,13 m), com um erro médio em metros (16,3m) aceitável, considerando-se a distância base desta área (487,68m).

A Tabela 25 mostra os piores casos na localização das faltas nas RNA monofásicas. A Figura 45 apresenta um gráfico onde podem ser visualizados os números de casos utilizados para o treinamento em cada área, e a quantidade de casos dentre uma determinada faixa de erro. Como pode ser visto nesta figura, grande parte dos casos utilizados apresentou um erro de até 5%.

Tabela 24 – Erros das RNA para a localização de faltas monofásicas – Método 1.

Área	Distância Base (m)	Estrutura	Erro MAPE (%)	Erro Médio (m)	Erro Máximo (%)	Erro Máximo (m)
1	934,97	[2 18 1]	24,27	59,12	162,05	267,71
2	938,78	[2 11 1]	6,53	25,78	73,54	98,66
3	487,68	[2 19 1]	11,08	16,3	100,01	198,13
4	1048,51	[2 13 1]	15,86	27,45	128,65	145,62

Tabela 25 – Piores casos das RNA monofásicas – Método 1.

	RNA Área 1		RNA Área 2		RNA Área 3		RNA Área 4	
Pior caso em:	%	m	%	m	%	m	%	m
Tipo de Falta	AT	CT	AT	CT	BT	BT	AT	AT
Resistência (Ω)	100	100	100	100	100	100	100	100
Dist. Real (m)	73,15	653,03	115,82	603,50	198,12	198,12	91,44	353,57
Dist. RNA (m)	191,69	385,32	201,00	504,84	-0,01	-0,01	209,08	499,19
Erro (m)	118,54	267,71	85,18	98,66	198,13	198,13	117,64	145,62
Erro (%)	162,05	41	73,54	16,35	100,01	100,01	128,65	41,19

Figura 45 – Erros das RNA para a localização de faltas monofásicas – Método 1.

Similarmente as faltas monofásicas, para as faltas bifásicas e bifásicas-terra, as entradas de cada rede foram as respectivas tensões RMS do medidor da área, e as correntes RMS das fases envolvidas na falta. Por exemplo, para um falta bifásica com envolvimento das fases A e B na área 3, as entradas da RNA são as

medidas de tensão das fases A e B do medidor M3 e as correntes RMS das fases A e B medidas na subestação. A Tabela 26 apresenta, para as faltas bifásicas, as especificações de cada RNA e o erro mínimo encontrado para cada área. Na Tabela 26 podem ser observados os piores casos encontrados para esta RNA.

Tabela 26 – Erros das RNA para a localização das faltas bifásicas – Método 1.

Área	Distância Base (m)	Estrutura	Erro MAPE (%)	Erro Médio (m)	Erro Máximo (%)	Erro Máximo (m)
1	934,97	[4 6 1]	15,33	36,64	80,45	176,54
2	938,78	[4 11 1]	2,52	15,13	13,85	113,57
3	487,68	[4 8 1]	11,12	13,96	65,09	46,44
4	1048,51	[4 9 1]	2,81	6,6	12,47	40,21

Tabela 27 – Piores casos das RNA para as faltas bifásicas – Método 1.

	RNA Área 1		RNA Área 2		RNA Área 3		RNA Área 4	
Pior caso em:	%	m	%	m	%	m	%	m
Tipo de Falta	BC	BC	CA	CA	AB	BC	CA	AB
Resistência (Ω)	0	0	0	0	0	0	0	0
Dist. Real (m)	219,46	219,46	819,91	819,91	15,24	359,66	45,72	704,09
Dist. RNA (m)	396,00	396,00	706,34	706,34	25,16	313,22	51,42	744,30
Erro (m)	176,54	176,54	113,57	113,57	9,92	46,44	5,70	40,21
Erro (%)	80,45	80,45	13,85	13,85	65,09	12,91	12,47	5,71

A Figura 46 mostra, para as faltas bifásicas, o número de casos dentro de uma determinada faixa de erro.

Figura 46 – Erros para as RNA de localização de faltas bifásicas – Método 1.

A Tabela 28 e a Tabela 29 apresentam, para as faltas bifásicas-terra, as mesmas considerações anteriormente citadas. Na Figura 47 podem ser vistos os casos em função dos erros encontrados.

Tabela 28 – Erros das RNA para a localização de faltas bifásicas-terra – Método 1.

Área	Distância Base (m)	Estrutura	Erro MAPE (%)	Erro Médio (m)	Erro Máximo (%)	Erro Máximo (m)
1	934,97	[4 18 1]	15,07	33,13	53,37	147,9
2	938,78	[4 16 1]	2,45	11,52	24,07	143,72
3	487,68	[4 18 1]	12,96	10,82	230,42	92,49
4	1048,51	[4 20 1]	6,89	9,33	110,8	92,33

Tabela 29 – Piores casos das RNA para as faltas bifásicas-terra – Método 1.

	RNA Área 1		RNA Área 2		RNA Área 3		RNA Área 4	
Pior caso em:	%	m	%	m	%	m	%	m
Tipo de Falta	ABT	ABT	BCT	BCT	BCT	BCT	BCT	BCT
Resistência (Ω)	20	50	50	100	20	50	100	100
Dist. Real (m)	219,46	292,61	57,91	755,90	15,24	60,96	30,48	304,80
Dist. RNA (m)	336,59	440,51	43,97	899,62	50,36	153,45	-3,29	397,13
Erro (m)	117,13	147,90	13,94	143,72	35,12	92,49	33,77	92,33
Erro (%)	53,37	50,55	24,07	19,01	230,42	151,72	110,80	30,29

Figura 47 – Erros das RNA para a localização de faltas bifásicas-terra – Método 1.

Para as faltas trifásicas as RNA possuem seis (6) entradas (tensões trifásicas do medidor selecionado e correntes trifásicas medidas na subestação). A Tabela 30 apresenta, para as faltas trifásicas, as especificações de cada RNA e os respectivos erros encontrados. Na Tabela 31 podem ser vistos os piores casos para as RNA de localização de faltas trifásicas.

Tabela 30 – Erros das RNA para a localização de faltas trifásicas – Método 1.

Área	Distância Base (m)	Estrutura	Erro MAPE (%)	Erro Médio (m)	Erro Máximo (%)	Erro Máximo (m)
1	934,97	[6 12 1]	4,78	20,47	56,41	294
2	938,78	[6 20 1]	1	4,32	6,51	33,33
3	487,68	[6 11 1]	2,29	2,94	8,94	17,72
4	1048,51	[6 20 1]	0,91	1,79	7,42	9,83

Tabela 31 – Piores casos das RNA para a localização de faltas trifásicas – Método 1.

	RNA Área 1		RNA Área 2		RNA Área 3		RNA Área 4	
Pior caso em:	%	m	%	m	%	m	%	m
Tipo de Falta	ABCT	ABCT	ABCT	ABCT	ABC	ABC	ABCT	ABCT
Resistência (Ω)	0	0	10	10	0	0	100	0
Dist. Real (m)	521,21	521,21	512,06	512,06	198,12	198,12	30,48	353,57
Dist. RNA (m)	227,21	227,21	545,40	545,40	180,40	180,40	28,22	343,74
Erro (m)	294,00	294,00	33,33	33,33	17,72	17,72	2,26	9,83
Erro (%)	56,41	56,41	6,51	6,51	8,94	8,94	7,42	2,78

Na Figura 48, os casos podem ser analisados em função de uma determinada faixa de erro. Analisando os dados anteriores, conclui-se que o melhor resultado encontrado ocorreu para as faltas trifásicas, comparativamente às faltas monofásicas e bifásicas.

Para uma análise mais específica, a Tabela 32 apresenta o erro médio de cada área, considerando as 4 RNA treinadas (uma para cada tipo de falta), em função da resistência de falta. Como pode ser visualizado, para grande parte dos erros calculados, estes aumentam com o aumento da resistência da falta. Os maiores erros médios ocorreram com a resistência de falta de 100 Ω (com exceção da área 3).

Figura 48 – Erros das RNA para a localização de faltas trifásicas – Método 1.

Tabela 32 – Erro médio por área em função das resistências das faltas – Método 1

Resistência (Ω)	Área 1	Área 2	Área 3	Área 4
0	8,90 %	2,27 %	6,91 %	5,64 %
10	10,27 %	1,64 %	5,89 %	7,67 %
20	13,94 %	3,66 %	13,13 %	3,55 %
50	26,70 %	5,60 %	15,96 %	12,32 %
100	28,91 %	6,63 %	12,45 %	17,40 %

5.4.3 Método 2

Em uma segunda proposta, foram adicionadas aos parâmetros anteriormente utilizados, as tensões dos medidores das áreas adjacentes à área em que a falta ocorreu. Assim, para cada tipo de falta, uma RNA foi treinada utilizando os valores das tensões RMS do medidor da área em falta, bem como as tensões das áreas adjacentes. Similarmente ao primeiro método, também foram utilizadas as correntes das fases em falta. Por exemplo, para ocorrência de uma falta monofásica envolvendo a fase A na área 2, as entradas da RNA responsável por determinar a distância da falta serão as tensões da fase A dos medidores M1 e M2 e a corrente RMS da fase A medida na subestação.

A Tabela 33 apresenta a configuração de cada RNA utilizada no método 2 para a localização de faltas monofásicas, além de mostrar os respectivos erros

encontrados. Na Tabela 34 podem ser vistos os piores casos encontrados nestas RNA.

Tabela 33 – Erros das RNA na localização de faltas monofásicas – Método 2.

Área	Distância Base (m)	Estrutura	Erro MAPE (%)	Erro Médio (m)	Erro Máximo (%)	Erro Máximo (m)
1	934,97	[4 8 1]	14,85	33,96	57,68	275,46
2	938,78	[3 9 1]	2,86	12,94	26,09	97,02
3	487,68	[4 12 1]	5,56	6,03	145,16	35,18
4	1048,51	[3 9 1]	7,06	11,86	129,18	65,6

Tabela 34 – Piores casos das RNA para as faltas monofásicas – Método 2.

	RNA Área 1		RNA Área 2		RNA Área 3		RNA Área 4	
Pior caso em:	%	m	%	m	%	m	%	m
Tipo de Falta	CT	AT	CT	CT	BT	BT	BT	BT
Resistência (Ω)	10	50	100	100	100	100	50	100
Dist. Real (m)	24,38	653,03	371,86	371,86	15,24	60,96	30,48	182,88
Dist. RNA (m)	38,45	928,50	468,87	468,87	37,36	25,78	69,85	117,28
Erro (m)	14,06	275,46	97,02	97,02	22,12	35,18	39,37	65,60
Erro (%)	57,68	42,18	26,09	26,09	145,16	57,71	129,18	35,87

O gráfico da Figura 49 mostra o número de casos em função de uma determinada faixa de erro. Analisando esta figura, pode-se concluir que os erros apresentados na Tabela 34 são casos específicos, já que para a maioria dos casos, estes se encontram na faixa de erro de 0 a 5%.

Figura 49 – Erros das RNA para a localização de faltas monofásicas – Método 2.

Similarmente as faltas monofásicas, para as faltas bifásicas e bifásicas-terra, as entradas de cada rede foram as respectivas tensões RMS do medidor da área e das áreas adjacentes, e as correntes RMS medidas na subestação das fases envolvidas na área. Por exemplo, para um falta bifásica com envolvimento das fases A e B na área 3, as entradas da RNA responsável por determinar a distância da falta são as medidas de tensão das fases A e B do medidor M1, M3 e M4 e as correntes RMS das fases A e B medidas na subestação. A Tabela 35 apresenta, para as faltas bifásicas, as especificações de cada RNA e os erros encontrados para cada área. A

Tabela 36 mostra os piores casos das RNA para a localização de faltas bifásicas.

Tabela 35 – Erros das RNA para a localização de faltas bifásicas – Método 2.

Área	Distância Base (m)	Estrutura	Erro MAPE (%)	Erro Médio (m)	Erro Máximo (%)	Erro Máximo (m)
1	934,97	[8 14 1]	4,45	14,08	14,08	65,23
2	938,78	[6 8 1]	0,77	3,13	2,67	16,54
3	487,68	[8 12 1]	1,5	2,21	6,02	7,37
4	1048,51	[6 8 1]	0,92	2,76	4,09	25,69

Tabela 36 – Piores casos das RNA para a localização de faltas bifásicas – Método 2.

	RNA Área 1		RNA Área 2		RNA Área 3		RNA Área 4	
Pior caso em:	%	m	%	m	%	m	%	m
Tipo de Falta	AB	AB	BC	AB	CA	CA	CA	CA
Resistência (Ω)	0	0	0	0	0	0	0	0
Dist. Real (m)	219,46	653,03	249,94	694,94	15,24	137,16	627,89	627,89
Dist. RNA (m)	188,55	718,26	243,26	678,40	14,32	144,53	602,20	602,20
Erro (m)	30,90	65,23	6,67	16,54	0,92	7,37	25,69	25,69
Erro (%)	14,08	9,99	2,67	2,38	6,02	5,37	4,09	4,09

Na Figura 50 pode ser visto que grande parte dos casos ficaram com erros entre 0 e 5%, sendo que nas áreas 1 e 3 alguns casos apresentaram valores entre 5 e 10%.

A Tabela 37 apresenta, para as faltas bifásicas-terra, as especificações de cada RNA e os erros encontrados. Os erros MAPE encontrados para esta RNA ficaram todos abaixo de 8%, o que pode ser considerado aceitável, levando-se em conta a distância total do sistema.

Tabela 37 – Erros das RNA para a localização de faltas bifásicas-terra – Método 2.

Área	Distância Base (m)	Estrutura	Erro MAPE (%)	Erro Médio (m)	Erro Máximo (%)	Erro Máximo (m)
1	934,97	[8 15 1]	7,2	15,88	38,43	127,97
2	938,78	[6 12 1]	2,17	11,14	18,81	127,51
3	487,68	[8 15 1]	5,11	5,4	76,07	58,44
4	1048,51	[6 12 1]	4,3	5,12	78,80	54,35

Figura 50 – Erros das RNA para a localização de faltas bifásicas – Método 2.

A Tabela 38 apresenta os piores casos verificados para esta RNA. Para o caso do pior erro em % da área 3, este apresenta um valor de 76,07%. Considerando-se o tamanho total da linha (24,38), o erro foi de 18,55 m, o que eleva o erro percentual, mesmo não sendo uma distância grande na prática.

Tabela 38 – Piores casos das RNA para a localização de faltas bifásicas-terra – Método 2.

	RNA Área 1		RNA Área 2		RNA Área 3		RNA Área 4	
Pior caso em:	%	m	%	m	%	m	%	m
Tipo de Falta	CAT	BCT	CAT	ABT	ABT	ABT	BCT	ABT
Resistência (Ω)	100	0	100	100	100	50	10	50
Dist. Real (m)	73,15	794,00	173,74	755,90	24,38	106,68	15,24	182,88
Dist. RNA (m)	101,27	921,98	206,42	883,41	5,84	48,24	3,23	237,23
Erro (m)	28,12	127,97	32,68	127,51	18,55	58,44	12,01	54,35
Erro (%)	38,43	16,12	18,81	16,87	76,07	54,78	78,80	29,72

A Figura 51 apresenta o número de casos em função da faixa de erro para as RNA bifásicas-terra do método 2.

Figura 51 – Erros das RNA para a localização de faltas bifásicas-terra – Método 2.

Para as faltas trifásicas o modelo das RNA seguiu o mesmo padrão anteriormente apresentado para o método 2 (tensões trifásicas do medidor selecionado e das áreas adjacentes, juntamente com as correntes trifásicas da subestação). A Tabela 39 apresenta, para as faltas trifásicas, as especificações de cada RNA e os erros encontrados para cada área. Na Tabela 40 podem ser vistos os piores casos encontrados das RNA para a localização de faltas trifásicas.

Tabela 39 – Erros das RNA para a localização de faltas trifásicas – Método 2.

Área	Distância Base (m)	Estrutura	Erro MAPE (%)	Erro Médio (m)	Erro Máximo (%)	Erro Máximo (m)
1	934,97	[12 15 1]	1,49	7,4	8,04	63,87
2	938,78	[9 17 1]	1,03	6,17	7,89	50,02
3	487,68	[12 18 1]	0,42	0,54	4,37	2,11
4	1048,51	[9 15 1]	0,67	1,19	5,37	6,71

Tabela 40 – Piores casos das RNA para as faltas trifásicas – Método 2.

	RNA Área 1		RNA Área 2		RNA Área 3		RNA Área 4	
Pior caso em:	%	m	%	m	%	m	%	m
Tipo de Falta	ABCT	ABCT	ABCT	ABCT	ABCT	ABCT	ABCT	ABCT
Resistência (Ω)	0	0	50	50	0	100	100	100
Dist. Real (m)	794,00	794,00	633,98	633,98	30,48	338,33	45,72	182,88
Dist. RNA (m)	857,87	857,87	583,96	583,96	31,81	340,44	48,17	176,17
Erro (m)	63,87	63,87	50,02	50,02	1,33	2,11	2,45	6,71
Erro (%)	8,04	8,04	7,89	7,89	4,37	0,62	5,37	3,67

Com relação aos erros encontrados, analisando-se o gráfico da Figura 52, chega-se a conclusão de um bom resultado para as faltas trifásicas, pois quase 100% dos casos apresentaram um erro entre 0-5%.

Figura 52 – Erros das RNA para a localização de faltas trifásicas – Método 2.

A Tabela 41 apresenta o erro médio de cada área em função da resistência de falta. Seguindo o mesmo padrão apresentado para o método 1, os erros calculados no método 2 aumentam com o aumento da resistência da falta.

Tabela 41 – Erro médio por área em função das resistências das faltas – Método 2

Resistência (Ω)	Área 1	Área 2	Área 3	Área 4
0	3,66 %	1,08 %	1,60 %	1,41 %
10	7,84 %	1,41 %	2,75 %	4,76 %
20	10,39 %	1,60 %	2,94 %	3,66 %
50	13,47 %	2,88 %	4,90 %	7,28 %
100	14,12 %	4,15 %	8,21 %	6,50 %

No próximo item é efetuada uma comparação entre os dois métodos anteriormente apresentados.

5.4.4 Comparação entre o Método 1 e o Método 2

Para se chegar a uma conclusão acerca dos resultados anteriormente apresentados, efetuou-se uma comparação entre os dois métodos propostos. Como ficará evidente a seguir, o método 2 apresentou uma melhor eficiência na localização das faltas.

A Tabela 42 apresenta a comparação entre os métodos 1 e 2 para os erros MAPE e médio (em metros) encontrados para as faltas monofásicas. Neste caso, os erros MAPE do método 2 chegaram a ser a metade dos valores do método 1.

Tabela 42 – Comparação entre os métodos 1 e 2 para as faltas monofásicas.

Área	Método 1		Método 2	
	Erro MAPE	Erro Médio (m)	Erro MAPE	Erro Médio (m)
1	24,27	59,12	14,85	33,96
2	6,53	25,78	2,86	12,94
3	11,08	16,3	5,56	6,03
4	15,86	27,45	7,06	11,86

A Tabela 43 apresenta a comparação entre os erros para as faltas bifásicas. Como pode ser visto, o método 2 apresentou uma superioridade em comparação ao método 1.

Tabela 43 – Comparação entre os métodos 1 e 2 para as faltas bifásicas.

Área	Método 1		Método 2	
	Erro MAPE	Erro Médio (m)	Erro MAPE	Erro Médio (m)
1	15,33	36,64	4,45	14,08
2	2,52	15,13	0,77	3,13
3	11,12	13,96	1,5	2,21
4	2,81	6,6	0,92	2,76

Na Tabela 44 pode ser visualizada a comparação para as faltas bifásicas-terra. Analisando esta tabela, conclui-se que somente para a área 2 não se obteve uma grande diferença entre os métodos comparados. Mesmo assim, o método 2 foi melhor que o método 1.

Tabela 44 – Comparação entre os métodos 1 e 2 para as faltas bifásicas-terra.

Área	Método 1		Método 2	
	Erro MAPE	Erro Médio (m)	Erro MAPE	Erro Médio (m)
1	15,07	33,13	7,2	15,88
2	2,45	11,52	2,17	11,14
3	12,96	10,82	5,11	5,4
4	6,89	9,33	4,3	5,12

Na Tabela 45 a comparação é feita para as faltas trifásicas. Analisando os erros para a área 2, percebe-se que somente neste caso, o método 1 apresentou melhor resultado que o método 2. Contudo, a diferença foi pequena.

Tabela 45 – Comparação entre os métodos 1 e 2 para as faltas trifásicas.

Área	Método 1		Método 2	
	Erro MAPE	Erro Médio (m)	Erro MAPE	Erro Médio (m)
1	4,78	20,47	1,49	7,4
2	1	4,32	1,03	6,17
3	2,29	2,94	0,42	0,54
4	0,91	1,79	0,67	1,19

Os gráficos apresentados na Figura 53 efetuam as comparações entre os métodos 1 e 2 para os casos de erro MAPE.

Figura 53 – Comparativo dos erros MAPE entre os métodos 1 e 2.

Como demonstrado, o método 2 foi relativamente melhor quando comparado ao método 1. Possivelmente isso se deve a uma maior quantidade de informações utilizadas como entradas das RNA, as quais refletem as tensões dos medidores das áreas adjacentes.

Como análise geral dos métodos apresentados para a localização da distância da falta, verificou-se que para a área 1 (mais próxima da fonte) o resultado foi inferior ao restante das áreas, apresentando alguns erros relativamente altos. Para o restante das áreas, os erros encontrados permaneceram abaixo de 8% (método 2) e, em alguns casos (faltas trifásicas), o erro MAPE máximo foi de 1,49% (área 1), o que indica um bom resultado. Também se verificou que o erro aumenta com o aumento da resistência de falta, como apresentado anteriormente. Mas, como já citado, o objetivo deste trabalho era de demonstrar um método para localização de faltas de baixa impedância, chegando-se a resultados considerados satisfatórios, com erros inferiores a 4% para faltas com resistência de 0Ω .

6 Considerações Finais e Trabalhos Futuros

Devido à dificuldade relacionada ao monitoramento de faltas em SDS, e sabendo-se da importância relativa aos procedimentos de manutenção a estas ocorrências, os métodos apresentados neste trabalho caracterizam-se como uma boa alternativa de auxílio para operadores e engenheiros.

A metodologia apresentada é atraente, pois os únicos dados necessários são as tensões eficazes dos medidores, alocados de forma otimizada no sistema, para indicação da área afetada e classificação da falta. Cabe frisar que a alocação otimizada referenciada prima por um adequado monitoramento da qualidade da energia elétrica. Sendo assim, os mesmos medidores alocados para um monitoramento da QEE, propiciarão uma função extra para a operação do SDS, permitindo o seu uso para indicar a área afetada, classificar e localizar a situação de curto-circuito presenciada. Lembra-se também que foram utilizadas as correntes medidas na subestação para a localização da distância da falta, dados estes normalmente já registrados e de fácil acesso na subestação.

Na primeira parte do trabalho, a introdução, revisão bibliográfica e a metodologia foram apresentadas para o diagnóstico de situações de curtos-circuitos em sistemas de distribuição de energia elétrica. Em seguida apresentou-se a metodologia aplicada a um SDS e os resultados obtidos para indicação da área afetada e classificação da falta. Nestes, chegou-se a valores considerados de alto acerto (97,67% para indicação da área e mais de 99% para classificação quanto ao tipo da falta). Nestes casos foi utilizada somente uma RNA para cada processo, o que é interessante, pois diminui o esforço computacional, tendo uma resposta em um curto espaço de tempo.

Para a localização precisa da falta foram apresentados dois métodos, os quais chegaram a resultados considerados aceitáveis, com uma melhor taxa de acerto para o método 2. Os métodos testados demonstraram que os erros

encontrados aumentam com a resistência da falta, como já evidenciado nos trabalhos correlatos e apresentados nesta dissertação.

Um diferencial desta metodologia, quando comparada as tradicionais, é que esta utiliza os dados de tensão registrados em medidores estrategicamente alocados sobre o sistema de distribuição, dividindo o SDS em áreas específicas. Como descrito anteriormente, o objetivo final desta pesquisa foi o de oferecer um diagnóstico das situações de curtos-circuitos presenciadas, que possa auxiliar engenheiros e operadores na tomada de decisões na operação das subestações, e do sistema de distribuição como um todo. Assim, utilizando-se deste processo, será possível reduzir consideravelmente o tempo gasto pelas concessionárias de energia elétrica para localizar os curtos-circuitos passíveis de ocorrência sobre os SDS. Vale lembrar que esse tempo interfere diretamente na qualidade do serviço prestado pelas mesmas, objeto de fiscalização dos órgãos reguladores.

Como próximos passos para o desenvolvimento de trabalhos futuros, estes devem focar em melhores resultados para maiores resistências de faltas, além de tentar melhorar a precisão da localização, indicando tanto a distância quanto o ramo da ocorrência da falta. Além disto, é necessário melhorar os resultados já obtidos na implementação das RNA de localização da distância da falta, especialmente para as faltas próximas à subestação, as quais apresentaram um maior erro.

A partir dos resultados iniciais para o SDS específico, pode-se validar a técnica para outras topologias de SD (subterrâneos ou aéreos), verificando-se a sua aplicabilidade às mesmas. Pode-se, também, expandir a metodologia, aplicando a SD que utilizem geração distribuída.

Por fim, o estudo pode ser aperfeiçoado, testando-se diferentes arquiteturas e topologias de RNA, procurando-se a melhora dos resultados já obtidos neste trabalho.

6.1 Trabalhos Publicados

No que segue, listam-se as publicações decorrentes desta dissertação de mestrado até o momento.

FESTA, A. V.; MOTTER, D.; KEMPNER, T. R.; OLESKOVICZ, M.; COURY, D. V. **Redes Neurais Artificiais Aplicadas na Identificação das Áreas Envolvidas em Situações de Curtos-Circuitos em Sistemas de Distribuição**. In: Sixth IEEE/PES Transmission and Distribution: Latin America Conference and Exposition. Montevideo, 2012 - Uruguay.

FESTA, A. V.; KEMPNER, T. R.; OLESKOVICZ, M.; MOTTER, D.; COURY, D. V. **A Localização da Área Afetada e a Classificação de Faltas em Sistemas de Distribuição Utilizando RNA e Lógica Fuzzy**. In: X Conferência sobre Qualidade da Energia Elétrica – CBQEE, 2013. Araxá – MG.

MOTTER, D.; FESTA, A. V.; OLESKOVICZ, M.; KEMPNER, T. R.; VIEIRA JUNIOR, J. C. M.; COURY, D. V.. **Uso de Redes Perceptron Multicamadas para Estimar a Distância de Ocorrência de Curtos-Circuitos em um Sistema de Distribuição**. In: X Conferência sobre Qualidade da Energia Elétrica – CBQEE, 2013. Araxá – MG.

FESTA, A. V.; MOTTER, D.; KEMPNER, T. R.; OLESKOVICZ, M.; VIEIRA JUNIOR, J. C. M. **A Indicação da Área Afetada por Diferentes Tipos de Curtos-Circuitos em um Sistema de Distribuição Pela Aplicação de Redes Neurais Artificiais**. In: XI Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente – SBAI, 2013. Fortaleza - CE.

FESTA, A. V.; KEMPNER, T. R.; OLESKOVICZ, M. **Diagnóstico de Faltas em um Sistema de Distribuição Subterrâneo Utilizando Redes Neurais Artificiais**. In: 20º Congresso Brasileiro de Automática – CBA, 2014. Belo Horizonte – MG.

Referências Bibliográficas¹

Agência Nacional de Energia Elétrica. **Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional**. PRODIST, Módulo 8, Qualidade da Energia Elétrica. Resolução Normativa NO. 469/2011, 2012.

AL-DABBAGH, M.; AL-DABBAGH, L. Neural Networks Based Algorithm for Detecting High Impedance Faults on Power Distribution Lines. In: **International Joint Conference on Neural Networks**. Washington, DC, USA. v. 5, p. 3386-3390. USA: IEEE, 1999.

Alternative Transient Program / Electromagnetic Transient Program. **ATP/EMTP**. 2000.

AMASIFEN, J. C. C. **Metodologias para Avaliação de Riscos e Custos de Interrupções Causados por Faltas em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica**. Tese de Doutorado, EPUSP, 2008.

BARROS, A. C. **Deteção e Classificação de Faltas de Alta Impedância em Sistemas Elétricos de Potência Usando Lógica Fuzzy**. 2009. 89f. Dissertação. UNESP, Ilha Solteira. 2009.

BOLLEN, M. H. J. **Understanding Power Quality Problems: Voltage Sags and Interruptions**. New York, McGraw-Hill, IEEE Press Series on Power Engineering, 2000.

BRAGA, A. de P.; LUDERMIR, T. B.; CARVALHO, A. C. P. de L. F. **Redes Neurais Artificiais: Teoria e aplicações**. Rio de Janeiro. LTC. 2000.

BUTLER, K. L.; MOMOH, J. A. Detection and Classification of Line Faults on Power Distribution Systems using Neural Networks. **Circuits and Systems. Proceedings of the 36th Midwest Symposium on**. 16-18 Aug 1993.

CARPINELLI, G. *et al.* Methods for Assessing the Robustness of Electrical Power Systems Against Voltage Dips. **IEEE Transactions on Power Delivery**. vol. 24, no. 1, pp. 43-51, Jan. 2009.

CASTRO, C.; BUNCH, J.; TOPKA, T. Generalized Algorithms for Distribution Feeder Deployment and Sectionalizing. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**. Piscataway, NJ, v.PAS-99, n.2, p.549-557, 1980.

¹De acordo com a Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR 6023.

- CECATI, C; MOKRYANI, G.; PICCOLO, A.; SIANO, P. **An Overview on the Smart Grid Concept**. IECON 2010 – 36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society, p. 3322.-3327, 7-10 Nov. 2010.
- CHOI, M. S. et al. A Direct Three-Phase Circuit Analysis-Based Fault Location for Line-to-Line Fault. **IEEE Transactions on Power Delivery**. Piscataway, NJ, v.22, n.4, p.2541–2547, Oct. 2007.
- CHOI, M. S. et al. A New Fault Location Algorithm Using Direct Circuit Analysis for Distribution Systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**. Piscataway, NJ, v.19, n.1, p.35–41, Jan. 2004.
- CONRAD, L. LITTLE, K., GRIGG, C. Predicting and preventing problems associated with remote fault-clearing voltage dips. Industry Applications. **IEEE Transactions on**. vol. 27, no. 1, pp. 167-172, Jan/Feb 1991.
- COSER, J. **Contribuições aos Métodos para Localização de Faltas em Alimentadores de Distribuição**. Tese de Doutorado. Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis, 2006.
- COSER, J.; ROLIM, J. G. **Metodologia para Diagnóstico de Faltas em Sistemas de Distribuição Utilizando Redes Neurais Artificiais**. Congresso Brasileiro de Automática, Gramado. CBA. 2004.
- DECANINI, J. G. M. S. **Deteção e Classificação de Faltas de Curto-Circuito em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica Usando Lógica Nebulosa**. 2008. 110f. Dissertação. Universidade Paulista, Ilha Solteira, 2008.
- DUGAN, R. C.; MCGRANAGHAN, M. F.; SANTOSO, S.; BEATY, H. W. **Electrical Power System Quality**. Third Edition. McGraw-Hill Companies, INC. 2012.
- EBRON, S.; LUBKEMAN, D. L.; WHITE, M. **A Neural Network Approach to the Detection of Incipient Faults on Power Distribution Feeders**. IEEE Transactionson Power Delivery, Vol. 5, No. 2, April 1990.
- EPRI – Electric Power Research Institute. **Distribution System Power Quality Assessment: Phase II. Voltage Sag and Interruption Analysis**. Project Manager A. Sundaram. pp. 5-17. 2003.
- GOES, E. A. *et al.* **Aplicação de Redes Neurais na Identificação de Setores em Curto-Circuito nos Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica**. 9th Brazilian Conference on Dynamics, Control and their Applications. DICON'10. June 07-11, 2010.
- HAYKIN, S. **Redes Neurais: Princípios e prática**. 2 ed. Porto Alegre. Bookman, 2001.
- HERTZ, J.; KROGH, A.; PALMER, R. G. **Introduction to the Theory of Neural Computation**. Santa Fe Institute Studies in the Sciences of Complexity, v.1, Addison-Wesley. 1991.

JAVADIAN, S. A. M. *et al.* **Determining Fault's Type and Accurate Location in Distribution Systems with DG Using MLP Neural Networks.** Clean Electrical Power, 2009 International Conference on, p. 284-289. June, 2009.

KEMPNER, T. R. **A Robustez de um Sistema de Distribuição e a Alocação Ótima de Medidores de Qualidade da Energia Elétrica frente aos Afundamentos de Tensão.** Dissertação de Mestrado. Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2012.

KERSTING, W. H. **Radial Distribution Feeders.** Power Engineering Society Winter Meeting. IEEE, vol. 2. Pp. 908-912. IEEE 37 Node Test Feeder. 2001. Disponível em: <http://ewh.ieee.org/soc/pes/dsacom/testfeeders/index.html>. Acessado em abril de 2013.

LEE, S. J. *et al.* An Intelligent and Efficient Fault Location and Diagnosis Scheme for Radial Distribution Systems. **IEEE Transactions on Power Delivery.** USA, v.19, n.2, p.524-532, April, 2004.

MARTINS, L. S. *et al.* **The Application of Neural Networks and Clarke-Concordia Transformation in Fault Location on Distribution Power Systems.** Transmission and Distribution Conference and Exhibition, Asia Pacific. IEEE/PES. 2002.

MATHWORKS. **Neural Network Toolbox™, User's Guide R2013b.** Disponível: http://www.mathworks.com/help/pdf_doc/nnet/nnet Ug.pdf, Acessado em fevereiro de 2014

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. **Bulletin of Mathematical Biophysics.** Vol. 5, pp. 115-133, 1943.

MCGRANAGHAN, M. F.; MUELLER, D. R.; SAMOTYJ, M. J. Voltage Sags in Industrial Systems. **IEEE Transactions on Power Systems.** VOL. 29, NO.2, Mar/Apr, 1993.

MOMOH, J. A.; DIAS, L. G.; LAIRD, D. N. An Implementation of a Hybrid Intelligent Tool for Distribution System Fault Diagnosis. **IEEE Transactions on Power Delivery.** Vol. 12, No. 2, April 1997.

MORETO, M. **Localização de Faltas de Alta Impedância em Sistemas de Distribuição de Energia: Uma Metodologia Baseada em Redes Neurais Artificiais.** Dissertação de Mestrado, UFRGS, 2005.

NETO-TONELLI, 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.** X SBAI – Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente. 18 – 21 Dezembro. 2011.

OLIVEIRA, K. R. C.; SALIM, R. H.; BRETAS, A. S. **Estimação de Ramo Faltoso em Sistemas de Distribuição Desequilibrados.** VII Congresso Brasileiro de Redes Neurais, 2007.

POURAHMADI-NAKHLI, M.; SAFAVI, A. A. **Path Characteristic Frequency-Based Fault Location in Radial Distribution Systems Using Wavelets and Neural Networks**. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 26, NO. 2, April 2011.

PRIKLER, L. HOIDALEN, H. K. **ATPDraw version 3.5 for Windows 9x/NT/2000/XP**. User's Manual. 2002

ROYTMAN, L. *et al.* Direct Fault Location in Electrical Power Systems. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**. Piscataway, NJ, v. PAS-101, n.10, p.4049-4054, 1982.

SAMPAIO, R. F. **Sistema de Diagnóstico de Faltas para Subestações Baseado em Redes de Petri Coloridas**. 2002. 143f. Dissertação. Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2002.

SANTOS, F. G. *et al.* **Sistema de Diagnóstico de Faltas para Sistemas Elétricos Baseado em Redes de Petri Colorida**. [s.1, s.n]. p.5. 2007.

SILVA, I. N.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes Neurais Artificiais para Engenharia e Ciências Aplicadas**. Artliber Editora Ltda, 2010.

SOUZA, F. A. **Detecção de Falhas em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica Usando Dispositivos Programáveis**. Dissertação de Mestrado, UNESP – Ilha Solteira, 2008.

SPATTI, D. H. **Automatização de Processos de Detecção de Faltas em Linhas de Distribuição Utilizando Sistemas Especialistas Híbridos**. Tese de Doutorado. Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2011.

SULTAN, A. F.; SWIFT, G. W.; FEDIRCHUK, D. J. Detection of High Impedance Arcing Faults Using a Multi-Layer Perceptron. **IEEE Transaction on Power Delivery**. Vol. 7, No. 4, October, 1992.

TAKAGI, T. *et al.* **Development of a new fault locator using the one-terminal voltage and current data**. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Piscataway, NJ, v. PAS-101, n.8, p.2892-2898, August, 1982.

WASSERMAN, P. D. **Neural Computing: Theory and Practice**. Van Nostrand Reinhold, New York, 1989.

YAN, F.; LIU, W.; TIAN, L. A New Neural Network Approach for Fault Location of Distribution Network. **International Conference on Mechatronic Science, Electric Engineering and Computer**. August 19-22, 2011, Jilin, China. 2011.

ZHU, J.; LUBKEMAN, D. L.; GIRGIS, A. A. Automated Fault Location and Diagnosis on Electric Power Distribution Feeders. **IEEE Transactions on Power Delivery**. Piscataway, NJ, v.12, n.2, p.801-809, April, 1997.