



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

SAULO CUNHA ARAÚJO DE SOUZA

**USO DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS E TRANSFORMADA DE
STOCKWELL NA LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM LINHAS DE
TRANSMISSÃO**

FORTALEZA

2015

SAULO CUNHA ARAÚJO DE SOUZA

**USO DE REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS E TRANSFORMADA DE
STOCKWELL NA LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM LINHAS DE
TRANSMISSÃO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica. Área de concentração: Sistema de Energia Elétrica.

Orientador:

Prof. Dr. Arthur Plínio de Souza Braga

Coorientadora:

Profa. Ph.D. Ruth Pastôra Saraiva Leão

FORTALEZA

2015

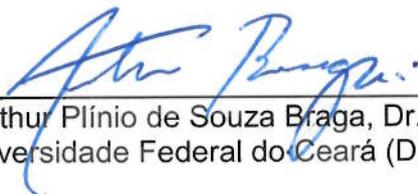
SAULO CUNHA ARAÚJO DE SOUZA

**USO DE REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS E TRANSFORMADA DE
STOCKWELL NA LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM
LINHAS DE TRANSMISSÃO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Ceará, como requisito à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica. Área de Concentração: Sistema de Energia Elétrica.

Aprovada em: 26/06/2015

BANCA EXAMINADORA



Prof. Arthur Plínio de Souza Braga, Dr. (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (DEE-UFC)



Profª Ruth Pastora Saraiva Leão, Drª. (Coorientadora)
Universidade Federal do Ceará (DEE-UFC)



Prof. Hermes Manoel Galvão Castelo Branco, Dr.
Universidade Federal do Ceará (UESPI)



Prof. Otacilio da Mota Almeida, Dr.
Universidade Federal do Piauí (UFPI)

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca de Pós-Graduação em Engenharia - BPGE

-
- S718u Souza, Saulo Cunha Araújo de.
Uso de redes neurais artificiais e transformada de Stockwell na localização de faltas em linhas de transmissão / Saulo Cunha Araújo de Souza. – 2015.
112 f. : il. color., enc. ; 30 cm.
- Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Departamento de Engenharia Elétrica, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Fortaleza, 2015.
Área de Concentração: Sistemas de Energia Elétrica.
Orientação: Prof. Dr. Arthur Plínio de Souza Braga.
Coorientação: Profa. Dra. Ruth Pastôra Saraiva Leão.

1. Engenharia elétrica. 2. Sistemas de potência elétrica - Proteção. I. Título.

AGRADECIMENTOS

À Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico – FUNCAP pelo apoio financeiro com a manutenção da bolsa auxílio.

Aos colegas Bruno Almeida, Wellington Silva, Paulo Henrique Cascavel, Juliano Pacheco, Fernando Américo, Lucas Melo e demais companheiros de pós-graduação pelos momentos de descontração e companheirismo demonstrados no decorrer do mestrado.

Aos professores participantes da Banca Examinadora Ph.D. Ruth Pastôra, Dr. Otacílio Almeida e Dr. Hermes Manoel pelo tempo disponibilizado além das valiosas críticas e sugestões apresentadas.

Aos professores M.Sc. Aryfrance Almeida e Eng. Francisco Carlos os quais fizeram despertar a curiosidade e interesse pelo estudo desenvolvido e proporcionaram a valiosa parceria exercida com a Universidade Federal do Piauí – UFPI e a Faculdade Santo Agostinho – FSA.

Aos meus pais pelo constante apoio e incentivo necessários para o desenvolvimento do trabalho e caminhar na pós-graduação.

Em especial, ao professor Dr. Arthur Plínio pela orientação, paciência e prestatividade durante todo o período na pós-graduação.

De maneira geral, a todos os engenheiros, pesquisadores e cientistas que tiveram a oportunidade de avaliar os trabalhos desenvolvidos durante o mestrado e reconheceram sua relevância científica.

“Toda a nossa ciência, comparada com a realidade, é primitiva e infantil – e, no entanto, é a coisa mais preciosa que temos.”

Albert Einstein (1879-1955)

RESUMO

Este trabalho apresenta um método automático de localização de faltas em linhas de transmissão baseado na Teoria das Ondas Viajantes (TOV) utilizando a Transformada de Stockwell (TS) para determinação dos tempos de propagação das ondas viajantes e da frequência dominante dos sinais transitórios gerados pelas situações de falta. O método considera o caso em que não há comunicação entre terminais ou há perda de sincronismo entre os equipamentos responsáveis pela estimação da localização das faltas utilizando, portanto, dados provenientes de apenas um terminal. Consideram-se faltas monofásicas envolvendo uma das fases e a terra, as quais ocorrem na primeira metade de uma linha de transmissão de parâmetros desconhecidos. Observa-se que o método (i) não se mostrou sensível a variações de resistência de falta e ângulo de incidência e (ii) os resultados obtidos apresentam erros entre 0,10% e 5,82% para faltas que ocorreram entre 7km e 99km do terminal de monitoramento. Para a melhoria da precisão na estimação da localização das faltas foi projetada uma Rede Neural Artificial (RNA) do tipo MLP (*Multi-Layer Perceptron*), treinada a partir de características dos sinais faltosos extraídas através da TS. Foram utilizados os sinais trifásicos de tensão amostrados na frequência de 200kHz gerados a partir de simulações no *software* ATP (*Alternative Transiente Program*), no qual foram realizadas 1280 simulações explorando diversas localizações e resistências de falta e ângulo de incidência. O método foi aplicado utilizando o *software* MATLAB®. De acordo com os resultados obtidos, a combinação da TS e RNA projetada apresentou melhores resultados do que a aplicação da TS e TOV, destacando-se na estimação da localização de faltas que ocorreram a maiores distâncias do terminal de monitoramento, com erros entre 0,02% e 1,56% para faltas que ocorreram entre 7km e 99km do terminal de monitoramento.

Palavras-chave: Ondas Viajantes; Transformada de Stockwell; Redes Neurais Artificiais; Localização de Faltas; Linhas de Transmissão.

ABSTRACT

This paper presents an automatic fault location method in transmission lines based on the Travelling Waves Theory (TWT) using the Stockwell Transform (ST) to determine the travelling waves propagation time and the dominant frequency of transient signals generated by faults. The method considers the case where there is no communication between terminals or loss of synchronism between the devices responsible for estimating the location of faults using, therefore, only data from one terminal. Single-phase faults only involving one of the phases and the earth area evaluated, which occur in the first half of a transmission line of unknown parameters. It is observed that the method (i) wasn't sensitive to fault resistance variations and inception angle and (ii) the obtained results presented errors between 0,10% and 5,82% for faults that occurred between 7km and 99km from the monitoring terminal. To improve the accuracy of estimating the fault location, an Artificial Neural Network (ANN) of the type MLP (Multi-Layer Perceptron) is designed, and trained with characteristics extracted from the faulty signals using ST. The ATP (Alternative Transient Program) software was adopted for simulation of a three phase transmission line which voltage signals were sampled at 200kHz. The simulations were performed exploring 1280 combinations of the following parameters: fault locations, fault resistances and inception angle. The method was developed using the software MATLAB®. According to the obtained results, the combination of ST with ANN presented better results than the application of ST and TWT. Such improvement is highlighted for the estimation of fault location at greater distances from the monitoring terminal, with errors between 0,02% and 1,56% for faults that occurred between 7km and 99km from the monitoring terminal.

Keywords: Travelling Waves; Stockwell Transform; Artificial Neural Network; Fault Location; Transmission Lines.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 -	Monitoramento Multi-Terminal: Comunicação e Sincronismo entre Terminais .	23
Figura 2 -	Monitoramento no Terminal Local: Perda de Comunicação e/ou Sincronismo entre Terminais	23
Figura 3 -	Propagação das Ondas Viajantes em Direção aos Terminais A e B.....	25
Figura 4 -	Sinais Trifásicos de (a) Corrente e (b) Tensão na Ocorrência de Falta Monofásica do Tipo A-T registrados no terminal local	26
Figura 5 -	Destaque dos Transitórios do Sinal de Tensão da Fase Faltosa da Figura 2b	27
Figura 6 -	Modelo Matemático do Neurônio	42
Figura 7 -	Exemplo de Curva de Aprendizagem	47
Figura 8 -	Topologia da Linha de Transmissão Considerada	50
Figura 9 -	Estrutura da Torre de Transmissão	50
Figura 10 -	Linha de Transmissão com Circuitos Equivalentes em Cada Terminal	51
Figura 11 -	Circuito Equivalente do Modelo de Linha entre os Nós k e m	53
Figura 12 -	Sistema de Transmissão Simulado no ATP	53
Figura 13 -	Janela de Configuração do Modelo da Linha	56
Figura 14 -	Janela de Configuração dos Parâmetros e da Disposição dos Condutores	56
Figura 15 -	Falta Monofásica AT, $d = 8\text{km}$, $R_f = 50\Omega$, $\theta = 45^\circ$	58
Figura 16 -	Falta Monofásica AT, $d = 45\text{km}$, $R_f = 120\Omega$, $\theta = 135^\circ$	59
Figura 17 -	Falta Monofásica AT, $d = 95\text{km}$, $R_f = 20\Omega$, $\theta = 270^\circ$	59
Figura 18 -	Faltas sem o envolvimento da terra na (a) Primeira e (b) Segunda Metade da Linha	62
Figura 19 -	Faltas com o envolvimento da terra na (a) Primeira e (b) Segunda Metade da Linha	62
Figura 20 -	Exemplo de Espectro do Modo Terra obtido Através da TS	67
Figura 21 -	<i>Voice</i> em (a) 12,3kHz (c) 25,5kHz. Em (b), detalhe de (a) e (d), detalhe de (c)...	68
Figura 22 -	Frequências Dominantes em Função da Distância da Falta	69
Figura 23 -	Extração de Características para a RNA	71
Figura 24 -	Arquitetura Parcial da Rede MLP	72
Figura 25 -	Fluxograma do Método de Localização Automática de Faltas Proposto	73
Figura 26 -	Sinais de Tensão Trifásicos	76
Figura 27 -	Sinais de Tensão Trifásicos Desacoplados	76

Figura 28 -	Espectro do Modo Terra	77
Figura 29 -	<i>Voice</i> em 24,47kHz - Extração dos Tempos t_1 e t_2	77
Figura 30 -	Sinais de Tensão Trifásicos	78
Figura 31 -	Sinais de Tensão Trifásicos Desacoplados	78
Figura 32 -	Espectro do Modo Terra	79
Figura 33 -	<i>Voice</i> em 11,69kHz - Extração dos Tempos t_1 e t_2	79
Figura 34 -	Sinais de Tensão Trifásicos	80
Figura 35 -	Sinais de Tensão Trifásicos Desacoplados	80
Figura 36 -	Espectro do Modo Terra	82
Figura 37 -	<i>Voice</i> em 7,68kHz - Extração dos Tempos t_1 e t_2	82
Figura 38 -	Espectro do Modo Terra em Função da Localização da Falta	83
Figura 39 -	Frequências Dominantes em Função da Localização da Falta	84
Figura 40 -	Espectro do Modo Terra em Função da Resistência de Falta	85
Figura 41 -	Frequências Dominantes em Função da Resistência de Falta	85
Figura 42 -	Espectro do Modo Terra em Função do Ângulo de Incidência da Falta	86
Figura 43 -	Frequências Dominantes em Função do Ângulo de Incidência	87
Figura 44 -	Erro Relativo em Função do Ângulo de Incidência da Falta	89
Figura 45 -	Erro Relativo em Função da Distância da Falta	92
Figura 46 -	Curvas de Aprendizagem	92
Figura 47 -	Dispersão de EMQ do Conjunto de Validação	93
Figura 48 -	Curvas de Aprendizagem	94
Figura 49 -	Arquitetura Final da Rede MLP	96
Figura 50 -	Comparação entre Métodos	99
Figura 51 -	Dispersão de Erros Relativos do Conjunto de Teste	102

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 –	Rede de Transmissão Brasileira (2013)	16
Tabela 2 –	Características da Linha de Transmissão.....	47
Tabela 3 –	Características dos Condutores.....	48
Tabela 4 –	Descrição dos Componentes Utilizados na Simulação	49
Tabela 5 –	Situações de Falta Simuladas	53
Tabela 6 –	Exemplos de Situações de Falta a Serem Aplicadas a TS e TOV	66
Tabela 7 –	Distâncias Estimadas para as Situações de Falta 1, 2 e 3.....	73
Tabela 8 –	Localização Estimada das Falta Através da Metodologia que Utiliza a TS e TOV.....	79
Tabela 8 –	Erro Médio Quadrático ($\times 10^{-4}$) do Conjunto de Treinamento em Diversas Arquiteturas de Rede e Treinamentos	82
Tabela 9 –	Erro Médio Quadrático ($\times 10^{-4}$) do Conjunto de Validação em Diversas Arquiteturas de Rede e Treinamentos	82
Tabela 10 –	Erro Médio Quadrático ($\times 10^{-4}$) do Conjunto de Teste em Diversas Arquiteturas de Rede e Treinamentos	83
Tabela 11 –	Conjunto de Teste	98
Tabela 12 –	Conjunto de Validação	101

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AMR	Análise Multi-Resolução
A-T	Falta Monofásica Envolvendo a Fase A e a Terra
ATP	<i>Alternative Transient Program</i>
CBA	Congresso Brasileiro de Automática
CHESF	Companhia Hidro Elétrica do São Francisco
DFR	<i>Digital Fault Recorder</i>
DWT	<i>Discrete Wavelet Transform</i>
EMQ	Erro Médio Quadrático
ES	Espírito Santo
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i>
IC	Inteligência Computacional
LMS	<i>Least Mean Square</i>
LT	Linha de Transmissão
MA	Maranhão
MG	Minas Gerais
MLP	Multi-Layer Perceptron
ONS	Operador Nacional do Sistema Elétrico
PI	Piauí
PMU	<i>Phasor Measurements Units</i>
RNA	Redes Neurais Artificiais
RP	Retropropagação
SIN	Sistema Interligado Nacional
TF	Transformada de Fourier
TO	Tocantins
TOV	Teoria das Ondas Viajantes
TS	Transformada de Stockwell
TSD	Transformada de Stockwell Discreta
TW	Transformada <i>Wavelet</i>
TWC	Transformada <i>Wavelet</i> Contínua

LISTA DE SÍMBOLOS

®	Marca Registrada
Ω	Ohms
α	Componente da Transformada de Clarke
β	Componente da Transformada de Clarke
×	Operador Multiplicação
V	Volts

LISTA DE VARIÁVEIS

θ	Ângulo de Incidência
R_f	Resistência de Falta
F_D	Frequência Dominante
l_t	Comprimento da Linha de Transmissão
t_1, t_2	Tempos de Propagação das Ondas Viajantes
H_N	Quantidade de Neurônios na Camada Oculta
d	Distância Real da Falta
d_E	Distância Estimada pelo Método TS e TOV
d_{MLP}	Distância Estimada pela Rede MLP
At_1, At_2	Amplitude Correspondente aos Picos em t_1 e t_2
V_a, V_b, V_c	Sinais de Tensão nas Fases A, B e C
γ	Constante de Propagação
ω	Velocidade Angular

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO À LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM LINHAS DE TRANSMISSÃO.....	17
1.1. Motivação	19
1.2. Objetivos.....	20
1.3. Metodologia.....	21
1.4. Contribuições Científicas.....	21
1.5. Organização do Trabalho	22
2. LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM LINHAS DE TRANSMISSÃO.....	24
2.1. Quantidade de Terminais de Monitoramento	24
2.1.1. Monitoramento Multi-Terminal	24
2.1.2. Monitoramento no Terminal Local	25
2.2. Técnicas de Localização Automática de Falhas em Linhas de Transmissão....	26
2.2.1. Métodos Baseados nas Componentes da Frequência Fundamental.....	26
2.2.2. Métodos Baseados nas Componentes de Alta Frequência.....	27
2.2.3. Métodos Baseados em Inteligência Computacional	35
2.3. Considerações Parciais.....	36
3. FUNDAMENTOS SOBRE A TRANSFORMADA DE STOCKWELL E REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	38
3.1. Transformada de Stockwell.....	38
3.1.1. Transformada de Stockwell a partir da Transformada de Fourier de Tempo Curto	39
3.1.2. Transformada de Stockwell a partir da Transformada Wavelet	41
3.1.3. Transformada de Stockwell Discreta	42
3.2. Redes Neurais Artificiais	43
3.2.1. Modelo do Neurônio.....	44
3.2.2. Aprendizado das Redes Neurais Artificiais.....	45
3.2.3. Redes Multi-Layer Perceptron	46

3.2.4.	<i>Treinamento da Rede Multi-Layer Perceptron</i>	46
3.2.5.	<i>Definição da Arquitetura da Rede</i>	49
3.3.	Considerações Parciais	50
4.	PROPOSTA DE METODOLOGIA DE LOCALIZAÇÃO AUTOMÁTICA DE FALTAS EM LINHAS DE TRANSMISSÃO	51
4.1.	Topologia e Modelagem da Linha de Transmissão em Análise	51
4.1.1.	<i>Modelagem no Software ATP</i>	55
4.1.2.	<i>Considerações do Sistema de Transmissão</i>	57
4.1.3.	<i>Identificação, Classificação e Pré-Localização das Faltas</i>	59
4.1.4.	<i>Situações de Faltas Simuladas</i>	59
4.1.5.	<i>Desacoplando as Tensões Trifásicas Através da Transformada de Clarke</i>	61
4.2.	Localização da Falta Através das Ondas Viajantes	63
4.2.1.	<i>Determinação da Velocidade de Propagação v</i>	65
4.3.	Aplicação da Transformada de Stockwell na Localização das Faltas	66
4.3.1.	<i>Identificação da Frequência Dominante f_D Através da TS</i>	66
4.3.2.	<i>Extração de t_1 e t_2 através da Transformada de Stockwell</i>	70
4.4.	Aplicação de RNAs na Estimação da Localização das Faltas	70
4.4.1.	<i>Formação dos Padrões de Entrada da RNA</i>	70
4.4.2.	<i>Definição da Arquitetura da Rede MLP</i>	72
4.5.	Considerações Parciais	74
5.	ESTUDO DE CASOS E ANÁLISE DE RESULTADOS	72
5.1.	Aplicação da Transformada de Stockwell e Ondas Viajantes na Localização Automática das Faltas na Linha de Transmissão	75
5.1.1.	<i>Situação de Falta 1</i>	76
5.1.2.	<i>Situação de Falta 2</i>	78
5.1.3.	<i>Situação de Falta 3</i>	80
5.1.4.	<i>Análise da Sensibilidade da Transformada de Stockwell na Determinação da Frequência Dominante em Função da Variação de d, R_f e θ</i>	82

5.1.4.1.	<i>Análise da Frequência Dominante em Função da Distância da Falta</i>	83
5.1.4.2.	<i>Análise da Frequência Dominante em Função da Resistência de Falta</i>	84
5.1.4.3.	<i>Análise da Frequência Dominante em Função do Ângulo de Incidência</i>	85
5.1.5.	<i>Precisão do Método Utilizando Transformada de Stockwell e Ondas Viajantes</i> ...	86
5.2.	Projeto da Rede MLP	89
5.2.1.	<i>Treinamento, Validação e Teste da Rede MLP</i>	89
5.2.2.	<i>Definição da Arquitetura da Rede MLP</i>	91
5.3.	Estimação da Localização das Faltas a Partir de Padrões não Apresentados na Etapa de Treinamento e Validação	94
5.4.	Considerações Parciais	98
6.	CONCLUSÕES	99
6.1.	Perspectivas de Trabalhos Futuros	101
	REFERÊNCIAS	102

1. INTRODUÇÃO À LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM LINHAS DE TRANSMISSÃO

No Brasil, o Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) é responsável pelos principais estudos e ações na operação coordenada do Sistema Interligado Nacional (SIN) e na administração dos serviços de transmissão na Rede Básica (instalações com tensões nominais iguais ou superiores a 230 kV). Dentre os diferentes macroprocessos inerentes à atuação do ONS, está a ampliação da rede de transmissão de energia elétrica. A Tabela 1 mostra a extensão de linhas de transmissão, em km, no ano de 2013, de acordo com os níveis de tensão para transmissão de energia elétrica praticados no Brasil.

Tabela 1: Rede de Transmissão Brasileira (2013)

Tensão [kV]	Extensão de Linha [km]
230 CA	49.969,0
345 CA	10.272,3
440 CA	6.728,2
500 CA	39.123,1
600 CC	7.992,0
750 CA	2.683,0
SIN	116.767,6

Fonte: ONS, 2014

As linhas de transmissão são submetidas, por vezes, a situações causadas, por exemplo, por tempestades, descargas atmosféricas, quebra de isoladores ou de condutores, até mesmo, pássaros e objetos feitos pelo homem, as quais provocam falhas na operação das linhas (SAHA; IZYKOWSKI ; ROSOLOWSKI, 2010). Tais situações podem provocar curto-circuito e pôr em risco a continuidade, segurança e confiabilidade do fornecimento de energia elétrica aos consumidores finais. Faltas deste tipo podem causar estresse eletrodinâmico e térmico, os quais são potencialmente danosos, podendo causar incêndios ou explosões (DAS, 2001).

O sistema de transmissão de energia elétrica está sujeito à ocorrência de faltas de natureza permanente ou temporária. Estas últimas, ocorrem com maior frequência e são auto-eliminadas. Em contrapartida, as faltas permanentes sucedem à atuação de equipamentos de proteção, os quais atuam no sentido de isolar o segmento de linha com defeito do restante do sistema elétrico, evitando a propagação do distúrbio e desligamentos indevidos. Nestes casos, a recomposição do sistema elétrico é realizada logo que uma equipe de manutenção identifique e elimine a causa da falta. Para isto, a

localização da falta deve ser determinada, caso contrário, toda a linha de transmissão deve ser inspecionada (SAHA; IZYKOWSKI; ROSOLOWSKI, 2010).

A ocorrência de faltas em linhas de transmissão pode causar impactos de grandes proporções acompanhados de perdas de produtividade e financeiras, colocando como objeto de extrema importância a identificação do distúrbio e a localização da ocorrência para que a recomposição do sistema elétrico seja executada em tempo hábil. No caso de ocorrência de curto-circuito, é possível classificar a falta identificando as fases envolvidas e a distância desta em relação a um ponto de referência - geralmente, um ou mais terminais de monitoramento ou subestações onde as correntes e tensões trifásicas são monitoradas (SAHA; IZYKOWSKI; ROSOLOWSKI, 2010).

A importância da localização de faltas em linhas de transmissão torna-se mais evidente quando toma-se o caso em que equipes de manutenção necessitam inspecionar longas linhas de transmissão em terrenos irregulares. Por isso, faz-se necessário que a localização da falta seja conhecida ou estimada com a maior precisão possível a fim de reduzir o tempo para a recomposição do sistema elétrico e minimizar os gastos envolvidos.

A função de localização de faltas em linhas de transmissão pode ser realizada através de programas de análise pós-falta utilizando dados de oscilografia, relés de proteção com microprocessadores integrados ou gravadores digitais de falta (*Digital Fault Recorder – DFR*) que permitem a comunicação entre terminais remotos (QUALITROL, 2014; SELNIC, 2014). Nestes últimos, a localização da falta é estimada através de um algoritmo de localização de falta embarcado em seus circuitos integrados. Dessa forma, é possível estimar, de forma automatizada, a distância da falta em relação ao terminal de monitoramento.

No presente trabalho, as técnicas baseadas na Teoria das Ondas Viajantes e Inteligência Computacional serão apresentadas separadamente. Posteriormente, a combinação das técnicas será efetuada a fim de avaliar o desempenho de um algoritmo de localização de faltas considerando a simulação da ocorrência de faltas numa linha de transmissão real através de uma metodologia de análise pós-falta que utiliza dados provenientes de oscilografia.

1.1. Motivação

A fonte de energia elétrica predominante no Brasil é a hidroelétrica que, geralmente, encontra-se distante dos grandes centros de carga sendo necessário transportar grande quantidade de energia por longas distâncias através das linhas de transmissão. Ainda, a diversidade biológica e climática característica do país assim como fatores políticos e socioeconômicos expõem o SIN a condições adversas as quais podem impactar nos seus indicadores de qualidade e, sobretudo, no fornecimento de energia elétrica aos consumidores a ele interligados.

De acordo com a Tabela 1, o SIN brasileiro possui mais de 116 mil km de linhas de transmissão interligando diferentes regiões do país, equivalente a cerca de três vezes a circunferência terrestre. Desta forma, o SIN possui características que permitem considerá-lo único no cenário internacional.

No Brasil, há alguns registros de ocorrência de falhas em linhas de transmissão de energia elétrica por causas variadas. Em 2011, durante um forte temporal, foi registrado um curto-circuito causado por uma descarga atmosférica que atingiu a linha de transmissão de 345 kV Taquaril-Barreto, a qual interliga o estado de São Paulo – SP ao estado de Minas Gerais – MG, que resultou no desligamento automático da linha Ouro-Preto-Vitória, a qual interliga o estado de Minas Gerais - MG ao estado do Espírito Santo – ES, e interrompeu o fornecimento de 3.960 MW entre os estados. A recomposição do sistema foi estabelecida cerca de duas horas após a ocorrência (ONS, 2014).

Em 2012, uma falha na chave seccionadora de uma linha com compensação em série causou um curto-circuito na linha de transmissão de 500 kV Colinas-Imperatriz que interliga os estados do Tocantins – TO e Maranhão – MA e que faz parte da interligação entre diferentes subsistemas do país. Com a atuação dos dispositivos de proteção, houve o isolamento da região Norte e Nordeste e a interrupção de 3.400 MW e 9.500 MW, respectivamente. Cerca de quatro horas após a ocorrência 30% da carga total afetada permanecia sem energia elétrica (ONS, 2014).

Em 2013, devido a um foco de calor (queimada na região), houve o desligamento da linha de transmissão de 500 kV, circuito duplo, Ribeiro Gonçalves – São João do Piauí, no estado do Piauí – PI, configurando uma contingência dupla. A ocorrência resultou na separação da região Nordeste do restante do SIN e interrompeu cerca de 10.900 MW. O sistema foi totalmente recomposto cerca de duas horas após a ocorrência (ONS, 2014).

De acordo com os fatos, o sistema de transmissão brasileiro está sujeito a ocorrência de faltas que causam diversos prejuízos os quais são potencializados à medida que o sistema mantém-se em condição anormal de operação. Portanto, o tempo de recomposição do sistema elétrico deve ser reduzido e, para isso, a localização da falta deve ser estimada com precisão.

1.2. Objetivos

O presente trabalho visa auxiliar as equipes de operação e manutenção e reduzir o tempo de recomposição do sistema elétrico em casos de ocorrências de faltas do tipo curto-circuito em linhas de transmissão.

➤ Objetivo Geral

- Desenvolver um método capaz de estimar a localização de faltas em linhas de transmissão utilizando dados registrados em apenas um terminal da linha de transmissão.

➤ Objetivos Específicos

- Investigar e avaliar a aplicação da Transformada de Stockwell em conjunto com a Teoria das Ondas Viajantes na localização de faltas em linhas de transmissão;
- Analisar a sensibilidade da Transformada de Stockwell quando ocorre variação da resistência de falta, ângulo de incidência e distância da falta ao terminal de monitoramento;
- Investigar a aplicação da Transformada de Stockwell no processamento dos sinais de tensão e extração de características relevantes dos transitórios oscilatórios gerados por diferentes situações de falta para treinamento de uma Rede Neural Artificial a fim de reduzir ou eliminar limitações do método;
- Investigar e avaliar a aplicação da Transformada de Stockwell e Redes Neurais Artificiais na localização de faltas em linhas de transmissão;
- Projetar uma Rede Neural Artificial para melhorar a resposta do método de localização automática de faltas baseado na Transformada de Stockwell e Teoria das Ondas Viajantes;
- Comparar a resposta dos métodos de localização automática de faltas que utilizam a Transformada de Stockwell e Teoria das Ondas Viajantes, e Transformada de Stockwell e Redes Neurais Artificiais.

1.3. Metodologia

Neste trabalho considera-se a ocorrência de faltas do tipo curto-circuito monofásico numa linha de transmissão de dois terminais, sendo um terminal de monitoramento e outro remoto. Desta forma, o algoritmo de localização automática de faltas a ser desenvolvido faz uso de dados monitorados em apenas um terminal. Ainda, admite-se que, em caso de faltas permanentes ou temporárias, ocorre a ação de relés de proteção ou religadores a fim de recompor o sistema elétrico ou isolar a falha. Uma vez que a ocorrência é identificada e caracterizada como permanente, os dados de oscilografia são coletados a fim de executar uma rotina de análise pós-falta, caracterizando o método como *off-line*. Os dados amostrados de tensão trifásicas são desacoplados através da Transformada de Clarke (CLARKE, 1943) e, posteriormente, o sinal do modo zero ou terra é tratado através da Transformada de Stockwell (STOCKWELL; MANSINHA; LOWE, 1996), pela qual serão identificadas informações necessárias para aplicação da Teoria das Ondas Viajantes (TOV) (BEWLEY, 1963) e, assim, estimar a localização das faltas. Tais informações são características das faltas e serão utilizadas como padrões de entrada de uma Rede Neural Artificial do tipo *Multi-Layer Perceptron* (MLP) treinada através do algoritmo *Levenberg-Marquardt* a fim de aumentar a precisão das estimativas.

O algoritmo de localização de faltas foi desenvolvido utilizando o *software* MATLAB® e os dados de simulação são obtidos através da modelagem, utilizando o *software Alternative Transient Program – ATP*, da linha de transmissão trifásica em corrente alternada de 500 kV, 60Hz, a qual interliga as subestações Presidente Dutra, no estado do Maranhão – MA e Boa Esperança, no estado do Piauí - PI, de propriedade da Companhia Hidro Elétrica do São Francisco – CHESF. Os resultados obtidos foram analisados a partir da precisão obtida em diferentes situações de falta, envolvendo diversas distâncias, ângulos de incidência e resistência de falta.

1.4. Contribuições Científicas

O desenvolvimento deste trabalho deu origem aos seguintes artigos:

- SAULO C. A. SOUZA, ARYFRANCE R. ALMEIDA, ARTHUR P. S. BRAGA, OTACÍLIO R. ALMEIDA, FRANCISCO C. M. ABREU, JOSÉ S. A. JÚNIOR (2014). Localização de Falhas em Linhas de Transmissão Usando Redes Neurais Artificiais e Ondas Viajantes. *Anais do XX Congresso Brasileiro de Automática – CBA 2014*. pp. 2716-2723. Belo Horizonte, MG.

- SAULO C. A. SOUZA, ARYFRANCE R. ALMEIDA, ARTHUR P. S. BRAGA, OTACÍLIO R. ALMEIDA, FRANCISCO C. M. ABREU (2014). Uso da Transformada de Stockwell e Ondas Viajantes na Localização de Faltas em Linhas de Transmissão. *Anais do XI IEEE/IAS International Conference on Industry Applications – INDUSCON 2014. Juiz de Fora, MG.*
- SAULO C. A. SOUZA, ARYFRANCE R. ALMEIDA, ARTHUR P. S. BRAGA, RUTH P. S. LEÃO, OTACÍLIO R. ALMEIDA, (2015). Uso de Redes Neurais Artificiais e Transformada de Stockwell na Localização de Faltas em Linhas de Transmissão. *Aprovado para publicação nos Anais do XII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente. Natal, RN*

1.5. Organização do Trabalho

Os demais capítulos deste trabalho estão organizados da seguinte forma:

- CAPÍTULO 2: Apresenta uma revisão bibliográfica referente aos diferentes métodos de localização automática de faltas em linhas de transmissão. Esses métodos são divididos em três categorias principais: (i) métodos que fazem uso das componentes de frequência fundamental, (ii) métodos que fazem uso das componentes de alta frequência e (iii) métodos que fazem uso de técnicas de Inteligência Computacional. Por sua vez, esses métodos serão divididos em duas subcategorias conforme a utilização dos dados que podem ser provenientes de um ou mais terminais de monitoramento.
- CAPÍTULO 3: Introduce a Transformada de Stockwell, descrevendo suas características no domínio do tempo e da frequência e destaca sua adequação na análise de sinais não-estacionários. Ainda, apresenta os princípios das Redes Neurais Artificiais e as características das redes do tipo MLP.
- CAPÍTULO 4: Descreve o princípio de funcionamento do método proposto. As etapas do método são apresentadas desde a aquisição de dados provenientes dos equipamentos de monitoramento. Apresenta o sistema de transmissão considerado, as situações de faltas simuladas, a aplicação da Transformada de Stockwell e da rede MLP no problema abordado.
- CAPÍTULO 5: Apresenta os resultados obtidos através dos métodos desenvolvidos e expõe suas vantagens e limitações na tarefa de localização das faltas.

- **CAPÍTULO 6:** Este capítulo comenta as contribuições obtidas com o desenvolvimento do trabalho e expõe possíveis caminhos para a continuação da pesquisa.

2. LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM LINHAS DE TRANSMISSÃO

O desenvolvimento de novos métodos e algoritmos de localização de faltas em linhas de transmissão é questão de interesse de diversos pesquisadores e engenheiros de potência (AGGARWAL *et al.*, 2012; ALMEIDA; MOTA, 2013; AWAD, 2012; BASHIER, 2012; SILVA; OLESKOVICZ, 2005; SILVA, 2008; MELO *et al.*, 2012; BASEER, 2013; NGU; RAMAR, 2011). Visando melhorar a precisão da estimação da localização de faltas em linhas de transmissão, alguns destes trabalhos apresentam propostas a fim de contribuir com novas metodologias ou melhorar metodologias já existentes. Portanto, é necessário realizar uma revisão bibliográfica dos principais métodos de localização de faltas em linhas de transmissão encontrados na literatura.

Na Seção 2.1 serão apresentadas as principais características dos métodos de localização automática de faltas de acordo com a quantidade de terminais de monitoramento. Na Seção 2.2, serão apresentados os métodos mais relevantes de localização automática de faltas em linhas de transmissão dando ênfase aos métodos baseados nas componentes de alta frequência utilizando a Teoria das Ondas Viajantes e inteligência computacional, pois estes fazem parte do escopo principal deste trabalho.

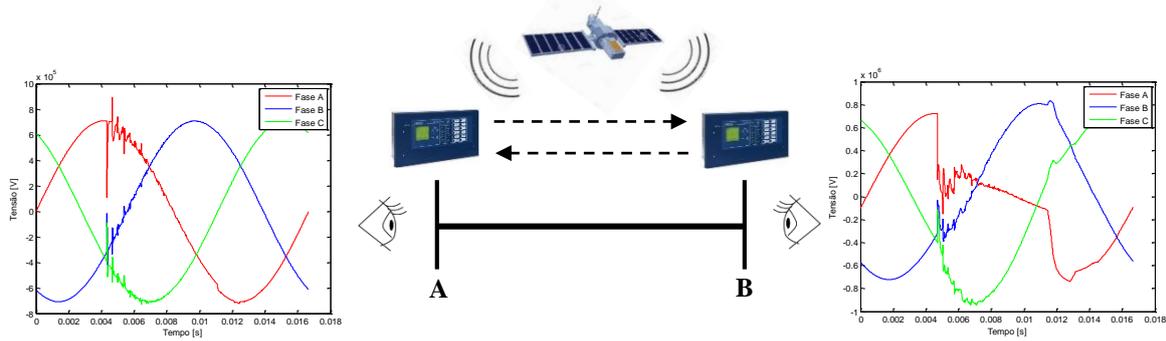
2.1. Quantidade de Terminais de Monitoramento

Os algoritmos de localização automática de faltas podem ser classificados quanto à quantidade de pontos de observação, medição ou monitoramento realizados através de equipamentos disponíveis nas subestações ao longo da linha de transmissão. Estes pontos são ditos *terminais de monitoramento* e executam, além de outras funções, a digitalização dos sinais de tensão e corrente na subestação. A seguir, será apresentada uma breve síntese sobre os algoritmos de localização de faltas que utilizam dados provenientes de dois ou mais terminais (multi-terminal) ou apenas do terminal local.

2.1.1. Monitoramento Multi-Terminal

Os algoritmos de localização de faltas que utilizam dados monitorados em dois ou mais terminais aplicam-se na localização de todos os tipos de faltas (monofásicas, bifásicas e trifásicas) e a classificação da falta torna-se facultativa uma vez que os métodos não dependem da identificação das fases envolvidas ou do envolvimento da terra. Porém, é importante identificar o tipo de falta para que se possa prever sua gravidade e preparar adequadamente as equipes de manutenção e reparo (SILVA; OLESKOVICZ, 2005). A Figura 1 mostra, de forma simplificada, a topologia de uma

Figura 1: Monitoramento Multi-Terminal: Comunicação e Sincronismo entre Terminais



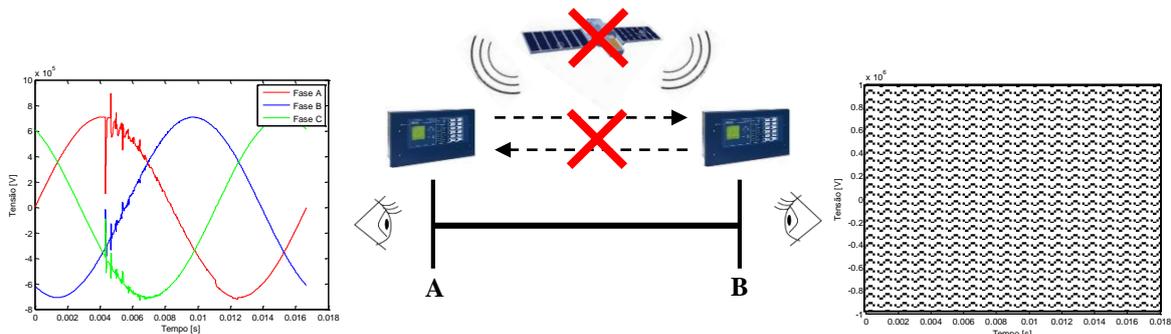
Fonte: Elaborada pelo autor.

linha de transmissão multi-terminal com dois terminais de monitoramento *A* e *B* e os sinais trifásicos de tensão registrados durante a ocorrência de uma falta monofásica do tipo A-T. Ao utilizar a técnica de localização com dados registrados em dois ou mais terminais, torna-se necessário que haja um meio de comunicação entre os equipamentos para a transferência e disponibilização dos dados, bem como de um método para a sincronização das respectivas medições (SAHA; IZYKOWSKI; ROSOŁOWSKI, 2010). Os algoritmos que utilizam dados registrados em dois ou mais terminais de monitoramento, geralmente, possuem elevada precisão e são menos sensíveis a distorções e atenuações dos transitórios gerados pelas situações de falta.

2.1.2. Monitoramento no Terminal Local

Os algoritmos de localização de faltas que utilizam dados monitorados apenas no terminal local aplicam-se na localização de todos os tipos de faltas (monofásicas, bifásicas e trifásicas), porém requerem a identificação das fases envolvidas e, em alguns casos, identificação da metade faltosa da linha. A Figura 2 mostra, de forma simplificada, a topologia de uma linha de transmissão com monitoramento apenas no terminal local *A* e o sinal trifásico de tensão registrado durante a mesma ocorrência da Figura 1. Este cenário considera a ausência de comunicação entre equipamentos para transferência e disponibilização dos dados ou perda de sincronia entre amostras.

Figura 2: Monitoramento no Terminal Local: Perda de Comunicação e/ou Sincronismo entre Terminais



Fonte: Elaborada pelo autor.

Ao considerar o terminal de monitoramento *A* como terminal local, o terminal de monitoramento *B* agora torna-se o *terminal remoto* onde os sinais de tensão e corrente são monitorados, mas não podem ser observados pelo terminal de monitoramento *A*. Este último, por sua vez, deve executar a tarefa de estimação da localização da falta utilizando apenas os dados registrados no seu terminal. Este método apresenta-se econômico pois requer a utilização de equipamentos disponíveis em apenas um terminal. Entretanto, torna-se mais complexo uma vez que requer a classificação e pré-localização da falta (SAHA; IZYKOWSKI; ROSOLOWSKI, 2010).

2.2. Técnicas de Localização Automática de Falhas em Linhas de Transmissão

As técnicas de localização automática de faltas podem ser classificadas em três categorias:

- I. Componentes da Frequência Fundamental;
- II. Componentes de Alta Frequência;
- III. Inteligência Computacional (IC).

Nas seções seguintes serão apresentadas as principais características dos métodos de localização automática de faltas.

2.2.1. Métodos Baseados nas Componentes da Frequência Fundamental

Utilizando as correntes e tensões na frequência fundamental e conhecendo os parâmetros da linha de transmissão é possível determinar a impedância aparente do segmento faltoso e estimar a distância da falta ao terminal de monitoramento. Os fasores de tensão e corrente da frequência fundamental podem ser extraídos através de métodos de filtragem como *Fourier*, *Mínimos Quadrados* ou *Kalman* (SILVA, 2008).

Técnicas baseadas na frequência fundamental são mais populares em aplicações reais devido a sua simplicidade. Utilizando um DFR com a função de localização de faltas a que faz uso deste método é possível estimar a localização das faltas através da medição da impedância do segmento faltoso e sua relação com a impedância total da linha de transmissão (SAHA; IZYKOWSKI; ROSOLOWSKI, 2010).

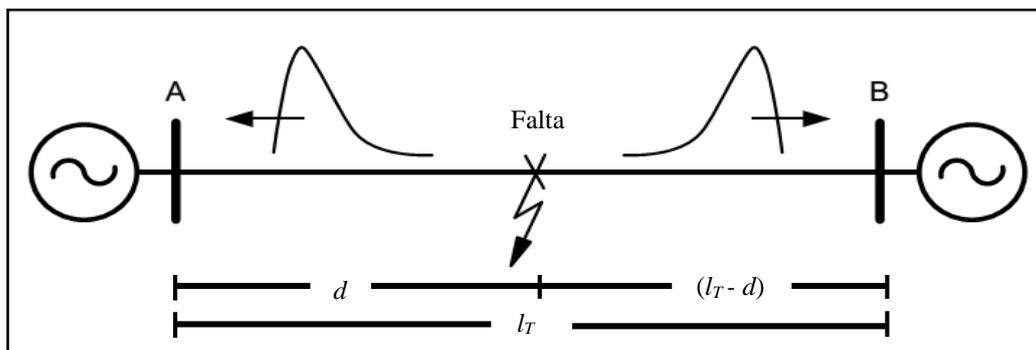
Dependendo do algoritmo utilizado, as estimativas da localização da falta por estes métodos podem estar sujeitas a erros devido ao efeito combinado de carga, da resistência de falta e acoplamento mútuo entre fases ou circuitos distintos. Em casos de faltas entre fases, a resistência de falta é pequena e não afeta a precisão do método. Por outro lado, em casos de faltas com o envolvimento da terra, a resistência de falta é significativa e a precisão do método pode ser comprometida (GUIMIRE, 2014).

2.2.2. Métodos Baseados nas Componentes de Alta Frequência

As técnicas baseadas nas correntes e tensões de alta frequência geradas pelas faltas fazem uso da TOV (BEWLEY, 1963) e possuem implementação complexa e custo computacional elevado, uma vez que requerem o dimensionamento adequado de filtros ou técnicas de processamento de sinais para o monitoramento de componentes de alta frequência. A TOV considera que, no momento da ocorrência da falta, ondas de corrente e tensão propagam-se em direção aos terminais remotos com velocidade próxima à da luz. Técnicas que utilizam a TOV, geralmente, possuem alta precisão e não são influenciados pela impedância da fonte, resistência de falta ou fluxo de potência. Entretanto, exigem equipamentos com altas taxas de amostragem e sua precisão pode ser comprometida de acordo com o ângulo de incidência da falta, proximidade da falta ao terminal de monitoramento ou presença de ruído (ISMAIL; JAVAD, 2012). A seguir, a TOV aplicada a sistemas de transmissão de energia elétrica será discutida com mais detalhes.

Considerando a linha de transmissão de comprimento l_T que interliga os terminais A e B mostrada na Figura 3, tem-se que, de acordo com a TOV, na ocorrência de uma falta a uma distância d do terminal de monitoramento A, a falta apresenta-se como uma abrupta injeção de corrente e tensão no ponto de falta.

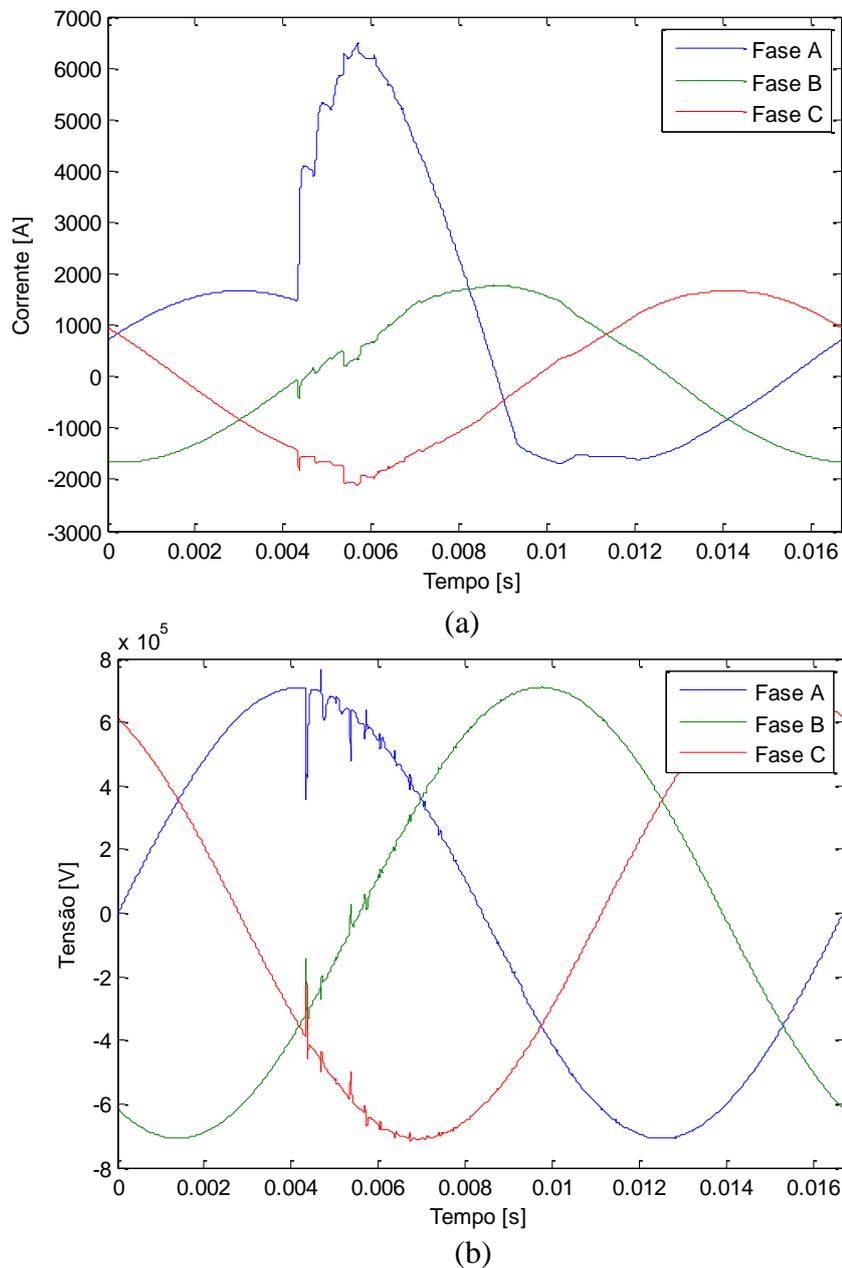
Figura 3: Propagação das Ondas Viajantes em Direção aos Terminais A e B



Fonte: (MARX *et al.*, 2013) adaptada pelo autor.

Esta injeção viajará como uma onda sobreposta ao sinal fundamental do sistema ao longo da linha em ambas as direções a partir do ponto de falta. Ao encontrar uma descontinuidade (ponto de falta ou terminal), essas ondas refletem e retornam ao ponto de falta onde haverá novas reflexões e assim sucessivamente até que a falta seja sanada ou o sistema entre em regime permanente de falta (SILVA, 2008). Estas ondas viajantes de tensão e corrente manifestam-se através de transitórios oscilatórios que são

Figura 4: Sinais Trifásicos de (a) Corrente e (b) Tensão na Ocorrência de Falta Monofásica do Tipo A-T registrados no terminal local



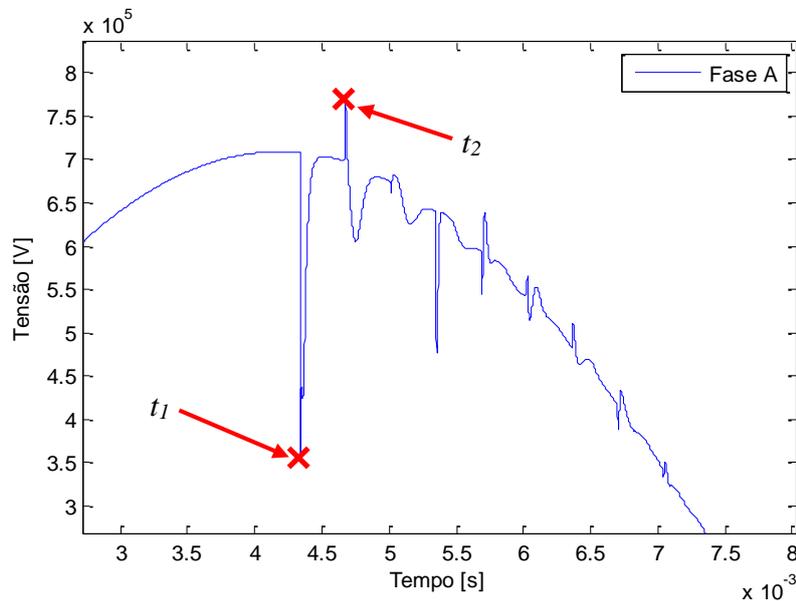
Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

registrados nos terminais de monitoramento da linha. Estes transitórios variam de acordo com o ângulo de incidência e resistência da falta, fluxo de potência, local da falta, entre outros fatores. Em alguns casos, o sistema pode apresentar transitórios amortecidos e com frequências próximas da frequência da rede (MELO *et al.*, 2012). A Figura 4 mostra um exemplo dos sinais trifásicos de tensão e corrente monitorados no terminal A de uma linha aérea de transmissão de 500kV, 60Hz, com 200km de comprimento durante a ocorrência de uma falta monofásica do tipo A-T a 50km do terminal de monitoramento A com ângulo

de incidência de 90° e resistência de falta de 100Ω . Observa-se que, mesmo as fases não envolvidas na ocorrência são afetadas pela fase faltosa devido ao acoplamento magnético, capacitivo e galvânico existente entre fases, sendo contaminadas por transitórios oscilatórios em alta frequência.

A Figura 5 destaca os transitórios existentes no sinal de tensão da fase A. Os picos dos transitórios ocorrem nos instantes de chegada das ondas refletidas no ponto de falta ou nos terminais da linha. Através da identificação dos instantes t_1 e t_2 e da velocidade de propagação v das ondas viajantes na linha de transmissão é possível estimar a distância da falta ao terminal de referência. A aplicação de t_1 e t_2 assim como a determinação da velocidade de propagação v serão discutidas no Capítulo 4.

Figura 5: Destaque dos Transitórios do Sinal de Tensão da Fase Faltosa da Figura 2b



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

Uma vez que a estimação da distância da falta é em função dos tempos t_1 e t_2 a precisão do método é dependente da taxa amostral utilizada pelos equipamentos responsáveis pela digitalização dos sinais monitorados (MELO *et al.*, 2012). Ainda, a atenuação e distorção das ondas viajantes causadas pela resistência da linha, efeito *skin*, dispersão sobre isoladores, perdas dielétricas e efeito corona podem dificultar a distinção entre as ondas refletidas no ponto de falta das ondas refletidas no terminal remoto. Por outro lado, a resolução em tempo-frequência dos sinais transitórios gerados pelas faltas pode ser utilizada para determinar, com precisão, o tempo de deslocamento das ondas viajantes entre o ponto de falta e os terminais (SAHA; IZYKOWSKI; ROSOLOWSKI, 2010).

Ao utilizar algoritmos baseados em ondas viajantes, pode-se optar pelo uso de sinais trifásicos de corrente ou tensão. Esta escolha não é possível quando se utiliza algoritmos baseados nas componentes da frequência fundamental, pois ambos os sinais são necessários (SILVA, 2008).

Uma vez que os sinais de corrente ou tensão trifásicos pós-falta são obtidos é possível executar uma análise através de diferentes técnicas de processamento de sinais a fim de obterem-se informações características necessárias para a localização das faltas e sinais transitórios em alta frequência. A técnica de análise de sinais mais conhecida é a Transformada de Fourier (TF) (BRACEWELL, 2000) que permite conhecer as componentes em frequência de um sinal, no entanto, apresenta limitações, pois as informações temporais são espalhadas dentro do espectro de frequência perdendo informações de transitórios, não se adequando na análise de sinais não-estacionários (PEÑA, 2012; HASANVAND *et al.*, 2014).

Como evolução da TF, a Transformada de Fourier de Curta Duração (TFCD) permite a análise de sinais não-estacionários. Ao sinal no qual se deseja analisar é aplicada uma janela de tempo com duração finita, fornecendo uma representação em tempo-frequência. A resolução das informações obtidas através da TFCD é limitada, pois a janela de dados é fixa no domínio tempo-frequência, o que torna difícil capturar simultaneamente componentes de alta e baixa frequência de um sinal, ou seja, a transformada não conta com uma flexibilidade de uma janela que aumenta para capturar baixas frequências e diminui para capturar altas frequências, sendo mais recomendada para a análise de sinais onde todas as suas componentes de frequências possuam aproximadamente a mesma faixa de frequência (LEÃO; ANTUNES; SAMPAIO, 2014). Quando as frequências variam em seu espectro, a aplicação da Transformada *Wavelet* (TW) (MAGNAGO; ABUR, 1998) ou Transformada de Stockwell (TS) (STOCKWELL; MANSINHA; LOWE, 1996), as quais possuem flexibilidade no tamanho de janela de dados, são mais apropriadas.

A TW, a qual tem se mostrado promissora na busca de precisão na localização de faltas em linhas de transmissão, e a TS, ainda pouco explorada nesta aplicação, são métodos alternativos para a análise em tempo e frequência e também foram utilizadas em alguns trabalhos científicos que visam estimar a localização de faltas em linhas de transmissão de energia elétrica.

Diversas propostas de algoritmos que utilizam o método baseado nas componentes de altas frequências e dados provenientes de apenas um terminal de

monitoramento podem ser encontradas na literatura. Dentre as técnicas de processamento de sinais disponíveis, a TW é amplamente utilizada na localização de faltas em linhas de transmissão (SILVA; OLESKOVICZ, 2005; SARAVANABABU; BALAKRISHNAN; SATHIYASEKAR, 2013; SILVA; OLESKOVICZ; COURRY, 2008; ABDEL-SALAM; ADEL; WAEL, 2013; RAO; GAFOOR; VENKATESH, 2011; LOBOS *et al.*, 2008; ISMAIL; JAVAD, 2012; NGU; RAMAR, 2011). Esta técnica é capaz de decompor o sinal em diferentes escalas, com diferentes níveis de resolução, a partir de uma única função. No entanto, a TW apresenta desvantagens como determinação da *wavelet* mãe adequada, alta sensibilidade ao ruído, fornece informações insuficientes para determinar frequências específicas e magnitudes particulares ou características dos sinais (COTELI, 2013).

Em (ISMAIL; JAVAD, 2012) é proposto um método de localização de faltas em uma linha de transmissão parte aérea e parte subterrânea utilizando dados de apenas um terminal. O método utiliza os transitórios em alta frequência gerados no momento em que a falta é sanada, ao invés dos transitórios gerados no momento da falta. Ainda, utiliza somente os dados de tensão trifásicos desacoplados através da transformada modal de Clark (CLARKE, 1943) e decompõe o sinal através da TW db4 da família Daubechies. A etapa de pré-localização da falta é realizada através da comparação da polaridade das ondas incidentes no terminal de monitoramento, indicando a metade faltosa da linha. O algoritmo proposto mostrou-se pouco sensível a variações de resistência de falta, ângulo de incidência, tipo de falta e distância da falta ao terminal de monitoramento. O algoritmo demonstrou alta precisão para diversas situações de faltas com erros inferiores a 0,3% ($\pm 0,33\text{km}$).

Em (SILVA; OLESKOVICZ, 2005) é proposto um algoritmo onde o usuário pode escolher a técnica de localização a ser utilizada, de modo a trabalhar com dados registrados em um ou mais terminais da linha, conforme necessidade e/ou disponibilidade dos recursos requeridos. O algoritmo utiliza a TW para analisar os transitórios em alta frequência gerados por diversas situações de faltas em um sistema de transmissão. A *wavelet* mãe *symlet3* (*sym*) foi escolhida por melhor representar o problema de localização de faltas, evidenciada através de teste comparando-se as *wavelets* da família Daubechies de ordem 2 a 10 com as da *Symlet* de ordem 2 a 8. A pré-localização da falta é baseada na comparação da diferença entre os tempos das reflexões iniciais obtidos pela TW entre o modo terra e o modo aéreo (CLARKE, 1943), com a diferença entre os tempos de propagação do modo terra e modo aéreo com relação à metade da linha, proposta por

Abur e Magnago (2000). O trabalho estima a localização de cerca de 2000 diferentes situações de faltas variando o ângulo de incidência, a resistência de falta e a localização destas. Observou-se que a variação da resistência de falta ocasiona erros em torno de 1,5% ($\pm 4,95\text{km}$) ou em relação ao comprimento da linha enquanto que a variação do ângulo de incidência resulta em erros em torno de 1% ($\pm 3,3\text{km}$). De forma geral, constatou-se que o algoritmo desenvolvido apresenta erros superiores quando submetido a situações de faltas monofásicas.

Em (ABDEL-SALAM; ADEL; WAEL, 2013) é desenvolvido um algoritmo que realiza a detecção, classificação e localização de faltas aplicando-se a TW db3 da família Daubechies aos sinais trifásicos de corrente após a aplicação da transformada modal de Clarke. A pré-localização da falta é executada da mesma forma como proposto por Silva e Oleskovicz (2005). A precisão do algoritmo proposto mostrou-se pouco sensível a variações de ângulo de incidência, apresentando erros não superiores a 0,98% ($\pm 1,96\text{km}$). Da mesma forma, a resistência de falta não afetou de forma significativa a precisão do algoritmo, apresentando erros inferiores a 0,22% ($\pm 0,44\text{km}$).

Em (NGU; RAMAR, 2011) um algoritmo de localização de faltas utilizando a TW db4 da família Daubechies na análise dos sinais de corrente monitorados em um terminal após o desacoplamento destes sinais através da transformada modal de Clarke é desenvolvido utilizando uma abordagem híbrida, contemplando o método baseado na frequência fundamental e componentes de alta frequência. O algoritmo proposto utiliza o método baseado nas componentes de frequência fundamental para pré-localização da falta, indicando a metade faltosa da linha. Verificou-se que a identificação da metade faltosa da linha foi correta em 97% dos casos apresentados e a precisão do algoritmo de localização foi em torno de $\pm 100\text{m}$ quando se utiliza uma taxa de amostragem de 1MHz. Observa-se que, no algoritmo proposto, mesmo utilizando dados de corrente de somente um terminal, é preciso conhecer os fasores de corrente em ambos os terminais para se proceder a etapa de pré-localização.

A abordagem multi-terminal é explorada em diversos trabalhos (MOHAMED; HOUARI; TAHAR, 2012; SILVA; OLESKOVICZ; COURY, 2008; NGU; RAMAR, 2011; SHAHRTASH; AHMADIMANESH, 2011; SHAHRTASH; AHMADIMANESH, 2013; ABDOLHAMID; MOHSEN; SIRUS, 2013). Em (ABDOLHAMID; MOHSEN; SIRUS, 2013), um método de localização de faltas em uma linha de transmissão de dois terminais composta por cabos aéreos e subterrâneos a partir de unidades de medição de fasores (*Phasor Measurements Units* – PMU) é

apresentado. Já em (MOHAMED; HOUARI; TAHAR, 2012), o método proposto utiliza dados de monitoramento de dois terminais sem a necessidade de sincronização dos dados amostrados. Em (SILVA; OLESKOVICZ; COURY, 2008), é desenvolvido um algoritmo para localização de faltas em um sistema de transmissão de três terminais. A metodologia é denominada “híbrida”, pois utiliza a combinação de técnicas baseadas nas componentes de alta frequência e da frequência fundamental. Os sinais de tensão e corrente são decompostos em diferentes resoluções utilizando as *wavelets* mãe sym3 e db4. Posteriormente, os mesmos sinais são submetidos a um ruído branco de 40dB a fim de verificar o desempenho do algoritmo desenvolvido. Observou-se que a variação da resistência de falta ocasiona erros inferiores a 1% enquanto que a variação do ângulo de incidência ocasiona erros em torno de 0,8%. Ainda, verificou-se que a precisão do método é reduzida quando os sinais trifásicos de tensão e corrente são submetidos a ruído e quando ocorrem faltas próximas aos terminais de monitoramento. Nestes últimos casos, os erros chegaram a ser superiores a 7%.

Em (SARAVANABABU; BALAKRISHNAN; SATHIYASEKAR, 2013) é proposta uma metodologia a qual utiliza a Transformada *Wavelet* Discreta (*Discret Wavelet Transform – DWT*). A DWT é usada para extrair características dos sinais faltosos através da decomposição destes sinais em diferentes resoluções, técnica também conhecida como Análise Multi-Resolução (AMR).

Da mesma forma, a Transformada Rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform – FFT*) é utilizada em (MAMIS; ARKAN; KELES, 2013; AGGARWAL; BLOND; BEAMOUNT, 2012) para obter o espectro dos sinais de tensão e corrente. Ainda, verificou-se que elementos reativos afetam a precisão dos métodos, porém este problema pode ser contornado distribuindo a indutância da fonte ao longo da linha de transmissão. Em (PEÑA, 2012; HASANVAND *et al.*, 2014), são relatadas as limitações da FFT quando aplicada na análise de sinais não-estacionários e é introduzida a TS.

A TS é um método híbrido de processamento de sinais, que combina as vantagens da FFT e TW. Esta transformada é utilizada em alguns trabalhos com aplicação em localização de faltas (ROY; BHATTACHARYA, 2013; HASANVAND *et al.*, 2014; SHAHRTASH; AHMADIMANESH, 2011; SHAHRTASH; AHMADIMANESH, 2013; KRISHNANAND; BALASUBRAMANYAM; DASH, 2010). Em (SHAHRTASH; AHMADIMANESH, 2011), é proposto um algoritmo para localização de faltas em um sistema de transmissão de três terminais através da aplicação da TS às componentes modais dos sinais de corrente monitorados em todos os terminais. Com isso, a análise

tempo-frequência é realizada. Posteriormente, utiliza a TOV para estimar a localização das faltas. Entretanto, o método apresentado não determina qual a frequência adequada que deve ser utilizada para a análise tempo-amplitude necessária para a estimação da localização das faltas através da TOV obtendo, assim, diferentes estimativas para diferentes faixas de frequência. Dessa forma, o algoritmo proposto apresentou erros entre 0,59% ($\pm 0,885\text{km}$) e 1,18% ($\pm 1,77\text{km}$).

Em (SHAHRTASH; AHMADIMANESH, 2013) o trabalho desenvolvido em (SHAHRTASH; AHMADIMANESH, 2011) é estendido para casos de sistemas de transmissão com qualquer quantidade de terminais. Agora, a frequência adequada para análise no domínio tempo-amplitude é determinada de forma empírica de acordo com a taxa amostral. Os autores concluem que a redução na taxa amostral aumenta a imprecisão do algoritmo proposto. Dessa forma, os erros obtidos na estimação da localização das faltas foram inferiores a 0,4% ($\pm 0,6\text{km}$) atingindo um erro máximo de $\pm 0,738\text{km}$ quando ocorre a perda de sincronização dos dados provenientes dos terminais de monitoramento.

Em (SHU *et al.*, 2010) é apresentado um algoritmo de classificação e localização de faltas em um sistema de transmissão em triângulo utilizando dados de corrente de apenas um terminal. O método proposto aplica a TS no sinal de corrente da fase faltosa a fim de analisar a energia dos sinais transitórios e extrair características para treinar uma RNA a qual fará a estimação da localização da falta. Cerca de 480 diferentes situações de falta foram simuladas variando a distância da falta, resistência de falta e ângulo de incidência utilizando uma taxa de amostragem de 100kHz. Observou-se que o algoritmo proposto obteve erro máximo na estimação da localização das faltas de cerca de $\pm 0,28\text{km}$.

Ainda, Roy e Bhattacharya (2013) introduzem regras de identificação e classificação de faltas em uma linha de transmissão aérea. O método proposto requer os sinais de tensão e corrente provenientes de dois terminais. Estes sinais são processados pela TS extraindo-se quatro tipos de características dos sinais faltosos. O método proposto por Hasanvand *et al.* (2014), considera que a energia dos sinais faltosos possui maiores amplitudes sob determinadas frequências, as quais estão relacionadas com os transitórios gerados no momento das faltas e, conseqüentemente, com a TOV e a localização destas. Mesmo tendo sido desenvolvido com foco em sistemas de distribuição de energia elétrica a metodologia pode ser aplicada a sistemas de transmissão.

2.2.3. Métodos Baseados em Inteligência Computacional

O uso das RNAs na localização de faltas também é observado na literatura (YADAV; THOKE, 2011; BASHIER, 2012; SILVA *et al.*, 2012; OLESKOVICZ; COURY; AGGARWAL, 2000; MAHANTY; DUTTA, 2004; MOEZ; HOUDA, 2014; OLESKOVICZ; COURY; AGGARWAL, 2001; TAHAR, 2004; TARAFDAR; RAZI, 2007; HUAN; HUNG; VIET, 2013). O método proposto em (OLESKOVICZ; COURY; 2003) utiliza os valores amostrados das tensões e correntes trifásicas de pré e pós-falta tanto para o processo de treinamento quanto para o teste de uma RNA do tipo *Multi-Layer Perceptron* (MLP). Através da capacidade de generalização, abstração e tolerância a falhas o método utiliza uma RNA para detectar, classificar e localizar uma situação de falta.

Em (AGGARWAL; BLOND; BEAMOUNT, 2012) é apresentado um método que utiliza apenas sinais de corrente para o treinamento de uma RNA do tipo MLP. A metodologia apresentada envolve a extração de componentes de alta frequência presentes nos transitórios dos sinais de corrente faltosos através da FFT, os quais são de natureza não-estacionária. O método é preciso na estimação de faltas monofásicas, porém, apresenta precisão reduzida para os demais tipos de faltas.

O método apresentado em (YADAV; THOKE, 2011) utiliza uma RNA do tipo MLP para estimar a distância e direção da falta em uma linha de transmissão de circuito duplo utilizando os dados de tensão e corrente de apenas um terminal. O algoritmo desenvolvido é capaz de determinar a direção e localização da falta após um ciclo da incidência da falta.

Alguns algoritmos foram desenvolvidos com o objetivo único de classificar as faltas em linhas de transmissão. Em (BASHIER, 2012), é proposto um algoritmo que utiliza RNA no reconhecimento de padrões para a classificação de faltas em um sistema de transmissão, utilizando valores amostrados de tensão e corrente pós-falta tanto no processo de treinamento quanto de teste. Foram analisadas 1380 diferentes situações de falta variando localização, ângulo de incidência e resistência de falta a fim de formar um conjunto de dados e verificar o desempenho do algoritmo. Os resultados obtidos mostraram que o desempenho do algoritmo é satisfatório com índice de acerto de 99,16% na classificação de 4200 padrões submetidos a teste.

O trabalho desenvolvido por Silva *et al.* (2012) investiga o impacto da mudança da taxa de amostragem no desempenho de algoritmos de localização de faltas

que utilizam RNAs. As frequências de 1200Hz, 2400Hz e 15360Hz são utilizadas na investigação, pois são frequências encontradas em DFRs comerciais. O sistema elétrico foi modelado e simulado no *software* ATP, considerando parâmetros distribuídos e constantes na frequência. Os resultados mostraram que o uso de taxas de amostragem muito elevadas pode comprometer a precisão do método proposto, apresentando erros em torno de $\pm 11,32\text{km}$.

Em (TARAFDAR; RAZI, 2007), uma RNA é utilizada para realizar a classificação e localização de faltas em uma linha de transmissão de circuito simples. As componentes fundamentais das correntes e tensões de pré-falta e pós-falta de sequência positiva foram usadas como dados de entrada da rede. O algoritmo proposto não apresentou perdas na precisão de acordo com o ângulo de incidência da falta. De modo geral, o algoritmo proposto apresentou erro máximo de $\pm 0,332\text{km}$ para faltas monofásicas, $\pm 0,140\text{km}$ para faltas bifásicas, $\pm 0,341\text{km}$ para faltas bifásicas com o envolvimento da terra e $\pm 0,493\text{km}$ para faltas trifásicas.

Em (HUAN; HUNG; VIET, 2013), é apresentado um algoritmo de localização de faltas aplicado a uma linha de transmissão aérea de 110kV. Este algoritmo utiliza as magnitudes de tensão e corrente trifásicas como entrada da rede. A RNA classifica e localiza a falta após ser treinada com o algoritmo *Levenberg-Marquadt*. De modo geral, o algoritmo proposto apresentou erro máximo de $\pm 0,550\text{km}$ para faltas monofásicas, $\pm 1,466\text{km}$ para faltas bifásicas, $\pm 1,13\text{km}$ para faltas bifásicas com o envolvimento da terra e $\pm 1,52\text{km}$ para faltas trifásicas.

2.3 Considerações Parciais

Embora a literatura tenha mostrado que os algoritmos que utilizam monitoramento multi-terminal podem ser mais precisos é necessário considerar a falha ou inexistência de canais de comunicação, disponibilidade de equipamentos com função de localização de falta nos terminais da linha ou perda de sincronização entre equipamentos. Portanto, a abordagem que utiliza dados monitorados apenas no terminal local também deve ser investigada.

Dentre os principais métodos de localização automática de faltas existentes na literatura os que utilizam as componentes de alta frequência e TOV apresentam melhores resultados. Nesse contexto, as *waveltes* têm se destacado como ferramenta de análise das componentes de alta frequência geradas a partir das situações de falta. No entanto, a escolha da *wavelet* mãe adequada e o retorno de informações insuficientes para

determinar frequências específicas e magnitudes particulares pode dificultar o processo de desenvolvimento do algoritmo de localização de faltas. Ainda, a TF analisa as componentes em frequência de um sinal, no entanto, torna-se inadequada para análise de sinais não-estacionários. Por outro lado, a TS combina vantagens da Transformada Rápida de Fourier e das *wavelts* sem a necessidade de escolha de uma função mãe.

A precisão dos métodos baseados na TOV pode ser comprometida de acordo com a taxa de amostragem utilizada, presença de ruído, resistência de falta, ângulo de incidência da falta e quando estas ocorrem próximas ao terminal de monitoramento. Dessa forma, pode-se unir os métodos baseados nas componentes de alta frequência utilizando a TS e técnicas de IC, como as Redes Neurais Artificiais, na tentativa de eliminar ou reduzir possíveis erros inerentes às diferentes condições de faltas.

3. FUNDAMENTOS SOBRE A TRANSFORMADA DE STOCKWELL E REDES NEURAIAS ARTIFICIAS

Na análise de sinais é usual representa-los em função do tempo ou no domínio da frequência sendo que, ambos os casos, contemplam as mesmas informações presentes no sinal que está sendo analisado, mas respondem a abordagens diferentes e complementares. Os métodos para análise de sinais no tempo e na frequência oferecem informação simultânea em ambos os domínios, permitindo destacar componentes locais ou transitórios que só podem ser observados mediante métodos de análise espectral (PEÑA, 2012). Neste contexto, o Capítulo 2 apresentou alguns trabalhos que utilizam a Transformada *Wavelet* e a Transformada de Stockwell como ferramentas de análise espectral.

Ao utilizar a Transformada de Stockwell é possível extrair características dos sinais tensão ou corrente em caso de ocorrência de faltas nas linhas de transmissão, podendo-se proceder uma análise pós-falta a fim de estimar sua localização. Como ferramenta capaz de adquirir conhecimento através da experiência ou características apresentadas, as Redes Neurais Artificiais tornam-se aliadas nesta abordagem.

Neste capítulo, a seção 3.1 apresentará a Transformada de Stockwell como ferramenta alternativa utilizada para análise espectral de sinais não-estacionários e a seção 3.2 apresentará os fundamentos de Redes Neurais Artificiais, uma poderosa ferramenta da área de inteligência computacional.

3.1. Transformada de Stockwell

A Transformada de Stockwell (TS) é um método híbrido de processamento de sinais, a qual combina as vantagens da Transformada Rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform* – FFT) e Transformada *Wavelet* (TW). Esta ferramenta fornece resolução dependente da frequência enquanto mantém relação direta com o espectro de Fourier. Segundo Ventosa *et al.* (2008), a TS pode ser vista como o passo intermediário entre a FFT e a Transformada *Wavelet* Contínua (TWC), que possibilita o uso da frequência como uma variável assim como o uso da estratégia da multi-resolução das *wavelets*. Portanto, existem duas maneiras de visualizar a TS, a primeira como um caso especial da FFT e a segunda, como uma correção de fase da TWC. Nas seções seguintes serão mostradas as relações existentes entre a ST, FFT e TW como descritas em (STOCKWELL; MANSINHA; LOWE, 1996) e (PEÑA, 2012).

3.1.1. Transformada de Stockwell a partir da Transformada de Fourier de Tempo Curto

O espectro de Fourier $X(f)$ na frequência f de um sinal temporal $x(t)$ no tempo t é dado por:

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-2\pi ft} dt \quad (3.1)$$

E sua inversa é definida por:

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f)e^{i2\pi ft} df \quad (3.2)$$

O espectro $X(f)$ pode ser referenciado como o espectro da média do tempo. Se o sinal $x(t)$ é janelado por uma função janela $w(t)$, então o espectro resultante será:

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)w(t)e^{-2\pi ft} dt \quad (3.3)$$

A TS adota como função janela uma Gaussiana normalizada por ser mais compacta no tempo e na frequência.

$$w(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} \quad (3.4)$$

Aderindo à função Gaussiana propriedades de dilatação (ou largura da janela) σ e deslocamento τ , a TS é definida como:

$$S(\tau, f, \sigma) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{(t-\tau)^2}{2\sigma^2}} e^{-2\pi ft} dt \quad (3.5)$$

No entanto, determinar a função em base a três variáveis torna-se inadequada como ferramenta de análise. Assim, restringindo a largura da janela e fazendo-a proporcional ao inverso da frequência, tem-se:

$$\sigma(f) = \frac{1}{|f|} \quad (3.6)$$

Dessa forma, é possível estabelecer a TS de acordo com a Equação (3.7).

$$S(\tau, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{\frac{(t-\tau)^2 f^2}{2}} e^{-2\pi ft} dt \quad (3.7)$$

A avaliação de τ , fixando a frequência em f_l , definido como $S(\tau, f_l)$, recebe o nome de *voice*. A avaliação de f , fixando o deslocamento em τ_l , definido como $S(\tau_l, f)$, recebe o nome de *espectro local* (STOCKWELL; MANSINHA; LOWE, 1996).

É possível observar que a frequência de *voice* zero da TS é igual a zero, o que não fornece informação, portanto $S(\tau, 0)$ define-se independentemente do tempo e assume o valor da média do sinal temporal $x(t)$.

$$S(\tau, f) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} x(t) dt \quad (3.8)$$

A TS pode ser escrita como a convolução de duas funções sobre a variável t

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(t, f) w(t - \tau, f) dt \quad (3.9)$$

ou

$$S(\tau, f) = p(t, f) * w(t, f) \quad (3.10)$$

onde

$$p(\tau, f) = x(\tau) e^{-i2\pi f \tau} \quad (3.11)$$

e

$$w(\tau, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\tau^2 f^2}{2}} \quad (3.12)$$

Considerando $B(\alpha, f)$ a transformada de Fourier da TS $S(\tau, f)$ e aplicando o teorema da convolução, a convolução no domínio do tempo t converte-se na multiplicação no domínio da frequência f , assim:

$$B(\alpha, f) = P(\alpha, f) W(\alpha, f) \quad (3.13)$$

onde $P(\alpha, f)$ e $W(\alpha, f)$ são as transformadas de Fourier de $p(\alpha, f)$ e $w(\alpha, f)$, respectivamente. Portanto,

$$B(\alpha, f) = X(\alpha + f) e^{\frac{-2\pi^2 \alpha^2}{f^2}} \quad (3.14)$$

onde $X(\alpha+f)$ é a transformada de Fourier de (3.11) e o exponencial é a transformada de Fourier da Gaussiana (3.12). Dessa forma, a TS é a transformada de Fourier inversa de (3.13) definida em (STOCKWELL; MANSINHA; LOWE, 1996), como:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(\alpha + f) e^{-\frac{2\pi^2 \alpha^2}{f^2}} e^{i2\pi\alpha\tau} d\alpha \quad (3.15)$$

A função exponencial na Equação (3.15) é a janela dependente da frequência chamada *voice* Gaussiana e cumpre a função de filtro passa-baixa para cada *voice*.

3.1.2. Transformada de Stockwell a partir da Transformada Wavelet

A TWC pode ser estabelecida como um produto interno entre um sinal $x(t)$ e versões escalonadas e deslocadas da função *wavelet* φ .

$$T(\tau, d) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\varphi(t - \tau, d)dt \quad (3.16)$$

A TS de uma função $x(t)$ pode ser definida como uma TWC que utiliza uma *wavelet* mãe específica multiplicada por um *fator de fase*, assim:

$$S(\tau, f) = T(\tau, d)e^{i2\pi f\tau} \quad (3.17)$$

Sendo a *wavelet* mãe definida por:

$$\varphi(t, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\tau^2 f^2}{2}} e^{-i2\pi f t} \quad (3.18)$$

A *wavelet* em (3.18) não possui média zero, portanto não satisfaz à condição de admissibilidade definida para as *wavelets*. Isto faz com que a TS não seja um tipo de TWC (VENTOSA *et al.*, 2008).

O fator de fase em (3.17) é um corretor de fase definido para a TW, de forma que separa a *wavelet* mãe em duas partes, a função Gaussiana que gera um envelope de variação lenta para as localizações temporais e a função exponencial $e^{-i2\pi f t}$ que seleciona as frequências que estão sendo localizadas. A Gaussiana é translada enquanto a função exponencial permanece estática. Fixando a função exponencial, a TS localiza os componentes reais e imaginários do espectro de forma independente, localizando tanto a fase do espectro como sua amplitude.

3.1.3. Transformada de Stockwell Discreta

Baseando-se na Equação (3.15) é possível calcular a Transformada de Stockwell Discreta (TSD) tomando vantagem da eficiência da FFT e do teorema da convolução. Seja $x[kT]$, $k=0,1,\dots,N-1$ um sinal discreto amostrado em um intervalo de tempo T . A transformada discreta de Fourier é dada por:

$$X\left[\frac{n}{NT}\right] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x[kT] e^{-\frac{i2\pi nk}{N}} \quad (3.19)$$

onde $n=0,1,\dots,N-1$. No caso discreto a TS é a projeção do vetor definido pela serie temporal $x[kT]$ em um conjunto gerado de vetores. Estes vetores não são ortogonais e os elementos da TS não são independentes. Cada vetor base é dividido em N vetores, que serão multiplicados elemento a elemento com os N vetores correspondentes ao deslocamento da Gaussiana, de tal forma que a soma desses vetores da como resultado o vetor base original.

Retomando (3.15), fazendo $f \rightarrow n/NT$ e $\tau \rightarrow jT$ para um sinal $x[kT]$ a TSD é dada por:

$$S\left[jT, \frac{n}{NT}\right] = \sum_{m=0}^{N-1} X\left[\frac{m+n}{NT}\right] e^{-\frac{2\pi^2 m^2}{n^2}} e^{\frac{i2\pi mj}{N}} \quad (3.20)$$

Sendo para $n=0$ igual a constante definida como:

$$S[jT, 0] = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} x\left(\frac{m}{NT}\right) \quad (3.21)$$

onde $j, m, n=0,1,\dots,N-1$. O fato de estabelecer uma constante na frequência zero assegura que a inversa seja exata para qualquer sinal em geral.

Por último, a saída fornecida pela TS é uma matriz complexa S onde cada linha contém as componentes em frequência nos diferentes tempos amostrados e as colunas representam o espectro local nesse tempo em particular. As frequências são normalizadas com relação a máxima frequência permitida (*Nyquist*) e correspondem segundo a Equação (3.22):

$$f_n = n \frac{f_1}{f_s}, n = 2,3,4 \dots \quad (3.22)$$

onde f_l e f_s correspondem à frequência fundamental e de amostragem, respectivamente.

Stockwell, Mansinha e Lowe (1996) recomendam os seguintes passos para o cálculo da TS:

1. Calcular a Transformada de Fourier do sinal original $x(k)$ com N pontos para obter o espectro $X[m]$, usando a transformada rápida de Fourier;
2. Calcular a janela Gaussiana $W[m,n]$ para a frequência requerida n ;
3. Converter o espectro $X[m]$ para $X[(m+n)]$ para frequência requerida m ;
4. Multiplicar $X[(m+n)]$ por $W[m,n]$, obtendo $B[n,m]$;
5. Aplicar a transformada de Fourier inversa para $B[n,m]$, obtendo a primeira fila de $S[n,j]$ correspondente à frequência n ;
6. Repetir os passos 3, 4 e 5 até encontrar todas as filas de $S[n,j]$ que correspondem a todas as frequências n definidas.

3.2. Redes Neurais Artificiais

As Redes Neurais Artificiais (RNA) foram inspiradas tomando-se como base o cérebro humano. Elas fazem uma representação distribuída da informação, na forma de conexões entre um grande número de elementos simples: os neurônios artificiais. Todos esses elementos realizam operacionalmente a mesma função, executando a soma ponderada de suas entradas e executando uma transformação sobre esse valor. Assim, as RNAs são modelos matemáticos dos neurônios biológicos e suas interconexões em redes (MORETO, 2005).

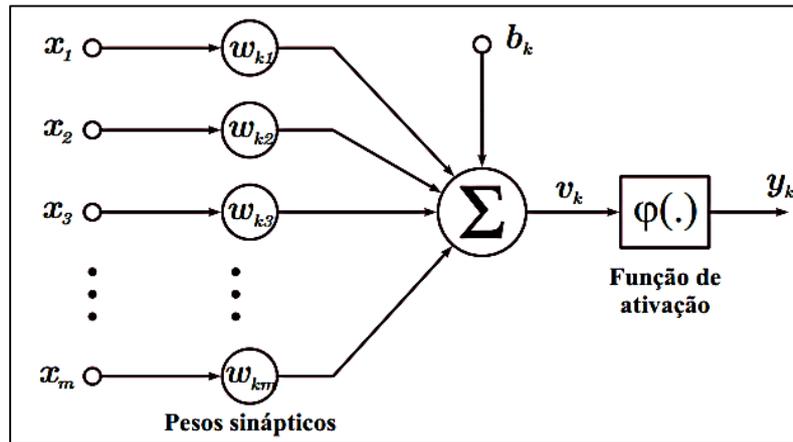
Segundo Haykin (1999), *“uma rede neural é um processador paralelamente distribuído constituído de unidades de processamento simples, chamados de neurônios que têm a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torna-lo disponível para o uso. O conhecimento é adquirido pela rede a partir de seu ambiente através de um processo de aprendizagem, e as forças de conexão entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido.”*

Nas seções seguintes, será apresentado o modelo simplificado do neurônio e os paradigmas de aprendizagem existentes, além de apresentar a rede *Multi-Layer Perceptron* e seu processo de aprendizagem e treinamento.

3.2.1. Modelo do Neurônio

Um modelo simplificado de uma RNA pode ser visualizado na Figura 6, o qual pode ser considerado como uma unidade de processamento de informação. O modelo representa um componente básico de um neurônio biológico, constituindo-se em uma generalização do modelo de McCulloch e Pitts (HAYKIN, 1999).

Figura 6: Modelo Matemático do Neurônio



Fonte: (MORETO, 2005)

O neurônio recebe um conjunto de sinais de entrada x_j , $j=1, \dots, m$, cada um multiplicado por um peso sináptico w_{kj} , interligando o neurônio k à entrada m , onde m representa a quantidade de entradas conectadas ao neurônio k . Ainda, o modelo inclui uma referência ou *bias* b_k externa, com o objetivo de aumentar ou diminuir a entrada da função de ativação, dependendo de seu sinal, positivo ou negativo. O parâmetro externo *bias*, pode ser incluído na formulação matemática como sendo um peso sináptico associado a uma entrada de valor constante unitário. De forma geral, a representação matemática do neurônio pode ser simplificada, conforme formulação a seguir.

$$v_k(n) = \sum_{j=1}^m w_{kj}(n) \times x_j(n) \quad (3.23)$$

$$y_k = \varphi_k(v_k + b_k) = \varphi \left[\sum_{j=1}^m w_{kj} \times x_j + b_k \right] \quad (3.24)$$

onde

- x_j é o j -ésimo sinal de entrada do k -ésimo neurônio;
- w_{kj} é o j -ésimo peso sináptico do k -ésimo neurônio;
- v_k é a saída do k -ésimo neurônio;

b_k é o bias aplicado ao k -ésimo neurônio;

φ_k é a função de ativação do k -ésimo neurônio;

y_k é o sinal de saída do k -ésimo neurônio;

3.2.2. *Aprendizado das Redes Neurais Artificiais*

Um conjunto de procedimentos bem definidos para adaptar parâmetros de uma RNA para que esta possa aprender uma determinada função é chamado *algoritmo de aprendizagem ou treinamento*. Na literatura é possível encontrar diversos tipos de algoritmos de treinamento, cada um com suas vantagens e desvantagens. Estes algoritmos diferem basicamente pela maneira a qual o ajuste dos pesos sinápticos é realizado.

Os algoritmos de treinamento podem ser divididos em dois paradigmas principais (HAYKIN, 1999): (i) aprendizado supervisionado e (ii) aprendizado não-supervisionado. A seguir são apresentadas, de forma breve, as principais características destes paradigmas.

- *Aprendizado supervisionado*: a entrada e saída desejadas para a rede são fornecidas por um supervisor (professor) externo. O objetivo é ajustar os pesos da rede de forma a encontrar uma ligação entre os pares de entrada e saída fornecidos. O ajuste dos pesos é executado de acordo com o erro determinado pela diferença entre a saída atual (calculada) e a saída desejada. Uma desvantagem do método é que, na ausência do supervisor, a rede não consegue aprender novas estratégias para situações não contempladas pelos exemplos anteriores. Como exemplo de algoritmo de treinamento supervisionado tem-se o *Levenberg-Marquadt* (HAYKIN, 1999).
- *Aprendizado não-supervisionado*: neste tipo de aprendizado não há um supervisor para acompanhar o processo de aprendizagem. Nestes algoritmos, somente os padrões de entrada estão disponíveis para a rede. Dessa forma, são apresentadas condições para realizar uma medida independente da tarefa da qualidade da representação que a rede deve aprender, e os parâmetros livres da rede são otimizados em relação a esta medida. Uma vez que a rede tenha se ajustado às regularidades estatísticas dos dados de entrada, ela desenvolve a habilidade de formar representações internas para codificar as características da entrada e, desse

modo, de criar automaticamente novas classes (HAYKIN, 1999). Este tipo de aprendizagem só é possível se houver redundância dos dados.

A partir da fase de aprendizagem, a rede neural artificial extrai informações relevantes de padrões de informação a ela apresentados, criando assim uma representação própria para o problema.

3.2.3. *Redes Multi-Layer Perceptron*

Os neurônios são conectados entre si de tal maneira a formar uma rede de neurônios. A maneira em que eles estão estruturados está relacionada com as habilidades de aprendizagem utilizada no treinamento da rede. As redes do tipo *Multi-Layer Perceptron* (MLP) utilizam uma ou mais camadas ocultas e são capazes de apresentar soluções para problemas não linearmente separáveis. A MLP consiste numa rede alimentada no sentido camada de entrada-camada de saída, ou *feedforward*, e pode utilizar uma função de ativação qualquer como, por exemplo, linear, tangente hiperbólica ou sigmoide logística. Esta última, é representada na Equação (3.25), onde α é o parâmetro de inclinação da função. Ainda, é possível utilizar a combinação de funções de ativação na mesma rede (HAYKIN, 1999).

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha v}} \quad (3.25)$$

3.2.4. *Treinamento da Rede Multi-Layer Perceptron*

O treinamento supervisionado de uma RNA do tipo MLP consiste em ajustar os pesos sinápticos dos neurônios da rede de modo que o sinal de erro resultante da comparação com a saída desejada apresente o menor valor possível. Portanto, é possível formular o problema da seguinte forma (HAYKIN, 1999):

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (3.26)$$

$$\varepsilon(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (3.27)$$

$$w^* = \mathbf{min}(\varepsilon(n)) \quad (3.28)$$

onde

j é o índice do neurônio de saída da rede;

C é o conjunto de todos os neurônios de saída da RNA;

$e_j(n)$ é o sinal de erro na saída do neurônio j , na iteração n ;

$d_j(n)$ é a resposta desejada para o neurônio j , na iteração n ;

$y_j(n)$ é o sinal presente na saída do neurônio j , na iteração n ;

$\varepsilon(n)$ é a soma instantânea dos erros quadráticos na iteração n ;

w^* é o vetor de pesos sinápticos da rede que minimiza o sinal de erro na saída.

Portanto, o treinamento de uma rede MLP consiste em um problema de otimização, onde a cada iteração se deseja minimizar uma função de custo, que neste caso é a soma instantânea dos erros quadráticos encontrando um valor w^* que minimize $\varepsilon(n)$. Uma vez que o problema foi formulado, pode-se apresentar o algoritmo de retropropagação como descrito em (MORETO, 2005).

Pode-se dizer que o algoritmo de retropropagação (RP) é uma generalização do algoritmo do mínimo quadrado médio (*Least Mean Square* - LMS), que utiliza a técnica do gradiente descendente, de forma iterativa, para minimizar uma função de custo igual à diferença média quadrática entre a saída desejada e a saída real da RNA (HAYKIN, 1999).

Numa rede MLP, os neurônios ocultos não são acessíveis na saída da rede, logo, não há uma maneira direta de determinação do grau de influência que um determinado neurônio oculto exerce na saída. Como consequência, não é possível saber como ajustar os pesos sinápticos de modo a reduzir o valor da função de custo. Este problema constitui o *problema da atribuição de crédito* (HAYKIN, 1999) que foi resolvido pelo algoritmo de RP propagando-se os sinais de erro em direção à entrada da rede. O algoritmo de RP é então constituído de duas etapas: a *propagação para frente* e a *propagação para trás* as quais serão apresentadas a seguir.

Na etapa de *propagação para frente*, calcula-se a saída da rede para a iteração n , dado o sinal de entrada. O sinal de saída do neurônio k é dado pela Equação (3.24). Se o neurônio j estiver localizado na primeira camada oculta, $y_i(n) = x_i(n)$, e se estiver localizado na camada de saída, então $y_i(n) = o_j(n)$, onde $o_j(n)$ é o j -ésimo sinal de saída da RNA. O sinal de saída é então comparado com a resposta desejada, presente no conjunto de treinamento, de modo a obter o sinal de erro para o j -ésimo neurônio de saída, de acordo com a Equação (3.26).

Na etapa de *propagação para trás* (retropropagação) o erro é propagado para trás em direção às entradas da RNA, atualizando os seus parâmetros de acordo com uma regra de correção do erro, de modo que a saída atual da rede aproxime-se da saída

desejada. A forma como os parâmetros da rede são atualizados é dada pela *regra delta*, definida através da Equação (3.29).

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \times \delta_j(n) \times y_i(n) \quad (3.29)$$

onde

n é o índice da iteração;

$\Delta w_{ji}(n)$ é o ajuste de peso da conexão entre o neurônio i e o neurônio j ;

η é o parâmetro taxa de aprendizagem.

$\delta_j(n)$ é o gradiente local do neurônio j ;

$y_i(n)$ é o sinal de entrada do neurônio j , ou o sinal de saída do neurônio i .

O gradiente local do neurônio é definido como a derivada da função de custo $\varepsilon(n)$ com relação ao campo local induzido $v_k(n)$, apontando para as modificações necessárias aos pesos sinápticos de modo que a função custo tenha seu valor reduzido. O cálculo do gradiente local é possível tanto para neurônios da camada de saída, quanto para neurônios da camada oculta. Dessa forma, é resolvido o problema da atribuição de crédito. A taxa de aprendizagem η indica o tamanho do passo do algoritmo, logo, sua velocidade de convergência.

O gradiente local de um neurônio localizado na camada de saída é determinado pela Equação (3.30), enquanto que o gradiente local de um neurônio localizado na camada oculta j é determinado pela Equação (3.31).

$$\delta_j(n) = e_j(n) \times \varphi'_j(v_j(n)) \quad (3.30)$$

$$\delta_j(n) = \varphi'_j(v_j(n)) \times \sum_k \delta_k(n) \times w_{kj}(n) \quad (3.31)$$

onde

k é o índice dos neurônios à

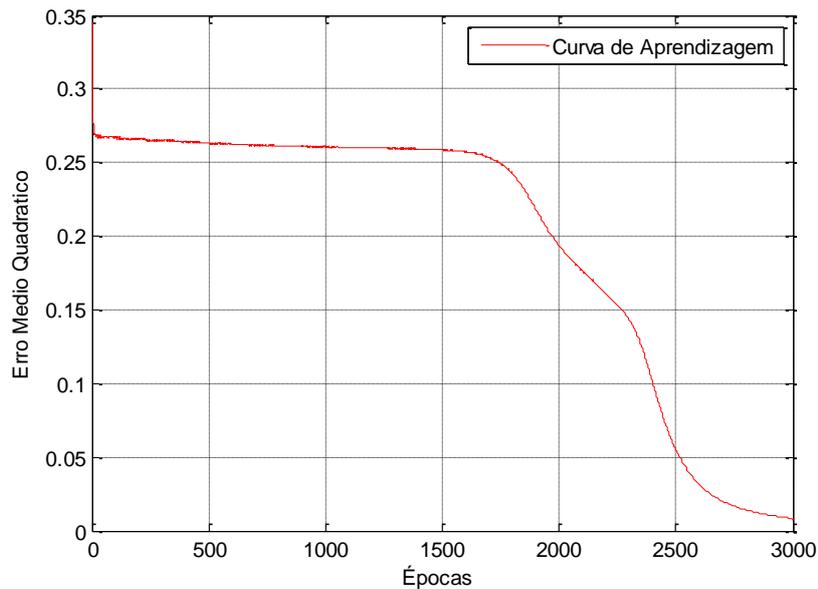
$\varphi'_j(v_j(n))$ é a derivada da função de ativação.

O método de RP é realizado iterativamente para cada padrão aplicado à entrada da RNA, até a apresentação de todos os padrões, quando ocorre uma *época* de treinamento. Os parâmetros da rede são ajustados para cada padrão apresentado de acordo com o erro calculado, buscando minimizar $\varepsilon(n)$. A média aritmética de todas essas alterações corresponde a uma estimativa da alteração real que ocorreria se fosse considerada a minimização da função de custo *erro médio quadrático* (EMQ), sobre todo o conjunto de treinamento, definido pela Equação (3.32).

$$EMQ = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N e_j^2 \quad (3.32)$$

O EMQ é a medida de desempenho utilizada pelo algoritmo RP, representando a função de custo a ser minimizada. A Figura 7 apresenta um exemplo do processo de aprendizagem de um neurônio utilizando o algoritmo LMS, no qual o RP é baseado.

Figura 7: Exemplo de Curva de Aprendizagem



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

O processo de treinamento deve ocorrer até que seja atingido um *critério de parada* do algoritmo. Geralmente, este critério dá-se através da limitação da quantidade de épocas de treinamento ou até que o EMQ atinja um determinado limiar pré-estabelecido. No entanto, é possível utilizar ambos os critérios a fim de evitar erros quando a convergência do algoritmo não é possível.

3.2.5. Definição da Arquitetura da Rede

Ao utilizar RNAs para resolução de determinado problema, a quantidade de neurônios na camada de entrada e saída é definida pela natureza do problema. No entanto, a quantidade H_N de neurônios na camada oculta é definida de acordo com a complexidade do problema sendo, portanto, característica do projeto da rede. A definição de H_N é determinante na capacidade de processamento da rede, pois o número de conexões entre neurônios é decisivo para um treinamento bem sucedido.

Ao aumentar o número de neurônios na camada oculta aumenta-se a capacidade de mapeamento não-linear da rede. No entanto, a quantidade excessiva de

neurônios nesta camada pode fazer com que a rede se especialize nos padrões apresentados perdendo sua capacidade de generalização e aprendendo, até mesmo, informações ruidosas, caracterizando o *sobretreinamento*. Por outro lado, uma rede com poucos neurônios nesta camada perde a capacidade de extrair características dos padrões apresentados não sendo capaz de realizar o mapeamento desejado, caracterizando o *subtreinamento*. Este último, pode ser causado, também, quando o treinamento é interrompido de forma prematura.

Na literatura, não encontra-se método definitivo para a determinação da arquitetura das RNAs, no entanto, é possível utilizar métodos heurísticos baseados em tentativas e ajustes das arquiteturas de redes. A partir desses métodos, alterando-se a quantidade de neurônios na camada oculta, pode-se escolher, por exemplo, aquela arquitetura que apresenta menor EMQ em seus treinamentos.

3.3. Considerações Parciais

A TS oferece informação simultânea nos domínios do tempo e da frequência, permitindo destacar componentes locais ou transitórios que só podem ser observados mediante métodos de análise espectral. Tais informações podem ser utilizadas como características a serem repassadas para uma RNA com o objetivo de realizar o mapeamento desejado. No Capítulo 4, a proposta de metodologia de localização automática de faltas em linhas de transmissão será apresentada.

4. PROPOSTA DE METODOLOGIA DE LOCALIZAÇÃO AUTOMÁTICA DE FALTAS EM LINHAS DE TRANSMISSÃO

Um algoritmo de localização automática de faltas que utiliza dados monitorados apenas no terminal local deve ser desenvolvido de maneira a possibilitar a localização da falta independentemente do ângulo de incidência, resistência de falta ou localização desta ao longo da linha de transmissão. Para desenvolver e avaliar a aplicação do método proposto foram utilizados dados provenientes de simulação de um sistema de transmissão sob diversas situações de falta. Para isso, o *software* ATP (*Alternative Transient Program*) foi utilizado e os dados adquiridos foram tratados através do *software* MatLab®.

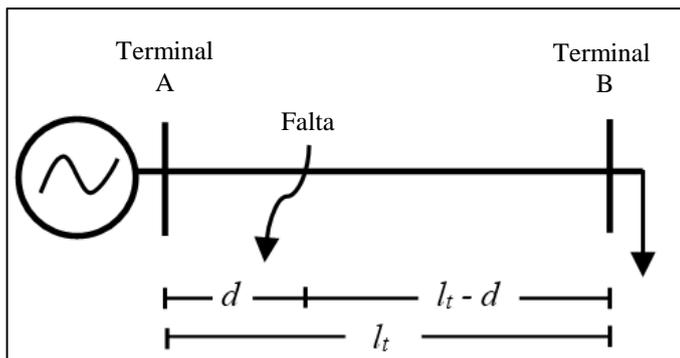
Neste capítulo, a Seção 4.1 descreve o sistema de transmissão analisado, sua topologia e modelagem no *software* ATP, as situações de faltas simuladas, indicando as diferentes localizações, resistências de falta e ângulos de incidência e a aplicação da Transformada Modal de Clarke no desacoplamento das tensões trifásicas. A Seção 4.2 descreve a aplicação da TOV na estimação da localização das faltas. A Seção 4.3 apresenta a aplicação da TS na extração de características dos sinais transitórios utilizando o conceito de *frequência dominante* decorrente das situações de faltas. Por fim, a Seção 4.4 apresenta a aplicação de uma rede MLP como estimador da localização das faltas, indicando a formação dos padrões de treinamento a partir das características dos sinais transitórios extraídas através da TS, o algoritmo de treinamento e a arquitetura de rede utilizada.

4.1. Topologia e Modelagem da Linha de Transmissão em Análise

A Figura 8 ilustra a topologia da linha de transmissão adotada, onde d é a distância da falta ao terminal A e l_t é o comprimento da linha de transmissão. Diferentemente da topologia de três terminais em triângulo apresentado por Shu *et al.* (2010), esta topologia envolve dois terminais A e B , os quais representam o terminal de monitoramento e remoto, respectivamente. Ao considerar esta topologia, o método de localização automática de faltas possui as características indicadas na Seção 2.1.2.

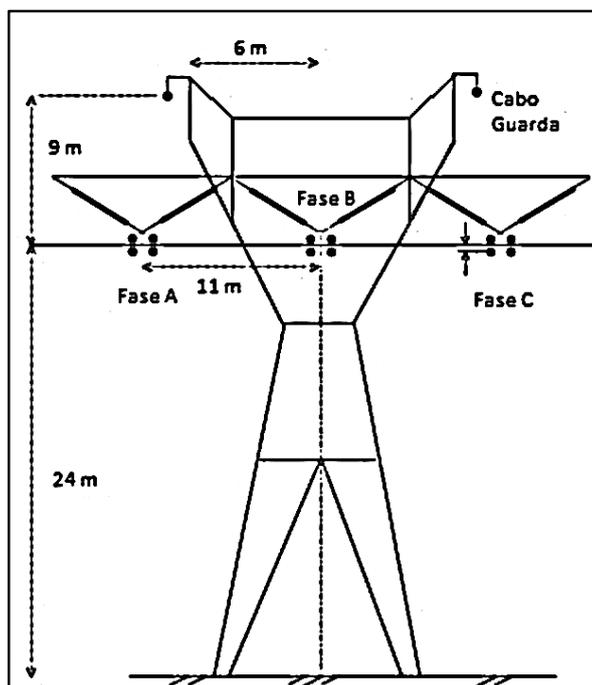
A linha de transmissão do sistema ELETRONORTE/CHESF que interliga as subestações de Presidente Dutra – MA e Boa Esperança – PI, foi utilizada como modelo nas simulações. A Tabela 2 indica as principais características desta linha. A Figura 9 mostra a estrutura das torres de transmissão e a disposição dos condutores, enquanto que a Tabela 3 indica as características físicas e elétricas dos condutores utilizados.

Figura 8: Topologia da Linha de Transmissão Considerada



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 9: Estrutura da Torre de Transmissão



Fonte: (TORRES, 2014)

Tabela 2: Características da Linha de Transmissão

Tensão Nominal	500kV
Frequência Nominal	60Hz
Comprimento	200km
Tipo de Circuito	Simple Horizontal
Núm. de Fases	3 (A, B, C)
Condutor Fase	ACSR Grosbeak
Qtde. Condutores por Fase	4
Dist. Entre Cond. Fase	40cm
Condutor Guarda	EHS 3/8"
Qtde. Condutores Guarda	2
Resistividade Média do Solo	01000 Ω.m

Fonte: (TORRES, 2014)

Tabela 3: Características dos Condutores

Tipo de Condutor	FASE – ACSR <i>Grosbeak</i>	GUARDA – EHS 3/8”
Raio Interno	4,635mm	0mm
Raio Externo	12,57mm	4,572mm
Resistência DC	0,08998Ω/km	4,188Ω/km
Flecha a Meio Vão	12m	7m

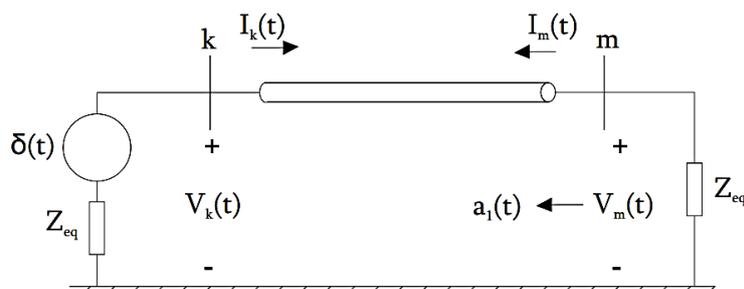
Fonte: (TORRES, 2014)

Para simular o sistema de transmissão considerado foi utilizado o *software* ATP (*Alternative Transient Program*) o qual é um dos mais utilizados na simulação de transitórios eletromagnéticos de sistemas elétricos de potência, principalmente devido à sua capacidade de decompor o sistema analisado de modo a proporcionar simulações numa larga banda de frequência. Na modelagem das linhas de transmissão utilizou-se a ferramenta LCC (*Line/Cable Component*), onde o comprimento, os parâmetros elétricos e geométricos das torres de transmissão e dos cabos são inseridos.

O modelo JMarti (MARTI, 1982) é disponibilizado no *software* ATP e sua formulação permite a representação da dependência dos parâmetros da linha de transmissão com a frequência e minimiza as instabilidades numéricas produzidas pela natureza altamente oscilatória da resposta em frequência das linhas de transmissão. O modelo matemático utiliza funções peso aplicadas às equações de linhas de transmissão e, embora apresente a dependência dos parâmetros da linha de transmissão com a frequência, a matriz de transformação modal é constante com a frequência. Assim, esse modelo resulta em uma maior precisão para a representação de linhas simétricas e equilibradas, sendo adequado para a simulação de linhas de transmissão aéreas.

Inicialmente, a formulação parte das funções de ondas progressivas (F_k e F_m) e regressivas (B_k e B_m) (MARTI, 1982), nos terminais k e m , conforme ilustrado pela Figura 10, e definidos no domínio da frequência pelas Equações 4.1 a 4.4.

Figura 10: Linha de Transmissão com Circuitos Equivalentes em Cada Terminal



Fonte: (MARTI, 1982)

$$F_k(\omega) = V_k(\omega) + Z_{eq}(\omega) \times I_k(\omega) \quad (4.1)$$

$$F_m(\omega) = V_m(\omega) + Z_{eq}(\omega) \times I_m(\omega) \quad (4.2)$$

$$B_k(\omega) = V_k(\omega) - Z_{eq}(\omega) \times I_k(\omega) \quad (4.3)$$

$$B_m(\omega) = V_m(\omega) - Z_{eq}(\omega) \times I_m(\omega) \quad (4.4)$$

nas quais V_k , V_m , I_k e I_m são as tensões e correntes em função da frequência das terminais k e m , respectivamente, $Z_{eq}(\omega)$ é um circuito equivalente com mesma resposta em frequência que a impedância característica da linha $Z_c(\omega)$ e calculado pela Equação 4.5.

$$Z_{eq}(\omega) = \sqrt{\frac{R + j\omega L}{G + j\omega C}} \quad (4.5)$$

A comparação entre as equações 4.1 e 4.4, com as equações hiperbólicas de linhas de transmissão, cuja formulação é detalhada em (STEVENSON, 1982), permite que sejam deduzidas as Equações 4.6 e 4.7.

$$B_k(\omega) = A_1(\omega) \times F_m(\omega) \quad (4.6)$$

$$B_m(\omega) = A_1(\omega) \times F_k(\omega) \quad (4.7)$$

Sendo

$$A_1(\omega) = \frac{1}{\cosh(\gamma(\omega) \times l_t) + \sinh(\gamma(\omega) \times l_t)} \quad (4.8)$$

na qual γ é a constante de propagação, determinada através da Equação 4.9 e l_t é comprimento da linha de transmissão.

$$\gamma(\omega) = \sqrt{(R + j\omega L) \times (G + j\omega C)} \quad (4.9)$$

Segundo Marti (1982), as equações 4.6 e 4.7 são avaliadas no domínio do tempo e calculadas através das integrais de convolução descritas pelas equações 4.10 e 4.11.

$$b_k(t) = \int_{\tau}^{\infty} f_m(t - u) \times a_1(u) du \quad (4.10)$$

$$b_m(t) = \int_{\tau}^{\infty} f_k(t - u) \times a_1(u) du \quad (4.11)$$

onde τ é o tempo de viagem da mais rápida componente de frequência do impulso injetado, $f_m(t - u)$ é a representação no domínio do tempo de $F_m(\omega)$ e $a_1(u)$ é a representação do domínio do tempo de $A_1(\omega)$. Nas equações 4.10 e 4.11, τ é o limite inferior de integração, pois $a_1(t) = 0 \forall t < \tau$.

Ainda, de acordo com Marti (1982), a avaliação das equações 4.10 e 4.11 permite afirmar que os valores de b_k e b_m em um instante de tempo t são definidos pelos

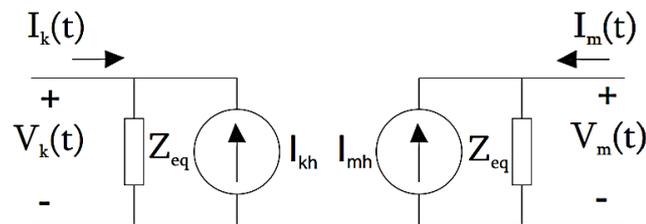
valores passados das funções f_m e f_k , desde que o passo de integração Δt seja inferior a τ . A partir de b_k e b_m a representação no domínio do tempo das equações 4.3 e 4.4 resulta diretamente nos circuitos equivalentes das terminações da linha de transmissão. Assim, esses são calculados através das equações 4.12 e 4.13 e $b_k(t) = E_{kh}$ e $b_m(t) = E_{mh}$, sendo E_{kh} e E_{mh} são os valores históricos.

$$v_k(t) = e_k(t) + E_{kh} \quad (4.12)$$

$$v_m(t) = e_m(t) + E_{mh} \quad (4.13)$$

Sendo $e_k(t)$ e $e_m(t)$ as quedas de tensão sobre os circuitos equivalentes, representados por Z_{eq} na Figura 10. Após converter a linha para a representação modal, as equações 4.12 e 4.13 retornam a cada intervalo de tempo t , modelos equivalentes de linha, conforme a Figura 11.

Figura 11: Circuito Equivalente do Modelo de Linha entre os Nós k e m

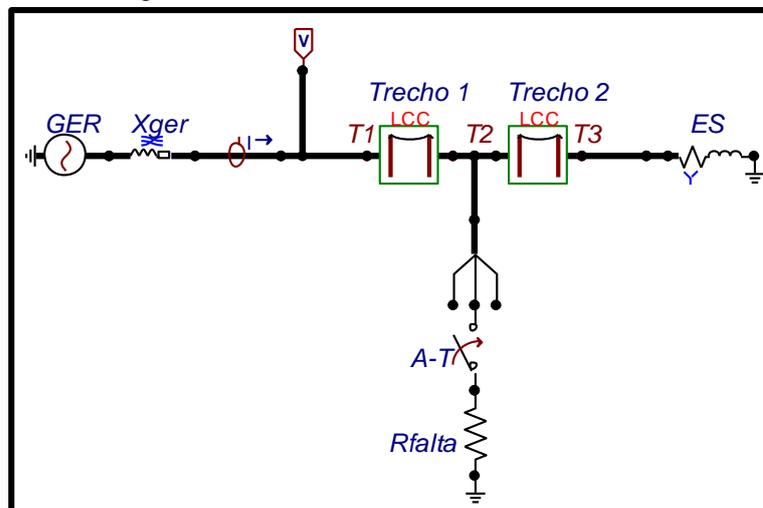


Fonte: (MARTI, 1982)

4.1.1. Modelagem no Software ATP

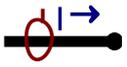
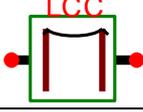
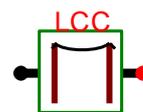
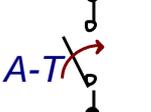
A partir do modelo JMarti apresentado a linha de transmissão foi modelada utilizando o software ATP, no qual serão simuladas diversas condições de falhas. A Figura 12 mostra o sistema de transmissão simulado no software ATP e seus componentes são descritos na Tabela 4.

Figura 12: Sistema de Transmissão Simulado no ATP



Fonte: Elaborada pelo autor através do software ATP.

Tabela 4: Descrição dos Componentes Utilizados na Simulação

Componente	Representação	Descrição
	Gerador CA	Gerador Síncrono
	Reatância do Gerador	Resistências de sequência positiva R_1 e zero R_0 , ambas nulas. Reatâncias de sequência positiva X_{g1} e zero X_{g0} , ambas 5,6548mH/m.
	Medição de Corrente	Utilizado para monitoramento da corrente no terminal de monitoramento.
	Medição de Tensão	Utilizado para monitoramento da tensão no terminal de monitoramento.
	LCC – Trecho 1	Trecho de linha de comprimento d ou distância da falta ao terminal de monitoramento.
	LCC – Trecho 2	Trecho de linha de comprimento $(l_t - d)$ ou distância da falta ao terminal remoto.
	Chave Seccionadora Monofásica	Chave seccionadora a qual simula a ocorrência de faltas monofásicas.
	Resistência de Falta	Resistência entre o condutor e a terra.
	Equivalente do Sistema	Impedância equivalente do sistema de transmissão de energia elétrica

Fonte: Elaborada pelo autor.

Para simulação das faltas em diferentes localizações foram utilizados dois blocos LCC consecutivos cuja soma dos trechos de linha totaliza o comprimento l_t (200km) da linha de transmissão. Dessa forma, os blocos *LCC Trecho 1* e *LCC Trecho 2* possuem parâmetros idênticos divergindo somente no comprimento do trecho, onde o comprimento inserido no bloco *LCC Trecho 1* representa a distância da falta d em simulação e o comprimento inserido no bloco *LCC Trecho 2* representa o complemento $(l_t - d)$. A motivação para utilização de chave seccionadora monofásica será vista na Seção

4.1.2. Neste ponto, é importante ressaltar que, na modelagem do sistema de transmissão, a chave seccionadora monofásica não atua como dispositivo de proteção mas como elemento causador da falta, simulando os efeitos das possíveis causas de curto-circuito.

A Figura 13 mostra um exemplo dos parâmetros disponíveis na guia *Model* nas propriedades do bloco *LCC Trecho 2* configurados de acordo com os dados disponíveis nas tabelas 1 e 2, onde

Rho é a resistividade média do solo em $\Omega.m$;

Length é o comprimento do trecho da linha representado pelo bloco LCC e;

JMarti é o modelo de linha utilizado na simulação.

Da mesma forma, a Figura 14 ilustra o mesmo exemplo agora mostrando os parâmetros disponíveis na guia *Data* nas propriedades do bloco *LCC Trecho 2*, onde

Rin é o raio interno do condutor em centímetros;

Rout é o raio externo do condutor em centímetros;

Resis é a resistência DC do condutor em Ω/km ;

Horiz é a posição do condutor no eixo horizontal em metros;

Vtower é a posição do condutor no eixo vertical em metros;

Vmid é a flecha a meio vão em metros;

Separ é a distância entre condutores em centímetros (aplica-se somente nos casos em que há utilização de mais de um condutor por fase);

Alpha é o ângulo de rotação do arranjo de condutores por fase em graus e;

NB é a quantidade de condutores por fase.

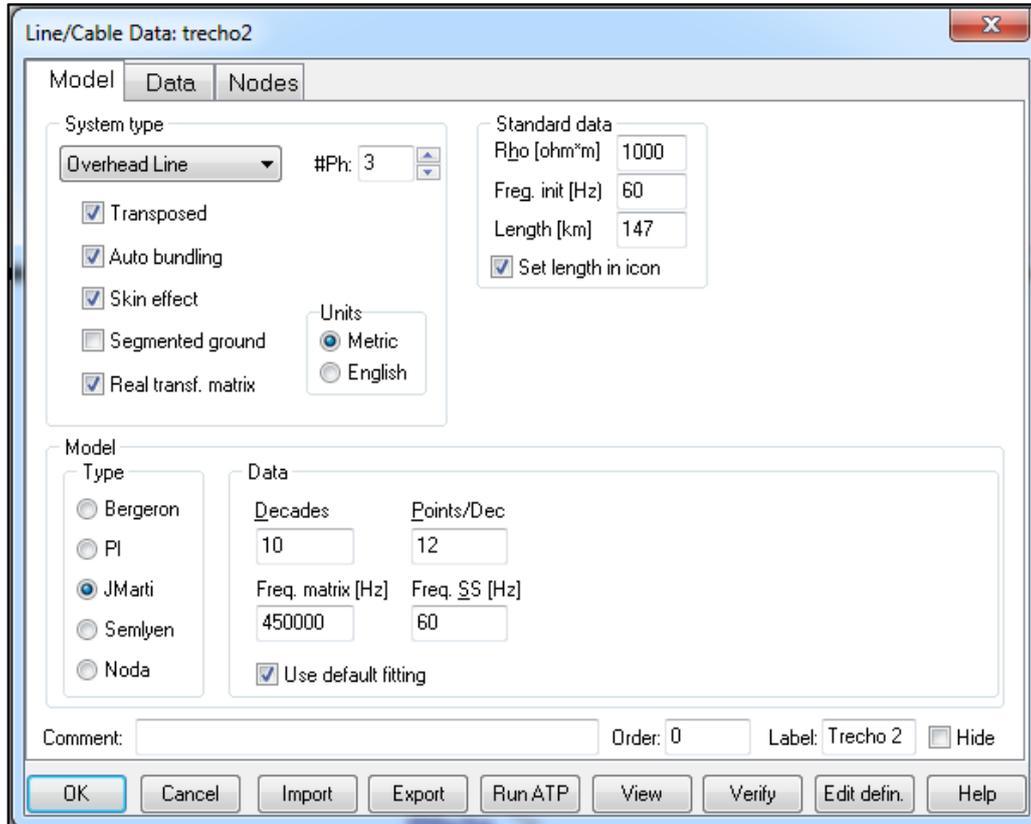
É válido observar que, no exemplo apresentado, o comprimento do bloco *LCC Trecho 2* é de 147km indicando que a simulação ocorre para uma falta a 53km ($200km - 147km = 53km$) do terminal de monitoramento. Portanto, o comprimento indicado nas propriedades do bloco *LCC Trecho 1*, neste caso, seria 53km.

4.1.2. Considerações do Sistema de Transmissão

A transposição (*Transposed*) da linha aérea de transmissão (*Overhead Line*) foi considerada com o propósito de equalizar as indutâncias por fase e eliminar ou reduzir o desequilíbrio causado pela disposição não equilateral dos condutores (DAS, 2001).

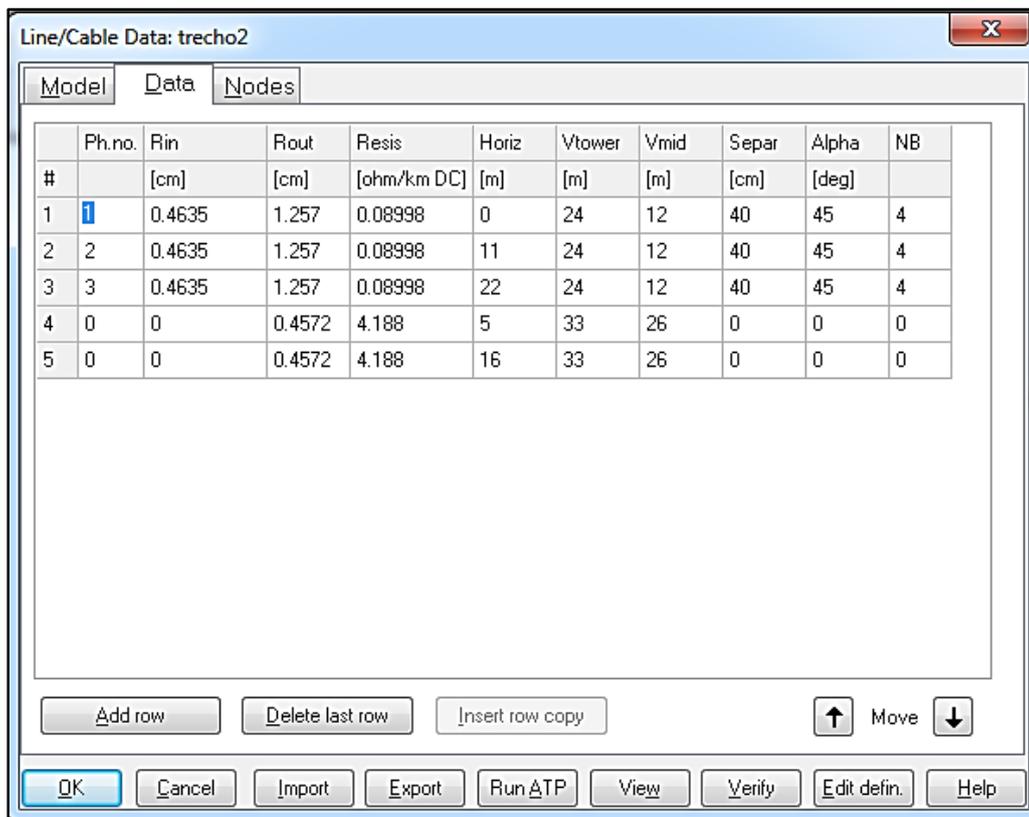
À medida que a frequência do sistema elétrico aumenta, a corrente num condutor cilíndrico sólido tende a circular através da superfície do condutor, reduzindo a densidade de corrente no interior deste condutor. Este fenômeno é conhecido como efeito pelicular ou efeito *skin* e também foi considerado na simulação (*Skin Effect*).

Figura 13: Janela de Configuração do Modelo da Linha



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* ATP.

Figura 14: Janela de Configuração dos Parâmetros e da Disposição dos Condutores



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* ATP.

4.1.3. Identificação, Classificação e Pré-Localização das Faltas

Neste trabalho considera-se a ocorrência de faltas do tipo curto-circuito numa linha de transmissão de dois terminais, sendo um terminal de monitoramento e outro remoto. Desta forma, o algoritmo de localização automática de faltas a ser desenvolvido faz uso de dados monitorados em apenas um terminal. Admite-se que, em caso de faltas permanentes ou temporárias, ocorre a ação de relés de proteção ou religadores a fim de recompor o sistema elétrico ou isolar a falha. Uma vez que a ocorrência é identificada, os dados de oscilografia são coletados a fim de executar uma rotina de análise pós-falta, caracterizando o método como *off-line*.

Uma vez que cerca de 70% a 80% dos casos de ocorrência de faltas em linhas de transmissão ocorrem entre um condutor e a terra (STEVENSON, 1982, p. 380), somente faltas monofásicas envolvendo a fase A e a terra foram simuladas, variando sua localização, ângulo de incidência e resistência de falta. A utilização de somente a fase A nas situações de falta monofásicas não invalida a abordagem apresentada, uma vez que foi considerada a transposição da linha de transmissão e mesmo carregamento para todas as fases. Assim, nas simulações de faltas monofásicas envolvendo as fases B ou C e a terra, sob as mesmas condições, são obtidos os mesmos sinais faltosos considerando apenas a defasagem entre as fases. Portanto, neste estudo foram admitidas apenas faltas monofásicas envolvendo a fase A e a terra que ocorrem na primeira metade da linha, ou seja, considerando $0 \leq d \leq 100\text{km}$. A determinação da distância estimada d_E da falta ao terminal de monitoramento será vista na Seção 4.2.

4.1.4. Situações de Faltas Simuladas

Para avaliar a aplicação da TS na localização das faltas, 1280 diferentes situações de faltas monofásicas envolvendo a fase A e a terra foram simuladas na frequência de amostragem de 200kHz (aproximadamente, 3334 amostras por ciclo) variando a distância d da falta ao terminal A, o ângulo de incidência θ e a resistência de falta R_f . A Tabela 5 resume as situações de faltas simuladas para formação do conjunto de dados utilizando uma janela de dados correspondente a 1 ciclo (16,67ms).

A mudança da distância d da falta ao terminal A é realizada de acordo com procedimento descrito na Seção 4.1. Portanto, os blocos *LCC Trecho 1* e *LCC Trecho 2* possuem parâmetros idênticos divergindo somente no comprimento do trecho e o comprimento inserido no bloco *LCC Trecho 1* representa a distância da falta d simulada

Tabela 5: Situações de Falhas Simuladas

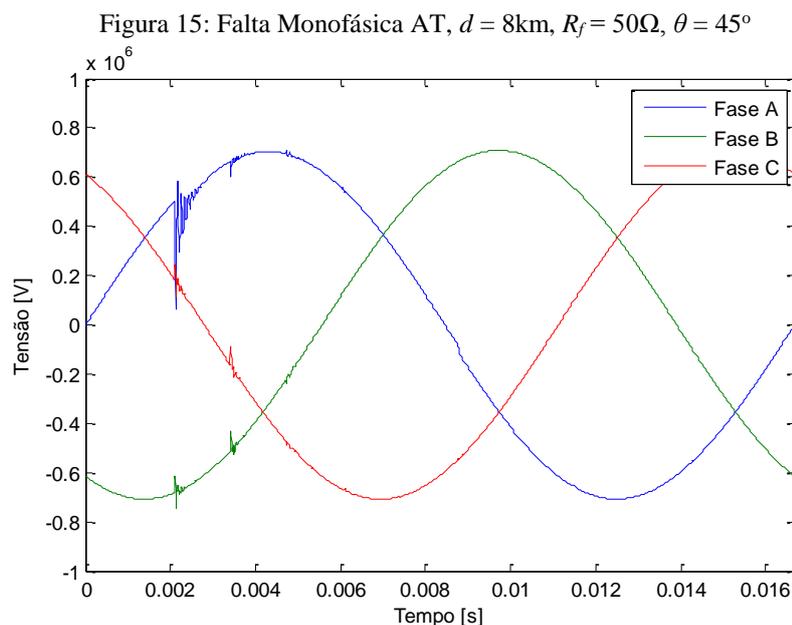
Tipo de Falta	Amostragem TA (kHz)	Localização d (km)	Resistência de Falta R _f (Ω)	Ângulo de Incidência θ (°)	Situações de Falta
A-T	200	8, 13, 16, 20, 25 29, 34, 40, 45, 49 53, 59, 64, 69, 72 78, 84, 90, 95, 99	20, 50, 80, 120, 150, 180, 200, 240	0, 45, 90, 135, 180, 225, 270, 315	1280

Fonte: Elaborada pelo autor.

enquanto que o comprimento inserido no bloco *LCC Trecho 2* representa o complemento (l_r-d) ou distância da falta ao terminal remoto. Nas simulações, o ângulo de incidência tem relação direta com o instante t_{sw} de atuação da chave seccionadora. Assim, seja f_0 a frequência fundamental do sistema elétrico, o instante t_{sw} de atuação da chave seccionadora pode ser determinado de acordo com a Equação 4.14. O valor de t_{sw} é dado em segundos e indicado nos parâmetros do elemento *Chave Seccionadora Monofásica* apresentada na Tabela 4. Da mesma maneira, o valor da resistência de falta, em Ω, é inserido nos parâmetros do elemento *Resistência de Falta*.

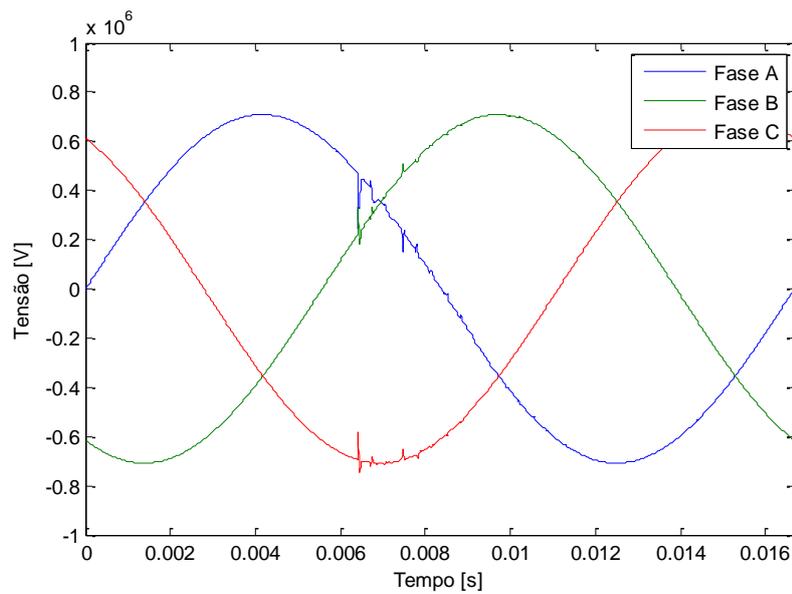
$$t_{sw} = \frac{\theta}{360 \times f_0} \quad (4.14)$$

De acordo com a Seção 2.2.2, ao utilizar algoritmos baseados em ondas viajantes, pode-se optar pelo uso de sinais trifásicos de corrente ou tensão. Neste estudo, optou-se por utilizar apenas os sinais trifásicos de tensão. As Figuras 15, 16 e 17 mostram exemplos de sinais trifásicos de tensão monitorados no terminal A quando o sistema é submetido à falta monofásica envolvendo a fase A sob diferentes situações.



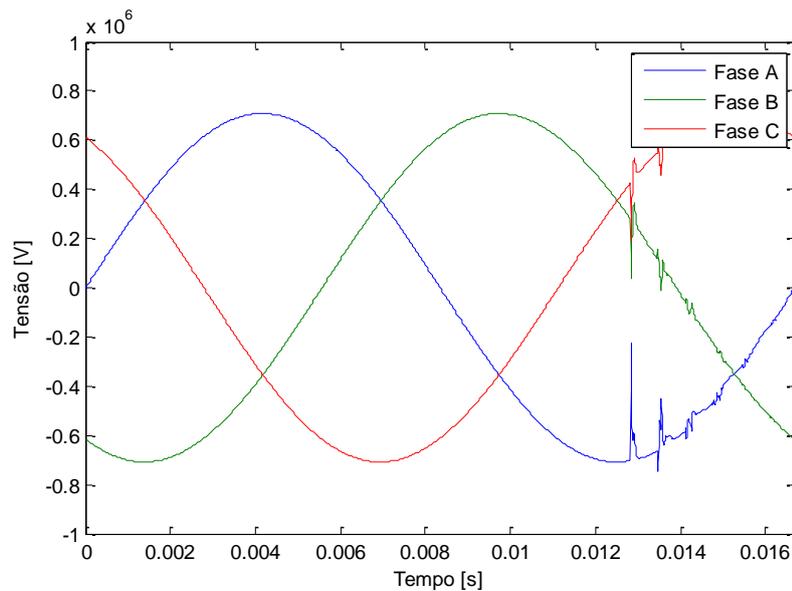
Fonte: Elaborada pelo autor através do software MatLab®.

Figura 16: Falta Monofásica AT, $d = 45\text{km}$, $R_f = 120\Omega$, $\theta = 135^\circ$



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

Figura 17: Falta Monofásica AT, $d = 95\text{km}$, $R_f = 20\Omega$, $\theta = 270^\circ$



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

4.1.5. Desacoplando as Tensões Trifásicas Através da Transformada de Clarke

O desequilíbrio em sistemas elétricos trifásicos ocorre devido a faltas, cargas monofásicas, linhas de transmissão não transpostas ou espaçamento não equilátero entre condutores. Ao considerar um sistema trifásico de transmissão perfeitamente simétrico sob condições faltosas, assume-se que a assimetria ocorre apenas no ponto de falta. Porém, na prática, os sistemas elétricos de potência não são perfeitamente equilibrados e a condição de assimetria sempre existe. Num sistema trifásico equilibrado é suficiente

determinar as correntes e tensões numa única fase, pois as fases restantes possuem a mesma magnitude e defasagem. Ao considerar um sistema trifásico desequilibrado esta simplicidade na modelagem do sistema não é válida (DAS, 2001).

Em linhas de transmissão trifásicas, as fases estão mutuamente acopladas e, como consequência, perturbações em altas frequências geradas durante uma falta podem aparecer nas fases não envolvidas (SILVA, 2008), impondo dificuldades na localização das faltas através da metodologia apresentada. Portanto, os sinais trifásicos de tensão devem ser decompostos em suas componentes modais.

A transformação modal permite que o sistema trifásico seja tratado como um sistema composto por três circuitos monofásicos independentes. Sendo assim, os valores de fase são transformados em três modos desacoplados: um modo terra (também chamado de modo 0) e dois modos aéreos (também chamados de modo α e β). O modo terra apresenta impedância característica e velocidade de propagação v distintas em relação aos modos aéreos (SILVA, 2008). Dessa forma, seja \mathbf{U} a matriz que contém as tensões trifásicas monitoradas, estas podem ser decompostas em suas componentes modais utilizando uma matriz de transformação modal \mathbf{T}_u^{-1} e a Equação 4.15, formando-se a matriz de componentes modais \mathbf{V}_{mod} .

$$\mathbf{V}_{\text{mod}} = \mathbf{T}_u^{-1}\mathbf{U} \quad (4.15)$$

Dentre as transformadas modais mais comuns estão a transformada de Clarke, Wedepohl, Karrenbauer e Fortescue. Na metodologia apresentada, a transformada de Clarke, ora representada pela matriz \mathbf{T}_{CK} na Equação 4.16, será utilizada.

$$\mathbf{T}_{\text{CK}} = \mathbf{T}_u^{-1} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 2 & -1 & -1 \\ 0 & \sqrt{3} & -\sqrt{3} \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

Portanto, ao utilizar a matriz \mathbf{T}_{CK} , os sinais de tensão trifásicos podem ser decompostos em suas componentes modais de acordo com a Equação 4.17.

$$\begin{bmatrix} V_0 \\ V_\alpha \\ V_\beta \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 2 & -1 & -1 \\ 0 & \sqrt{3} & -\sqrt{3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_a \\ V_b \\ V_c \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

Reescrevendo a Equação 4.17, temos:

$$[V_{0\alpha\beta}] = \mathbf{T}_{\text{CK}}[V_{abc}] \quad (4.18)$$

Os modos 0, α e β podem ser estudados separadamente como simples circuitos monofásicos, sendo para cada um deles definido as velocidades de propagação v do modo terra e do modo aéreo, as quais são dependentes das indutâncias e capacitâncias por unidade comprimento da linha de transmissão em análise, assim como da frequência do sistema.

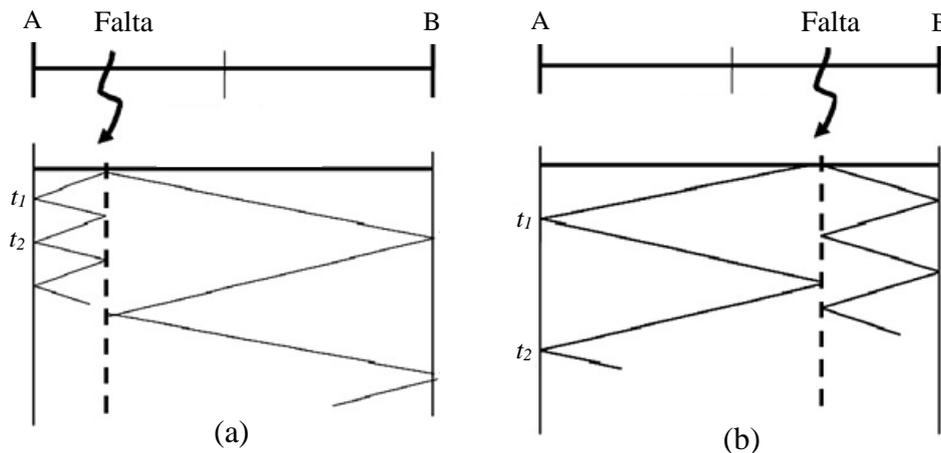
Uma vez realizado o desacoplamento dos sinais de tensão, estes são empregados na localização da falta. Os sinais do modo aéreo estão presentes em todos os tipos de falta (monofásicas, bifásicas e trifásicas) e podem ser utilizados para estimar sua localização (GUIMIRE, 2014). No entanto, nos casos de faltas com o envolvimento da terra, o modo terra torna-se mais adequado para análise dos transitórios envolvidos (SILVA, 2008). No presente trabalho, serão utilizados os sinais de tensão do modo terra por este tratar somente de faltas monofásicas. Portanto, os sinais trifásicos de tensão monitorados durante as situações de falta serão desacoplados através da Transformada de Clarke e, posteriormente, o sinal do modo terra será utilizado na análise pós-falta.

4.2. Localização da Falta Através das Ondas Viajantes

No Capítulo 2 foi visto que as ondas viajantes de tensão e corrente manifestam-se através de transitórios oscilatórios os quais são registrados nos terminais de monitoramento da linha e que estes transitórios variam de acordo com o ângulo de incidência e resistência da falta, local da falta, entre outros fatores. Ainda, foram destacados os picos dos transitórios os quais ocorrem nos instantes de chegada das ondas refletidas no ponto de falta ou nos terminais da linha. Verificou-se, também, que através da identificação dos instantes t_1 e t_2 e da velocidade de propagação v das ondas viajantes na linha de transmissão é possível estimar a distância da falta ao terminal de referência. A seguir, será discutida a aplicação de t_1 , t_2 e v na localização das faltas.

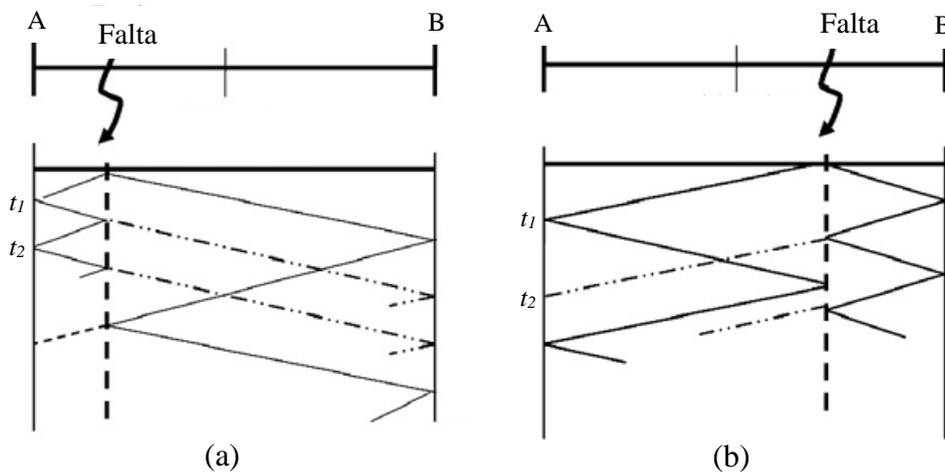
As Figura 18 e 19 mostram o diagrama de Lattice das ondas viajantes para faltas entre fases e com o envolvimento da terra, respectivamente, que ocorrem na primeira e na segunda metade de uma linha de transmissão de dois terminais. Considerando que o Terminal A representa o terminal de monitoramento e o Terminal B seja o terminal remoto, observa-se que para os casos de faltas entre fases mostrados na Figura 18, a onda refletida no terminal remoto não é observada no terminal de monitoramento. Isso ocorre devido ao reduzido valor do coeficiente de refração para a onda refletida no terminal remoto (NGU e RAMAR, 2011).

Figura 18: Falhas sem o envolvimento da terra na (a) Primeira e (b) Segunda Metade da Linha



Fonte: (NGU; RAMAR, 2011) adaptada pelo autor.

Figura 19: Falhas com o envolvimento da terra na (a) Primeira e (b) Segunda Metade da Linha



Fonte: (NGU; RAMAR, 2011) adaptada pelo autor.

Para falhas entre fases, a distância estimada d_E da falha ao terminal de monitoramento pode ser determinada independentemente da metade faltosa da linha através da Equação 4.19, onde $(t_2 - t_1)$ é a diferença de tempo entre os dois primeiros picos consecutivos observados no terminal A.

$$d_E = \frac{v \times (t_2 - t_1)}{2} \quad (4.19)$$

Para falhas com o envolvimento da terra as ondas refletidas no terminal B são observadas no terminal de monitoramento. Dessa forma, é necessário identificar a metade faltosa da linha. Para o caso de falhas com o envolvimento da terra que ocorrem na primeira metade da linha, faz-se uso da Equação 4.19, enquanto que, para falhas com o envolvimento da terra que ocorrem na segunda metade da linha, a distância estimada d_E da falha ao terminal de monitoramento pode ser estimada através da Equação 4.20. Falhas

que ocorrem exatamente na metade da linha devem ser consideradas como faltas que ocorrem na primeira metade da linha sendo, portanto, estimadas através da Equação 4.19 (NGU; RAMAR, 2011).

$$d_E = l_t - \frac{v \times (t_2 - t_1)}{2} \quad (4.20)$$

A classificação da falta torna-se essencial para distinguir entre faltas com ou sem o envolvimento da terra, uma vez que essas características conduzem a equacionamentos diferentes para a determinação da distância da falta (NGU; RAMAR, 2011).

Observando as variáveis envolvidas na localização de faltas utilizando o método baseado na TOV, destaca-se a importância da identificação adequada dos tempos t_1 e t_2 bem como a determinação da velocidade de propagação v das ondas viajantes na precisão do método. Esta última, é variável determinante para a maioria dos localizadores de falta de um, dois ou mais terminais que utilizam a TOV (LOPES *et al.*, 2014).

4.2.1. Determinação da Velocidade de Propagação v

De acordo com a Seção 2.2.2, a distância da falta pode ser estimada determinando-se o tempo de deslocamento das ondas viajantes e sua velocidade de propagação v . Ainda, de acordo com a Seção 4.1.4, a velocidade de propagação depende do modo considerado (terra ou aéreo) e pode ser determinada a partir das indutâncias e capacitâncias por unidade comprimento da linha de transmissão e da frequência do sistema. No entanto, quando tais parâmetros são incertos ou desconhecidos, é prática comum considerar a velocidade v como valores entre 97% e 100% da velocidade da luz no vácuo (3×10^8 km/s).

Em (LOPES *et al.*, 2014) é realizada uma análise da influência de aproximações típicas da velocidade de propagação das ondas viajantes na precisão deste método. De modo geral, observou-se que os erros provenientes do uso de velocidades de propagação aproximadas crescem com o comprimento da linha. Adicionalmente, observou-se que as localizações de falta estimadas utilizando velocidades de propagação calculadas a partir da frequência fundamental do sistema elétrico, embora não comprometam a confiabilidade dos métodos de localização de faltas baseados na TOV, não representam a melhor aproximação. Neste caso é indicado o uso de v calculado a partir dos parâmetros da linha de transmissão e da frequência dominante dos transitórios gerados pelas situações de falta. No presente trabalho, considera-se que os parâmetros da

linha de transmissão são desconhecidos utilizando, portanto, a velocidade de propagação $v = 3 \times 10^5$ km/s.

4.3. Aplicação da Transformada de Stockwell na Localização das Faltas

Com a matriz S , determinada a partir dos passos indicados na Seção 3.1.3, é possível determinar componentes no espectro da frequência e variações do sinal no tempo. A partir da Equação 4.21 é obtido o gráfico que permite visualizar e identificar componentes na frequência como harmônicos e transitórios, sendo MF (Máximo das Frequências) o vetor que contém os valores absolutos máximos da relação amplitude-frequência. Por último, é obtido o gráfico que permite visualizar a relação amplitude-tempo em frequências específicas através do vetor AT (Amplitude no Tempo) fazendo uso da Equação 4.22.

$$MF = \max \left| S \left[jT, \frac{n}{NT} \right]^T \right| \quad (4.21)$$

$$AT = \left| S \left[jT, \frac{n}{NT} \right] \right| \quad (4.22)$$

Dispondo da Equação 4.21 é possível identificar frequências características dos sinais transitórios gerados pelas situações de falta e realizar uma análise no domínio do tempo das componentes nestas frequências a fim de extrair informações necessárias para a localização das faltas pela TOV. A seguir o conceito de frequência dominante e o método de extração dos tempos de deslocamento das ondas viajantes através da TS serão apresentados.

4.3.1. Identificação da Frequência Dominante f_D Através da TS

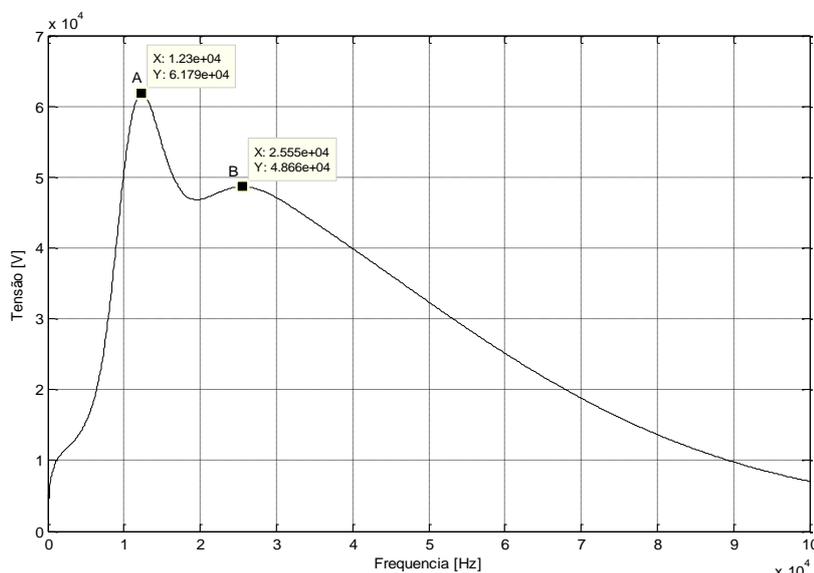
Na ocorrência de falta numa linha de transmissão, as formas de onda dos sinais de tensão e corrente são deformadas devido às ondas viajantes ocasionando transitórios oscilatórios em alta frequência. Em esquemas de proteção convencionais, estes sinais em alta frequência introduzidos pela situação de falta são considerados como interferência ou filtrados (WANG; HUANG; LIU, 2008). No entanto, estes sinais não podem ser ignorados pois possuem importantes informações características das faltas.

É possível analisar os transitórios em alta frequência através do espectro do sinal de tensão ou corrente da fase faltosa. Cada espectro destes sinais possui um pico característico que o distingue das demais situações de falta. A localização deste pico no domínio da frequência é chamada de *frequência dominante* a qual varia de acordo com a distância d da falta ao terminal de monitoramento e com os parâmetros da linha de

transmissão. Sua amplitude pode sofrer variações de acordo com o ângulo de incidência e resistência da falta. Ainda, para ângulos de incidência próximos de 0° ou 180° a magnitude dos transitórios gerados pode ser bastante reduzida dificultando a identificação da frequência dominante (AGGARWAL *et al.*, 2012).

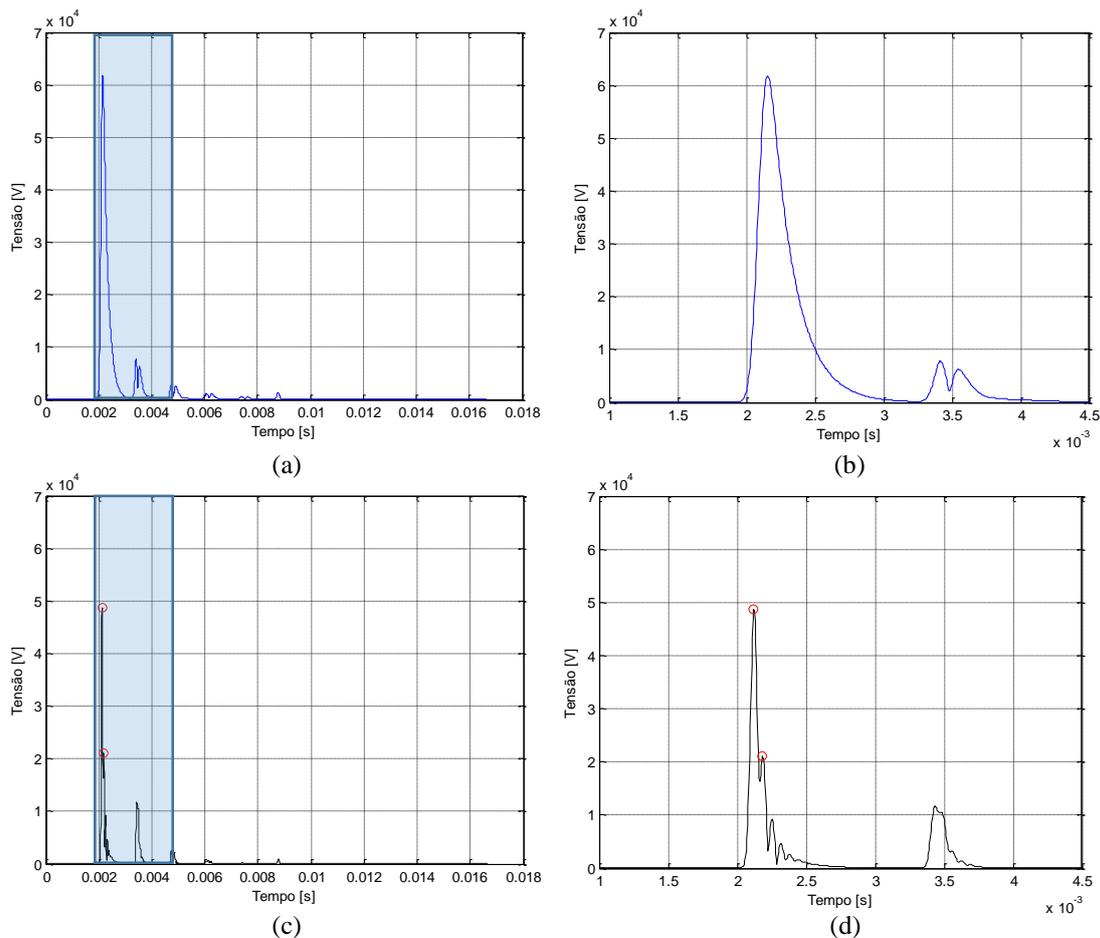
A ocorrência de faltas próximas ao terminal de monitoramento impõe maiores dificuldades na estimação da localização da falta, uma vez que o espectro poderá apresentar picos distintos e contrariar a definição de frequência dominante adotada. Para ilustrar estes casos, a Figura 20 apresenta um exemplo do sinal do espectro do modo terra obtido através da aplicação da TS. Nota-se a existência de dois picos distintos A e B, com frequências de 12,3kHz e 25,5kHz, respectivamente.

Figura 20: Exemplo de Espectro do Modo Terra obtido Através da TS



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

A Figura 21a mostra o espectro local ou *voice* na frequência 12,3kHz do modo terra do sinal trifásico de tensão, indicada através do ponto A na Figura 20, adquirido no terminal local logo após a ocorrência de uma falta monofásica a 8km do terminal de monitoramento, com resistência e ângulo de incidência de 50Ω e 45° , respectivamente. A Figura 21b mostra o sinal dentro da área hachurada na Figura 21a, observando-se o sinal ampliado no intervalo de tempo de, aproximadamente, 4,5ms. A partir da Figura 21b é possível observar significativa elevação de tensão representada pela primeira frente de onda, com pico superior a 60kV de magnitude. Devido à proximidade ao terminal local e às características da linha de transmissão, a primeira frente de onda não sofre atenuação significativa e seu sinal sobrepõe parte dos sinais refletidos e refratados, em especial, o sinal correspondente ao tempo t_2 , utilizado pela Equação 4.19 na estimação da distância da falta ao terminal de monitoramento.

Figura 21: *Voice* em (a) 12,3kHz (c) 25,5kHz. Em (b), detalhe de (a) e em (d), detalhe de (c).

Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

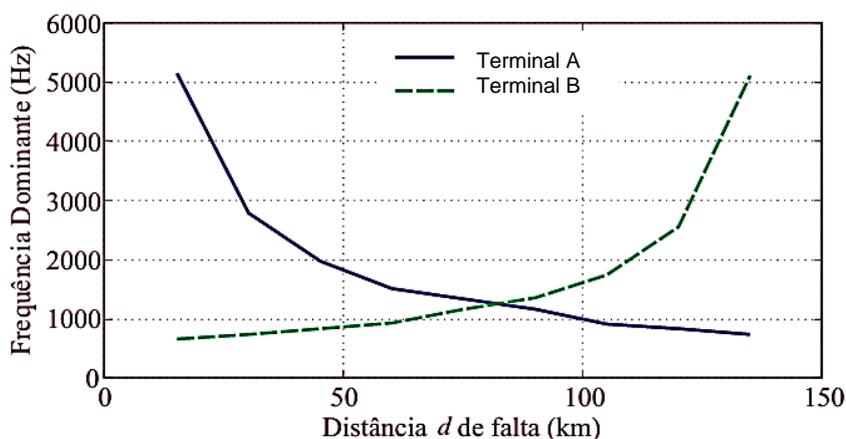
Para ilustrar a situação descrita, consideremos a Figura 21c a qual mostra o espectro local ou *voice* na frequência 25,5kHz do modo terra do sinal trifásico de tensão, indicada através do ponto B na Figura 20. A Figura 21d mostra o sinal dentro da área hachurada na Figura 21c, observando-se o sinal ampliado no mesmo intervalo de tempo. A partir da Figura 21d é possível observar, de forma definida, os sinais correspondentes às ondas viajantes refletidas no terminal remoto e refratadas no ponto de falta. Portanto, mesmo que a frequência de 12,3kHz apresente-se com maior magnitude no espectro, o *voice* nesta frequência não retorna informações suficientes para determinação dos tempos t_1 e t_2 de deslocamento das ondas viajantes. Por outro lado, o *voice* na frequência de 25,5kHz apresenta detalhes das ondas viajantes refletidas no terminal remoto não sobrepostas pela primeira frente de onda do sinal e, através desta, é possível determinar os tempos t_1 e t_2 de deslocamento das ondas viajantes.

A partir do que foi exposto, adiciona-se o conhecimento adquirido através da análise realizada de forma a definir a frequência dominante como o *valor que se apresenta em maior magnitude e frequência no espectro do sinal do modo terra*. Ainda que o

conceito tenha sido ampliado, verifica-se que casos semelhantes ao apresentado na Figura 20 ocorrem somente para faltas mais próximas ao terminal de monitoramento, geralmente, faltas com distâncias inferiores a 8km do terminal de monitoramento. Outros exemplos de determinação da frequência dominante dos transitórios em alta frequência serão apresentados na Seção 5.1.

O comportamento da frequência dominante em função da distância da falta foi investigado em (LOPES *et al.*, 2014) e (AGGARWAL *et al.*, 2012). Em ambos, verificou-se que a frequência dominante e a distância da falta são inversamente proporcionais. Desta forma, quanto mais distante a falta ocorrer do terminal de monitoramento, menor a frequência dominante dos transitórios em alta frequência gerados pela falta. A Figura 22 mostra um exemplo do comportamento da frequência dominante na ocorrência de faltas a distâncias entre 15km e 135km do terminal de monitoramento A e B da linha de transmissão de 150km analisada em (LOPES *et al.*, 2014). Observa-se que a mesma situação de falta pode apresentar frequências dominantes distintas de acordo com o terminal de monitoramento observado, igualando-se para o caso de faltas localizadas exatamente na metade da linha de transmissão.

Figura 22: Frequências Dominantes em Função da Distância da Falta



Fonte: (LOPES *et al.*, 2014) adaptada pelo autor.

Através do conceito de frequência dominante dos sinais transitórios introduzidos pelas situações de falta e seu comportamento ao longo da distância da falta ao terminal de monitoramento, aplica-se a Transformada de Stockwell para realizar a análise destes transitórios através do espectro do sinal do modo terra. Da Seção 3.1.3 temos que, no domínio discreto, a frequência f torna-se

$$f = \frac{n}{NT} \quad (4.23)$$

onde $n = 1, 2, 3... N/2$, N é a quantidade de amostras obtidas através da digitalização do sinal original e T é o passo de integração em segundos. Através da Equação 4.23 forma-se o vetor de frequências \mathbf{f} de tamanho $N/2 + 1$ onde o primeiro elemento ($n = 0$) do vetor é nulo.

$$\mathbf{f} = [0 \quad f_1 \quad f_2 \quad f_3 \quad \dots \quad f_n]_{1 \times (N/2+1)} \quad (4.24)$$

A partir das Equações 4.21 e 4.23 obtém-se o gráfico que contém os valores absolutos máximos da relação amplitude-frequência, onde a frequência dominante do sinal é identificada.

4.3.2. Extração de t_1 e t_2 através da Transformada de Stockwell

Uma vez determinada a frequência dominante f_D do sinal é realizada a extração dos tempos t_1 e t_2 de deslocamento das ondas viajantes de tensão nesta frequência. De acordo com a Seção 3.1.1, a avaliação do sinal no domínio do tempo em determinada frequência recebe o nome de *voice*. Portanto, a extração os tempos t_1 e t_2 de deslocamento das ondas viajantes de tensão é realizada através do *voice* na frequência dominante f_D . Conhecendo os valores de T e N forma-se o vetor de tempo \mathbf{t} de tamanho N onde o primeiro elemento do vetor é nulo.

$$\mathbf{t} = [0 \quad T \quad 2T \quad 3T \quad \dots \quad (N - 1) \times T]_{1 \times N} \quad (4.25)$$

Ao determinar a frequência dominante, identifica-se o índice n_{f_D} desta frequência em \mathbf{f} através da Equação 4.26 e utiliza-se este índice na Equação 4.22 a fim de visualizar a relação amplitude-tempo na frequência dominante do sinal, originando a Equação 4.27.

$$n_{f_D} = f_D \times N \times T + 1 \quad (4.26)$$

$$AT = |S[jT, n_{f_D}]| \quad (4.27)$$

4.4. Aplicação de RNAs na Estimação da Localização das Faltas

No caso particular de localização de faltas, é possível apresentar características dos transitórios para a RNA com o objetivo de fazê-la estimar a localização destas faltas. Algumas dessas características podem ser extraídas através da Transformadas de Stockwell e serem repassadas para a RNA. Nas seções seguintes, será apresentada a aplicação da RNA do tipo MLP treinada a partir de características dos sinais faltosos obtidas através da TS.

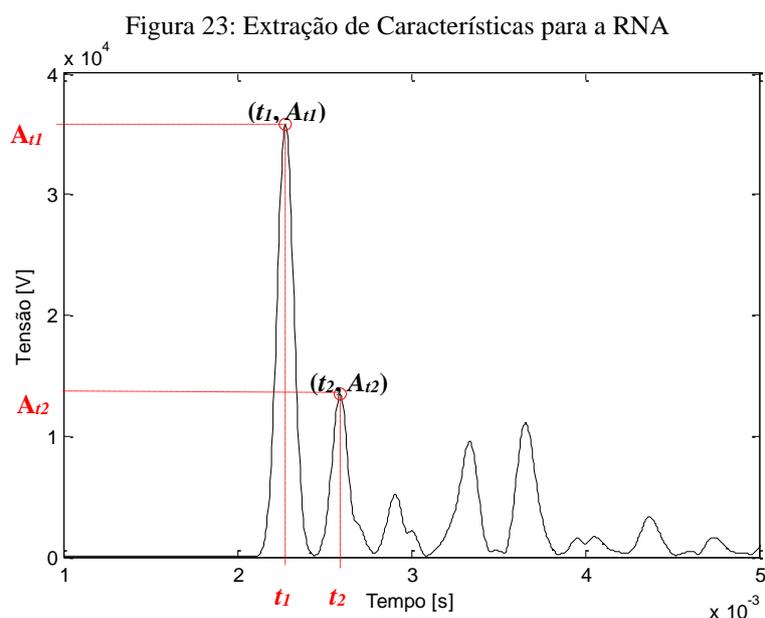
4.4.1. Formação dos Padrões de Entrada da RNA

Para o treinamento e teste da RNA é preciso apresentar padrões ou características representativas do problema a fim de realizar o mapeamento desejado. Na

Seção 2.2.2, foi visto que os tempos t_1 e t_2 de deslocamento das ondas viajantes estão diretamente relacionados com a localização da falta ao longo da linha e com a velocidade de propagação v a qual, por sua vez, está relacionada com os parâmetros da linha de transmissão. Na Seção 4.3, verificou-se que a frequência dominante f_D está relacionada com a distância da falta e que esta aumenta à medida que a falta se aproxima do terminal de monitoramento.

Shu *et al.* (2010) faz uso dos sinais de corrente monitorados em um terminal para obter a matriz S e utiliza, de forma empírica, as 5 primeiras linhas da matriz, as quais contém informações sobre diferentes componentes em frequência, para realizar o treinamento de uma RNA. No entanto, tais informações podem ser insuficientes para determinar a localização da falta ao longo da linha de transmissão uma vez que as componentes em frequência características do sinal faltoso estão distribuídas por toda a matriz S . Por outro lado, em (AGGARWAL *et al.*, 2012) e (WANG; HUANG; LIU, 2008) verificou-se que as amplitudes dos picos em t_1 e t_2 estão relacionadas com a resistência e o ângulo de incidência da falta. A partir deste ponto, introduz-se as amplitudes A_{t1} e A_{t2} dos picos em t_1 e t_2 como características das situações de falta as quais podem ser extraídas através da Transformada de Stockwell. A Figura 23 mostra a relação amplitude-tempo do modo terra de um sinal faltoso após aplicação da TS e da Equação 4.27 para extração dos tempos t_1 e t_2 e das amplitudes A_{t1} e A_{t2} .

Portanto, com a utilização do conjunto de dados formado através das simulações, é possível formar 1280 padrões contendo valores de t_1 , t_2 , A_{t1} , A_{t2} e f_D



Fonte: Elaborada pelo autor através do software MatLab®.

obtendo-se, assim, vetores V_n de entrada representados pela Equação 4.28, onde n é o índice da amostra do conjunto.

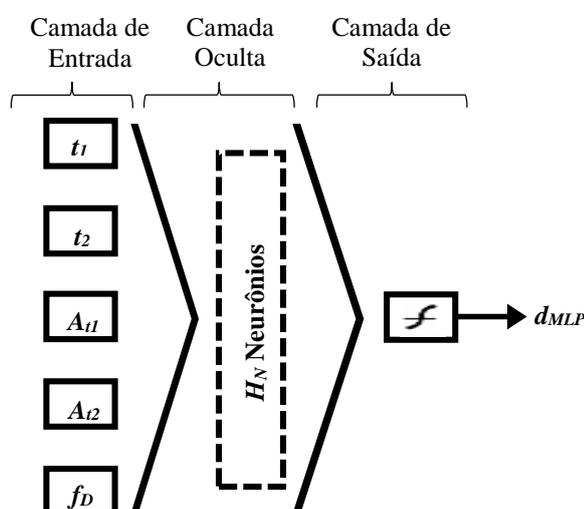
$$V_n = [t_{1n} \quad t_{2n} \quad A_{t1} \quad A_{t2} \quad f_D] \quad (4.28)$$

Ao utilizar o aprendizado supervisionado apresentado na Seção 3.2.2, para cada padrão de entrada devemos indicar a saída desejada a qual, no problema particular de localização de faltas, deve ser a distância d ao terminal de monitoramento utilizada em cada situação de falta simulada, ou seja, a mesma indicada no bloco *LCC Trecho 1* apresentado na Seção 4.1.1. Portanto, para cada vetor de entrada V_n haverá uma saída desejada Y_n de valor igual a d formando, assim, os pares entrada-saída $\{(V_1, Y_1), (V_2, Y_2), (V_3, Y_3) \dots (V_n, Y_n)\}$ os quais deverão ser aprendidos pela rede MLP.

4.4.2. Definição da Arquitetura da Rede MLP

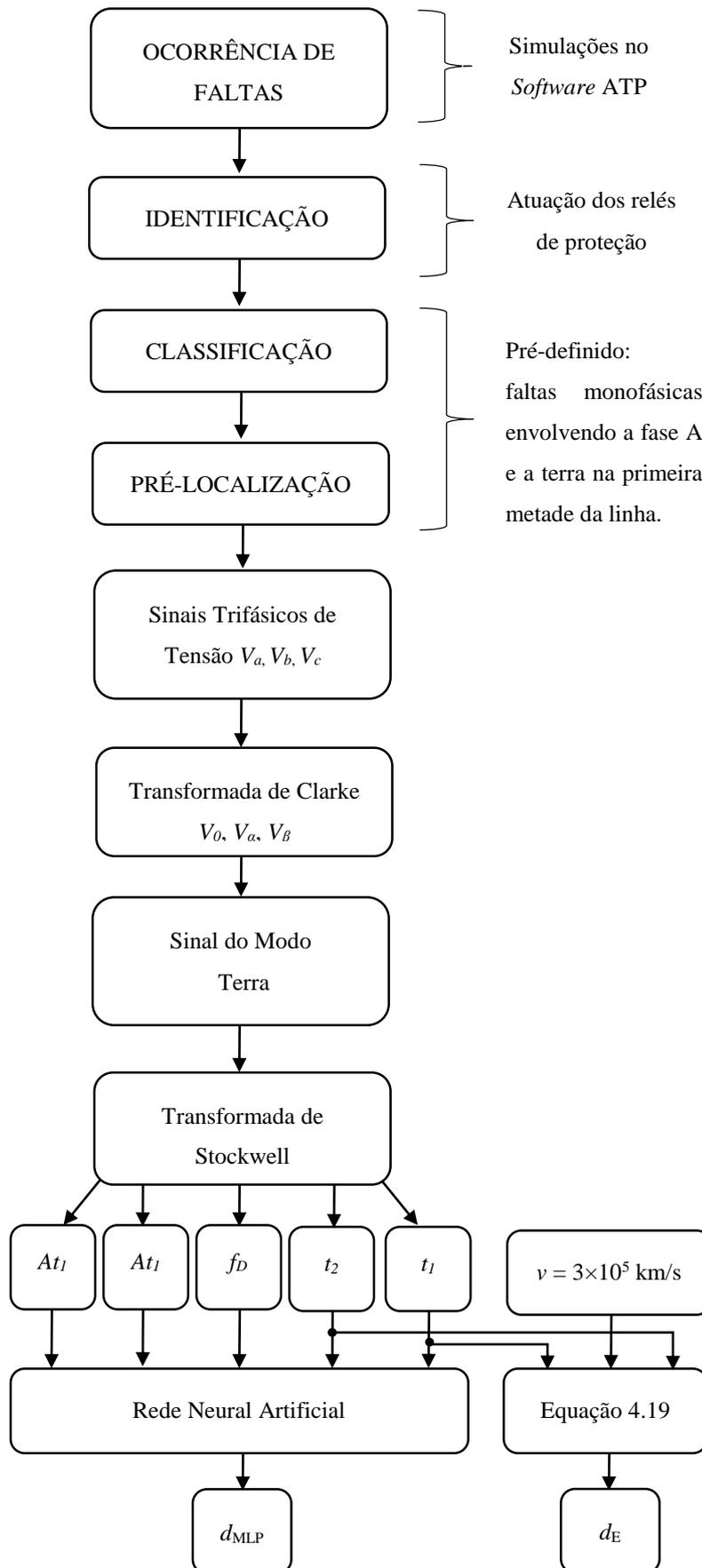
De acordo com o Seção 3.2, a quantidade de neurônios na camada de entrada e saída de uma RNA é definida pela natureza do problema, sendo necessário determinar apenas a quantidade de neurônios na camada oculta através do método apresentado na Seção 3.2.5. Desta forma, utilizou-se uma RNA do tipo MLP com cinco entradas, uma camada oculta com funções de ativação do tipo sigmoide logística e um único neurônio na camada de saída também com a mesma função de ativação, tendo d_{MLP} como sinal de saída a qual representa a estimacão da distância da falta em relação ao terminal de monitoramento. A Figura 24 mostra a arquitetura parcial da rede MLP a ser utilizada, onde H_N representa a quantidade de neurônios na camada oculta, ainda a ser definida. O treinamento, teste e determinação da quantidade H_N de neurônios na camada oculta fazem parte do projeto da RNA e serão discutidos no Capítulo 5. Por fim, a metodologia descrita neste capítulo pode ser resumida através do fluxograma da Figura 25.

Figura 24: Arquitetura Parcial da Rede MLP



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 25: Fluxograma do Método de Localização Automática de Falhas Proposto



Fonte: Elaborada pelo autor.

4.5. Considerações Parciais

A utilização de dados monitorados em apenas um terminal requer a classificação e pré-localização da falta. Tais exigências são alcançadas a partir da pré-determinação de faltas monofásicas do tipo A-T localizadas na primeira metade da linha de transmissão. As simulações realizadas nestas condições, variam também a localização da falta ao longo da linha de transmissão, o ângulo de incidência e a resistência de falta a fim de verificar o desempenho do algoritmo proposto sob diferentes situações.

Através da aplicação da TS ao sinal do modo terra e identificação da frequência dominante dos transitórios presentes, a extração dos tempos t_1 e t_2 é realizada e aplica-se a TOV a fim de estimar a localização das faltas.

Utilizando a capacidade de generalização da MLP treinada com os valores de t_1 , t_2 , A_{t1} , A_{t2} e f_D espera-se que a rede estime a distância da falta ao terminal de monitoramento com precisão superior ao do método que utiliza a aplicação direta da TS e TOV, especialmente, para faltas mais distantes do terminal.

A metodologia mostrada através do fluxograma da Figura 25 foi utilizada na localização automática das faltas simuladas e seus resultados serão vistos no próximo capítulo.

5. ESTUDO DE CASOS E ANÁLISE DOS RESULTADOS

O algoritmo de localização automática de faltas foi desenvolvido dispondo do *software* MatLab® utilizando a metodologia apresentada no Capítulo 4. Avaliou-se apenas faltas monofásicas que ocorrem na primeira metade da linha de transmissão e envolvem a fase A e a terra, ou seja, faltas monofásicas que ocorrem entre 0km e 100km do terminal de monitoramento. Na Seção 5.1, são apresentados exemplos de aplicação do método que utiliza a Transformada de Stockwell e Ondas Viajantes na localização das faltas na linha de transmissão modelada. Na Seção 5.2 é realizada uma avaliação do comportamento da frequência dominante dos transitórios gerados pelas diversas situações de faltas de acordo com as variações da distância e resistência de falta e ângulo de incidência, além de avaliar a precisão do método que utiliza a TS e a TOV. Na Seção 5.3, serão apresentadas as características do projeto da rede MLP utilizada na estimação da localização das faltas, o processo de treinamento e teste e a definição da arquitetura da rede. Com o objetivo de verificar sua capacidade de generalização, na Seção 5.4, são apresentadas as localizações das faltas estimadas pela rede para os padrões de teste não apresentados na etapa de treinamento ou validação.

5.1. Aplicação da Transformada de Stockwell e Ondas Viajantes na Localização Automática das Faltas na Linha de Transmissão

As etapas descritas nas Seções 4.2 e 4.3 foram aplicadas nas 1280 situações de faltas simuladas, determinando-se as frequências dominantes e os tempos t_1 e t_2 de deslocamento das ondas viajantes para todas as situações. As situações de falta descritas na Tabela 6 servirão de exemplo para aplicação da metodologia que utiliza a TS e a TOV e faz uso da frequência dominante dos transitórios gerados pelas faltas, lembrando que d representa distância da falta monofásica ao terminal de monitoramento, R_f representa a resistência de falta e θ o ângulo de incidência.

Tabela 6: Exemplos de Situações de Falta a serem Aplicadas a TS e TOV

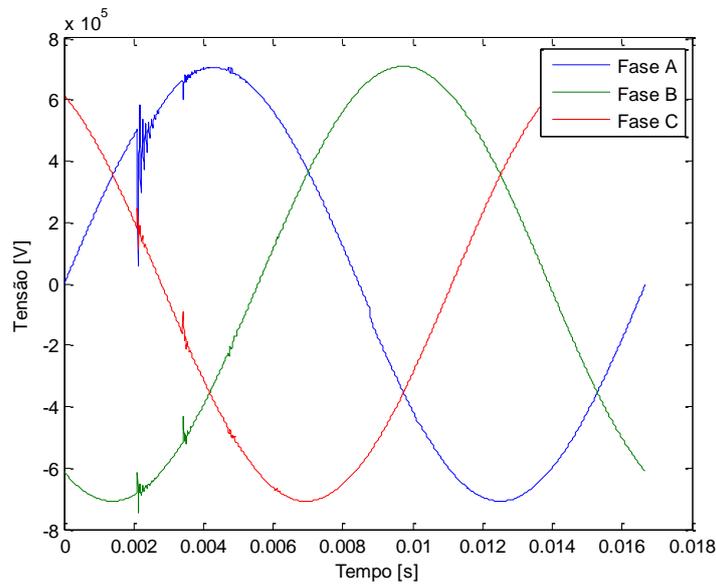
Situação de Falta	d [km]	R_f [ohm]	θ [graus]
1	8,00	50	45
2	45,00	120	135
3	95,00	20	270

Fonte: Elaborada pelo autor.

5.1.1. Situação de Falta 1

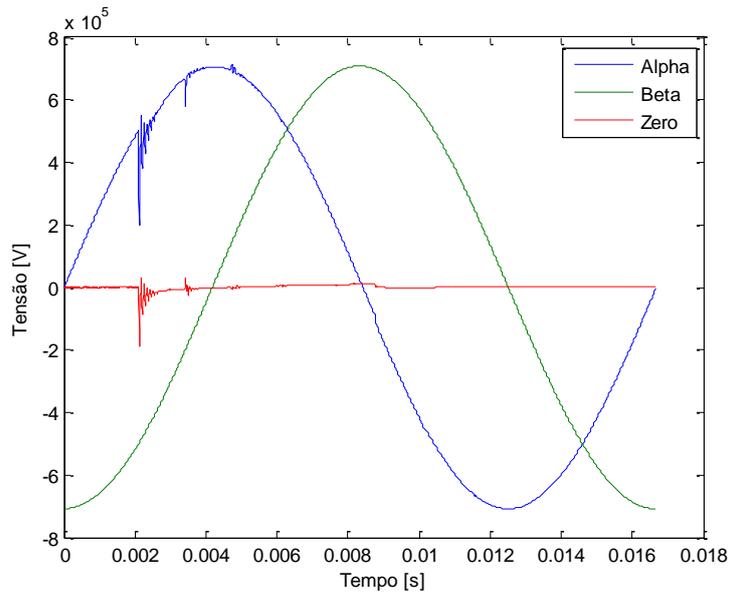
A Figura 26 mostra os sinais de tensão trifásicos monitorados no terminal A da Figura 8 quando ocorre uma falta monofásica envolvendo a fase A e a terra, a 8km do terminal A, com ângulo de incidência de 45° e resistência de falta de 50Ω . Nota-se que mesmo as fases não envolvidas na falta são afetadas devido ao acoplamento entre elas. A Figura 27 mostra os sinais de tensão desacoplados através da transformada de Clarke, descrita pela Equação 4.17. A presença do modo terra ou zero indica o envolvimento da terra na falta ocorrida.

Figura 26: Sinais de Tensão Trifásicos



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

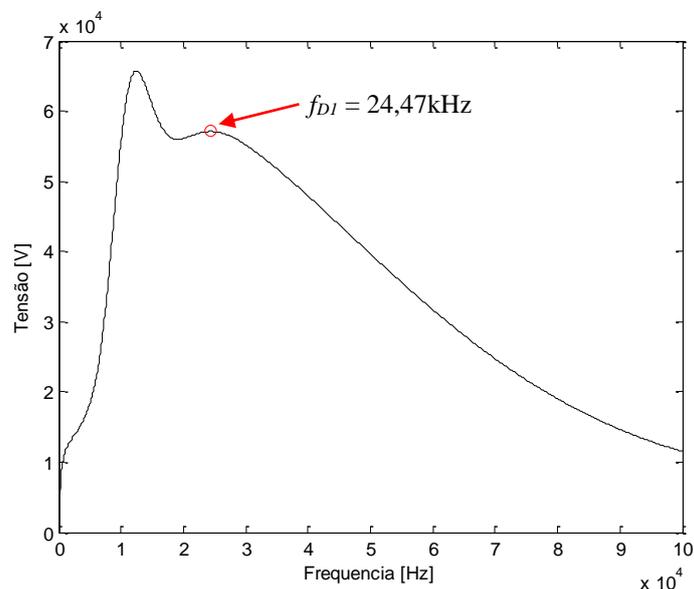
Figura 27: Sinais de Tensão Trifásicos Desacoplados



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

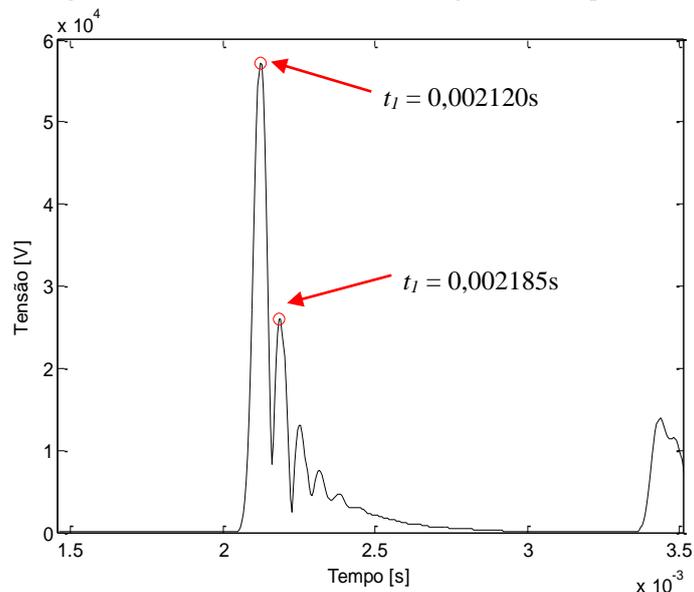
Uma vez que os sinais de tensão trifásicos são desacoplados e a falta identificada envolve a terra, utiliza-se a TS para obter o espectro da componente do modo terra e identificar a frequência dominante do sinal através dos passos descritos na Seção 4.3.1. Através da Figura 28, observa-se que, para a Situação de Falta 1, a frequência dominante f_{D1} identificada do sinal é de, aproximadamente, 24,47kHz. Desta forma, é realizado o *voice* na frequência dominante a fim de identificar os tempos t_1 e t_2 de deslocamento das ondas viajantes. Através da Figura 29, observa-se que, nesta situação de falta, $t_1 = 0,002120s$ e $t_2 = 0,002185s$ e a localização da falta pode ser estimada através da Equação 4.19, indicando que a falta está localizada a 9,75km do terminal A.

Figura 28: Espectro do Modo Terra



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

Figura 29: *Voice* em 24,47kHz - Extração dos Tempos t_1 e t_2

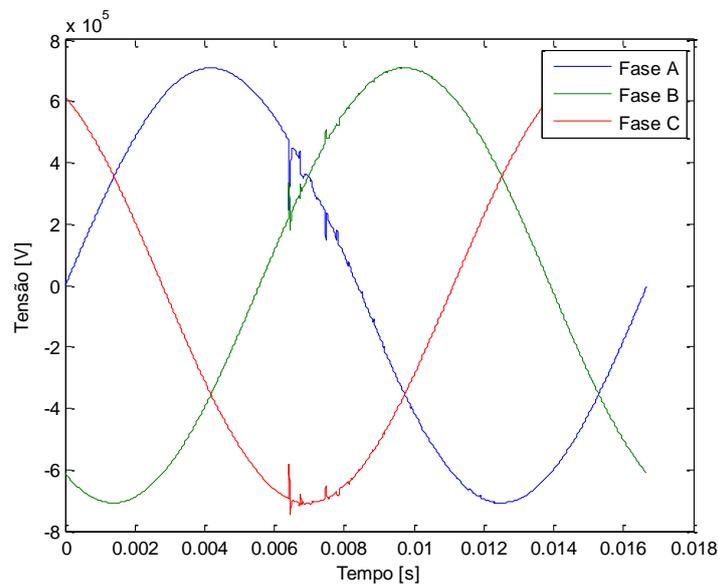


Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

5.1.2. Situação de Falta 2

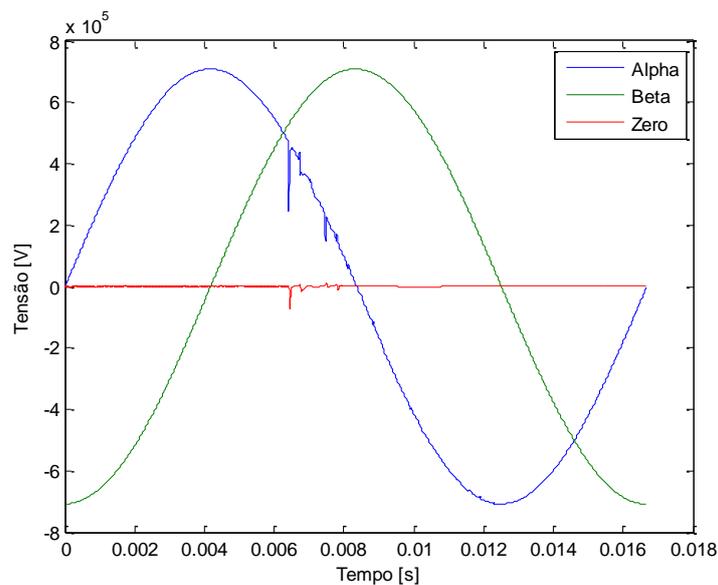
A Figura 30 mostra os sinais de tensão trifásicos monitorados no terminal A da Figura 8 quando ocorre uma falta monofásica envolvendo a fase A e a terra, a 45km do terminal A, com ângulo de incidência de 135° e resistência de falta de 120Ω . Nota-se que mesmo as fases não envolvidas na falta são afetadas devido ao acoplamento entre elas. A Figura 31 mostra os sinais de tensão desacoplados através da transformada de Clarke, descrita pela Equação 4.17. A presença do modo terra ou zero indica o envolvimento da terra na falta ocorrida.

Figura 30: Sinais de Tensão Trifásicos



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

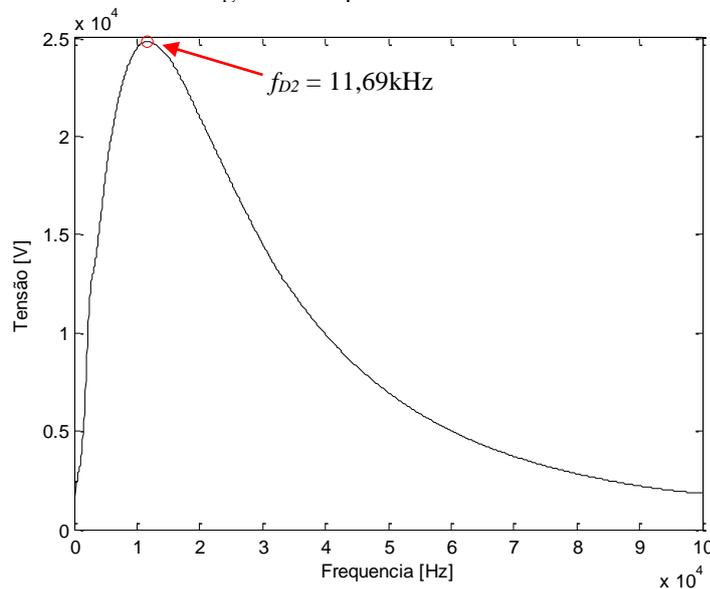
Figura 31: Sinais de Tensão Trifásicos Desacoplados



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

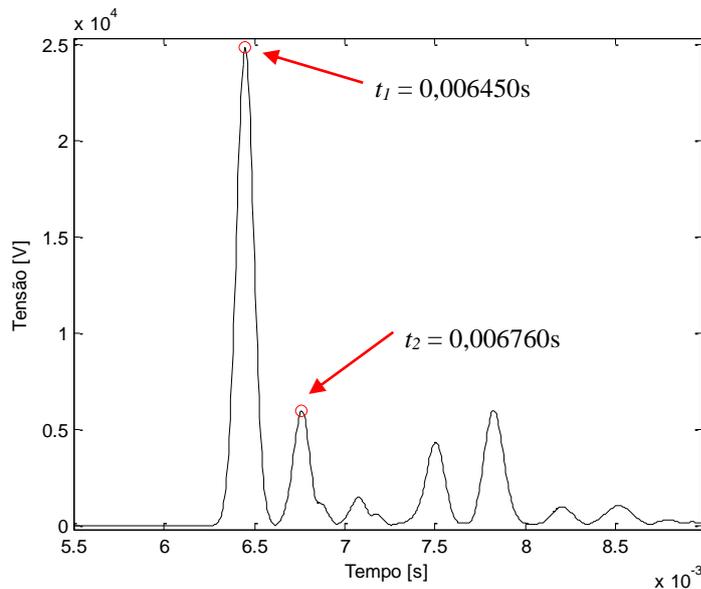
Uma vez que os sinais de tensão trifásicos são desacoplados e a falta identificada envolve a terra, utiliza-se a TS para obter o espectro do modo terra e identificar a frequência dominante do sinal através dos passos descritos na Seção 4.3.1. Através da Figura 32, observa-se que, para a Situação de Falta 2, a frequência dominante f_{D2} identificada do sinal é de, aproximadamente, 11,69kHz. Desta forma, é realizado o *voice* na frequência dominante a fim de identificar os tempos t_1 e t_2 de deslocamento das ondas viajantes. Através da Figura 33, observa-se que, nesta situação de falta, $t_1=0,006450s$ e $t_2=0,006760s$ e a localização da falta pode ser estimada através da Equação 4.19, indicando que a falta está localizada a 46,50km do terminal A.

Figura 32: Espectro do Modo Terra



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

Figura 33: *Voice* em 11,69kHz - Extração dos Tempos t_1 e t_2

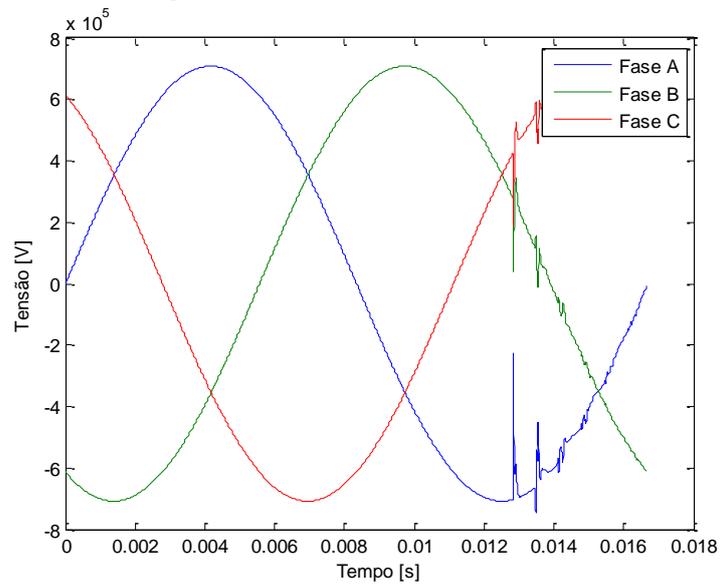


Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

5.1.3. Situação de Falta 3

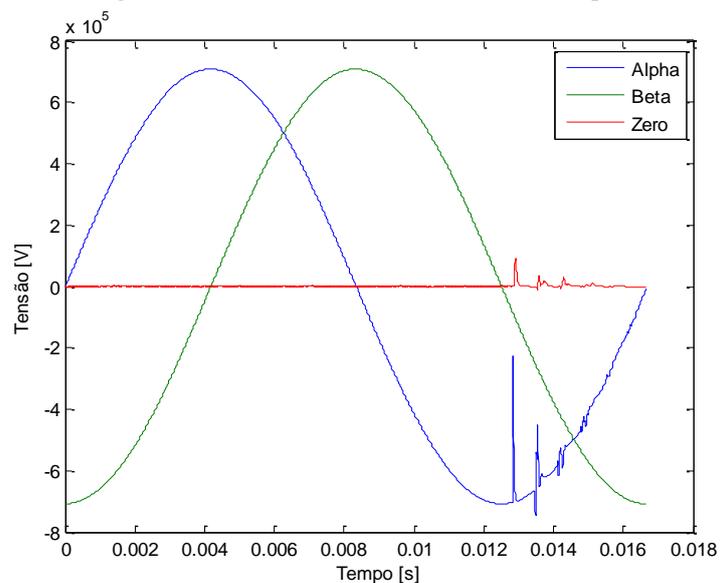
A Figura 34 mostra os sinais de tensão trifásicos monitorados no terminal A da Figura 8 quando ocorre uma falta monofásica envolvendo a fase A e a terra, a 95km do terminal A, com ângulo de incidência de 270° e resistência de falta de 20Ω . Nota-se que mesmo as fases não envolvidas na falta são afetadas devido ao acoplamento entre elas. A Figura 35 mostra os sinais de tensão desacoplados através da transformada de Clarke, descrita pela Equação 4.17. A presença do modo terra ou zero indica o envolvimento da terra na falta ocorrida.

Figura 34: Sinais de Tensão Trifásicos



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

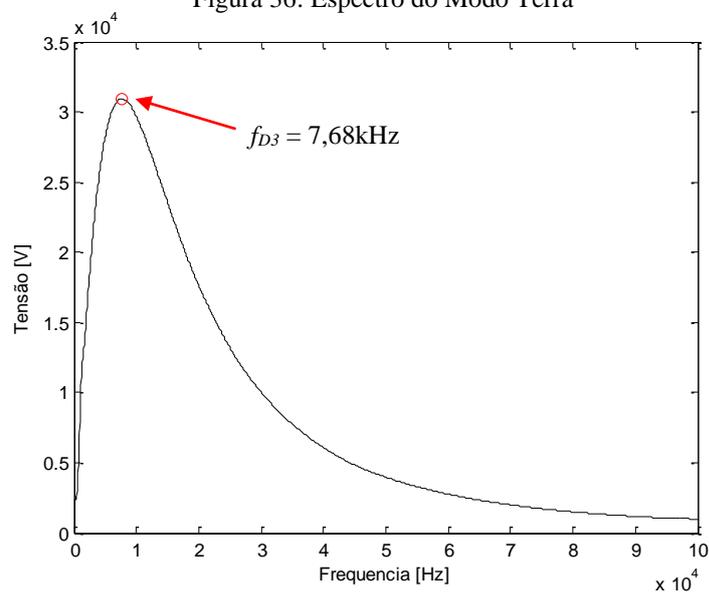
Figura 35: Sinais de Tensão Trifásicos Desacoplados



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

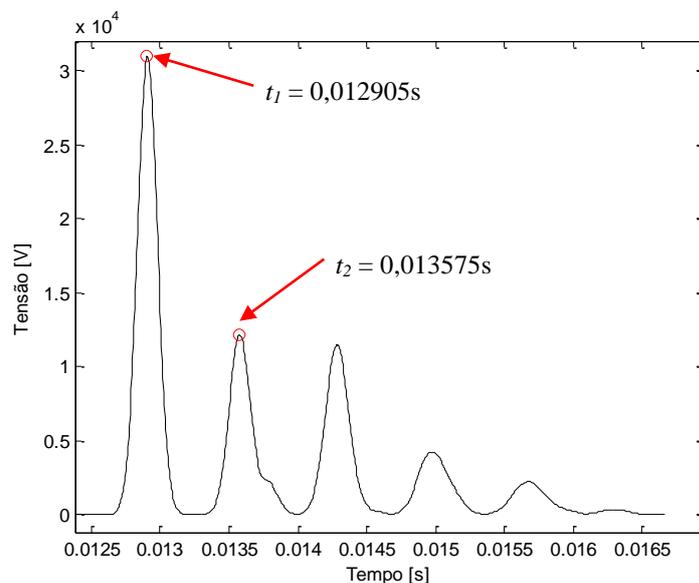
Uma vez que os sinais de tensão trifásicos são desacoplados e a falta identificada envolve a terra, utiliza-se a TS para obter o espectro do modo terra e identificar a frequência dominante do sinal através dos passos descritos na Seção 4.3.1. Através da Figura 36, observa-se que, para a Situação de Falta 3, a frequência dominante f_{D3} identificada do sinal é de, aproximadamente, 7,68kHz. Desta forma, é realizado o *voice* na frequência dominante a fim de identificar os tempos t_1 e t_2 de deslocamento das ondas viajantes. Através da Figura 37, observa-se que, nesta situação de falta, $t_1=0,012905s$ e $t_2=0,013575s$ e a localização da falta pode ser estimada através da Equação 4.19, indicando que a falta está localizada a 100,50km do terminal A.

Figura 36: Espectro do Modo Terra



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

Figura 37: *Voice* em 7,68kHz - Extração dos Tempos t_1 e t_2



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

A Tabela 7 resume os valores das distâncias d_E estimadas, frequências dominantes f_D , tempos t_1 e t_2 de deslocamento das ondas viajantes e erros absolutos e relativos dos exemplos de aplicação da TS e da TOV nas situações de falta 1, 2 e 3. Os erros relativos são calculados segundo a Equação 5.1, onde l_t é o comprimento total da linha de transmissão modelada nas simulações ($l_t = 200\text{km}$).

$$\text{Erro Relativo [\%]} = \frac{|d - d_E|}{l_t} \times 100 \quad (5.1)$$

Tabela 7: Distâncias Estimadas para as Situações de Falta 1, 2 e 3

Situação de Falta	d [km]	d_E [km]	f_D [kHz]	t_1 [s]	t_2 [s]	Erro	
						Absoluto [km]	Relativo [%]
1	8,00	9,75	24,47	0,002120	0,002185	1,75	0,87%
2	45,00	46,50	11,69	0,006450	0,006760	1,50	0,75%
3	95,00	100,5	7,68	0,012905	0,013575	5,50	2,75%

Fonte: Elaborada pelo autor.

A Tabela 7 fornece uma visão inicial do desempenho do método que utiliza a TS e TOV na estimação da localização da falta. Observa-se que os erros relativos podem variar de acordo com d , R_f ou θ ou, até mesmo, da combinação destes. Tais variações podem ser decorrentes de alterações em amplitude e frequência dos sinais transitórios induzidos pelas faltas. Para evitar conclusões pré-maturas a respeito do método é necessário analisar sua sensibilidade na ocorrência destas variações.

5.1.4. Análise da Sensibilidade da Transformada de Stockwell na Determinação da Frequência Dominante em Função da Variação de d , R_f e θ

Uma vez que a metodologia utiliza a TS e a TOV e faz uso da frequência dominante dos transitórios gerados pelas faltas, torna-se necessário avaliar seu comportamento sob diferentes situações de falta, variando o ângulo de incidência, a resistência de falta e a distância desta ao terminal de monitoramento a fim de verificar sua influência na precisão da estimação da localização das faltas ao longo da linha de transmissão. Nas seções seguintes, serão avaliadas, de forma geral, o comportamento da frequência dominante dos transitórios gerados pelas situações de falta apresentadas na Tabela 5 da Seção 4.1.3.

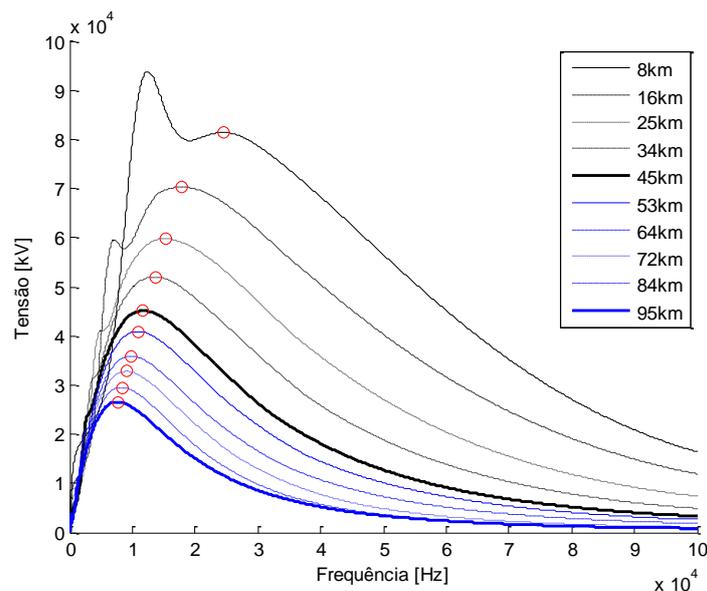
5.1.4.1. Análise da Frequência Dominante em Função da Distância da Falta

Para avaliar o comportamento da frequência dominante em função da distância da falta ao terminal de monitoramento foram determinados os espectros dos modos terra para 10 das 20 diferentes localizações de falta simuladas considerando o ângulo de incidência de 90° e a resistência de falta de 50Ω .

A Figura 38 mostra o espectro do modo terra e identifica a frequência dominante para cada situação de falta. Observa-se que a frequência dominante é função da distância da falta ao terminal de monitoramento, apresentando frequências dominantes superiores para faltas que ocorrem próximas ao terminal. Ainda, nota-se que ocorre a redução da amplitude do espectro à medida que a falta se distancia do terminal de monitoramento devido à atenuação das ondas viajantes e, conseqüentemente, da amplitude dos transitórios presentes.

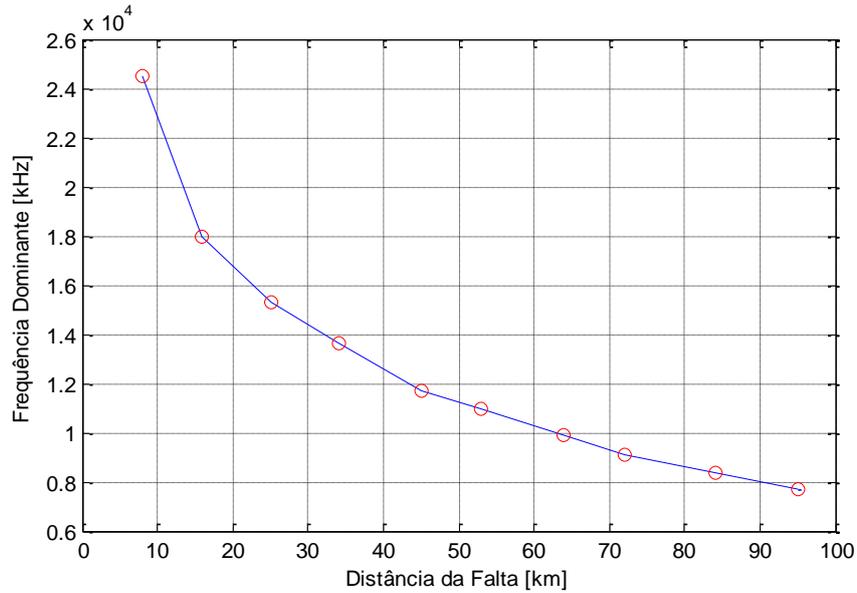
O comportamento apresentado na Figura 38 se repete para as demais resistências de falta e ângulos de incidência, exceto para os casos particulares de ângulo de incidência de 0° e 180° , os quais serão tratados posteriormente. De forma geral, a Figura 39 indica a frequência dominante das situações de faltas simuladas, as quais mostraram comportamento semelhante ao apresentado em (LOPES *et al.*, 2014), (WANG; HUANG; LIU, 2008) e (AGGARWAL *et al.*, 2012), com frequências dominantes superiores para faltas mais próximas do terminal de monitoramento.

Figura 38: Espectro do Modo Terra em Função da Localização da Falta



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

Figura 39: Frequências Dominantes em Função da Localização da Falta

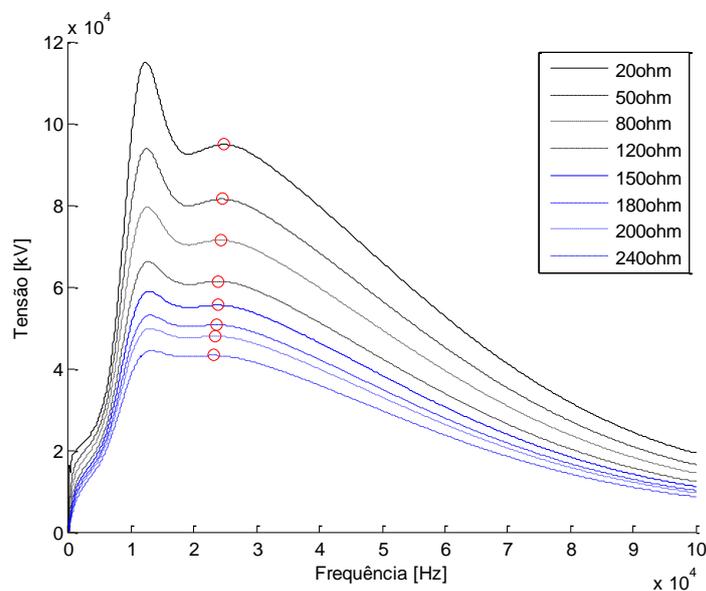


Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

5.1.4.2. Análise da Frequência Dominante em Função da Resistência de Falta

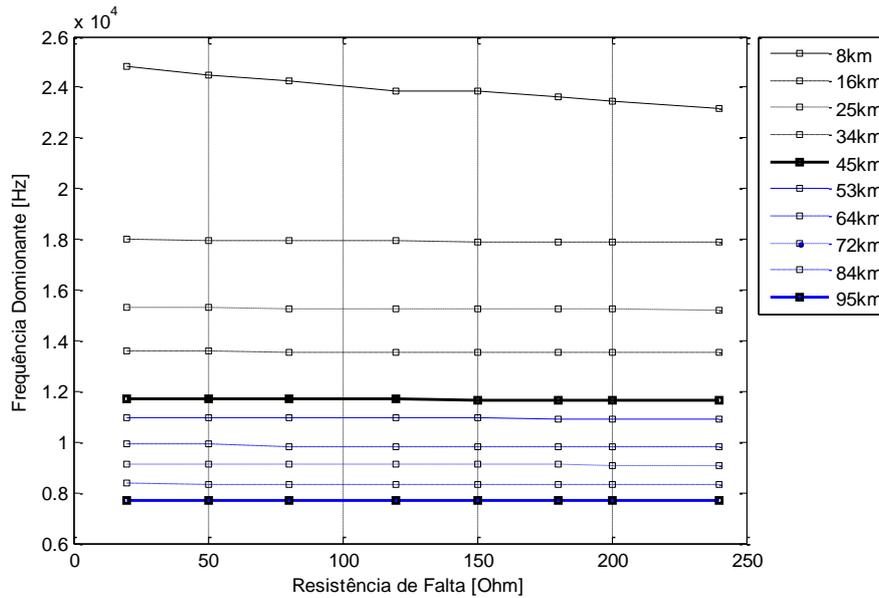
Para avaliar o comportamento da frequência dominante em função da resistência de falta foram determinados os espectros da componente de sequência zero para 8 diferentes resistências de falta, conforme a Figura 40 que apresenta um exemplo típico de uma falta que ocorre a 8km do terminal de monitoramento e ângulo de incidência de 90°. A Figura 40 mostra o espectro da componente de sequência zero e identifica a frequência dominante para cada situação de falta. Da mesma forma, nota-se que ocorre a redução da amplitude do espectro à medida que a resistência de falta aumenta. Através da Figura 41, nota-se que a frequência dominante sofre leves variações quando ocorre mudança da resistência de falta.

Figura 40: Espectro do Modo Terra em Função da Resistência de Falta



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

Figura 41: Frequências Dominantes em Função da Resistência de Falta



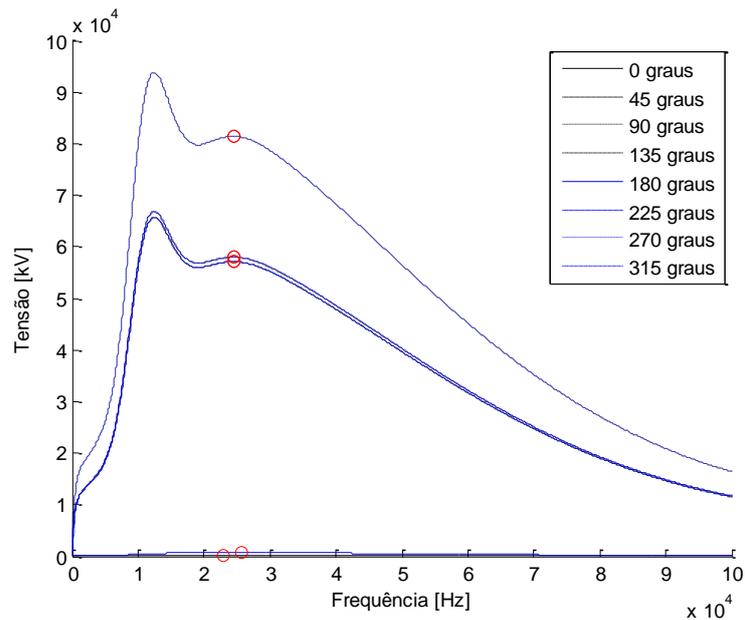
Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

5.1.4.3. Análise da Frequência Dominante em Função do Ângulo de Incidência

Para avaliar o comportamento da frequência dominante em função do ângulo de incidência da falta foram determinados os espectros da componente de sequência zero para 8 diferentes ângulos de incidência considerando uma falta que ocorre a 8km do terminal de monitoramento e resistência de falta de 50Ω. A Figura 42 mostra o espectro da componente de sequência zero e identifica a frequência dominante para cada situação de falta. Observa-se que o espectro do modo terra para os casos de falta com ângulos de incidência de 45° e 225° são iguais e se sobrepõem no gráfico da Figura 42. O mesmo ocorre para os ângulos 90°, 270°, 135° e 315°. Ainda, nota-se que a amplitude do espectro para as situações de falta com ângulos de incidência de 0° e 180° são bastante inferiores quando comparadas às amplitudes dos espectros das demais situações de falta. Da mesma forma como observado em (AGGARWAL; BLOND; BEAMOUNT, 2012), tais situações introduzem dificuldades na identificação da frequência dominante e podem alterar a precisão do método proposto para estimação da localização das faltas.

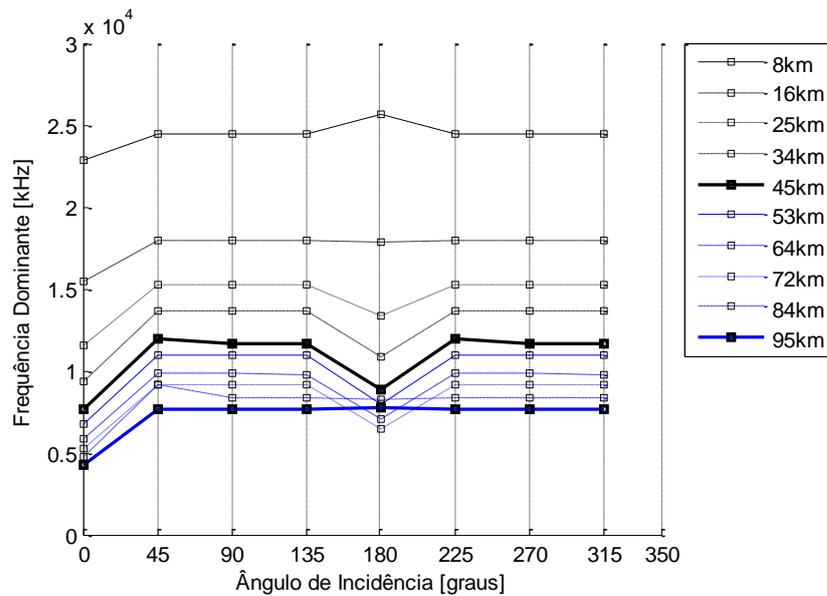
O comportamento apresentado na Figura 42 se repete para as demais localizações e resistências de falta. De forma geral, a Figura 43 indica o comportamento da frequência dominante das situações de faltas simuladas variando apenas o ângulo de incidência da falta. Observa-se que nas demais situações de falta a frequência dominante apresentou variações para os ângulos de incidência de 0° e 180°.

Figura 42: Espectro do Modo Terra em Função do Ângulo de Incidência da Falta



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

Figura 43: Frequências Dominantes em Função do Ângulo de Incidência



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

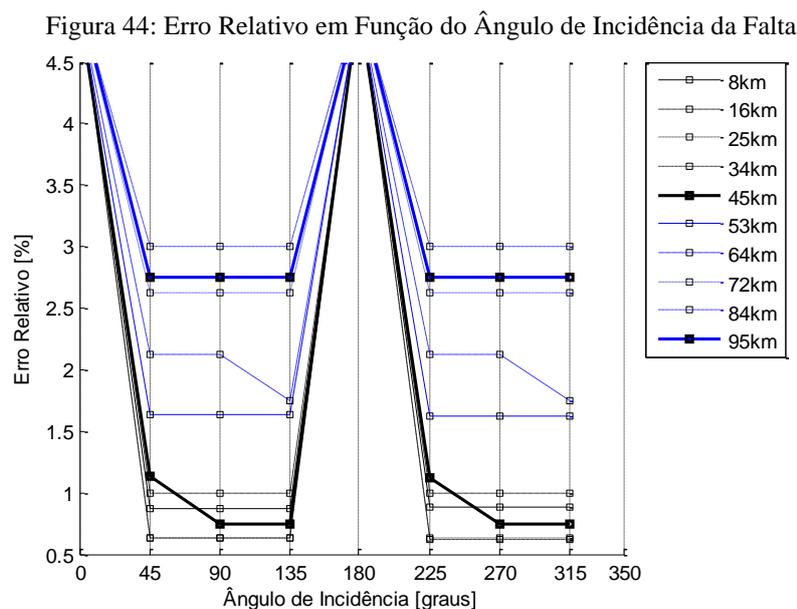
5.1.5. Precisão do Método Utilizando Transformada de Stockwell e Ondas Viajantes

Nas seções 5.2.1, 5.2.2 e 5.2.3 foram avaliadas as influências da distância da falta ao terminal de monitoramento, resistência de falta e ângulo de incidência na determinação da frequência dominante dos transitórios gerados a partir das diferentes situações de falta. Observou-se que a frequência dominante aumenta à medida que a falta se aproxima do terminal de monitoramento e que os ângulos de incidência 0° e 180° são

críticos e introduzem dificuldades na determinação de sua localização. Ainda, a resistência de falta pode provocar alterações na frequência dominante. A seguir, a precisão da metodologia de estimação da localização da falta utilizando a TS e a TOV será avaliada de acordo com os erros relativos obtidos através da sua aplicação.

A Figura 42 mostra as curvas de erro relativo em função do ângulo de incidência para as 10 distâncias de faltas simuladas, considerando uma resistência de falta de 50Ω . Tais curvas seguem o mesmo comportamento independentemente da resistência de falta utilizada em simulação, visto que, na Seção 5.2.2, foi observado que a mudança da resistência de falta não influencia significativamente na determinação da frequência dominante a qual, por sua vez, está relacionada com a precisão do método. As curvas correspondentes às faltas que ocorrem a 25km e 34km do terminal de monitoramento são iguais e se sobrepõem no gráfico da Figura 44. Como visto na Seção 5.2.3, a precisão na estimação da localização da falta pode ser comprometida quando estas ocorrem em ângulos de incidência próximos de 0° e 180° devido à dificuldade na identificação das frequências dominantes nestes casos.

Observa-se que, para todas as situações de falta que ocorrem nestes ângulos de incidência, os erros relativos são superiores a 4,5%. Ainda, nota-se que a metodologia apresentou pequenas variações em sua precisão quando aplicada em situações de faltas localizadas a 45km e 64km do terminal de monitoramento em ângulos de incidência de 90° e 270° , alternando o erro relativo entre 1,63% (3,25km) e 2,13% (4,25km), e 0,75% (1,25km) e 1,13% (2,25km), respectivamente.



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

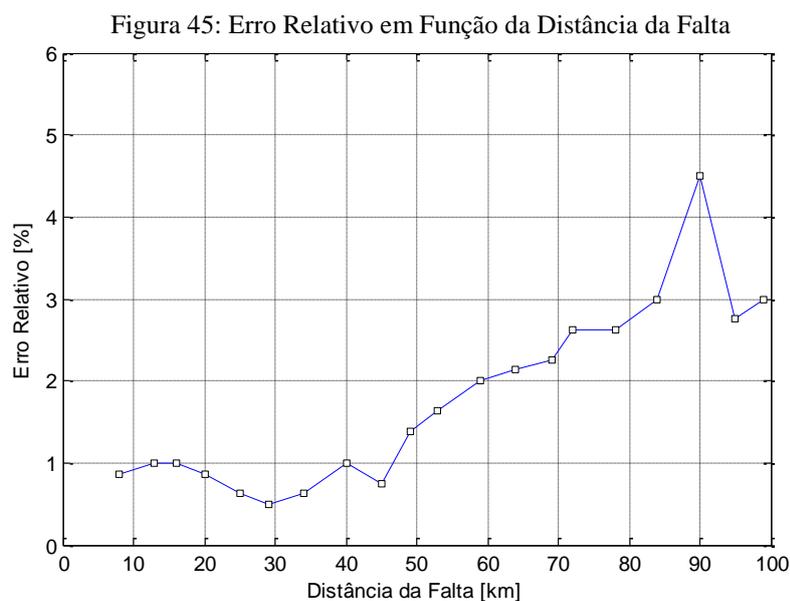
Tabela 8: Localização Estimada das Falhas Através da Metodologia que Utiliza a TS e TOV

d [km]	d_E [km]	f_D [kHz]	Erro		d [km]	d_E [km]	f_D [kHz]	Erro	
			Absoluto [km]	Relativo [%]				Absoluto [km]	Relativo [%]
8	9,75	24,47	1,75	0,87	53	56,25	10,98	3,25	1,63
13	15,00	18,65	2,00	1,00	59	63,00	10,31	4,00	2,00
16	18,00	17,94	2,00	1,00	64	68,25	9,90	4,25	2,13
20	21,75	16,37	1,75	0,87	69	73,50	9,29	4,50	2,25
25	26,25	15,30	1,25	0,63	72	77,25	9,12	5,25	2,63
29	30,00	14,34	1,00	0,50	78	83,25	8,63	5,25	2,63
34	35,25	13,62	1,25	0,63	84	90,00	8,34	6,00	3,00
40	42,00	12,66	2,00	1,00	90	99,00	7,91	9,00	4,50
45	46,50	11,69	1,50	0,75	95	100,50	7,68	5,50	2,75
49	51,75	11,27	2,75	1,38	99	105,00	7,43	6,00	3,00

Fonte: Elaborada pelo autor.

De maneira geral, a Tabela 8 indica as distâncias d_E estimadas para todas as 1280 situações de falta simuladas, não contemplando os erros relativos correspondentes às situações de falta que envolvem ângulos de incidência 0° e 180° .

A Figura 45 mostra, através de gráfico, os erros relativos da Tabela 7 em função da distância da falta. Da mesma forma como foi observado anteriormente, a precisão da metodologia é função da localização da falta ao longo da linha de transmissão, apresentando precisão reduzida para ocasiões de faltas que ocorrem a distâncias maiores do terminal de monitoramento. Observa-se que as faltas localizadas a 29km do terminal de monitoramento tiveram suas localizações estimadas com precisão superior às faltas localizadas nas demais distâncias, obtendo erro relativo de 0,50% (1,00km). Por outro



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

lado, as faltas localizadas a 90km do terminal de monitoramento tiveram sua localização estimada com precisão inferior às faltas localizadas nas demais distâncias, obtendo erro relativo de 4,50% (9,00km).

De acordo com a Tabela 8, a precisão desta metodologia é dependente da localização da falta ao longo da linha de transmissão, apresentando precisão reduzida à medida que a falta se distancia do terminal de monitoramento. Esta situação é inerente aos métodos de localização automática de faltas que utilizam dados provenientes de apenas um terminal, pois as ondas viajantes de tensão são atenuadas e defasadas devido aos parâmetros e características naturais da linha de transmissão, perdendo informações no seu deslocamento e dificultando a identificação da chegada das ondas viajantes no terminal. Dessa forma, é possível projetar uma RNA capaz de reduzir ou eliminar as limitações encontradas pelo método que utiliza a TS e TOV. O projeto da rede MLP foi desenvolvido com o auxílio do *software* MatLab® e suas etapas serão apresentadas na seção seguinte.

5.2. Projeto da Rede MLP

Conforme Seção 4.2.2, foi definida a arquitetura parcial da rede MLP, ora representada pela Figura 24, sendo necessário determinar a quantidade H_N de neurônios na camada oculta. No projeto da RNA, H_N pode ser definido a partir de múltiplos treinamentos realizados em diferentes arquiteturas de rede, observando o EMQ em cada treinamento. Uma vez definida a arquitetura da RNA, esta é alimentada com padrões que representam situações de faltas as quais não participaram do processo de treinamento, a fim de avaliar seu desempenho e capacidade de generalização.

A Seção 5.2.1 apresenta os processos de treinamento, validação e teste da rede MLP projetada, identificando o critério de parada e o algoritmo de treinamento utilizado. Na Seção 5.2.2 será apresentada a metodologia utilizada para definição da quantidade de neurônios na camada oculta da rede MLP.

5.2.1. Treinamento, Validação e Teste da Rede MLP

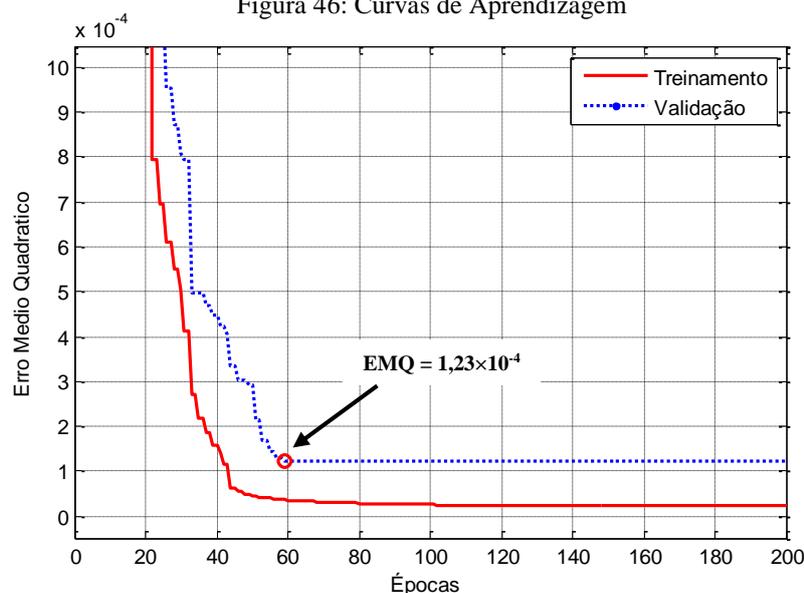
A partir dos passos descritos na Seção 4.4.1 foram formados 1280 padrões os quais foram utilizados na formação do *conjunto de treinamento*, o qual será utilizado para ajustar os pesos da rede MLP. Além do conjunto de treinamento, também foram formados mais 128 padrões a partir de simulações de faltas as quais a rede não foi treinada. Destes, 64 padrões foram utilizados na formação do *conjunto de validação* (ver Apêndice B) e o

restante na formação do *conjunto de teste* (ver Apêndice A). O conjunto de validação é utilizado para minimizar o *sobretreinamento* (ver Seção 3.2.5). Nenhum ajuste de peso é realizado a partir deste conjunto, apenas verifica-se se qualquer aumento de precisão no conjunto de treinamento leva ao aumento de precisão sobre um conjunto o qual não havia sido apresentado anteriormente à RNA. Caso a precisão sobre o conjunto de treinamento aumente mas a precisão sobre o conjunto de validação permaneça constante ou diminua, então a RNA está sendo sobretreinada e o treinamento deve ser interrompido. O conjunto de teste é utilizado para testar a solução final (i.e. combinação de pesos e bias) a fim de verificar o desempenho da RNA na estimação da localização das faltas e sua capacidade de generalização. A apresentação deste conjunto é realizada após o treinamento da RNA e a saída para cada padrão é indicada pelo sinal d_{MLP} .

Uma vez que a função de ativação dos neurônios da camada oculta e de saída são do tipo sigmoide logística, os padrões V_n do conjunto de treinamento, validação e teste e suas saídas desejadas Y_n , foram normalizados para valores no intervalo $[0,1]$.

O treinamento foi realizado utilizando o algoritmo *Levenberg-Marquadt* desenvolvido através de linhas código no *software* MatLab®. Como critério de parada, utilizou-se a quantidade de 200 épocas de treinamento e o EMQ do conjunto de validação. Desta forma, a cada atualização de pesos, verifica-se o EMQ do conjunto de validação. Caso a combinação de valores dos pesos atuais levam a um EMQ inferior a um valor anterior, estes pesos são armazenados. Os valores de EMQ por época de treinamento formam as *curvas de aprendizagem* da RNA as quais estão exemplificadas na Figura 46.

Figura 46: Curvas de Aprendizagem



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

O treinamento ilustrado pela Figura 46 mostra que o EMQ do conjunto de validação atingiu seu valor mínimo de $1,23 \times 10^{-4}$ após 59 épocas de treinamento, onde os pesos desta época de treinamento são armazenados pois representam uma possível solução ótima do problema. A partir desta época, o EMQ do conjunto de treinamento continua a decrescer e a RNA passa a sofrer o efeito do sobre-treinamento, especializando-se nos padrões de treinamento e perdendo sua capacidade de generalização.

5.2.2. Definição da Arquitetura da Rede MLP

Considerando arquiteturas de rede as quais utilizam entre 1 a 10 neurônios na camada oculta, foram realizadas 10 rodadas de treinamento para cada arquitetura, totalizando 100 treinamentos. É necessário realizar múltiplos treinamentos para cada arquitetura da rede MLP pois não é coerente avaliar o desempenho de uma RNA a partir de um único treinamento, uma vez que seu desempenho está condicionado a fatores aleatórios como os pesos iniciais. Desta forma, mesmo que determinada RNA utilize os mesmos padrões de treinamento em diversos treinamentos esta poderá apresentar diferentes soluções – ou combinações de pesos – e desempenhos diferentes na localização das faltas. As tabelas 9,10 e 11 mostram o EMQ do conjunto de treinamento, validação e teste, respectivamente.

Tabela 9: Erro Médio Quadrático ($\times 10^{-4}$) do Conjunto de Treinamento em Diversas Arquiteturas de Rede e Treinamentos

Treinamento \ H_N	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	4,11	0,86	0,75	0,70	0,66	0,64	0,69	1,00	1,01	0,69
2	4,11	0,97	0,75	1,00	0,89	0,62	0,63	0,56	1,08	0,67
3	4,12	0,86	0,62	0,67	0,54	0,72	0,65	0,77	0,53	0,60
4	4,12	0,86	0,66	0,71	0,68	0,73	0,58	0,68	0,64	0,61
5	4,11	0,86	0,76	0,76	0,67	0,61	0,67	0,90	0,76	0,66
6	4,11	0,86	0,66	0,61	1,06	0,82	0,69	0,54	0,82	0,65
7	4,11	0,86	0,76	0,67	0,64	0,86	0,75	0,56	0,78	1,20
8	4,11	0,96	0,66	0,68	0,64	0,66	0,56	0,56	0,70	0,63
9	4,11	2,47	0,74	0,67	0,86	0,65	0,62	0,61	0,62	0,59
10	4,11	0,86	0,66	0,67	0,61	0,77	0,68	1,04	0,55	0,63
Média	4,11	1,04	0,70	0,71	0,72	0,71	0,65	0,72	0,75	0,69

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 10: Erro Médio Quadrático ($\times 10^{-4}$) do Conjunto de Validação em Diversas Arquiteturas de Rede e Treinamento

Treinamento \ H_N	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	3,39	1,16	0,88	1,18	0,83	0,60	0,73	1,40	1,23	1,55
2	3,39	1,24	0,88	1,22	1,27	1,07	1,60	1,14	1,40	1,35
3	3,40	1,14	0,61	0,86	0,73	0,95	1,14	1,37	1,29	1,59
4	3,40	0,96	0,77	0,92	0,81	1,17	1,18	1,11	0,74	0,86
5	3,39	0,96	0,95	0,78	1,12	0,86	0,90	1,42	1,47	0,65
6	3,39	0,95	0,76	0,75	1,27	1,00	0,82	1,10	1,51	0,91
7	3,39	1,16	0,90	0,89	0,98	1,49	0,97	1,16	1,56	1,18
8	3,39	0,88	0,78	0,81	0,64	1,18	1,14	1,32	1,24	1,39
9	3,39	1,01	0,86	0,89	1,46	0,72	0,85	1,31	1,28	1,34
10	3,39	1,14	0,76	1,01	0,90	0,81	1,07	1,38	1,08	0,96
Média	3,39	1,06	0,81	0,93	1,00	0,98	1,04	1,27	1,28	1,18

Fonte: Elaborada pelo autor.

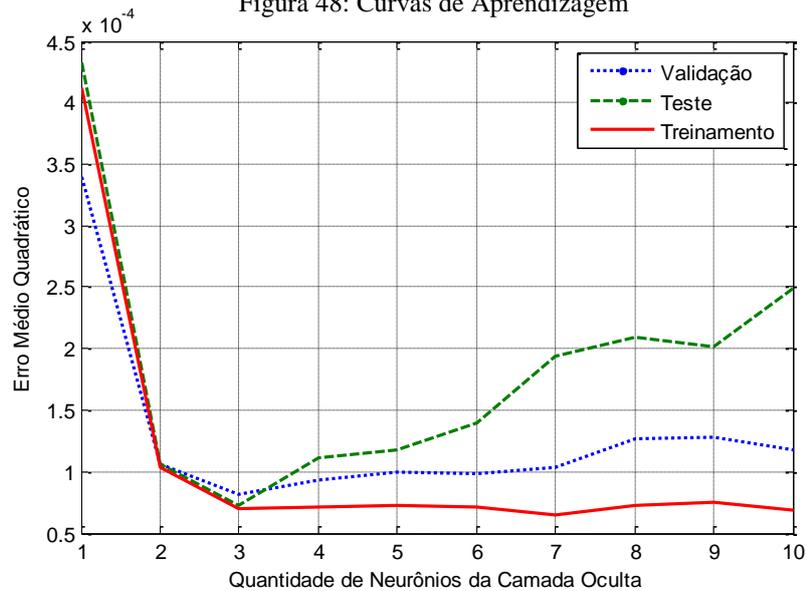
Tabela 11: Erro Médio Quadrático ($\times 10^{-4}$) do Conjunto de Teste em Diversas Arquiteturas de Rede e Treinamentos

Treinamento \ H_N	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	4,32	1,17	0,80	1,43	0,78	0,78	0,68	1,86	1,46	2,42
2	4,32	1,22	0,80	1,54	1,49	1,26	2,77	1,82	1,99	2,24
3	4,34	1,15	0,69	0,99	1,03	1,94	4,09	2,34	2,06	1,62
4	4,34	0,95	0,65	0,96	0,65	1,90	3,17	0,99	0,69	3,08
5	4,32	0,95	0,89	1,08	1,50	0,99	1,61	2,55	1,86	0,61
6	4,32	0,94	0,62	1,24	1,57	1,10	1,18	2,07	2,16	2,60
7	4,32	1,16	0,80	1,03	1,08	2,10	1,37	2,71	2,47	1,31
8	4,32	0,86	0,65	0,8	0,57	1,64	2,30	2,37	2,78	3,63
9	4,32	1,08	0,78	1,03	2,18	0,76	0,86	1,95	3,35	5,25
10	4,32	1,14	0,63	1,08	0,90	1,46	1,34	2,25	1,39	2,14
Média	4,32	1,06	0,73	1,12	1,18	1,39	1,94	2,09	2,02	2,49

Fonte: Elaborada pelo autor.

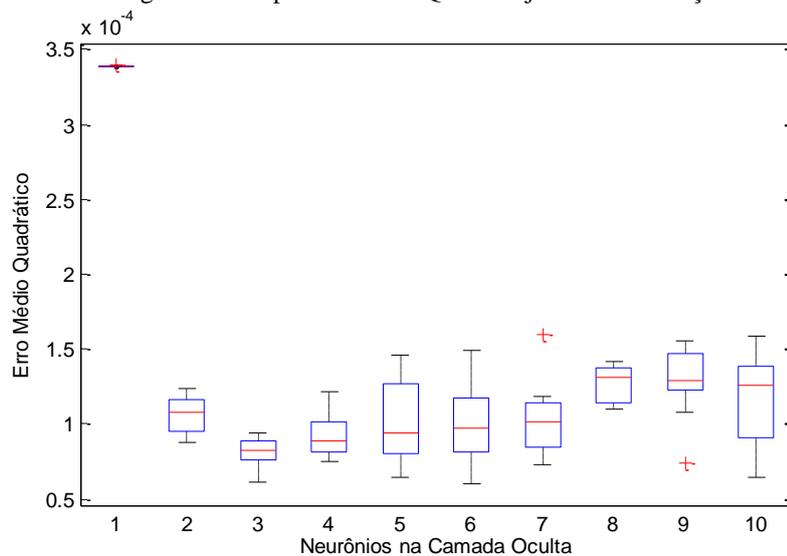
A Figura 47 mostra as curvas de aprendizagem dos conjuntos de treinamento, validação e teste para diversas arquiteturas de rede, traçadas de acordo com os valores médios de EMQ indicados nas tabelas 9, 10 e 11. Nota-se que, com apenas 1 neurônio na camada oculta a RNA não possui a capacidade de extrair características dos padrões apresentados sendo, portanto, incapaz de realizar o mapeamento desejado. Ainda, observa-se que os EMQs dos conjuntos de validação e teste tendem a aumentar quando a

Figura 48: Curvas de Aprendizagem



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

Figura 47: Dispersão de EMQ do Conjunto de Validação

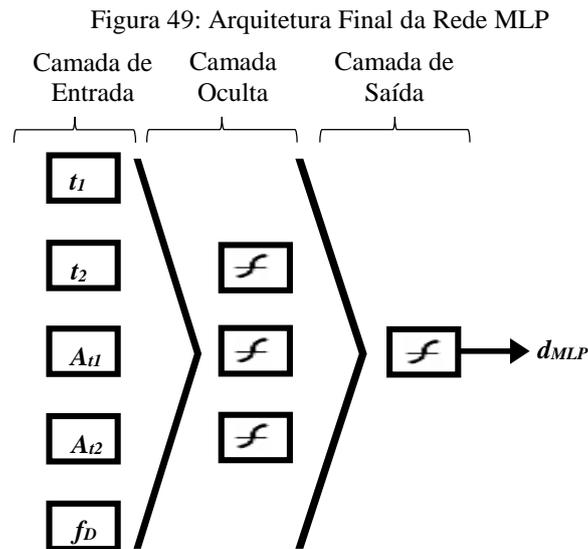


Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

quantidade de neurônios na camada oculta é superior a 3 neurônios enquanto que o EMQ do conjunto de treinamento tende a diminuir, indicando que a RNA está perdendo sua capacidade de generalização. Uma vez traçadas as curvas de aprendizagem, a quantidade adequada de neurônios na camada oculta foi determinada a partir do EMQ do conjunto de validação. Com o propósito de fornecer uma primeira ideia da distribuição dos valores de EMQs deste conjunto, auxiliar na determinação da quantidade de neurônios na camada oculta e, conseqüentemente, na arquitetura final da RNA, recorreu-se ao *boxplot*, uma ferramenta estatística exploratória de análise de dados. A Figura 48 mostra a dispersão dos EMQs do conjunto de validação para diversas arquiteturas de rede.

Observa-se que, para 3 neurônios na camada oculta, o gráfico de dispersão apresenta suave assimetria negativa e mediana próxima do primeiro e terceiro quartil, indicando leve dispersão dos dados e valores próximos da média. Ainda, com esta mesma quantidade de neurônios na camada oculta, a mediana dos valores de EMQ é inferior às demais medianas nas demais arquiteturas de rede. Do ponto de vista do treinamento da RNA, isto indica que, ao final dos 10 treinamentos nesta arquitetura, os pesos determinados induzem a EMQs próximos.

De acordo com a análise executada foi determinado que a rede MLP conterá 3 neurônios na camada oculta ($H_N = 3$). Desta forma, a Figura 49 ilustra a arquitetura final da RNA utilizada na estimação da localização das faltas na linha de transmissão a qual possui 5 entradas, correspondentes aos tempos t_1 e t_2 de deslocamento das ondas viajantes, as amplitudes A_{t1} e A_{t2} dos picos nestes tempos e a frequência dominante f_D , 3 neurônios na camada oculta com função de ativação do tipo sigmoide logística e 1 neurônio na camada de saída com esta mesma função de ativação. Lembrando que a saída d_{MLP} é normalizada no intervalo $[0,1]$ e representa a localização da falta estimada pela RNA.



Fonte: Elaborada pelo autor.

5.3. Estimação da Localização das Faltas a Partir de Padrões não Apresentados na Etapa de Treinamento e Validação

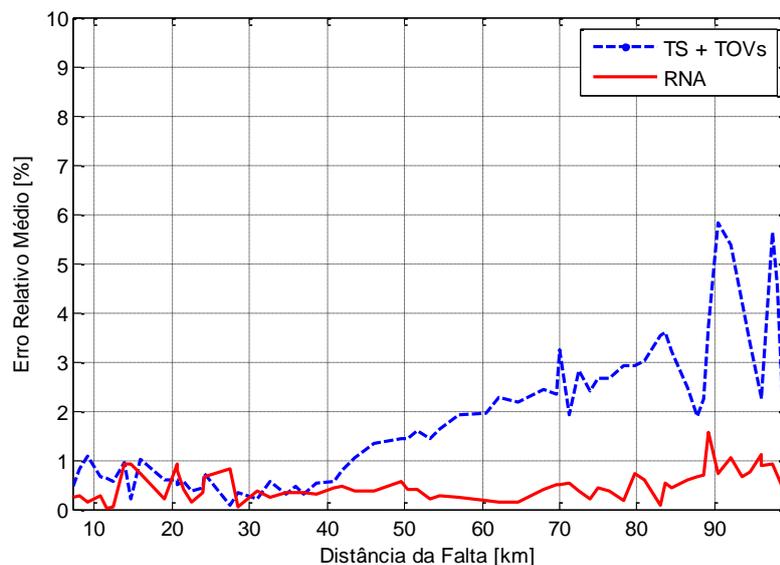
Nas seções anteriores, a Transformada de Stockwell foi utilizada juntamente com a Teoria das Ondas Viajantes a fim de compor um método automático de localização das faltas que utiliza as componentes de alta frequência geradas a partir das diversas situações de faltas. Foi constatado que a precisão do método pode ser comprometida de acordo com o ângulo de incidência da falta e sua distância ao terminal de monitoramento,

apresentando erros superiores quando as faltas ocorrem em ângulos de incidência próximos de 0° ou 180° , ou se distanciam do terminal. Posteriormente, na tentativa de reduzir ou eliminar as limitações impostas pelo método que utiliza a TS e TOV, a TS foi utilizada para extrair determinadas características dos sinais faltosos com o objetivo de treinar a rede MLP com padrões representativos das diversas situações de falta e fazê-la estimar a localização das faltas com precisão superior à do primeiro método.

Na Seção 4.1.3, a Tabela 5 resumiu as 1280 situações de faltas monofásicas do tipo A-T simuladas para aplicação do método que utiliza a TS e a TOV. Estas também foram utilizadas para o treinamento da rede MLP projetada na Seção 5.3. Para fins de comparação dos métodos, é preciso considerar situações de faltas as quais não foram tratadas previamente, em especial, que não tenham sido apresentadas à rede MLP. Tal condição visa explorar a capacidade de generalização da RNA projetada, evitando a seleção de observações ou enumeração de circunstâncias favoráveis e pondo à prova o desempenho dos métodos. As situações de falta que obedecem tais condições foram anunciadas na Seção 5.3.2 e compõem o *conjunto de teste* (ver Apêndice A).

As situações de faltas descritas no conjunto de teste foram desenvolvidas de maneira aleatória, respeitando-se as condições impostas neste trabalho, as quais cabem ser lembradas neste ponto: (i) faltas que ocorrem até a primeira metade da linha de transmissão, ou seja, $0 \leq d \leq 100\text{km}$ (ii) resistências de falta R_f com valores entre 20Ω e 240Ω , e (iii) ângulo de incidência θ entre 0° e 360° . Ambos os métodos foram aplicados às situações de falta do conjunto de teste e seus desempenhos podem ser observados através da Figura 50.

Figura 50: Comparação entre Métodos

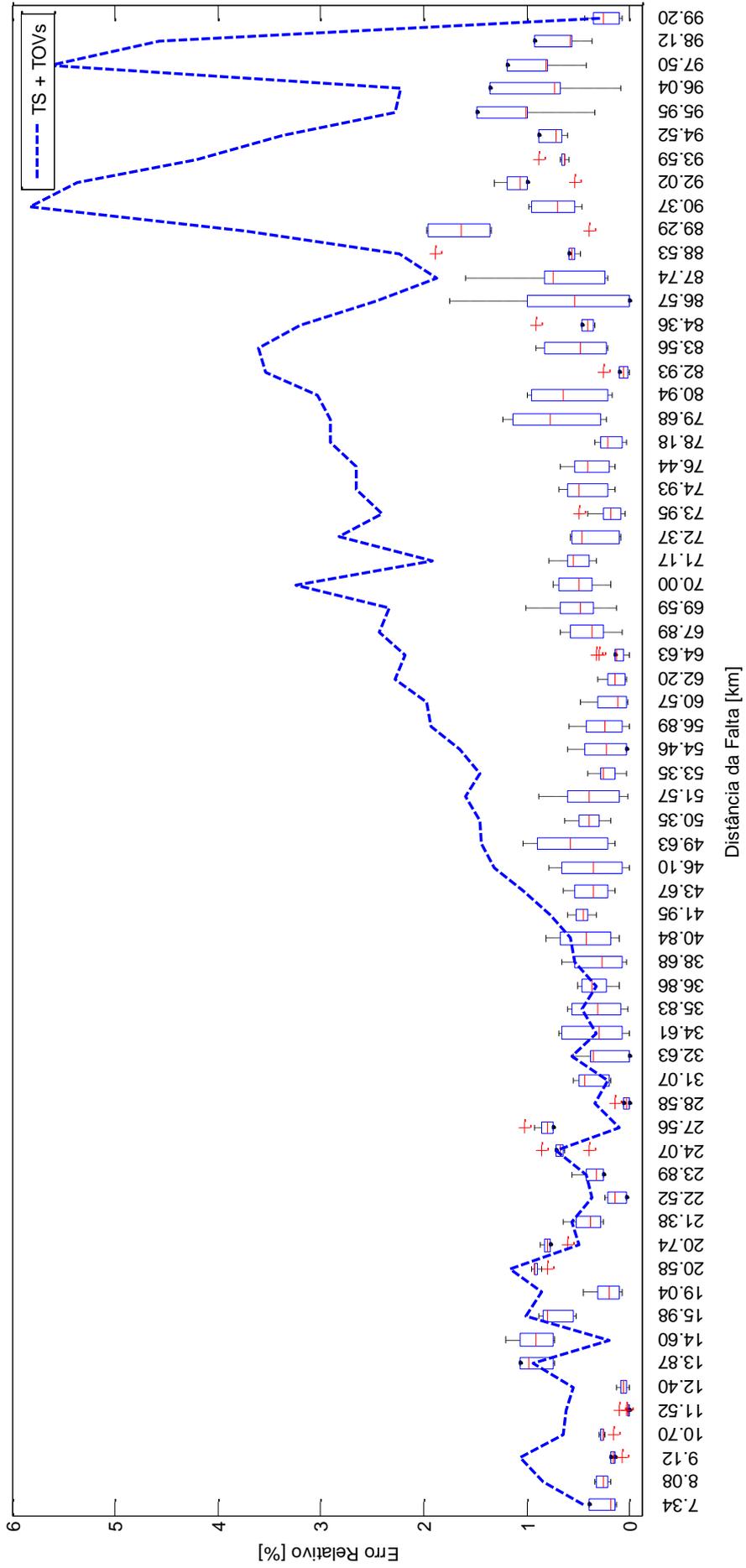


Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

Como esperado, a curva correspondente ao erro relativo na estimação da localização das faltas do conjunto de teste quando aplicado o método que utiliza a TS e a TOV apresenta comportamento semelhante à da curva na Figura 45, apresentando erros superiores para faltas que ocorrem mais distantes do terminal de monitoramento. Já a curva correspondente ao erro relativo na estimação da localização das faltas do conjunto de teste quando aplicado o método que utiliza a rede MLP projetada apresentou desempenho superior ao método anterior, destacando-se para faltas que ocorrem em distâncias superiores a, aproximadamente, 30km do terminal de monitoramento. Nota-se que, a partir desta distância, a rede MLP apresentou erros relativos inferiores ao primeiro método, cumprindo o compromisso de reduzir os erros na estimação da localização de faltas mais distantes do terminal.

A Figura 51 mostra a dispersão dos erros relativos para as 64 situações de falta do conjunto de teste como forma de avaliar, de forma pontual, os resultados retornados pela rede MLP projetada. É possível observar que mesmo a dispersão dos erros relativos para faltas mais próximas ao terminal de monitoramento sendo, de maneira geral, inferior às dispersões dos erros nas demais distâncias, há casos em que a aplicação do método que utiliza a TS e a TOV estima a localização destas faltas com maior precisão. No entanto, para tais casos, os erros médios obtidos pela rede MLP projetada são inferiores a 1,00% e não comprometem a confiabilidade da RNA. Ainda, os maiores erros obtidos foram para a situação de falta monofásica a 89,29km do terminal de monitoramento, onde a mediana dos erros foi de, aproximadamente, 1,97%, sendo ainda inferior ao erro retornado pelo primeiro método.

Figura 51: Dispersão de Erros Relativos do Conjunto de Teste



Fonte: Elaborada pelo autor através do *software* MatLab®.

5.4. Considerações Parciais

A Transformada de Stockwell mostrou-se adequada para a análise no domínio tempo-frequência dos transitórios gerados a partir das diversas situações de falta. Através desta ferramenta, foi possível extrair os tempos t_1 e t_2 de propagação das ondas viajantes e aplicar a Teoria das Ondas Viajantes para estimar a localização das faltas ao longo da linha de transmissão em análise. Nota-se que a aplicação do método possui limitações relacionadas com o ângulo de incidência, apresentando erros superiores na estimação da localização das faltas para ângulos próximos de 0° e 180° .

A rede MLP foi projetada a partir do EMQ do conjunto de validação, definindo sua arquitetura com apenas 3 neurônios na camada oculta. Com esta arquitetura, a rede projetada foi capaz de estimar a localização das faltas com precisão superior ao método que utiliza a TS e a TOV.

No capítulo seguinte, serão apresentadas as considerações finais do trabalho e possíveis caminhos para sua continuação.

6. CONCLUSÕES

Os métodos de localização automática de faltas expostos estão, de forma mais acentuada, submetidos a limitações inerentes aos métodos que utilizam dados provenientes de apenas um terminal: perda de informação devido à atenuações e distorções ao longo da linha de transmissão. Uma vez que as ondas viajantes de tensão vistas no terminal local são correspondentes às ondas que refletiram no terminal local e no terminal remoto, os tempos t_1 e t_2 de propagação destas ondas podem ser determinados de forma imprecisa devido aos parâmetros e características naturais da linha de transmissão além da refração no ponto de falta. Tal imprecisão é diretamente relacionada com a estimação da localização da falta, haja vista que a TOV utiliza tais valores.

Conforme visto no Capítulo 2, as técnicas de localização automática de faltas que utilizam a TOV são dependentes da taxa de amostragem utilizada e sua dependência pode ser reduzida utilizando-se equipamentos com taxa de amostragem mais elevada. No entanto, deve-se considerar os custos relacionados à aquisição de tais equipamentos os quais, por sua vez, podem ser de valor comercial mais elevados do que equipamentos com taxa de amostragem inferiores.

A utilização da velocidade da luz no vácuo (3×10^5 km/s) é uma aproximação da real velocidade de propagação das ondas viajantes e seu uso é decorrente da consideração de análise da linha de transmissão com parâmetros desconhecidos, uma vez que, ao conhecer os parâmetros da linha de transmissão e a frequência dominante dos transitórios induzidos pelas faltas é possível determinar, de forma mais precisa, as velocidades de propagação das ondas viajantes no modo aéreo e modo terra. É sabido que a velocidade do modo aéreo é inferior à velocidade da luz no vácuo e que a velocidade do modo terra é, por sua vez, inferior a velocidade do modo aéreo. Tendo em vista que os métodos apresentados utilizam o sinal do modo terra para extração de características das faltas introduz-se, conscientemente, um erro induzido pelo desconhecimento dos parâmetros da linha de transmissão e, conseqüentemente, utilização da velocidade da luz no vácuo. No entanto, é preciso considerar tal aproximação quando os parâmetros da linha de transmissão são inexistentes ou indisponíveis. Neste ponto, o método que utiliza a TS e a TOV é mais sensível a utilização de tal aproximação.

Tendo em vista que a TS combina vantagens da Transformada Rápida de Fourier e das *wavelets*, é possível utilizá-la sem a necessidade da escolha de uma *wavelet*

mãe. Desta forma, dispensa-se estudo prévio para identificação da *wavelet* mãe mais adequada na aplicação exposta.

O método que utiliza a TS juntamente com a TOV, mostra-se adequado para estimar a localização das faltas, porém, pode apresentar problemas quando aplicado a situações que envolvem altas resistências de falta e ângulo de incidência próximos de 0° e 180° . Nestes casos, as características extraídas para formação de padrões a serem repassados para a RNA tornam-se não representativas e podem comprometer a precisão da rede MLP. Nos demais casos, ambos os métodos são capazes de estimar a localização das faltas, salvo suas devidas limitações.

A rede MLP projetada reduziu os erros inerentes aos métodos de localização automática de faltas que utilizam dados provenientes de apenas um terminal a partir de treinamentos com padrões representativos contendo características de diversas situações de falta ao longo da linha de transmissão analisada. De fato, foi possível melhorar a precisão da estimação das faltas através da rede MLP projetada mantendo-se a taxa de amostragem. Com isto, é possível evitar gastos com equipamentos com taxas de amostragem mais elevadas, economizando em custo e quantidade. No entanto, é válido observar o aumento da complexidade do problema: embora a rede MLP projetada possua arquitetura simples, foram necessários 1280 padrões de treinamento para que esta fosse capaz de realizar o mapeamento desejado e generalizar, de maneira satisfatória, as demais situações de faltas não contempladas no conjunto de treinamento.

O método de localização de faltas que utiliza a TS e a TOV faz uso da frequência dominante, identificada a partir do espectro do sinal do modo terra, na qual é realizada a *voice* para análise no domínio tempo-amplitude do sinal. Por outro lado, o método que utiliza a rede MLP atribui o valor normalizado da frequência dominante como característica que compõe os padrões de treinamento. Uma vez que a faixa de frequência do espectro do sinal do modo terra é limitada pela frequência de *Nyquist* a qual, por sua vez, depende da taxa de amostragem dos equipamentos utilizados, situações de falta as quais geram transitórios cuja frequência dominante supera a frequência de *Nyquist* não terão sua frequência dominante identificada corretamente e podem comprometer os métodos. Ainda, no Capítulo 5, verificou-se que a frequência dominante dos transitórios gerados pelas diversas situações de falta possui relação com sua distância ao terminal de monitoramento e seu uso na estimação da localização das faltas torna-se adequado, podendo ser utilizada para contornar as dificuldades encontradas em (SHAHRTASH; AHMADIMANESH, 2011) e (SHAHRTASH; AHMADIMANESH, 2013).

6.1. Perspectivas de Trabalhos Futuros

Tendo em vista o desenvolvimento continuado da pesquisa objetivando o aperfeiçoamento dos métodos apresentados, são descritas as seguintes considerações ou sugestões:

- Ainda que faltas monofásicas ocorram com maior frequência nas linhas de transmissão, é preciso investigar a aplicabilidade dos métodos descritos nas diversas situações de faltas envolvendo as demais fases;
- De fato, as faltas podem ocorrer em qualquer local da linha de transmissão, sendo necessário considerar a ocorrência de todos os tipos de faltas ao longo de toda a sua extensão, realizando a identificação, classificação e pré-localização em casos de faltas monofásicas;
- A velocidade de propagação das ondas viajantes nas linhas de transmissão depende, dentre outros fatores, dos seus parâmetros. Estes, por sua vez e dependendo da modelagem adotada, são função da frequência do sistema elétrico. Desta forma, opondo-se a utilização da velocidade da luz no vácuo (3×10^5 km/s), pode-se utilizar a frequência dominante dos sinais transitórios gerados pelas diferentes situações de falta a fim de determinar, de forma mais precisa, a real velocidade de propagação das ondas viajantes;
- Uma vez que os sistemas de transmissão de energia elétrica podem estar sujeitos a ruídos, é possível analisar a sensibilidade da Transformada de Stockwell na presença de dados ruidosos e o impacto na precisão na estimação da localização das faltas através do método apresentado;
- Aplicação da metodologia descrita em sistemas de transmissão com três ou mais terminais, haja vista sua viabilidade econômica e maiores desafios na garantia de sua proteção;
- Submissão dos métodos apresentados a dados reais.
- Identificação da direção da falta (à montante ou jusante do terminal de monitoramento).

REFERÊNCIAS

- ABDEL-SALAM, M.; ADEL, A.; WAEL, A. **Wavelet Based Analysis for Transmission Line Fault Location**. Innovate Systems Design and Engineering. [S.l.]: [s.n.]. 2013.
- ABDOLHAMID, R.; MOHSEN, G.; SIRUS, M. A Fault Location Technique for Transmission Lines Using Phasor Measurements. **International Journal of Engineering and Advanced Technology**, v. 3, n. 1, 2013.
- ABUR, A.; MAGNAGO, F. H. Use of Time Delays Between Modal Components in Wavelet Based Fault Location. **ELSEVIER Electrical Power and Energy Systems**, v. 22, p. 397-402, 2000.
- AGGARWAL, R. K. et al. **High frequency Fault Location Method for Transmission Lines Based on Artificial Neural Network and Genetic Algorithm Using Current Signals Only**. 11th International Conference on Developments in Power Systems Protection. Birmingham, UK: [s.n.]. 2012.
- AGGARWAL, R. K.; BLOND, S. L.; BEAMOUNT, P. **High Frequency Fault Location Method for Transmission Lines Based on Artificial Neural Network and Genetic Algorithm Using Current Signals Only**. 11th International Conference on Developments in Power Systems Protection. Birmingham, UK: [s.n.]. 2012.
- ALMEIDA, A. R.; ALMEIDA, O. M. **Localização de Faltas em Sistemas de Transmissão de Alta Tensão a partir de Registros Oscilográficos Usando Análise de Componentes Independentes**. Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos. [S.l.]: [s.n.]. 2013.
- AWAD, M. S. On-line Determination of the Fault Location in a Transmission Line. **International Journal of Emerging Sciences**, v. 2, p. 210-221, 2012.
- BASEER, M. A. Travelling Waves for Finding the Fault Location in Transmission Lines. **Journal of Electrical and Electronic Engineering**, v. 1, p. 1-19, 2013.
- BASHIER, E. M. **Transmission Line Faults Detection, Classification and Location Using Artificial Neural Network**. Utility Exhibition on Power and Energy Systems: Issues & Prospects for Asia. Pattaya City: [s.n.]. 2012.
- BEWLEY, L. V. **Travelling Waves on Transmission Systems**. New York: John Wiley & Sons, 1963.

- BRACEWELL, R. **The Fourier Transform and its Applications**. 3rd. ed. New York: McGraw-Hill, 2000.
- CLARKE, E. **Circuit Analysis of AC Power Systems**. New York: Wiley, 1943.
- COTELI, R. A Combined Protective Scheme for Fault Classification and Identification of Faulty Section in Series Compensated Transmission Lines. **Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences**, v. 21, p. 1842-1856, 2013.
- DAS, J. C. **Power System Analysis: Short-Circuit, Load Flow and Harmonics**. Atlanta, Georgia: Marcel Dekker, Inc., 2001.
- GUIMIRE, S. **Analysis of Fault Location Methods on Transmission Lines**. New Orleans: [s.n.], 2014.
- HASANVAND, H. et al. Fault Location in Distribution Networks Using S-Transform. **Journal of Electrical Engineering**, v. 13, 2014.
- HAYKIN, S. **Neural Networks - A Comprehensive Foundation**. [S.l.]: Prentice Hall, 1999.
- HENG-XU HA, BAO-HUI Z. **A Novel Principle of Single-Ended Fault Location Technique for EHV Transmission Lines**. IEEE Transactions on Power Delivery. [S.l.]: [s.n.]. 2003.
- HUAN, V. P.; HUNG, K. L.; VIET, N. H. A Single End Fault Locator of Transmission Line Based on Artificial Neural Network. **Journal of Electrical and Control Engineering**, v. 3, p. 39-46, 2013.
- ISMAIL, N.; JAVAD, S. A New Single Ended Fault Location Algorithm for Combined Transmission Line Considering Fault Clearing Transients Without Using Line Parameters. **Electrical Power and Energy Systems**, v. 44, p. 816-823, 2012.
- KRISHNANAND, K. R.; BALASUBRAMANYAM, S. K. S.; DASH, P. K. **S-Transform Based on Spectral Energy Feature Space for Fault Location Approximation**. International Conference on Energy, Automation and Signal. [S.l.]: [s.n.]. 2010.
- LEÃO, R. P. S.; ANTUNES, F. L. M.; SAMPAIO, R. F. **Harmônicos em Sistemas Elétricos**. 1st. ed. Fortaleza, CE: [s.n.], v. I, 2014.

- LOBOS, T. et al. **Location of Faults on Transmission Lines Using Wavelet Transforms**. International Conference on High Voltage Engineering and Application. Chongqing, China: [s.n.]. 2008.
- LOPES, F. V. et al. **Localização de Falhas Baseada em Ondas Viajantes e Aproximações Típicas da Velocidade de Propagação**. XX Congresso Brasileiro de Automática. Belo Horizonte, MG: [s.n.]. 2014.
- MAGNAGO, F. H.; ABUR, A. Fault Location Using Wavelets. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 13, p. 1475-1480, 1998.
- MAHANTY, R. N.; DUTTA, G. P. B. **Application of RBF Neural Network to Fault Classification and Location in Transmission Lines**. IEEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution. [S.l.]: [s.n.]. 2004.
- MAMIS, M. S.; ARKAN, M.; KELES, C. Transmission Line Fault Location Using Transient Signal Spectrum. **Electrical Power and Energy Systems**, 29 Maio 2013. 714-718.
- MARTI, J. R. Accurate Modeling of Frequency Dependent Transmission Lines in Electromagnetic Transient Simulations. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, p. 147-155, 1982.
- MARX, S. et al. **Localização de Falhas em Relés de Proteção Baseada no Princípio das Ondas Viajantes: Projeto, Testes e Resultados**. XII Seminário Técnico de Proteção e Controle. [S.l.]: [s.n.]. 2013.
- MELO, Y. M. P. et al. **Localização de Falhas em Linhas de Transmissão: Estudo de Métodos Baseados na Teoria das Ondas Viajantes e na Análise de Componentes de Frequência Fundamental**. XIX Congresso Brasileiro de Automática. Campina Grande, PB: [s.n.]. 2012.
- MOEZ, B. H.; HOUDA, J. **Fault Detection and Classification Approaches in Transmission Lines Using Artificial Neural Networks**. 17th Mediterranean Electrotechnical Conference. Beirut, Lebanon: [s.n.]. 2014.
- MOHAMED, D.; HOUARI, S.; TAHAR, B. Accurate Fault Location Algorithm on Power Transmission Lines with use of Two-end Unsynchronized Measurements. **Serbian Journal of Electrical Engineering**, v. 9, p. 189-200, 2012.

- MORETO, M. **Localização de Falhas de Alta Impedância em Sistemas de Distribuição de Energia: Uma Metodologia Baseada em Redes Neurais Artificiais.** Porto Alegre, PR: [s.n.], 2005.
- NGU, E. E.; RAMAR, K. A Combined Impedance and Travelling Wave Based Method for Multi-Terminal Transmission Lines. **Electrical Power and Energy Systems**, 2011. 1767-1775.
- NGU, E.; RAMAR, K. **Single-Ended Traveling Wave Based Fault Location on Two Terminal Transmission Lines.** TENCON. [S.l.]: [s.n.]. 2011.
- OLESKOVICZ, M.; COURY, D. V. O Emprego de Redes Neurais Artificiais na Detecção, Classificação e Localização de Falhas em Linhas de Transmissão. **Revista Controle & Automação**, 2, Abril 2003.
- OLESKOVICZ, M.; COURY, D. V.; AGGARWAL, R. K. Redes Neurais Artificiais Aplicadas à Classificação Rápida de Falhas em Sistemas Elétricos de Potência. **SBA Controle & Automação**, v. 11, 2000.
- OLESKOVICZ, M.; COURY, D. V.; AGGARWAL, R. K. **A Complete Scheme for Fault Detection, Classification and Location in Transmission Lines Using Neural Networks.** Developments in Power System Protection. [S.l.]: [s.n.]. 2001.
- ONS. Operador Nacional do Sistema Elétrico, 2014. Disponível em: <www.ons.org.br>. Acesso em: 8 Setembro 2014.
- P. M. ANDERSON. **Analysis of Faulted Power Systems.** [S.l.]: IEEE/Wiley Press, 1995.
- PEÑA, G. G. **Análise de Eventos em Redes de Distribuição por meio das Transformadas Wavelet e S.** [S.l.]: [s.n.]. 2012.
- PRANAV D. RAVAL. **ANN Based Classification and Location of Faults in EHV Transmission Line.** Proceedings of The International Multi-Conference of Engineers and Computer Scientists. Hong Kong: [s.n.]. 2008.
- QUALITROL. Qualitrol Defining Reliability, 2014. Disponível em: <www.qualitrolcorp.com.br>. Acesso em: 8 Setembro 2014.

RAO, P. V.; GAFOOR, S. A.; VENKATESH, C. Detection of Transmission Line Faults by Wavelet Based Transient Extraction. **International Journal on Electrical and Power Engineering**, v. 2, 2011.

ROY, N.; BHATTACHARYA, K. **Identification and Classification of Fault Using S-Transform in an Unbalanced Network**. IEEE 1st International Conference on Condition Assessment Techniques in Electrical Systems. [S.l.]: [s.n.]. 2013.

SAHA, M. M.; IZYKOWSKI, J.; ROSOLOWSKI, E. **Fault Location on Power Networks**. New York: Springer, v. 1, 2010.

SARAVANABABU, K.; BALAKRISHNAN, P.; SATHIYASEKAR, K. **Transmissinon Line Faults Detection, Classification and Location Using Discrete Wavelet Transform**. International Conference on Power, Energy and Control. [S.l.]: [s.n.]. 2013.

SELNIC. Schweitzer Engineering Laboratories, 2014. Disponível em: <www.selnic.com.br>. Acesso em: 08 Setembro 2014.

SHAHRTASH, S. M.; AHMADIMANESH, A. **Employing S-Transform for Fault Location in Three Terminal Lines**. 10th International Conference on Environment and Electrical Engineering. [S.l.]: [s.n.]. 2011.

SHAHRTASH, S. M.; AHMADIMANESH, A. **Transient-Based Fault Location Method for Multiterminal Lines Employing S-Transform**. IEEE Transactions on Power Delivery. [S.l.]: [s.n.]. 2013.

SHU, H; Wu, Q.; Wang, X.; Tian, X. **Fault Phase Selection and Distance Location Based on ANN and Stransform for Transmission Line in Triangle Network**. 3rd International Congress on Image and Signal Processing. Yantai, China: [s.n.]. 2010.

SILVA, J. A. C. B. et al. **Sampling Frequency Influence at Fault Location Using Algorithms Based on Artificial Neural Networks**. IEEE 4th Congress on Nature and Biologically Inspired Computing. [S.l.]: [s.n.]. 2012.

SILVA, M. **Implementação de um Localizador de Faltas Híbrido para Linhas de Transmissão com Três Terminais Baseado na Transformada Wavelet**. São Carlos, SP: [s.n.], 2008.

- SILVA, M.; OLESKOVICZ, M. Uma nova Ferramenta Baseada na Transformada Wavelet para Localização Digital de Faltas. **Revista Controle & Automação**, 16, Julho 2005.
- SILVA, M.; OLESKOVICZ, M.; COURRY, D. V. A Hybrid Fault Locator for Three-Terminal Lines Based on Wavelet Transforms. **Electrical Power Systems Research**, v. 78, p. 19980-1988, 2008.
- STEVENSON, W. D. **Elements of Power Systems Analysis**. 4th. ed. New York: McGraw-Hill, 1982.
- STOCKWELL, R. G.; MANSINHA, L.; LOWE, R. P. Localization of Complex Spectrum: The S-Transform. **IEEE Transaction Signal Processing**, 1996. 998-1001.
- TAHAR, B. Fault Location in EHV Transmission Lines Using Artificial Neural Networks. **International Journal of Applied Mathematics and Computer Science**, v. 1, p. 69-78, 2004.
- TARAFDAR, M.; RAZI, K. **Fault Classification and Location of Power Transmission Lines Using Artificial Neural Network**. 8th International Power Engineering Conference. [S.l.]: [s.n.]. 2007.
- TEKLIC, L. **Artificial Neural Approach for Locating Faults in Power Transmission System**. IEEE EuroCon. [S.l.]: [s.n.]. 2013.
- TORRES, S. S. C. **Localização de Faltas em Linhas de Transmissão por Meio de Ondas Viajantes**. Teresina, PI: Universidade Federal do Piauí, 2014.
- VENTOSA, S. et al. The S-Transform From a Wavelet Point of View. **IEEE Transactions on Signal Processing**, 56, n. 7, Julho 2008. 2771 - 2780.
- WANG, X. G.; HUANG, S. F.; LIU, Q. K. **Study of Transient Spectrum in Transmission Lines**. Power and Energy Society General Meeting - Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century. Pittsburgh, PA: [s.n.]. 2008.
- XIANGNING LIN, P. M. . H. W. B. W. Z. Q. B. A. A. K. **Study on Fault Location for High Voltage Overhead Transmission Lines Based on Neural Network Systems**. Intelligent Systems Applications to Power Systems. Toki Messe, Niigata: [s.n.]. 2007.

YADAV, A.; THOKE, A. S. Transmission Line Fault Distance and Direction Estimation Using Artificial Neural Network. **International Journal of Engineering, Science and Technology**, v. 3, p. 110-121, 2011.

YA-GANG Z., ZENG-PING W., JIN-FANG Z., JING M. Fault Localization in Electrical Power Systems: A Pattern Recognition Approach. **Electrical Power and Energy Systems**, v. 33, p. 791-798, 2011.

Z. M. RADOJEVIC, G. H. KIM, M. POPOV, G. PRESTON, V. TERZIJA. **New Approach for Fault Location on Transmission Lines Not Requiring Line Parameters**. International Conference on Power Systems Transients. Kyoto, Japan: [s.n.]. 2009.

APENDICE A

Tabela 12: Conjunto de Teste *

d [km]	R_f [Ω]	θ [$^\circ$]	t_1 (ms)	t_2 (ms)	A_{t1} [V]	A_{t2} [V]	f_D (kHz)
7,34	109,96	62,43	2,9300	2,9850	70,716625	25,994451	27,834433
8,08	163,48	45,30	2,1400	2,2050	45,303903	12,700224	25,014997
9,12	235,45	20,38	0,9850	1,0600	17,584873	4,348480	22,555489
10,70	81,42	305,58	14,2000	14,2800	68,378238	28,001346	20,755849
11,52	87,39	54,65	2,5900	2,6750	65,659583	26,462478	19,796041
12,40	112,38	77,19	3,6300	3,7200	70,502749	24,974882	19,136173
13,87	23,04	259,86	12,1000	12,2050	103,588520	52,991093	17,576485
14,60	203,37	71,76	3,3900	3,4900	48,316236	12,813592	17,216557
15,98	209,17	293,99	13,6850	13,8050	44,960983	10,652620	16,916617
19,04	22,26	52,21	2,5050	2,6400	72,074673	29,081992	16,496701
20,58	25,15	58,25	2,7900	2,9350	76,423425	27,677929	16,856629
20,74	197,02	191,41	8,9550	9,1000	8,575366	1,652488	16,676665
21,38	174,48	204,92	9,5850	9,7350	19,797794	3,976329	15,656869
22,52	94,33	195,16	9,1400	9,2950	15,462659	4,017653	15,716857
23,89	72,74	156,49	7,3550	7,5200	27,790063	7,793482	15,116977
24,07	232,45	27,48	1,3800	1,5500	17,642836	2,891930	14,997001
27,56	33,43	20,35	1,0650	1,2500	25,273127	7,571118	15,116977
28,58	195,25	54,74	2,6600	2,8550	33,302926	5,564865	14,397121
31,07	76,68	22,29	1,1700	1,3800	21,556359	5,539499	14,157169
32,63	126,05	113,70	1,1750	1,4000	30,365051	11,828891	13,917217
34,61	77,78	16,44	0,9150	1,1500	14,265378	3,604689	12,957409
35,83	38,69	28,40	1,4700	1,7150	29,449239	9,124076	12,837433
36,86	136,61	135,27	6,4250	6,6750	31,420173	6,584916	12,537493
38,68	50,98	312,46	14,6350	14,9000	44,843044	13,476135	12,537493
40,84	77,78	186,82	8,8250	9,1050	4,468535	1,202792	12,237552
41,95	131,14	22,17	1,2100	1,5000	14,322710	3,185675	11,877624
43,67	161,13	104,88	5,0450	5,3500	35,801212	7,399290	11,817636
46,10	212,87	282,81	13,2900	13,6150	30,099976	5,607132	11,577684
49,63	234,56	299,60	14,0850	14,4350	24,715492	4,435964	11,277744
50,35	52,71	184,77	8,7650	9,1200	2,307419	0,780636	10,857828
51,57	60,52	20,83	1,1850	1,5500	15,508366	5,092921	10,977804
53,35	151,31	35,74	1,8850	2,2600	18,400409	4,348449	10,377924
54,46	173,80	106,47	5,1600	5,5450	29,949406	6,572002	10,437912
56,89	105,83	206,62	9,8100	10,2150	15,390142	4,308568	10,257948
60,57	235,42	149,69	7,1950	7,6250	13,197835	2,583900	9,838032

*Valores de t_1 , t_2 e f_D não normalizados. Valores de A_{t1} e A_{t2} normalizados por $500\sqrt{2}$

Tabela 13: Conjunto de Teste* (continuação)

d [km]	R_f [Ω]	θ [$^\circ$]	t_1 (ms)	t_2 (ms)	A_{t1} [V]	A_{t2} [V]	f_D (kHz)
62,20	187,49	133,77	6,4600	6,9050	20,391786	4,611374	9,658068
64,63	113,44	232,25	11,0300	11,4900	25,424289	7,216981	9,418116
67,89	97,95	35,61	1,9400	2,4250	18,477292	5,652732	9,118176
69,59	238,80	7,61	0,6500	1,1450	1,594652	0,362408	8,938212
70,00	33,35	170,89	4,2800	4,7900	30,886569	9,155397	9,058188
71,17	114,03	85,85	4,2800	4,7800	31,215691	9,074734	9,058188
72,37	156,92	19,46	1,2100	1,7300	7,569367	1,936687	8,878224
73,95	207,45	222,99	10,6400	11,1650	14,366052	3,174040	8,638272
74,93	230,90	316,39	14,9700	15,5050	15,354172	3,174763	8,518296
76,44	115,88	218,82	10,4600	11,0050	17,098865	5,012400	8,458308
78,18	99,49	118,01	5,7950	6,3550	28,072622	8,833025	8,458308
79,68	218,34	227,42	10,8700	11,4400	14,544739	3,150703	8,218356
80,94	197,59	80,43	4,0700	4,6500	21,205872	4,861678	8,218356
82,93	194,40	17,87	1,1800	1,7800	5,427203	1,305413	8,218356
83,56	233,73	35,90	2,0200	2,6250	10,403582	2,238436	8,098380
84,36	226,51	231,20	11,0650	11,6700	14,562168	3,217068	8,098380
86,57	206,73	237,94	11,3850	11,9950	16,498236	3,455697	8,038392
87,74	167,10	165,97	8,0600	8,6700	6,827288	1,535370	7,858428
88,53	67,68	90,88	4,5850	5,2050	31,786200	10,434873	7,918416
89,29	115,81	119,89	5,9350	6,5800	23,378068	7,054081	7,738452
90,37	48,60	80,55	4,1100	4,7900	33,064149	15,914183	7,798440
92,02	151,22	291,61	13,8950	14,5800	21,669015	8,114934	7,678464
93,59	84,60	30,48	1,8100	2,4900	12,736244	5,338098	7,618476
94,52	195,03	25,87	1,6000	2,2750	7,309897	1,720323	7,558488
95,95	46,80	83,60	4,2800	4,9500	32,344351	7,720590	7,498500
96,04	232,87	18,21	1,2500	1,9200	4,294059	0,536600	7,438512
97,50	217,01	64,93	3,4250	4,1500	15,643143	2,258687	7,318536
98,12	191,35	202,59	9,7950	10,5100	6,052122	1,131758	7,258548
99,20	33,89	164,79	8,0500	8,7150	11,189958	2,146871	7,318536

*Valores de t_1 , t_2 e f_D não normalizados. Valores de A_{t1} e A_{t2} normalizados por $500\sqrt{2}$

APENDICE B

Tabela 14: Conjunto de Validação**

d [km]	R_f [Ω]	θ [$^\circ$]	t_1 (ms)	t_2 (ms)	A_{I1} [V]	A_{I2} [V]	f_D (kHz)
6,22	98,89	37,50	1,7700	1,8200	47,888657	15,438843	29,634073
7,08	163,48	45,30	2,1350	2,1900	48,497410	14,251175	28,674265
8,82	146,39	54,21	2,5550	2,6250	55,282971	18,387203	23,875225
9,12	170,36	156,68	7,2950	7,3700	25,060006	7,461185	22,795441
10,30	200,52	104,06	4,8700	4,9450	54,810594	15,775166	21,055789
12,57	134,96	53,69	2,5450	2,6400	54,308801	17,273570	19,556089
13,70	174,30	306,17	14,2450	14,3350	46,575067	13,692158	17,636473
14,49	199,95	302,86	14,0900	14,1900	43,852779	11,697892	17,276545
15,64	36,76	122,50	5,7450	5,8650	79,670134	35,454802	16,676665
17,62	181,38	232,90	10,8650	10,9950	40,545151	9,512779	16,676665
18,66	166,91	277,10	12,9100	13,0500	52,103508	11,627499	16,736653
19,71	216,71	201,25	9,4050	9,5500	15,561533	2,903902	16,436713
21,68	118,47	91,38	4,3300	4,4850	58,828006	13,748031	16,136773
22,99	29,72	158,31	7,4300	7,5900	32,155216	10,747873	15,536893
23,47	232,70	28,62	1,4250	1,5900	18,738984	3,038810	15,716857
24,71	182,45	31,70	1,5750	1,7500	23,236326	4,094878	15,596881
26,46	196,14	153,82	7,2400	7,4200	19,543237	3,375984	14,997001
27,51	231,58	316,21	14,7600	14,9450	28,553743	4,460481	14,937013
30,22	186,08	171,21	8,0600	8,2700	7,199321	1,228132	13,737253
32,84	119,29	312,75	14,6200	14,8450	36,919007	8,109050	13,857229
33,88	187,29	288,38	13,5000	13,7350	37,414390	6,651032	13,677265
36,94	185,25	38,27	1,9350	2,1900	22,233817	4,029021	12,477504
38,84	43,15	30,43	1,5750	1,8450	29,435721	9,071124	12,477504
40,39	166,98	50,07	2,4950	2,7750	28,155769	5,599037	12,417516
42,48	193,37	268,30	12,6050	12,9000	33,976630	6,287151	11,997600
43,94	111,65	305,73	14,3450	14,6500	36,146031	8,829897	11,877624
46,05	94,75	52,55	2,6300	2,9550	34,553999	9,419962	11,577684
47,56	100,76	151,69	7,2300	7,5600	21,622165	5,766379	11,217756
48,04	198,09	31,99	1,6900	2,0250	15,491670	2,979580	11,217756
49,41	112,69	23,51	1,3000	1,6450	14,564421	3,740791	11,157768
51,18	110,00	106,60	5,1600	5,5200	38,321130	10,023611	10,737852
52,52	148,71	236,81	11,1900	11,5600	27,840532	6,458062	10,617876
53,37	212,47	54,75	2,7700	3,1450	22,204612	4,393606	10,377924
56,06	181,24	43,28	2,2450	2,6400	19,567136	4,317267	10,437912
57,04	116,18	273,86	12,9250	13,3250	36,098721	9,688364	10,197960

**Valores de t_1 , t_2 e f_D não normalizados. Valores de A_{I1} e A_{I2} normalizados por $500\sqrt{2}$

Tabela 15: Conjunto de Validação** (continuação)

d [km]	R_f [Ω]	θ [$^\circ$]	t_1 (ms)	t_2 (ms)	A_{I1} [V]	A_{I2} [V]	f_D (kHz)
58,10	133,15	157,59	7,5500	7,9600	14,079936	3,608837	10,017996
60,68	222,15	46,00	2,3950	2,8250	17,274531	3,513457	9,778044
62,73	87,19	241,08	11,4300	11,8800	32,146086	10,037174	9,658068
64,89	59,32	43,50	2,2900	2,7550	26,986876	9,617900	9,478104
65,00	239,32	138,06	6,6700	7,1350	16,090399	3,183894	9,418116
66,71	240,50	193,24	9,2350	9,7100	4,066863	0,809549	9,178164
68,70	161,54	35,37	1,9300	2,4250	14,755189	3,662030	9,238152
70,88	122,99	95,57	4,7300	5,2400	30,091666	8,540437	8,998200
73,58	161,85	127,73	6,2250	6,7550	21,106594	5,266299	8,758248
75,05	189,69	125,31	6,1250	6,6600	19,796697	4,574099	8,518296
77,42	28,02	299,52	14,2000	14,7550	37,841345	16,213359	8,398320
79,55	126,73	260,82	12,4200	12,9850	26,969757	7,668439	8,278344
80,11	215,36	65,46	3,3750	3,9500	18,503246	4,060641	8,218356
81,42	213,81	223,60	10,7000	11,2850	13,451579	3,000445	8,278344
82,87	79,36	86,43	4,3550	4,9550	31,794543	11,215778	8,278344
84,41	117,41	248,21	11,8550	12,4600	24,682559	7,567746	8,098380
85,92	77,67	33,96	1,9400	2,5450	15,798216	5,289120	7,978404
86,48	120,38	35,48	2,0100	2,6200	13,972445	3,833500	8,038392
87,47	64,00	213,83	10,2750	10,8850	16,436110	5,426951	7,918416
88,48	174,82	165,60	8,0450	8,6700	6,750522	1,514310	7,858428
90,31	171,59	111,13	5,5300	6,2100	20,523488	6,256672	7,738452
91,53	167,13	190,78	9,2200	9,9050	2,642026	0,926907	7,618476
92,97	135,91	90,82	4,6050	5,2850	23,626741	8,815731	7,558488
93,58	146,54	288,63	13,7600	14,4400	21,995545	7,378514	7,618476
94,52	175,87	31,50	1,8600	2,5350	9,557049	2,377382	7,558488
95,77	36,28	277,14	13,2400	13,9050	34,481350	9,283371	7,498500
96,82	156,25	194,71	9,4250	10,1250	3,963782	0,534879	7,378524
97,41	116,78	303,23	14,4500	15,1700	21,218358	3,886273	7,378524
98,95	142,34	278,70	13,3250	14,0300	21,792129	6,062004	7,318536

**Valores de t_1 , t_2 e f_D não normalizados. Valores de A_{I1} e A_{I2} normalizados por $500\sqrt{2}$