



LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM LINHAS DE TRANSMISSÃO EM CIRCUITO
DUPLO UTILIZANDO REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

Ana Carolina da Silva Raybolt

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientadores: Sebastião Ércules Melo de Oliveira
Luiz Pereira Calôba

Rio de Janeiro

Junho de 2011

LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM LINHAS DE TRANSMISSÃO EM CIRCUITO
DUPLO UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Ana Carolina da Silva Raybolt

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO
LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA
(COPPE) DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE
DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE
EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA ELÉTRICA.

Examinada por:

Prof. Sebastião Ércules Melo de Oliveira, D. Sc.

Prof. Luiz Pereira Calôba, D. Ing.

Prof. Marco Antonio Macciola Rodrigues, D. Sc.

Prof. Paulo Márcio da Silveira, D. Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

JUNHO DE 2011

Raybolt, Ana Carolina da Silva

Localização de Faltas em Linhas de Transmissão em Circuito Duplo Utilizando Redes Neurais Artificiais / Ana Carolina da Silva Raybolt. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2011.

XIII, 142 p.: il.; 29,7 cm.

Orientadores: Sebastião Ércules Melo de Oliveira
Luiz Pereira Calôba

Dissertação (mestrado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Elétrica, 2011.

Referências Bibliográficas: p. 114-116.

1. Localização de Faltas. 2. Circuito Duplo. 3. Redes Neurais Artificiais. I. Oliveira, Sebastião Ércules Melo de *et al.* II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica. III. Título.

*Ofereço este trabalho
Aos meus pais Lindalva e Moacyr e
Aos meus irmãos Alexandre e Adriano*

AGRADECIMENTOS

Meus agradecimentos iniciais são dirigidos a meus pais, pela educação e pelo exemplo de vida que me propiciaram.

Agradeço aos professores Sebastião Ércules Melo de Oliveira e Luiz Pereira Calôba, pela forma dedicada e paciente com que me orientaram neste trabalho.

Agradeço aos meus irmãos pela força e apoio.

Agradeço a todas as pessoas que contribuíram de alguma maneira para o desenvolvimento deste trabalho.

E agradeço a Deus por sempre me acompanhar nos momentos difíceis.

Resumo da Dissertação apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM LINHAS DE TRANSMISSÃO EM CIRCUITO DUPLO UTILIZANDO REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

Ana Carolina da Silva Raybolt

Junho/2011

Orientadores: Sebastião Ércules Melo de Oliveira
Luiz Pereira Calôba

Programa: Engenharia Elétrica

Este trabalho avalia uma técnica de localização de faltas em linhas de transmissão em circuito duplo utilizando Redes Neurais Artificiais (RNAs), a partir da análise de dados de tensão e corrente oriundos dos dois terminais da linha de ambos os circuitos. O trabalho discute os principais fatores que levam algoritmos convencionais a errar na estimativa do local de falta em linhas de transmissão em circuito duplo, com destaque para o efeito de acoplamento mútuo existente entre linhas paralelas.

São simulados casos de curto-circuito em um sistema de potência com apoio do software Matlab, considerando-se variações do ajuste de distância do ponto de falta, do tipo de falta, do ângulo de incidência e da resistência de falta.

A partir das simulações é gerado um banco de dados que, após tratamento, é utilizado na implementação de modelos de RNAs para classificação e localização de faltas.

Testes realizados mostram um sistema eficiente para classificação e localização de defeitos em linhas de transmissão, comprovando a aplicabilidade das RNAs nesse problema.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

FAULT DISTANCE LOCATION OF DOUBLE CIRCUIT TRANSMISSION LINES
USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Ana Carolina da Silva Raybolt

June/2011

Advisors: Sebastião Ércules Melo de Oliveira
Luiz Pereira Calôba

Department: Electrical Engineering

The work evaluates a technique for fault location on double circuit transmission lines using Artificial Neural Networks (ANN), based on analysis of voltage and current data from the two line terminals of both circuits. The main factors that lead conventional algorithms to wrong fault's incidence point estimates are discussed, with emphasis on mutual coupling effect between parallel lines.

Several short-circuit simulations are carried out on a transmission system with the support of Matlab, considering variations of fault location, fault type, fault inception angle and fault resistance.

Through fault simulations a database is generated and after appropriate treatment it is used in the implementation on ANN models for classification and fault location.

Test results show an efficient system to fault classification and location, proving the applicability of the neural networks in that problem.

ÍNDICE

1	INTRODUÇÃO.....	01
1.1	As Linhas em Circuito Duplo.....	03
1.2	Histórico.....	04
1.2.1	Localização de Faltas em Linhas de Transmissão.....	04
1.2.2	Aplicação das Redes Neurais Artificiais em Sistemas de Potência.....	06
1.2.3	Linhas de Transmissão em Circuito Duplo e as RNAs.....	08
1.3	Objetivo.....	10
1.4	Estrutura do Texto.....	11
2	LOCALIZAÇÃO DE FALTAS.....	12
2.1	Técnicas de Localização de Faltas.....	12
2.2	Localização de Faltas em Circuitos Duplos.....	15
3	REDES NEURAS ARTIFICIAIS.....	20
3.1	Modelo Geral de Redes Neurais Artificiais.....	21
3.2	Tipos de Funções de Ativação.....	23
3.3	Arquitetura das Redes Neurais Artificiais.....	25
3.3.1	Redes Feedforward de Camada Única.....	26
3.3.2	Redes Feedforward de Múltiplas Camadas.....	26
3.3.3	Redes Recorrentes.....	27
3.4	Processo de Aprendizagem.....	28
3.5	Perceptrons de Múltiplas Camadas.....	29
3.5.1	Definição do Tamanho da Rede.....	30
3.6	Projeto de Rede Neural Artificial.....	31
3.7	Critério de Parada.....	32
3.8	As RNAs Aplicadas em Sistemas de Energia Elétrica.....	33
4	PROCESSAMENTO DOS DADOS DE ENTRADA.....	36
4.1	Seleção dos Dados de Entrada.....	36
4.2	Filtro Anti-Aliasing.....	37
4.3	Taxa de Amostragem e Aliasing.....	38
4.4	Estimação dos Fasores Fundamentais e Componente CC.....	39
4.5	Identificação do Instante de Falta.....	45
4.6	Normalização dos Dados de Entrada.....	48

5	O SISTEMA ANALISADO.....	49
5.1	O Sistema de Transmissão.....	49
5.2	A Influência da Transposição.....	50
5.3	Parâmetros das Linhas de Transmissão.....	51
5.4	Transformador de Corrente.....	52
5.5	Divisor Capacitivo e Transformador de Potencial.....	54
5.6	Esquema para Localização de Falhas e Filtro Butterworth.....	56
6	SIMULAÇÕES E ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	58
6.1	Exemplo de Processamento da Oscilografia.....	58
6.2	Variações das Condições de Falta.....	68
6.3	Arquitetura da RNA1.....	71
6.4	Arquitetura das RNA2 e RNA3.....	76
6.5	Resultados dos Testes.....	81
6.6	Influência da Distância de Falta.....	103
6.7	Influência do Tipo de Falta.....	104
6.8	Influência da Resistência de Falta.....	104
6.9	Influência do Ângulo de Incidência de Falta.....	106
6.10	Influência dos Dados dos Terminais.....	108
6.11	Análise Geral.....	110
7	CONCLUSÕES/RECOMENDAÇÕES.....	111
8	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	114
	APÊNDICE A.....	117
	APÊNDICE B.....	121

PRINCIPAIS SÍMBOLOS E VARIÁVEIS

A / D	=	Analógico / Digital
ATP	=	Alternative Transients Program
CA	=	Corrente Alternada
CC	=	Corrente Contínua
DCP	=	Divisor Capacitivo de Potencial
EMTP	=	Electromagnetic Transient Program
FS	=	Fator de Sobrecorrente
GPS	=	Global Positioning System
MATLAB	=	Matrix Laboratory
ME	=	Mean Error
MSE	=	Mean Square Error
RDP	=	Registradores Digitais de Perturbação
RMSE	=	Root Mean Square Error
TC	=	Transformador de Corrente
TDC	=	Transformada Discreta de Cosseno
TDF	=	Transformada Discreta de Fourier
TP	=	Transformador de Potencial
b_k	=	bias do neurônio
C_1	=	Capacitância equivalente superior do DCP
C_2	=	Capacitância equivalente inferior do DCP
C_F	=	Capacitância do filtro analógico
f_0	=	Frequência fundamental (Hz)
f_a	=	Frequência de amostragem (Hz)

f_c	=	Frequência de corte do filtro de Butterworth (Hz)
f_s	=	Frequência síncrona (Hz)
i_m	=	Corrente de magnetização do TC referida ao secundário
i_{mv}	=	Corrente de magnetização do TP referida ao secundário
i_p	=	Corrente no enrolamento primário do TC
i_{pV}	=	Corrente no enrolamento primário do TP
i_p'	=	Corrente no primário do TC referida ao secundário
i_{pV}'	=	Corrente no primário do TP referida ao secundário
i_R	=	Corrente de perdas magnéticas do TC referida ao secundário
i_{RV}	=	Corrente de perdas magnéticas do TP referida ao secundário
i_s	=	Corrente no enrolamento secundário do TC
i_{sV}	=	Corrente no enrolamento secundário do TP
L_{BV}	=	Indutância da carga do transformador de potencial
L_D	=	Indutância do reator do divisor capacitivo de potencial
L_F	=	Indutância do filtro analógico
L_m	=	Indutância de magnetização do transformador de corrente
L_{mv}	=	Indutância de magnetização do transformador de potencial
L_p	=	Indutância do primário do TC referida ao secundário
L_{pV}	=	Indutância do primário do TP referida ao secundário
L_s	=	Indutância do enrolamento secundário do TC
L_{sV}	=	Indutância do enrolamento secundário do TP
L_{sV}'	=	Indutância total no circuito secundário do TP ($L_{sV} + L_D$)
NPC	=	Número de pontos amostrados por ciclo

R	=	Parte resistiva da impedância vista pelo sistema de proteção
R_{ad}	=	Resistência (adicional) de carga do TC
R_B	=	Resistência do sinal de tensão de saída do TC
R_{BV}	=	Resistência de carga do transformador de potencial
R_D	=	Resistência do reator do divisor capacitivo de potencial
R_F	=	Resistência do filtro analógico
R_m	=	Resistência de perdas magnéticas do transformador de corrente
R_{mv}	=	Resistência de perdas magnéticas do TP
R_P	=	Resistência do enrolamento primário do TC
R_{PV}	=	Resistência do enrolamento primário do TP
R_S	=	Resistência do enrolamento secundário do TC
R_{SV}	=	Resistência do enrolamento secundário do TP
R'_{SV}	=	Resistência total no circuito secundário do TP ($R_{SV} + R_D$)
RTC	=	Relação de transformação do transformador de corrente
RTP	=	Relação de transformação do transformador de potencial
u_k	=	Saída do combinador linear do neurônio
v_0	=	Tensão fase-neutro desenvolvida no circuito de transmissão no ponto de localização do relé (entrada do DCP)
v'_0	=	Tensão v_{0p} referida ao secundário do TP
v_P	=	Tensão fase-neutro de saída do divisor capacitivo antes do reator do DCP
v'_P	=	Tensão v_p referida ao secundário do TP

- w_{kj} = Peso sináptico do neurônio
- X = Parte indutiva da impedância vista pelo sistema de proteção
- x_j = Conjunto de sinais de entrada do neurônio
- y_k = Conjunto de sinais de saída do neurônio
- $\varphi(\cdot)$ = Função de ativação do neurônio

1 INTRODUÇÃO

Um Sistema de Energia Elétrica ideal é projetado de maneira a atender a demanda desejada dentro de padrões de qualidade, confiabilidade e continuidade. Contudo, este sistema está exposto a condições adversas e imprevisíveis que podem fazer com que haja interrupções em pontos aleatórios do sistema. Neste contexto, está inserida a proteção do Sistema de Energia Elétrica. Trata-se de um segmento da engenharia elétrica que tem como principal objetivo a rápida eliminação de falhas elétricas, isolando o menor trecho possível, possibilitando a máxima continuidade de serviço e minimizando eventuais prejuízos materiais e garantindo a segurança de vidas.

Para dispor de tal proteção, algumas características essenciais são destacáveis:

- Seletividade: Tem como objetivo a detecção e o isolamento dos componentes defeituosos;
- Sensibilidade: Detecta pequenas faltas, correntes ou situações anormais do sistema;
- Velocidade: Tem como objetivo fazer com que a proteção atue rapidamente quando necessário, para que seja reduzida a possibilidade de avaria nos componentes do sistema e, assim, minimizados os danos nas proximidades da falta e riscos de vida;
- Coordenação: Para que haja coordenação, os relés devem atuar de maneira coordenada, ou seja, oferecendo proteção de retaguarda ao sistema elétrico. Então, caso haja algum defeito no componente de proteção responsável por isolar certo equipamento, outro componente de proteção deverá atuar para eliminar o defeito e assim não afetar todo o sistema. Quando isto acontece, ocorre o disparo de um número maior que o desejado de componentes, dificultando a localização de faltas;

As características acima referidas são, também, essenciais para a detecção e localização de faltas.

A rápida e precisa localização de falhas na linha de transmissão é de suma importância para o restabelecimento e a conservação da estabilidade do sistema. Essa informação é muito útil durante os eventos que causam interrupções do sistema, pois pode diminuir de maneira significativa o tempo necessário para a identificação da causa da interrupção e o início do processo do restabelecimento, além de diminuir os custos associados aos possíveis reparos. Assim, a informação da localização é muito útil para dar suporte no processo de tomada de decisão em tempo real. Técnicas de localização de faltas atuam como um suplemento aos equipamentos de proteção e seu objetivo é localizar faltas com a máxima precisão possível.

Linhas de transmissão e distribuição podem sofrer faltas do tipo temporária ou permanente. Quando uma falta temporária em linhas aéreas ocorre, ela é extinta rapidamente. Com isso, a continuidade do sistema é afetada apenas durante um curto período de tempo. Contudo, quando uma falta permanente ocorre, a fim de se evitar a indisponibilidade da linha, o segmento atingido deve ser retirado de operação e o fornecimento de energia deste trecho é restaurado após a reparação do defeito. Para atingir esse propósito, é importante a correta e precisa identificação do local de ocorrência da falta, evitando-se que toda a linha seja examinada para se encontrar o ponto de falta e, conseqüentemente, reduzindo-se os custos nessa operação. A localização da falta também poderá agilizar o processo de restauração do fornecimento de energia.

Para as faltas temporárias, apesar de terem curta duração, também é necessário identificar o segmento atingido, pois é possível identificar pontos fracos da linha e, através de programas de manutenção de área, garantir que futuros problemas ou futuras faltas permanentes sejam evitadas.

Deste modo, técnicas de localização de faltas são extremamente úteis, tanto em casos em que há o religamento automático da linha como nos casos em que o religamento não pode ser imediato. Além disso, são completamente viáveis devido ao baixo custo envolvido, principalmente quando comparado às altas quantias que a localização através de inspeção pode ter.

1.1 AS LINHAS EM CIRCUITO DUPLO

Devido ao constante aumento na demanda de energia elétrica e a restrição de crescimento das atuais instalações de transmissão de energia elétrica, novas maneiras de melhor utilização dos sistemas de transmissão existentes foram investigadas. As linhas de transmissão em circuito duplo se tornaram uma alternativa atrativa e vêm tendo seu uso cada vez mais generalizado, pois podem aumentar expressivamente a capacidade de transmissão em sistemas já existentes. Entretanto, uma característica capaz de causar dificuldades em esquemas de proteção de distância convencionais para esse tipo de linha, particularmente sobre faltas envolvendo a terra, é o efeito do acoplamento mútuo devido à proximidade dos circuitos paralelos. Quando este tipo de falta ocorre, a tensão aplicada em um circuito induz uma tensão proporcional à corrente de sequência zero no outro circuito. Considerando que a grande maioria de faltas é fase-terra (85%) [01], é de fundamental importância o desenvolvimento de esquemas de proteção alternativos para tais circuitos.

A estimação da localização de faltas em linhas de circuito duplo é efetivamente influenciada pelo efeito do acoplamento mútuo. Dependendo do sentido da corrente no circuito que não sofre a falta, o localizador pode subestimar ou sobreestimar o local da falta [02].

Muitos estudos desenvolvidos sobre localização de faltas em circuitos duplos são considerados incompletos, uma vez que não considera-se uma modelagem mais elaborada. Quando esses estudos são aplicados a sistemas reais, pode haver estimativas com precisão indesejável, principalmente quando se trata de linhas de transmissão longas.

1.2 HISTÓRICO

A proteção de distância é um assunto que sempre motivou estudos e pesquisas. Ao longo das últimas décadas, o conceito de proteção adaptativa¹ também se tornou muito atrativo devido ao grande progresso dos computadores, dos sistemas de comunicação e pelo grande número de softwares desenvolvidos. Uma grande quantidade de propostas apresentadas por pesquisadores e engenheiros nessa área já aplica conceitos de Inteligência Artificial, tais como as Redes Neurais Artificiais. A melhoria dos computadores sequenciais tem permitido implementações de algoritmos em computadores convencionais, tornando mais fácil seu projeto e sua simulação. Robustez, tolerância à falta e imunidade a ruídos são características que impulsionaram a utilização das Redes Neurais Artificiais na proteção de distância, além do fato que através destas é possível classificar a atuação de um sistema de proteção como um problema de reconhecimento de padrões.

A seguir serão analisados alguns trabalhos publicados que tratam dos problemas relacionados à localização de faltas em linhas de transmissão, dos métodos envolvendo a aplicação das redes neurais artificiais a sistemas de energia elétrica e das dificuldades relacionadas às linhas em circuito duplo.

1.2.1 LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM LINHAS DE TRANSMISSÃO

Conforme apresentado em [04], é possível observar que a localização de faltas em linhas de transmissão é alvo de interesse dos pesquisadores desde o início da década de 50. Os autores abordam as dificuldades e os problemas que ocorrem para a localização de faltas em linhas de transmissão aéreas quando utilizado método convencional (identificação visual do ponto de falta através de patrulha ou helicóptero). Foram feitas referências a métodos de localização através de medições nos terminais de linha e as vantagens que a aplicação desses poderiam trazer para a operação dos

¹ Proteção adaptativa é uma filosofia que permite e busca fazer ajuste para várias funções de proteção automaticamente, a fim de torná-las mais sintonizadas com as condições operativas e de configuração prevalentes nos sistemas de potência [03].

sistemas de transmissão de energia, já que informações sobre a localização exata do ponto de falta aceleraram o tempo de restauração do serviço, reduzindo também possíveis reclamações de clientes e, é claro, minimizam perdas de receita e custos operacionais.

Na referência [05] são desenvolvidos três diferentes tipos de algoritmos de localização de faltas, levando em consideração diferentes condições terminais dos sistemas de transmissão estudados. Os algoritmos são baseados em um modelo da linha de transmissão monitorada na frequência fundamental e em um equivalente do sistema de potência. Um dos algoritmos que os autores apresentam é baseado em informações de tensão e corrente de ambos os terminais da linha monitorada (método de dois terminais). Outro método é baseado em informações de tensão e corrente de apenas um terminal da linha (método de um terminal) e o último apenas utilizando o método de impedâncias simplificadas. Em seguida, estudos de simulações e análise do desempenho dos algoritmos de localização de faltas são realizados para investigar o impacto dos vários métodos no sistema, as características de hardware e as condições do sistema na localização precisa das faltas. Baseado nos estudos e simulações, foi observado que o método de dois terminais apresenta significativa vantagem em relação aos dois outros. Os resultados dos algoritmos obtidos foram considerados promissores considerando o desenvolvimento do software de localização de faltas e a implementação deste utilizando a tecnologia de gravação digital dos transitórios em um ambiente de teste de campo e acompanhamento do desempenho do sistema por um período prolongado de tempo.

No artigo [06] são descritas experiências de localização de faltas baseadas em impedância considerando dados de um terminal e de dois terminais. Os mais populares métodos baseados em impedância são discutidos neste artigo:

- Método da Reatância simples (um terminal)
- Método de Takagi (um terminal)
- Método de Takagi modificado – Corrente de Sequência zero com correção de ângulo (um terminal)
- Método de Sequência negativa de dois terminais

Vários tipos de faltas são simulados em um modelo de sistema elétrico sugerido

e é realizada a análise do desempenho dos localizadores de falta dando possíveis fontes de erro como: janela curta de falta, sistema não-homogêneo, seleção incorreta do tipo de falta, entre outros. Resultados de testes laboratoriais são mostrados para o método de dois terminais.

Nas referências [07] e [08], os autores descrevem técnicas de localização de faltas utilizando dados das ondas viajantes causadas por faltas em uma linha de transmissão. A técnica que é baseada em correlacionar a primeira onda incidente do ponto de falta com as ondas subsequentes refletidas dá resultados precisos para localização de falta em linhas longas. Ambos os estudos desenvolveram simulações utilizando o software EMTP na modelagem da rede elétrica. Os algoritmos se mostram insensíveis à resistência da falta, ângulo de incidência da falta e parâmetros da fonte do sistema.

Em [09], os autores discutem a inexatidão dos algoritmos de localização de faltas que foram desenvolvidos até aquele momento e que, apesar de possuírem boa precisão em teste de simulações digitais, apresentam erros em testes experimentais. A considerar que os modelos considerados nas simulações são extremamente simplificados e fatores importantes normalmente não são considerados. Foram analisados nesse estudo 13 algoritmos de localização de faltas, anteriormente publicados. Neste artigo, simulações foram realizadas em modelos de sistemas reais através do emprego do software ATP-EMTP e os fatores considerados mais influenciáveis nos algoritmos de localização são indicados a seguir: acoplamento mútuo, distribuição dos parâmetros, configuração da linha, variação de parâmetros, erros de hardware e resistência da falta. Entretanto, cada situação considerada foi testada individualmente. Na realidade, uma combinação de diferentes situações pode acontecer e níveis maiores de erros podem ocorrer.

1.2.2 APLICAÇÃO DAS REDES NEURAI ARTIFICIAIS EM SISTEMAS DE POTÊNCIA

Uma visão geral de técnicas de Redes Neurais Artificiais (RNAs) na área de operação e controle de sistemas de potência é dada em [10]. Devido ao grande avanço nas pesquisas relacionadas à aplicação de RNAs no Sistema de Energia Elétrica, os autores dos artigos destacam a utilização dessas técnicas nas áreas de previsão de carga,

diagnóstico e localização de faltas, despacho econômico, avaliação de segurança e estabilidade transitória.

As principais vantagens desta técnica são:

- Capacidade de lidar com variações estocásticas do ponto de operação programado com aumento de dados;
- Classificação e processamento on-line e rápido;
- Modelagem não-linear implícita e filtragem de dados do sistema.

No entanto, os autores enfatizam que a utilização de tal método deve se dar em complementaridade às técnicas convencionais aplicadas a sistema de potência e não como um substituto.

Em [11] um conceito geral sobre as RNAs é descrito e também é mostrado como estas podem ser usadas na resolução de problemas complexos de sistema de potência, principalmente em casos em que abordagens tradicionais apresentam dificuldades em alcançar velocidade, precisão e eficiência desejadas. Já em [12], o mesmo autor aborda aplicações práticas das RNAs no sistema de potência. Problemas como a previsão de carga, classificação de faltas, estabilidade de tensão, despacho econômico e projetos de estabilizadores de tensão são os principais destaques. É dada ênfase a aspectos práticos do esquema das RNAs, em particular às seleções da arquitetura apropriada, dos dados de treinamento ajustados em termos das necessidades de treinamento, das características mais significantes e do esquema de aprendizagem. É realizada uma apresentação e análise de dados obtidos de sistemas de potência típicos.

O artigo [13] aplica a RNA no contexto da proteção de distância. Devido ao fato dos relés de distância convencionais apresentarem problemas na sua operação sobre condições de falta fase-terra com resistência de arco não linear e impedância da fonte variável, o estudo propõe um modelo de relé de distância utilizando RNAs na resolução desse problema. Simulações em sistemas de circuito simples foram apresentadas e obtiveram desempenho satisfatório. Entretanto, o autor considerou o fato de que mais estudos sobre o assunto deveriam ser realizados, inclusive considerando faltas com maiores impedâncias e considerando, também, o efeito da condição de carga pré-falta.

Na referência [14] é simulado um esquema completo de proteção de distância de uma linha de transmissão em circuito simples utilizando as RNAs na detecção, classificação e localização de faltas em diferentes zonas de proteção utilizando valores de tensão e corrente nas condições de pré e pós-falta como entradas no esquema das RNAs. O software ATP (*Alternative Transients Program*) foi usado para gerar condições de falta no sistema e o software *NeuralWorks* foi usado na configuração da topologia da RNA. Os resultados apresentados se mostraram satisfatórios considerando precisão e velocidade de resposta.

1.2.3 LINHAS DE TRANSMISSÃO EM CIRCUITO DUPLO E AS RNAs

Na referência [15] os autores ressaltam como as linhas de transmissão em paralelo estão sendo cada vez mais aplicadas em sistemas de energia elétrica e como esta configuração se torna um desafio para o sistema de proteção devido ao efeito do acoplamento mútuo encontrado nestas linhas. Os mesmos ainda destacam os diferentes tipos de linha de transmissão em paralelo e analisam as complexidades dos problemas relacionados às suas proteções, tais como o acoplamento mútuo, não-transposição de linhas e faltas entre diferentes circuitos da linha, conhecidas como faltas *cross-country*. Os autores também destacam esquemas de comunicação entre os terminais das linhas com o intuito de aperfeiçoar as características da proteção e superar eventuais problemas. Finalmente, o artigo discute a utilização de ferramentas e softwares para simulações de diferentes condições do sistema de linha de transmissão em circuito duplo ou outros tipos de linhas paralelas e, ainda, a necessidade de programas como o EMTP/ATP para a análise de transientes eletromagnéticos e simulações das condições da falta levando em consideração o efeito de acoplamento mútuo.

Em [16] uma proteção de linhas de transmissão em circuito duplo é apresentada. É analisada a influência do acoplamento mútuo entre linhas paralelas na precisão de atuação dos relés de distância de terra que depende, fundamentalmente, das condições operativas e de configuração real do sistema de potência, além da resistência de arco. Uma rede neural artificial é usada para estimar essa condição e também para calcular uma impedância apropriada de parametrização do relé. Através dos conceitos utilizados foi comprovada a redução significativa do erro de releamento.

Na referência [17] um esquema de proteção adaptativa é proposto para linhas de transmissão em circuito duplo considerando-se os problemas de detecção e classificação formulados através da utilização de redes neurais artificiais. No artigo é proposta uma técnica de detecção e classificação de faltas. Ênfase é dada ao pré-processamento de dados para extração de características usadas na entrada das RNAs. O seguinte processo foi considerado:

- Preparação de dados de treinamento adequados, necessários para o aprendizado da RNA;
- Seleção da estrutura da RNA;
- Treinamento da RNA;
- Avaliação/Validação da RNA treinada utilizando padrões de teste para checar a sua correção.

Variações do tipo de falta, do local da falta, da resistência da falta e do ângulo de incidência da falta foram consideradas no estudo. O software Matlab foi utilizado nas simulações. O estudo concluiu que as RNAs podem melhorar consideravelmente o desempenho de algoritmos de classificação de faltas transversais (*shunt*). Em [18] os mesmos autores discutiram o mesmo tema mas, desta vez, uma técnica de localização de faltas fase-fase é também implementada. Bons resultados foram obtidos, entretanto não houve grande abrangência em relação aos tipos de faltas. Trabalho semelhante foi antes proposto em [19], analisando todos os tipos de falta *shunt*, entretanto sem a consideração de fatores relevantes como o ângulo de incidência de faltas e as faltas de alta impedância.

Vários outros trabalhos abordando o tema também foram desenvolvidos. Pesquisas recentes abrangendo o uso das redes neurais artificiais na proteção de distância ainda continuam sendo propostas, mas cada vez com mais aperfeiçoamento a fim de atender sistemas de potência reais.

1.3 OBJETIVO

O objetivo deste trabalho é apresentar um estudo de uma técnica de localização de faltas em linhas de transmissão em circuito duplo aplicando o método de Redes Neurais Artificiais (RNAs). O trabalho apresenta e discute os principais fatores que levam algoritmos convencionais a errar na estimativa do local de falta em linhas de transmissão em circuito duplo, com destaque para o efeito de indutância mútua existente entre linhas paralelas.

Serão utilizados os fundamentos e conceitos teóricos já desenvolvidos em artigos e outros em trabalhos publicados anteriormente que abrangem o uso da rede neural na proteção de distância.

Com o objetivo de dar suporte a este estudo, um sistema elétrico de potência com modelagem trifásica equilibrada, composto por dois circuitos em paralelo de 500 kV e com equivalentes de curto-circuito em seus terminais, será representado no programa Matlab, a partir da chamada de rotinas específicas criadas para representação de cada um de seus elementos.

No presente trabalho a técnica de localização de faltas utiliza dados de tensão e corrente dos dois terminais da linha, em ambos os circuitos. As rotinas desenvolvidas e implementadas no Matlab podem ser divididas em: rotina de pré-processamento de dados, para a obtenção de um melhor desenvolvimento do algoritmo; rotina de identificação do tipo de falta ocorrido e rotina de localização da falta, realizada pelas RNAs na obtenção da estimativa do local de ocorrência da falta.

O desempenho do algoritmo é analisado levando-se em conta variações da distância do ponto de ocorrência de falta ao ponto de localização do sistema de proteção, os diferentes tipos de curto-circuito (fase-fase, fase-terra, fase-fase-terra e trifásico), o ângulo de incidência de falta e a resistência de falta.

Deste modo, o trabalho propõe, através de simulações, analisar o comportamento do sistema de transmissão em circuito duplo sob diferentes tipos de faltas, para diferentes condições de resistência de falta, desenvolver um método, utilizando a RNA, capaz de localizar faltas nas diversas circunstâncias que serão analisadas e, assim, validar a metodologia proposta.

1.4 ESTRUTURA DO TEXTO

Para apresentar e analisar todos os aspectos abordados anteriormente, a dissertação de mestrado foi organizada de modo a considerar as seguintes etapas:

O capítulo 1 apresenta um breve descritivo sobre as características da proteção de distância aplicada aos sistemas de energia elétrica, com ênfase na importância da localização de faltas nestes sistemas e também na proteção de linhas de transmissão em circuito duplo. Em seguida são analisados artigos selecionados sobre os assuntos diretamente ligados ao tema da dissertação.

No capítulo 2 é apresentada uma breve revisão dos métodos de localização de faltas, indicando as principais técnicas utilizadas e as principais abordagens para as linhas em circuito duplo.

O capítulo 3 dedica-se à discussão das características mais relevantes das redes neurais artificiais através de resumo dos conceitos gerais mais importantes para o presente trabalho. Fatores atrativos para a sua aplicação em sistemas de energia elétrica são também discutidos.

No capítulo 4 são descritas as rotinas de processamento de dados utilizados como entrada das redes neurais artificiais tais como pré-condicionamento dos dados de entrada, estimação dos fasores, entre outros.

No capítulo 5 são descritas as características gerais do sistema de transmissão em circuito duplo utilizado como sistema teste e das ferramentas utilizadas no sistema, bem como apresentadas informações sobre a modelagem de seus componentes.

No capítulo 6 são descritos os casos de simulações executados, são apresentados os resultados obtidos e discutido o desempenho observado sob a ótica dos resultados referidos.

O capítulo 7 apresenta as conclusões finais e enumera sugestões de assuntos para utilização em trabalhos de pesquisa futuros.

2 LOCALIZAÇÃO DE FALTAS

A localização de faltas em linhas aéreas de transmissão de energia elétrica quando efetuada de modo eficiente é de grande importância para efetuar um rápido restabelecimento dos serviços. Desta forma, economiza-se tempo, obtém-se melhores índices de qualidade de energia e reduzem-se os custos de operação. Além disso, leva à redução de gastos com os equipamentos utilizados para reparação dos defeitos ocorridos sob diferentes condições de tempo e realizada também em terrenos irregulares.

2.1 TÉCNICAS DE LOCALIZAÇÃO DE FALTAS

A precisão da localização de faltas dependerá de vários aspectos, sendo a quantidade de resistência da falta um dos aspectos mais relevantes. Entretanto, a técnica empregada para a localização, a taxa de amostragem dos dados coletados e a presença de variáveis desconhecidas são outros aspectos influentes.

Uma das técnicas iniciais de localização de faltas é através de inspeção visual da linha de transmissão ou medições a partir de pontos fixos. A velocidade deste método pode ser bastante prejudicada quando se tem uma linha longa e de difícil acesso. O método de patrulha pode exigir dias para que se encontre o ponto exato da ocorrência da falta, além de ser relativamente caro [04]. Além do mais, estes métodos são considerados primitivos e não-convencionais já que atualmente o desenvolvimento de técnicas mais rápidas e confiáveis de localização de faltas nos sistemas de transmissão é essencial.

A técnica considerada mais utilizada é a localização automática de faltas que se baseia nos valores das formas de ondas de corrente e tensão. Esta técnica pode ser subdividida em várias categorias cujas principais podem ser destacadas a seguir:

- 1. Baseada nas tensões e correntes de frequência fundamental do(s) terminal (terminais) da linha:** Considera-se, principalmente, que a medição da distância da falta deve ser calculada através da impedância da linha sob falta. São utilizados dados oscilográficos de tensão e de corrente registrados em um ou nos dois terminais da linha. Esses dados são normalmente obtidos por relés ou por

registradores digitais de perturbação (RDP). Um fator vantajoso observado nesta técnica é que esta apresenta facilidades relacionadas à implementação e à simulação quando comparado com outros métodos. Dois tipos de algoritmos podem ser desenvolvidos através desta técnica: um capaz de localizar faltas através de dados de um terminal [20] e outro através de dados de ambos os terminais [21]. Esta técnica apresenta várias vantagens e está sendo bastante utilizada nas aplicações reais;

2. **Baseada em ondas viajantes:** Esta técnica considera as formas de onda das componentes de alta-frequência da tensão e da corrente. Determina-se o tempo em que uma onda injetada na linha demora até alcançar o ponto em que houve a falta. Apesar de ser precisa e independer da configuração de rede e dispositivos instalados na rede, esta técnica é bastante complexa e onerosa para a sua aplicação. Esta técnica não é muito usada devido a sua complexidade e alto custo já que necessita o uso de filtros especialmente ajustados na medição dos componentes de alta frequência;
3. **Baseada em Inteligência Artificial:** Esta técnica apresenta grande vantagem em relação aos métodos convencionais já que apresenta uma significativa melhora na precisão da localização da falta. As famílias mais utilizadas dessa técnica são as Técnicas de Sistemas Especialistas, as Redes Neurais Artificiais, os Sistemas de Lógica Fuzzy e os Algoritmos Genéticos.

O cálculo de localização de faltas utilizando os dados de um ou dos dois terminais são similares. Contudo, utilizando dados de apenas um terminal tem-se uma modelagem incompleta do sistema e pode se ter um erro na estimativa do local de ocorrência da falta, principalmente quando é analisada uma linha de transmissão em circuito duplo.

As referências [05], [06], [09] e outras mostram que algoritmos de localização baseados em dados de dois terminais são mais precisos do que os de um terminal, pois são capazes de captar com maior precisão os efeitos de resistência da falta e corrente de carga pré-falta. Entretanto, os dados adquiridos de ambos os terminais devem ser reunidos em apenas um dos terminais para que possam ser analisados e assim utilizados no algoritmo da localização de faltas. A técnica de localização através de dados de dois

terminais leva um tempo um pouco maior para identificação quando comparado com a técnica através de um terminal. Este tempo, porém, não é relevante comparativamente ao passo de aquisição dos dados normalmente considerado. Em comparação, relés devem detectar a falta em tempos iguais ou menores que 50 milissegundos (3 ciclos).

Para que a localização tenha sucesso nesta técnica os dados coletados de cada terminal devem ser aproximadamente sincronizados.

A técnica de dois terminais necessita fundamentalmente para a sua implementação de um equipamento de comunicação para que haja transferência de dados para um lugar central ou para o outro terminal da linha. Através de tais dados e do uso de hardwares e softwares auxiliares, torna-se possível a análise e o cálculo estimado da localização da falta.

Várias técnicas de localização de faltas usando dados de apenas um terminal da linha [17], [18] e [19] ainda vêm sendo desenvolvidas em razão da não necessidade de comunicação entre os terminais. Todavia, quanto mais informações sobre o sistema são disponíveis, mais precisa a localização da falta se torna. Por isso, a técnica de dois terminais melhora a precisão do algoritmo na identificação do local da falta, sem suposições ou informações sobre a rede externa como a impedância das fontes equivalentes. Portanto, o desempenho de algoritmos de dois terminais é geralmente superior aos algoritmos de um terminal.

Neste trabalho o algoritmo de localização obtém os sinais de tensão e corrente de ambos os terminais da linha de transmissão provenientes de faltas simuladas em um sistema elétrico de potência modelado no Matlab. No caso em que o sistema de localização de faltas utiliza dados reais, adquiridos por meio de instrumentos de medida, é importante que os sinais provenientes de ambos os terminais da linha estejam em sincronismo. Com o uso do GPS (*Global Positioning System*), as medições digitais nos terminais opostos podem ser sincronizadas (figura 2.1.1).

Um sistema de medição sincronizada exige que as medidas tomadas em subestações diferentes incluam valores de magnitude e dados de ângulo de fase com relação a uma referência arbitrária. As informações de fase são obtidas a partir do conhecimento do tempo absoluto em que as medidas foram obtidas. Os instantes de medição devem ser sincronizados com uma referência de tempo que deve ser a mesma

para todos os sistemas locais, e são obtidos a partir do GPS. A capacidade do GPS para fornecer um sinal de referência de tempo de forma sincronizada em locais muito distantes tem sido amplamente reconhecida como tendo grande potencial em aplicações de sistema de energia elétrica [22].

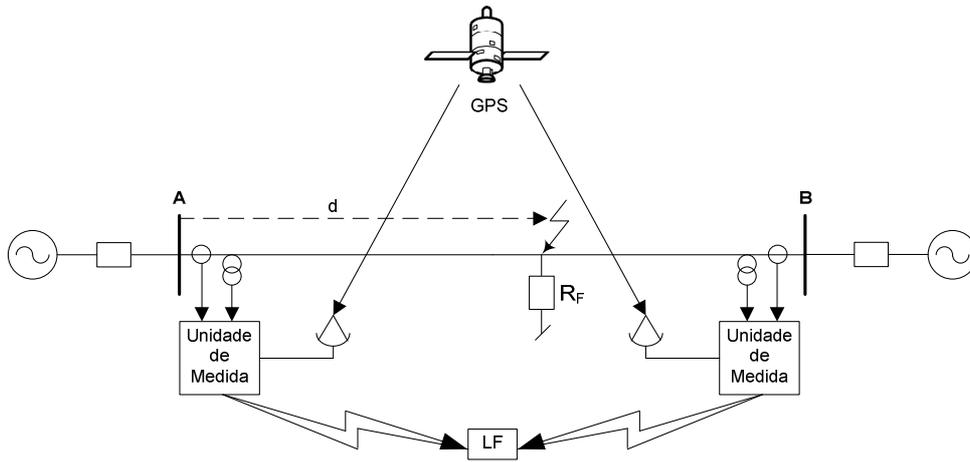


Fig. 2.1.1 – Esquema de localização de falta sincronizando dois terminais através de GPS

2.2 LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM CIRCUITOS DUPLOS

As linhas de transmissão em circuito duplo têm sido extensamente utilizadas, pois além de poderem proporcionar um aumento expressivo na capacidade de linhas de transmissão em sistemas já existentes, com o objetivo de atender a crescente demanda de energia elétrica, estas linhas também são capazes de proporcionar um sistema mais confiável e seguro.

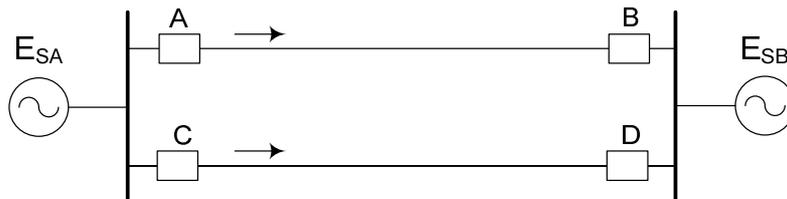


Fig. 2.2.1 – Modelo de um sistema em circuito duplo

Uma linha de transmissão em circuito duplo, observada na figura 2.2.1, é uma linha onde os dois circuitos são apoiados em uma única torre. Em um sistema trifásico isto significa que cada torre suporta e isola seis condutores. As linhas de transmissão em circuito duplo podem apresentar diferentes configurações, podendo as linhas serem alimentadas por um ou pelos dois terminais. No entanto, um desafio ronda estas linhas: a presença do efeito do acoplamento mútuo que representa a maior diferença com relação às linhas em circuito único e que, juntamente com outras características como a resistência da falta, o carregamento pré-falta, o ângulo de incidência da falta e a localização da falta, entre outros, influenciam no desempenho do seu sistema de proteção.

Os acoplamentos mútuos de sequência positiva (figura 2.2.2) e negativa (figura 2.2.3) não são relevantes no estudo de proteção, já que apresentam valores relativamente pequenos, cerca de 5 a 7% da impedância própria da linha, sendo geralmente desprezados. Já o acoplamento mútuo de sequência zero (figura 2.2.4) deve ser considerado, uma vez que pode atingir de 50 a 70% da impedância.

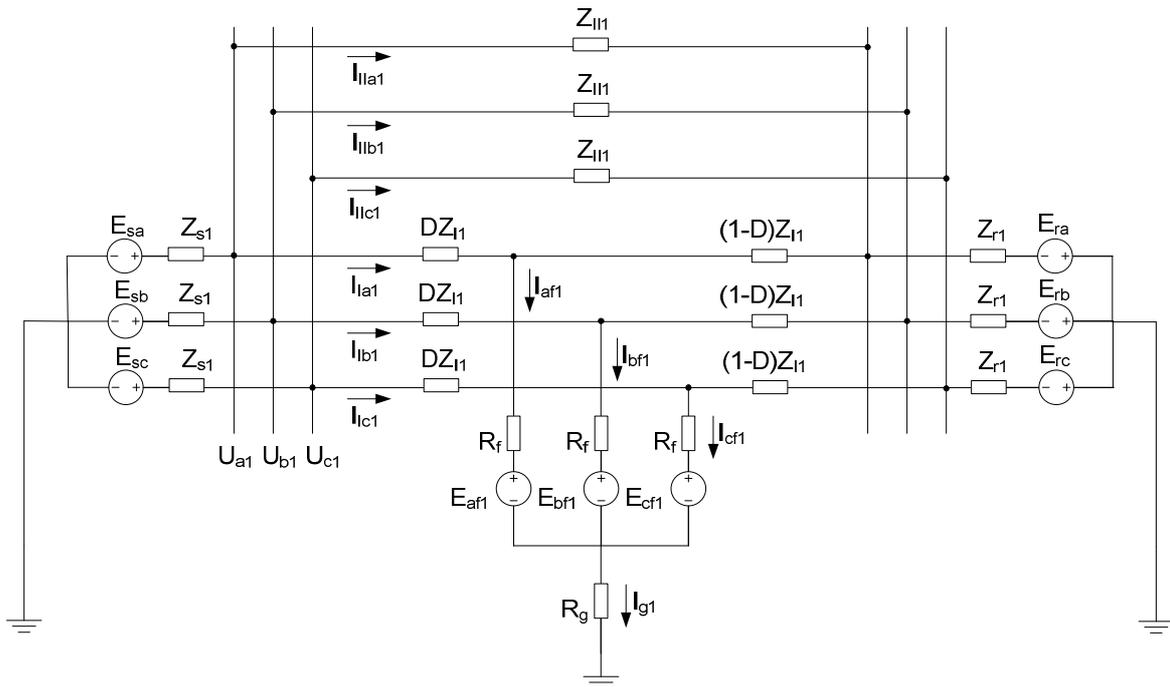


Fig. 2.2.2 – Exemplo de circuito equivalente de sequência positiva

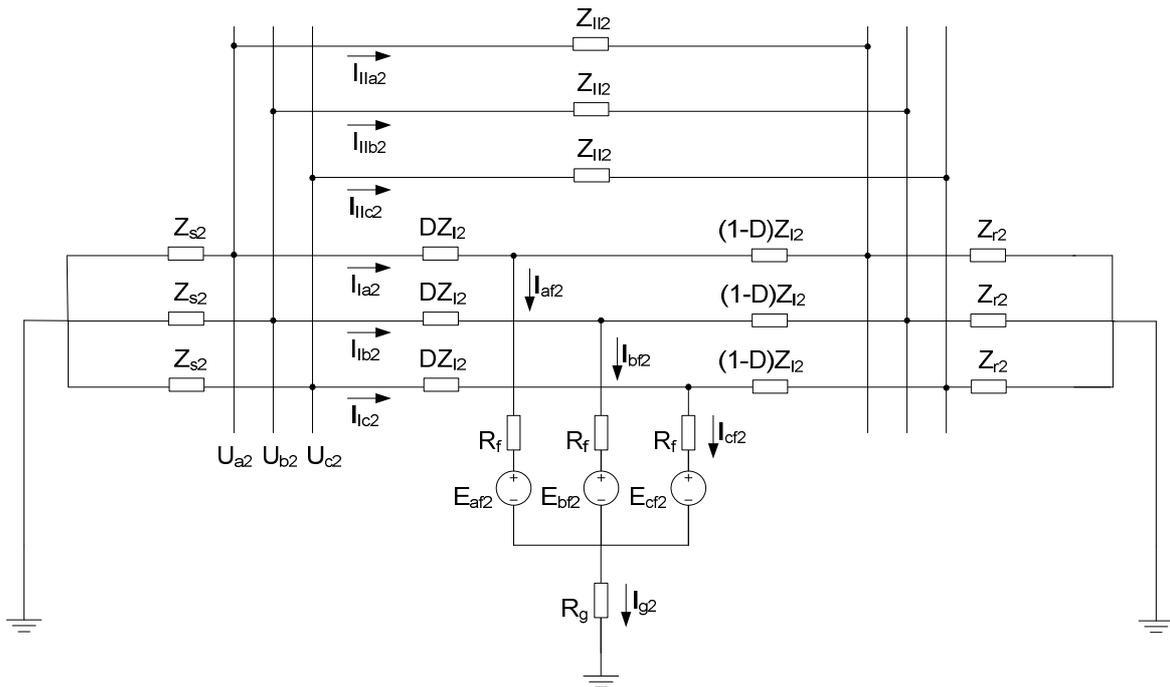


Fig. 2.2.3 – Exemplo de circuito equivalente de seqüência negativa

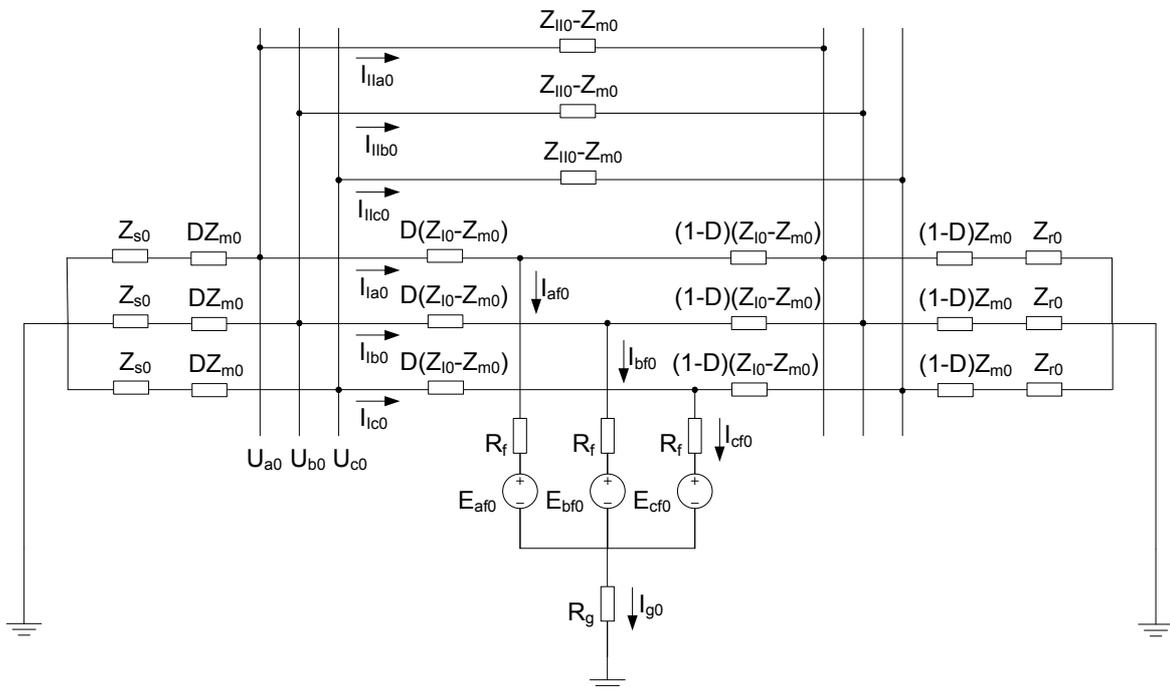


Fig. 2.2.4 – Exemplo de circuito equivalente de seqüência zero

A simples existência e consideração do efeito de acoplamento mútuo pode levar os esquemas de proteção de distância convencionais a apresentarem problemas na identificação da falta, particularmente quando há uma falta envolvendo a terra.

Analisando o exemplo da figura 2.2.5, podemos observar mais facilmente os efeitos dessa falta na proteção. Considerando que uma falta 1ϕ -T (fase-terra) ocorra perto da extremidade remota da linha, devido à indutância mútua que há nos dois circuitos entre os condutores correspondentes de cada circuito, uma tensão de sequência zero é induzida na linha da ocorrência da falta através da corrente de sequência zero da linha sem a falta.

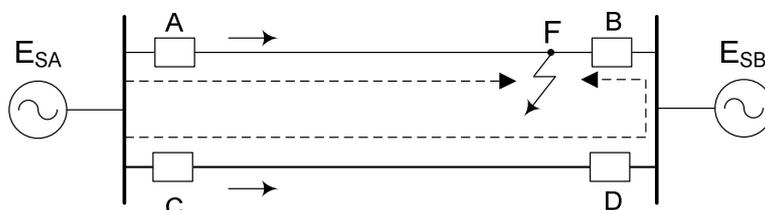


Fig. 2.2.5 – Linha em circuito duplo sob falta

Sendo a falta 1ϕ -T próxima a extremidade da linha, o efeito do acoplamento mútuo poderá ser responsável por causar uma redução das correntes de sequência zero de ambas as linhas, de forma que a impedância aparente da linha sob falta pode sofrer uma redução devido ao efeito de indução alimentado através da linha paralela. Ainda, se houver a presença de resistência de falta e, dependendo do nível de acoplamento mútuo e/ou das impedâncias, pode vir a ocorrer um disparo incorreto do sistema de proteção baseado em relés de distância, de forma que a proteção poderá apresentar subalcance quando a fonte de alimentação for forte (impedância equivalente pequena) e sofrer sobrealcance quando a fonte de alimentação for fraca (impedância equivalente grande). Assim, o sistema de proteção de uma das extremidades poderá exibir sobrealcance, enquanto o sistema de proteção na outra extremidade poderá apresentar subalcance [15].

O problema do acoplamento mútuo ainda pode ser agravado pela fonte remota que representa mais uma fonte de alimentação para a falta. Isso pode modificar a impedância aparente vista pelo relé local. Deve ser observada também a influência das capacitâncias da linha pois, caso sejam ignoradas, pode conduzir a erros de medição, principalmente quando as faltas apresentam altos valores de resistência.

Como consequência dos fatores mencionados, as fases do circuito que não sofrem a falta podem ser diagnosticadas erroneamente como estando sob falta. Além disso, a localização da falta não será estimada corretamente. Como já citado anteriormente, essa situação ocorre quando há faltas envolvendo a terra em um dos circuitos. Por isso, técnicas adaptativas de proteção para tais linhas de transmissão são de extrema importância, tendo em vista que faltas 1ϕ -T representam a grande maioria dentre os 10 tipos de faltas de curto-circuito existentes. Percebe-se que as técnicas convencionais de proteção não são adequadas.

3 REDES NEURAI ARTIFICIAIS

Desenvolvida após a 2ª Guerra Mundial, a Inteligência Artificial é uma área da ciência da computação que busca métodos ou até mesmo dispositivos computacionais no intuito de simular a capacidade humana para resolução de problemas, mas, além disso, esse sistema pode ser criativo, lidar com a perda de dados, se adaptar a diversas situações, além de ser capaz de se auto-aperfeiçoar.

A Inteligência Artificial tem como intenção atribuir as seguintes características associadas ao cérebro, entre elas:

- A sua robustez e tolerância à faltas;
- O poder de lidar com informações com ruídos;
- Ser altamente paralelo;
- Apresentar um tamanho pequeno e compacto.

A Rede Neural Artificial (RNA) é uma das maiores subáreas da Inteligência Artificial que tem sua tecnologia inspirada nas estruturas do cérebro, particularmente dos neurônios. As RNAs têm como objetivo a solução de problemas através de simulações realizadas como os neurônios do cérebro humano seja no que diz respeito ao seu comportamento, como também aprendendo, errando e fazendo novas descobertas. Este método não tem como ideal ser biologicamente idêntico as redes neurais cerebrais em detalhes. As RNAs são muito simplificadas comparadas com as redes neurais biológicas, sendo, entretanto, extremamente válidas computacionalmente.

A figura 3.1 ilustra, de forma simplificada, um neurônio biológico. Nela podemos observar [23]:

1. Os axônios vêm de outros neurônios mandando sinais para um neurônio particular;
2. A Sinapse é o ponto de contato entre a terminação axônica e o(s) dendrito(s) de outro(s) neurônio(s), sendo capaz de controlar o fluxo da informação.

3. Os dendritos recebem informações oriundas de outros neurônios e as conduzem até o corpo celular;
4. O corpo celular pode modificar os sinais por um peso na sinapse e depois são somados todos os pesos das entradas;
5. O neurônio transmite apenas uma saída através do axônio;
6. A saída de um neurônio particular pode ir para muitos outros neurônios.

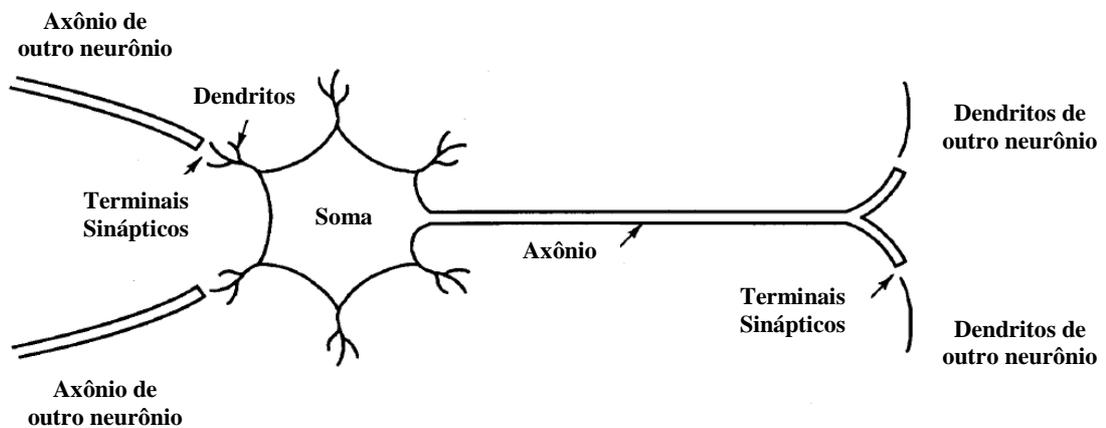


Fig. 3.1 – Neurônio biológico

3.1 MODELO GERAL DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Um modelo simplificado de uma RNA pode ser visualizado na figura 3.1.1. Pode ser considerado como uma unidade de processamento de informação representando um componente básico de um neurônio biológico e se constituindo em uma generalização do modelo de McCulloch e Pitts.

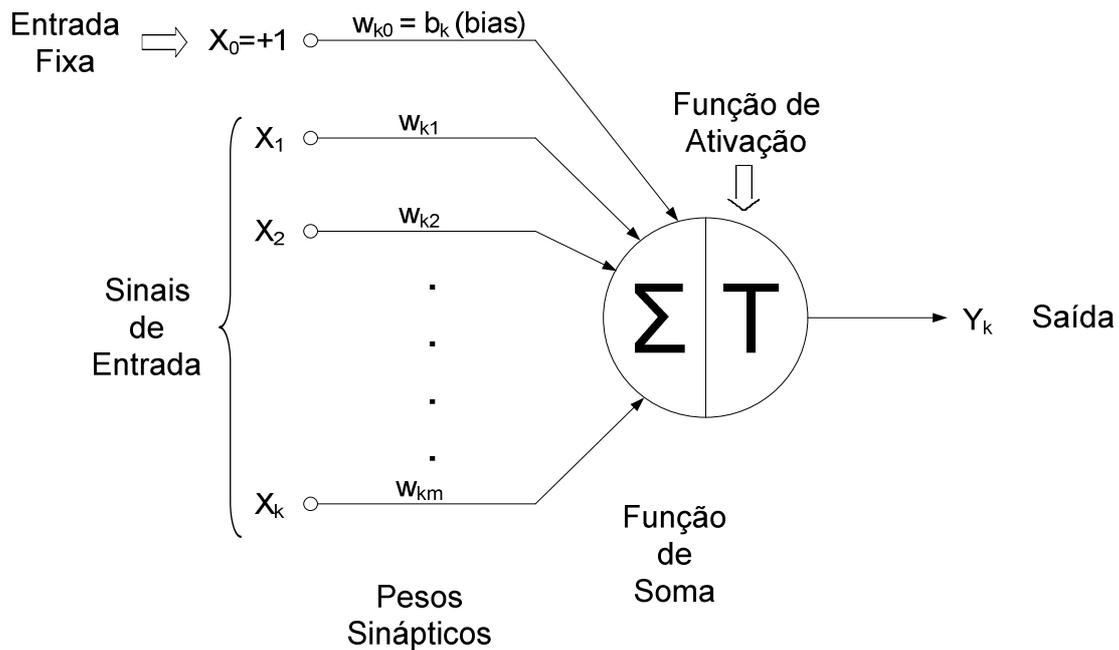


Fig. 3.1.1 – Modelo não-linear de um neurônio

O neurônio recebe um conjunto de sinais de entrada x_p , cada qual multiplicado por um peso sináptico w_{km} . Os pesos sinápticos são de extrema importância para o modelo de uma RNA, pois é responsável pelo ajuste da importância relativa das conexões aos outros neurônios. O modelo também inclui uma referência (*bias*) b_k externa, com o objetivo de aumentar ou diminuir a entrada da função de ativação, dependendo de seu sinal, positivo ou negativo. Os sinais de entradas ponderados pelas respectivas sinapses do neurônio são então somados. Uma função de ativação é utilizada com o objetivo de restringir a amplitude de saída.

Um neurônio k é descrito pelas seguintes expressões matemáticas:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} \cdot x_j \quad (3.1)$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) = \varphi \left[\sum_{j=1}^m w_{kj} \cdot x_j + b_k \right] \quad (3.2)$$

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;

u_k : é a saída do combinador linear do k -ésimo neurônio;

b_k : é o bias aplicado ao k -ésimo neurônio;

$\varphi(\cdot)$: é a função de ativação do k -ésimo neurônio;

y_k : é o sinal de saída do k -ésimo neurônio.

Observa-se que o índice k se refere a um neurônio particular e o índice m ao número de entradas para esse neurônio.

3.2 TIPOS DE FUNÇÕES DE ATIVAÇÃO

A função de ativação define a saída do neurônio em termos do nível de atividade em sua entrada.

Algumas funções de ativação comumente usadas podem ser vistas a seguir:

— *Função de limiar*, ajusta a saída do neurônio igual a 1 e tem a seguinte definição:

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1, & \text{se } v \geq 0 \\ 0, & \text{se } v < 0 \end{cases} \quad (3.3)$$

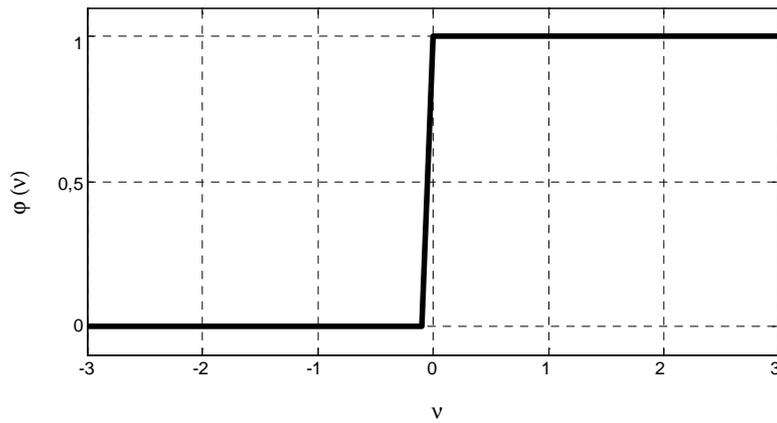


Fig. 3.2.1 – Função de ativação tipo limiar

— *Função Linear por partes*, apresenta a seguinte definição:

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1, & \text{se } v \geq +1/2 \\ v, & \text{se } +1/2 > v > -1/2 \\ 0, & \text{se } v \leq -1/2 \end{cases} \quad (3.4)$$

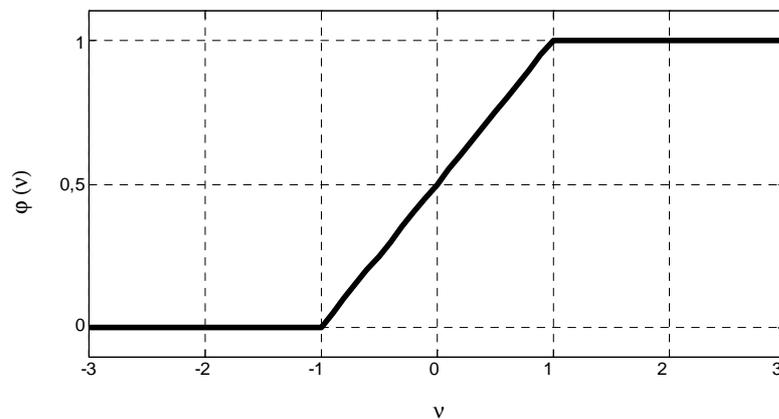


Fig. 3.2.2 – Função de ativação tipo linear por partes

— *Função Sigmoidal*, é a função de ativação mais utilizada nos neurônios. Pode ser representada por uma função logística ou por uma função tangente hiperbólica com as seguintes definições, respectivamente:

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha v}} \quad (3.5)$$

ou

$$\varphi(v) = \text{tgh}(v) = \frac{1 - e^{-2\alpha v}}{1 + e^{-2\alpha v}} \quad (3.6)$$

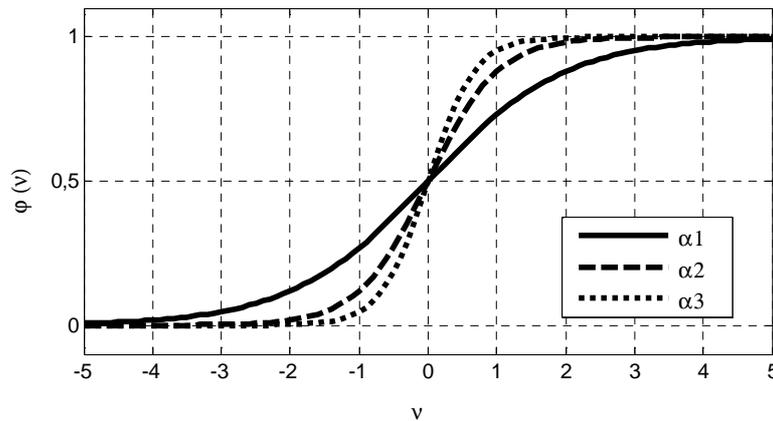


Fig. 3.2.3 – Função de ativação tipo sigmoide

onde α é o parâmetro de inclinação da função sigmoide.

As Funções de ativação descritas anteriormente apresentam resultados com limite [0 1]. Entretanto, dependendo da aplicação esses limites podem ser alterados e a RNA pode apresentar limites como, por exemplo, [-1 1].

3.3 ARQUITETURA DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Os neurônios são conectados entre si de forma a estabelecerem uma rede. A maneira em que eles estão estruturados está relacionada com as habilidades de aprendizagem utilizadas no treinamento da rede.

Em geral, três tipos de arquiteturas se destacam como comumente utilizadas nos estudos de RNA [24] e podem ser observadas a seguir.

3.3.1 REDES FEEDFORWARD DE CAMADA ÚNICA

Esta é considerada a forma mais simples de uma RNA com os neurônios organizados em uma camada única. Essa rede é do tipo *alimentada adiante*, já que a camada de entrada de nós de fonte se projeta sobre a camada de saída, sem laços de realimentação.

Na figura 3.3.1.1, observa-se essa arquitetura, considerando quatro nós na entrada e na saída do neurônio.

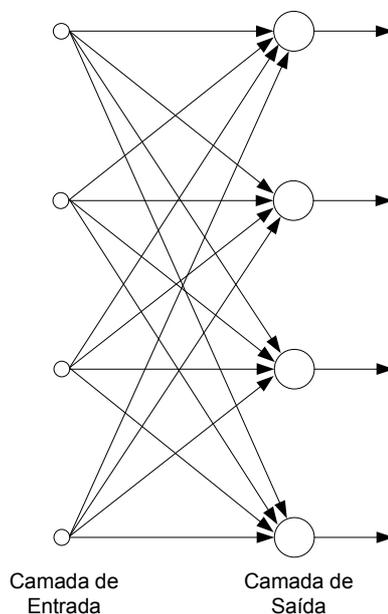


Fig. 3.3.1.1 – Modelo de rede alimentada adiante

3.3.2 REDES FEEDFORWARD DE MÚLTIPLAS CAMADAS

Esta arquitetura apresenta uma ou mais camadas intermediárias, sendo estas os nós computacionais (conhecidos como neurônios ocultos) entre as camadas de entrada e saída.

A figura 3.3.2.1 apresenta esta arquitetura, dita totalmente conectada devido ao fato de que cada um dos nós de certa camada está conectado a todos os nós da camada

logo adiante. Caso a rede não apresente estas conexões, ela é denominada *parcialmente conectada*.

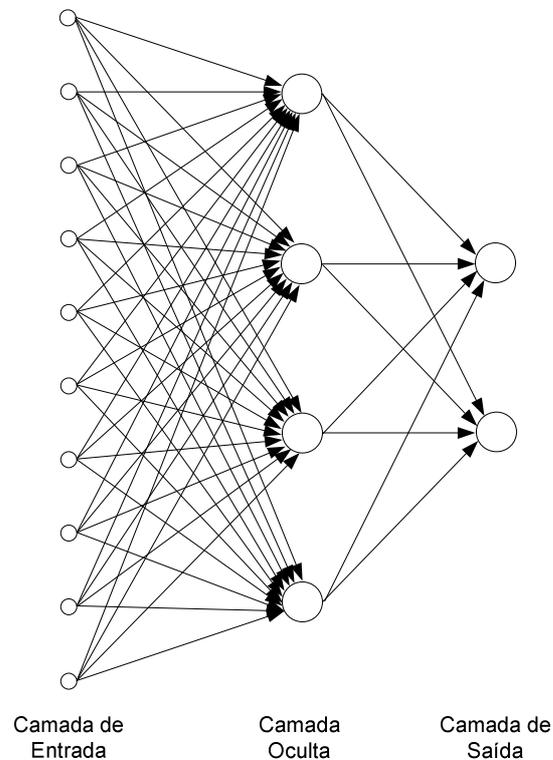


Fig. 3.3.2.1 – Modelo de rede alimentada adiante de múltiplas camadas

3.3.3 REDES RECORRENTES

As redes recorrentes se distinguem das redes feedforward pelo fato de terem pelo menos um laço de realimentação. A figura 3.3.3.1 ilustra um modelo de redes recorrentes com neurônios ocultos e neurônios de saída.

Observa-se que os laços de realimentação apresentam elementos de atraso unitários. A utilização destes elementos resulta em um comportamento dinâmico não-linear, admitindo-se que a rede contenha unidades não-lineares.

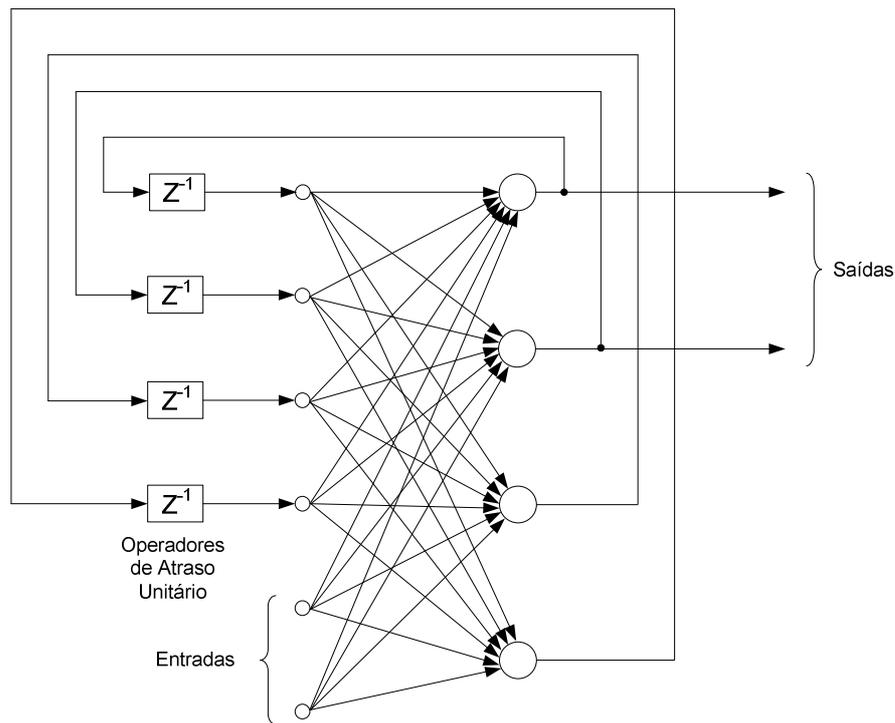


Fig. 3.3.3.1 – Modelo de rede recorrente

3.4 PROCESSO DE APRENDIZAGEM

As RNAs têm a capacidade de aprender através de exemplos e fazer interpolações e extrapolações do que aprenderam a fim de obter melhorias no seu desempenho. Um algoritmo de aprendizado é responsável por adaptar os parâmetros de uma RNA para que a mesma possa aprender uma determinada função. Cada projeto de RNA apresenta um algoritmo de aprendizado diferente.

A aprendizagem de acordo com Mendel e McClaren [24] pode ser definida como:

Aprendizagem é um processo pelo qual os parâmetros livres de uma rede neural são adaptados através de um processo de estimulação pelo ambiente no qual a rede está inserida. O tipo de aprendizagem é determinado pela maneira pela qual a modificação dos parâmetros ocorre.

O processo de aprendizagem consiste em um processo iterativo onde os parâmetros da rede são ajustados através dos pesos das conexões entre as unidades de processamento até que no final do processo o conhecimento adquirido pela rede do ambiente é guardado.

Os treinamentos da rede podem ser separados em dois paradigmas principais:

- **Aprendizado Supervisionado:** Este é o método mais comum das RNAs, cujo objetivo é fazer com que os parâmetros da rede sejam ajustados, de maneira a encontrar uma ligação entre os dados de entrada e saída fornecidos.
- **Aprendizado Não-Supervisionado:** Neste método apenas os dados de entrada estão disponíveis. A rede estabelece uma harmonia com as regularidades estatísticas dos dados de entrada e desenvolve habilidade de formar representações internas com o objetivo de codificar as características de entrada e criar classes ou grupos automaticamente. Entretanto, para encontrar as características dos dados de entradas, é necessário redundância dos dados, caso contrário esse tipo de aprendizado se torna impossível.

3.5 PERCEPTRONS DE MÚLTIPLAS CAMADAS

Enquanto as redes de camada única são usadas apenas na resolução de problemas lineares separáveis, a utilização de redes de uma ou mais camadas intermediárias se apresenta para solução de problemas não-lineares separáveis. Essas redes são conhecidas como perceptrons de múltiplas camadas. Normalmente a função sigmoideal é muito utilizada nestas redes, pois apresenta as exigências necessárias para este caso.

Os perceptrons de múltiplas camadas têm sido amplamente utilizados na resolução de problemas difíceis através do seu treinamento de maneira supervisionada pelo algoritmo de retropropagação de erro, também conhecido como algoritmo *back-propagation*.

O treinamento do algoritmo *backpropagation* consiste de dois passos. No primeiro passo, conhecido como *forward*, o vetor de entrada é aplicado aos nós sensoriais da rede e seu efeito se propaga através da rede para as camadas adiantes. No segundo passo, denominado *backward*, os pesos sinápticos são ajustados de modo a minimizar o sinal de erro resultante da comparação com a saída desejada. Assim, o algoritmo *backpropagation* minimiza o erro obtido pela rede, ajustando pesos e limiares para que eles correspondam às coordenadas dos pontos mais baixos da superfície de erro utilizando o método de gradiente descendente.

3.5.1 DEFINIÇÃO DO TAMANHO DA REDE

Em um projeto de uma RNA do tipo múltiplas camadas, para resolução de determinado problema, é necessário definir a quantidade de neurônios ocultos que a rede deve possuir, uma vez que o tamanho das camadas de entrada e de saída já é definido pela própria natureza do problema.

A determinação da quantidade de neurônios ocultos e do número de camadas necessárias para solucionar o problema é uma tarefa que não possui uma resposta exata. Existem alguns estudos que apresentam soluções aproximadas para tais problemas. Entretanto, na prática, tais soluções não são normalmente utilizadas, sendo a melhor técnica a utilização de soluções heurísticas através do método de tentativas e ajustes das arquiteturas e definições de redes.

Os dados heurísticos devem ser escolhidos de modo a atender alguns requisitos:

- A rede não deve ser muito pequena em relação ao problema em análise (número de neurônios muito inferior aos necessários) pois, se não, a rede não possuirá parâmetros ou pesos sinápticos suficientes para aprender os dados de treinamento do problema.
- A rede não deve ser muito grande em relação ao problema em análise, pois, neste caso, não responderá corretamente a padrões nunca vistos, ou seja, perderá a capacidade de generalização.

Em [25] foi provado que a arquitetura de redes com apenas uma camada oculta é capaz de resolver qualquer tipo de problema, pois permite a aproximação de qualquer função.

3.6 PROJETO DE REDE NEURAL ARTIFICIAL

Considere um conjunto de dados de treinamento, composto de pares de entrada-saída, com cada par consistindo de um sinal de entrada e a resposta desejada correspondente. O projeto de uma rede neural pode prosseguir da seguinte maneira:

- A primeira fase é a de aprendizagem. Uma arquitetura de RNA deve ser selecionada, com uma camada de entrada e uma camada de saída com os alvos desejados. Um subconjunto de exemplos é então selecionado para treinar a rede através de um algoritmo adequado;
- A segunda fase é a de validação. Um conjunto de dados é utilizado para verificar o desempenho da rede na classificação de padrões desconhecidos. Essa fase é utilizada para evitar o fenômeno de “overtraining” (treinamento excessivo) da rede, que pode acarretar no forte aprendizado dos dados de treinamento, e assim apresentar péssima capacidade de generalizar este conhecimento. Esta fase é altamente recomendável quando se tem um problema com volume de dados de treinamento grande e é desejado obter uma boa capacidade de generalização da rede;
- Após o treinamento, ocorre a fase de operação da rede chamada teste. O desempenho da rede treinada é testado com dados não apresentados anteriormente. O desempenho é estimado comparando-se o reconhecimento do dado fornecido pela rede com a real identidade do dado em questão para a avaliação quantitativa e efetiva da qualidade do modelo.

O processo de treinamento é repetido até que o desempenho da rede com os dados de validação se estabilize em um valor considerado aceitável para o problema em análise.

3.7 CRITÉRIO DE PARADA

O critério de parada do algoritmo de treinamento não é muito bem definido e não é possível demonstrar que o algoritmo *backpropagation* convergiu. Na prática, alguns critérios podem ser usados para encerrar o ajuste dos pesos, como:

- Parada quando a norma euclidiana do vetor gradiente alcançar um limiar suficientemente pequeno. Entretanto, esse critério pode ter tempos de aprendizagem muito longos para obter tentativas bem sucedidas;
- Parada quando a taxa absoluta de variação do erro médio quadrado por época for suficientemente pequena. Mas infelizmente esse método pode resultar em um encerramento prematuro do processo de aprendizagem;
- Parada quando a rede apresentar boa capacidade de generalização ou quando ficar aparente que o desempenho de generalização atingiu o máximo, ou seja, quando o erro encontrado no processo de validação aumenta.

Na figura 3.7.1 é possível observar um exemplo de curva de aprendizagem em relação aos subconjuntos de treinamento e de validação. A curva de validação decresce para um mínimo e, então, começa a crescer enquanto a curva de treinamento apenas decresce. Após o ponto de mínimo, pode parecer que a curva de aprendizado obterá melhores resultados. No entanto, a rede irá se ajustar ao ruído contido nos dados de treinamento. Esta heurística sugere que o ponto mínimo da curva de validação seja utilizado como critério para parar o treinamento [24].

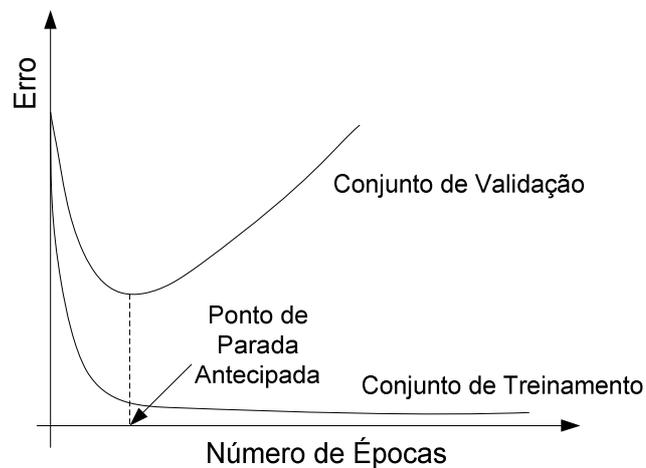


Fig. 3.7.1 – Demonstração da curva de treinamento com parada antecipada

3.8 AS RNAs APLICADAS EM SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA

As RNAs têm grande aplicação em sistemas de potência e por isso muitos artigos são constantemente publicados abordando esse assunto. Essa aplicação se deve a necessidade do uso de computadores exigidos por modernos sistemas de potência para gerar e fornecer energia elétrica de alta qualidade aos consumidores.

Com a utilização de computadores na área de sistemas de potência, passou a ser possível o armazenamento dos dados necessários e a execução repetida de programas e de algoritmos que são capazes de serem ajustados a diferentes modelos e situações, modificando apenas seus dados de entrada.

A maioria dos algoritmos desenvolvidos para este fim é baseada em modelos matemáticos e é implementada para a computação numérica. Entretanto, estas técnicas apresentam alguns problemas na fase de solução devido a fatores como:

- Grande quantidade de possibilidades computacionais com um elevado tempo de resolução cada;
- Tarefas com alto grau de envolvimento de caráter estatístico;
- Dificuldade na identificação do modelo da parte relevante do sistema.

Então, como uma alternativa computacional aos modelos convencionais, as RNAs podem ser usadas já que se constituem em técnica de reconhecimento de padrão muito eficiente e útil na solução de uma grande variedade de aplicações na área de sistemas de potência como na operação, no planejamento, no monitoramento e no controle; sendo assim desenvolvidas várias pesquisas de solução de problemas em sistemas de potência através da aplicação de RNAs.

A tabela 3.8.1 apresenta uma repartição aproximada da proporção de várias aplicações na área de sistemas de potência que envolvem RNAs [10].

Tabela 3.8.1– Áreas de aplicação com base nas RNAs

Aplicação	Proporção
Previsão de Carga	25%
Diaagnóstico de Falhas	18%
Estabilidade Transitória	14%
Avaliação da Segurança Dinâmica	12%
Processamento de Alarme	10%
Controle e Identificação	9%
Planejamento Operacional	7%
Avaliação de Segurança Estática	5%

Um dos grandes atrativos para a utilização das RNAs em sistemas de potência é a habilidade de aprendizado de relações complexas não-lineares, com suas estruturas modulares permitindo um processamento paralelo. Além disto, elas são úteis na resolução de problemas onde não é vantajosa a utilização de algoritmos mas, ao mesmo tempo, podem usufruir de dados de maior significado.

Em análise de faltas, as RNAs são potencialmente aplicáveis devido:

- À existência de métodos capazes de simular exemplos rapidamente e de maneira confiável;

- Às condições de um sistema de energia elétrica mudarem e a rede neural artificial ser capaz de se adaptar a novos estados imediatamente, só realizando um novo treinamento da rede;
- À saída da rede neural é muito rápida, pois seu trabalho consiste em uma série de operações simples.

4 PROCESSAMENTO DOS DADOS DE ENTRADA

Quando é realizada a gravação de dados pelos registradores, os dados estão representados de forma inadequada. Assim, neste capítulo, serão descritas as técnicas aplicadas ao processamento dos dados disponibilizados, desde sua entrada até o momento da aplicação do algoritmo de localização de faltas.

4.1 SELEÇÃO DOS DADOS DE ENTRADA

Para a construção de uma RNA, a escolha dos dados de entrada e de saída é de importância fundamental para o reconhecimento de padrões.

Os algoritmos de localização de faltas utilizam, normalmente, como dados de entrada, as amostras de tensão e de corrente da falta, medidas localmente e armazenadas na memória do sistema de proteção. Uma vez detectada a ocorrência de uma falta pelos dispositivos de proteção, os dados dos sinais armazenados na memória são congelados e utilizados nos cálculos de localização de faltas.

Considerando a posição dos intervalos de tempo com relação ao momento de incidência da falta, pode se distinguir os intervalos de tempos em:

- intervalo pré-falta: período desde o início dos registros até o momento de ocorrência da falta;
- intervalo de falta: período desde o momento de incidência da falta até a sua extinção;
- intervalo pós-falta: período que começa no instante da extinção da falta

A seleção das amostras de tensão e corrente a serem utilizadas no cálculo da localização da falta é de extrema importância, pois caso o ciclo selecionado não seja o correto devido à alguma falha no processo de seleção, haverá um erro na estimativa do algoritmo de localização.

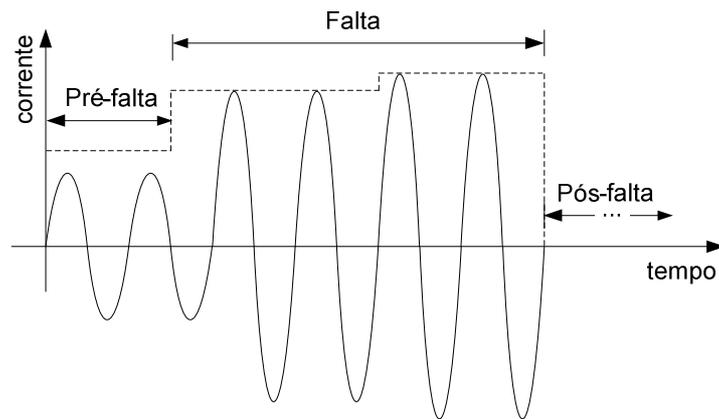


Fig. 4.1.1 – Exemplo de um registro oscilográfico

É importante que se tenha o registro oscilográfico (figura 4.1.1) para se detectar o instante de ocorrência da falta. Deste modo, assim que uma falta no sistema de transmissão é detectada através de um determinado método, as tensões e correntes do sistema nos terminais associados aos dois circuitos começam a ser gravadas e passam a ser empregadas na entrada da RNA.

4.2 FILTRO ANTI-ALIASING

A filtragem é feita com a aplicação de um filtro responsável pela eliminação de sinais indesejáveis, tais como os ruídos superpostos ao sinal de interesse. O filtro atua na eliminação de sinais de alta frequência que podem prejudicar a medição dos dados. Os filtros anti-aliasing são ideais na filtragem de sinais CA (corrente alternada) que apresentam rápida variação como as vibrações mecânicas. Na figura 4.2.1, é possível observar a característica de um filtro anti-aliasing ideal com frequência de corte f_c . Este filtro efetivamente não atenua os componentes do sinal na banda passante (frequências inferiores a f_c) e pode praticamente eliminar todas as frequências pertencentes a banda de corte (frequências superiores a f_c). Além disso, o filtro anti-aliasing ideal possui resposta em frequência linear de sua característica de fase, o que preserva o aspecto geral da forma de onda filtrada, antes corrompido por sinais de ruído de alta frequência.

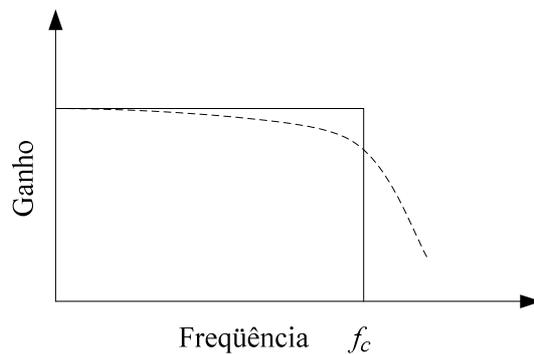


Fig. 4.2.1 – Características ideal e real de um filtro anti-aliasing, com frequência de corte f_c

Um filtro anti-aliasing pode ser passivo, constituído de resistores e capacitores, ou ativo, utilizando amplificadores operacionais.

4.3 TAXA DE AMOSTRAGEM E ALIASING

A seleção da taxa de amostragem é muito importante para o desenvolvimento de uma RNA que varia de problema para problema. A fim de desenvolver um sistema computacional capaz de operar com quaisquer dados de origem, é realizada uma normalização da taxa de entrada. Assim, é possível lidar com dados aqisitados na mesma frequência de amostragem, independente dos dados de entrada.

$$f_a = NPC \cdot f_0 \quad (4.1)$$

onde:

f_a : frequência de amostragem

NPC : número de pontos amostrados por ciclo

f_0 : frequência fundamental

Fixando a aquisição de dados na taxa de 16 pontos por ciclo para a frequência fundamental de 60 Hz, os dados passam a ter uma taxa de amostragem de 960 Hz.

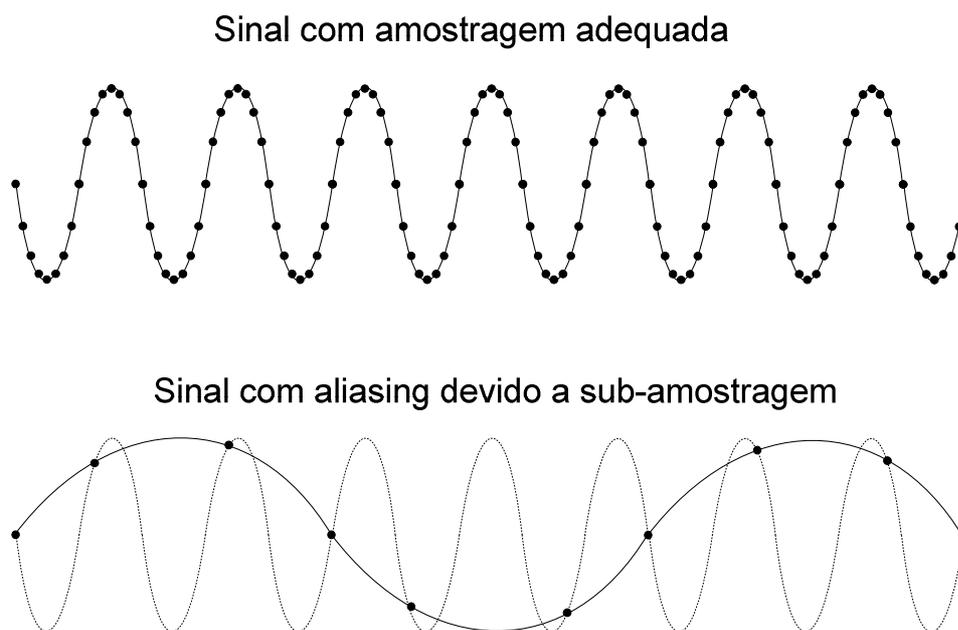


Fig. 4.3.1 – Erro de aliasing

A figura 4.3.1 mostra a representação digital de um sinal, inicialmente com a indicação da taxa de amostragem anteriormente referida e, em seguida, com uma baixa taxa de amostragem (quantidade de amostras por unidade de tempo do sinal). O fenômeno de aliasing resulta na perda de representação do sinal adquirido.

Considerando a taxa/frequência de amostragem de 960 Hz, um sinal analógico pode ser recuperado e os erros de aliasing podem ser eliminados implementando, em paralelo com o processo de conversão digital, filtragem do sinal original para livrá-lo das frequências elevadas, acima da frequência de Nyquist ($f_A/2=480$ Hz).

Portanto, como não é possível garantir que o sinal não contenha componentes cujas frequências estejam acima deste limite, é necessário utilizar um filtro com frequência de corte igual ou menor que a frequência de Nyquist.

4.4 ESTIMAÇÃO DOS FASORES FUNDAMENTAIS E COMPONENTE CC

Os sinais de corrente podem, normalmente, apresentar componente CC (unidirecional) com amplitude inicial e constante de tempo desconhecidas. Isto acontece, por

exemplo, durante transitórios em circuitos RL, com resistência aumentada pela resistência da falta, e ao ângulo de incidência da falta. Seu valor diminui em função da constante de tempo do circuito. Se uma falta ocorrer quando a onda de tensão estiver próxima à -90° ou 90° , não haverá efeito da componente CC sob a onda de corrente senoidal. Já se a falta ocorrer quando a tensão estiver a 0° ou 180° , o efeito de deslocamento da onda de corrente senoidal devido à componente direcional sobre a amplitude inicial será máximo [27].

A localização de faltas pode ser influenciada pela componente CC resultando num erro da estimativa da distância de ocorrência da falta, principalmente quando o período de falta é pequeno.

A Transformada Discreta de Fourier (TDF) é o método matemático normalmente utilizado para extração dos fasores tensão e corrente e utiliza coeficientes seno e cosseno para desenvolver componentes real e imaginária dos sinais (figura 4.4.1). A TDF é amplamente utilizada na estimação de fasores devido à sua simplicidade e precisão na obtenção dos fasores na frequência fundamental quando os sinais se apresentam periódicos e contêm apenas esta componente, componentes de frequência harmônica inteiras e até nível CC constante. Porém, como na maioria dos casos as correntes de falta podem apresentar componentes contínuas decrescentes com o tempo, a TDF não possui a capacidade de filtrar, com precisão, a componente fundamental. Seu desempenho, portanto, é degradado devido à perda de periodicidade do sinal com presença de componente CC exponencial decrescente e, ainda, devido à atenuação da componente fundamental em caso de defeitos próximos, eletricamente, às usinas geradoras. Isto poderá resultar, portanto, em erros na estimação dos fasores e, conseqüentemente, em operação incorreta do sistema de proteção, podendo induzir a erros no cálculo da distância de ocorrência das faltas ao longo do sistema de transmissão.

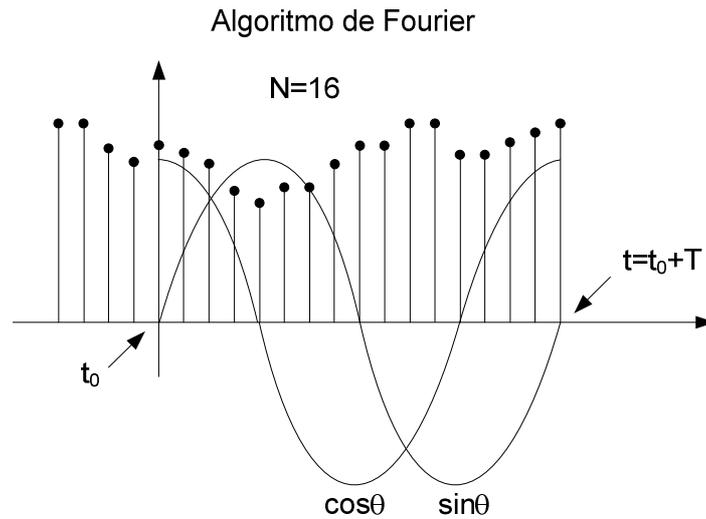


Fig. 4.4.1 – Exemplo da atuação do algoritmo de Fourier

As equações do algoritmo de Fourier podem ser observadas com o apoio da Fig. 4.4.1, como indicado a seguir:

$$V_x = \frac{2}{N} \sum_{n=1}^N \cos\left(\frac{2\pi n}{N}\right) \cdot v_n, \quad \text{onde } n=1,2,\dots,N \quad (4.2)$$

$$V_y = \frac{2}{N} \sum_{n=1}^N \text{sen}\left(\frac{2\pi n}{N}\right) \cdot v_n, \quad \text{onde } n=1,2,\dots,N \quad (4.3)$$

Nas equações 4.2 e 4.3, N é o número de amostras por ciclo e v_n representa a n-ésima amostra dentro da janela de observação.

A amplitude e a fase da componente fundamental da forma de onda de tensão $v(t)$ são estimadas usando as seguintes expressões:

$$V_1 = \sqrt{V_x^2 + V_y^2} \quad (4.4)$$

$$\theta_V = \text{atan}(+V_y / V_x) \quad (4.5)$$

A Transformada Discreta de Cosseno (TDC), por sua vez, utiliza somente coeficientes cosseno para desenvolver a parte real e imaginária dos fasores de tensão e corrente. Utiliza-se uma janela de um ciclo, mais um quarto de ciclo, em vez de uma

janela de um ciclo como usado pelo algoritmo de Fourier (figura 4.4.2), ou seja, uma janela de amostragem maior que para a TDF.

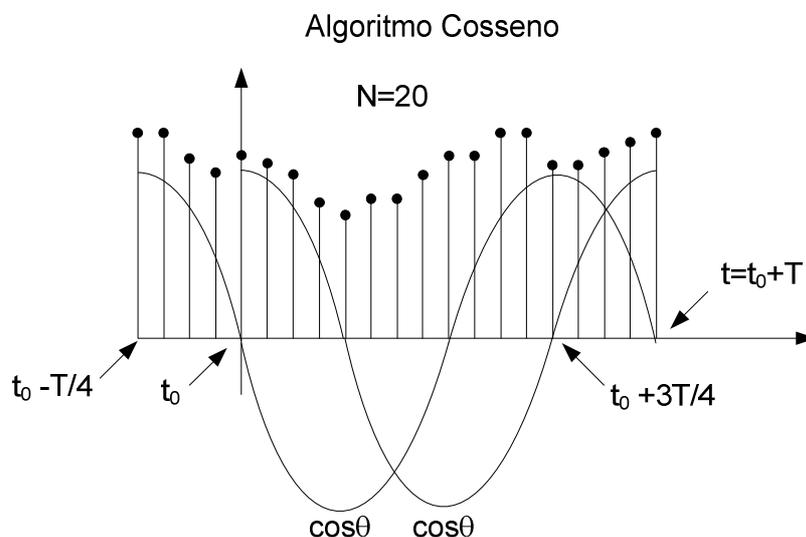


Fig. 4.4.2 – Exemplo da atuação do algoritmo de Cosseno

A figura 4.4.3 mostra resultados de uma estimação da amplitude de um fasor de corrente na frequência fundamental (60 Hz), a partir da utilização do algoritmo de Fourier tradicional e do algoritmo Cosseno (filtro Fourier e filtro cosseno).

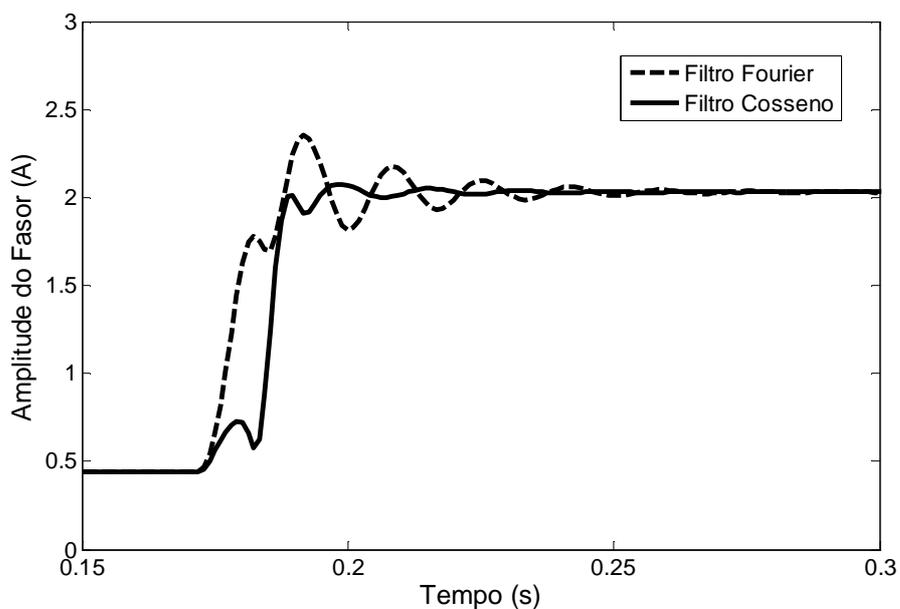


Fig. 4.4.3 – Amplitude do fasor de corrente da frequência fundamental vista por dois filtros

O algoritmo Cosseno apresenta as seguintes características [27]:

- Rejeita melhor a componente CC e as componentes de rampa da entrada, permitindo o tratamento com maior precisão de sinais contendo componentes CC exponenciais decrescentes;
- É capaz de atenuar ou rejeitar as componentes harmônicas inteiras e não-inteiras, contribuindo na limitação dos efeitos de não-linearidades do sistema;
- Simplicidade de projeto e implementação, sendo computacionalmente eficiente;
- Apresenta todas as vantagens da TDF, com melhor resposta à componente aperiódica.

O algoritmo Cosseno também é capaz de filtrar até dez vezes mais o nível CC, tornando-se mais eficiente na redução da amplitude deste nível nos sinais de corrente [28]. Por isso é o método utilizado no presente trabalho na estimativa dos fasores fundamentais. Na figura 4.4.4.a, é possível observar um sinal de corrente influenciado pela componente CC e na figura 4.4.4.b observa-se a atuação do algoritmo cosseno na eliminação do efeito da componente CC do mesmo sinal.

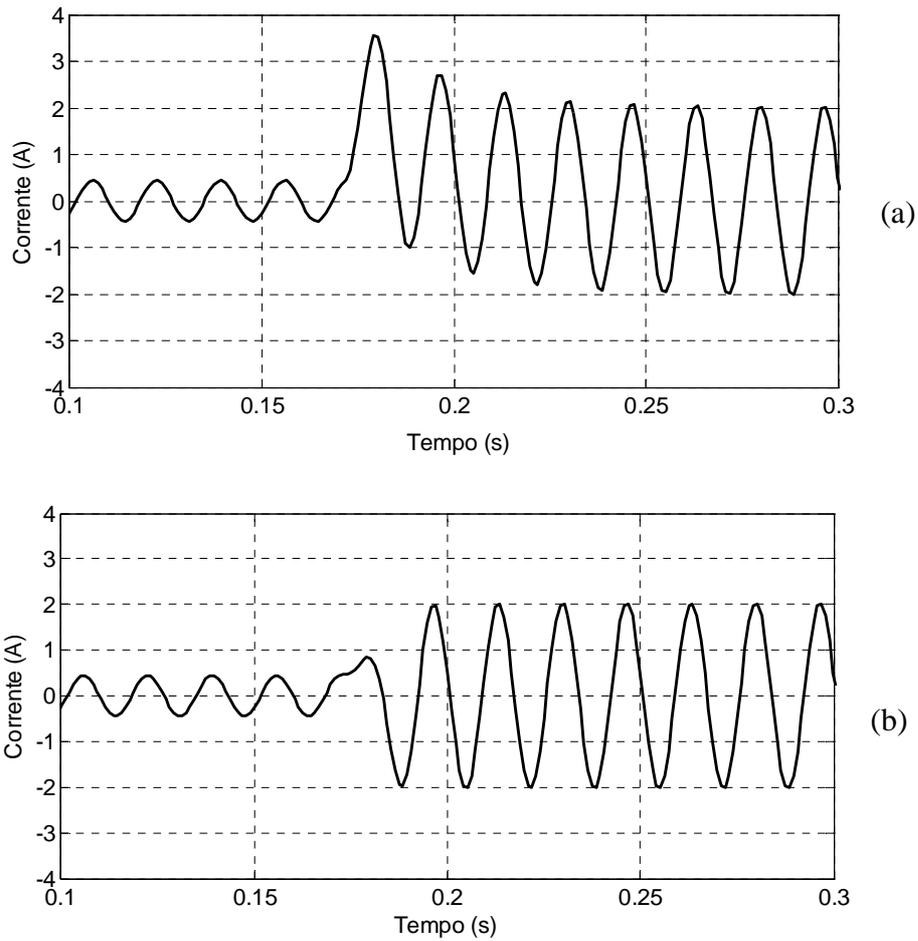


Fig. 4.4.4 – Atuação do algoritmo Cosseno na eliminação do efeito da componente CC.

As equações do algoritmo de Cosseno podem ser definidas como a seguir:

$$V_x = \frac{2}{N} \sum_{n=1}^N \cos\left(\frac{2\pi n}{N}\right) \cdot v_n \quad , \quad \text{onde } n=1,2,\dots,N \quad (4.6)$$

$$V_y = \frac{2}{N} \sum_{n=1}^N \cos\left(\frac{2\pi (n-4)}{N}\right) \cdot v_{n-4} \quad , \quad \text{onde } n=1,2,\dots,N \quad (4.7)$$

A amplitude e a fase da componente fundamental da forma de onda de tensão $v(t)$ podem ser estimadas usando as seguintes expressões:

$$V_1 = \sqrt{V_x^2 + V_y^2} \quad (4.8)$$

$$\theta_V = \text{atan}(+V_y / V_x) \quad (4.9)$$

As mesmas equações são utilizadas para o cálculo dos valores da componente fundamental da corrente.

4.5 IDENTIFICAÇÃO DO INSTANTE DE FALTA

A detecção da falta é a primeira etapa para a localização da falta. As faltas causam aumento da corrente ou mudança da tensão caracterizando picos na magnitude ou no ângulo de fase com relação aos valores que antecedem a ocorrência da falta. A maioria das faltas é detectada por algoritmos utilizados nos relés de proteção que atuam com o aumento da corrente ou mudança da tensão. Entretanto, faltas de alta impedância causam pequenas alterações de corrente e mudanças de tensão, sendo estas difíceis de serem detectadas usando relés de proteção tradicionais [29]. Este trabalho é realizado utilizando dados registrados de modo *off-line*, mas tal aplicação pode ser adaptada para ser realizada de modo *on-line*.

A rotina de detecção do instante de falta deste trabalho foi implementada através de um monitor de transitórios. O filtro cosseno, como já dito no item anterior, utiliza conjuntos de amostras diferente da TDF para a estimação dos fasores de frequência fundamental. Apesar de o algoritmo de Cosseno apresentar bons resultados na estimação fasorial, na detecção de faltas o algoritmo de Fourier apresenta resposta mais rápida, sendo este adotado para fins de monitoramento de transitórios.

O algoritmo de Fourier é aplicado em conjuntos de amostras do sinal e consiste no deslocamento de uma janela móvel que faz a varredura em todo o sinal.

Após a aquisição de dados digitalizados de tensão e corrente, o algoritmo analisa os sinais. Para a detecção da perturbação, é considerado o janelamento dos sinais utilizando-se janelas de um ciclo (16 amostras) com passos de deslocamento de uma amostra. Quando uma mesma janela apresentar amostras dos períodos pré e pós-falta, os sinais de tensão ou de corrente da frequência fundamental começam a diferir dos sinais originais devido à presença de outras frequências presentes no espectro do sinal que ocorrem em função do transitório da falta. A figura 4.5.1 mostra um exemplo de janela móvel de dados com indicação de janelas que contêm valores pré e pós-falta.

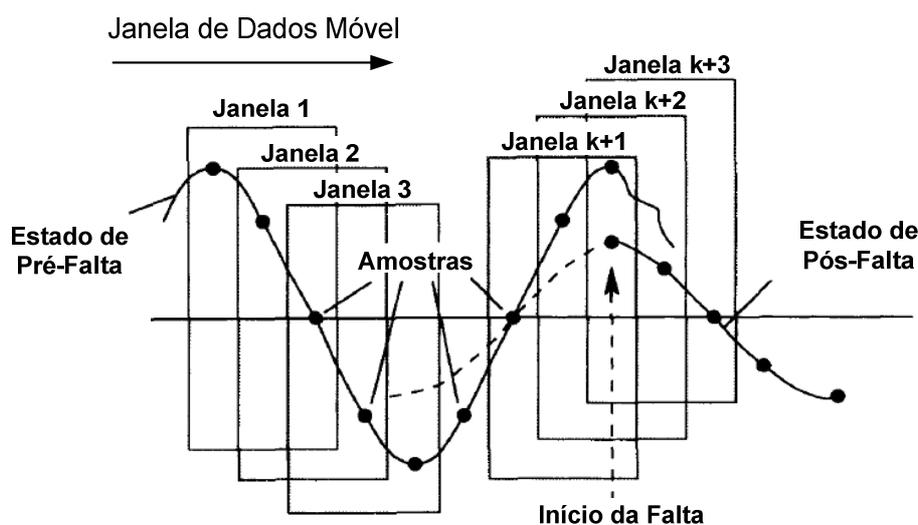


Fig. 4.5.1 – Exemplo de Janela Móvel de Dados [30].

Os sinais originais de entrada são comparados com os sinais estimados da frequência fundamental pelo algoritmo de Fourier através da reconstrução no domínio do tempo dos fasores estimados e a diferença média entre cada janela de dados destas pode ser considerada um monitor de transitórios que registra resíduos gerados pelos sinais acusando o início de qualquer distúrbio quando uma janela apresentar variações anormais em relação ao sinal em regime permanente. Para uma maior garantia da existência de falta, quando o valor do resíduo for superior a um limiar empírico durante 3 janelas móveis sequenciais, indica-se um distúrbio no sistema analisado.

A figura 4.5.2 mostra duas diferentes grandezas relativas a um sinal de corrente. A curva em linha cheia representa determinado sinal “analógico” de corrente transitando de forma brusca entre a condição pré-falta e a condição final com defeito. A curva pontilhada representa o mesmo sinal, mas considerando o efeito de janelamento associado ao algoritmo TDF. Enquanto a janela de dados apresenta amostras somente do período pré-falta, a curva estimada é próxima à curva amostrada. Entretanto, quando a janela contém dados dos períodos de pré-falta e falta, a curva estimada se distancia da curva amostrada.

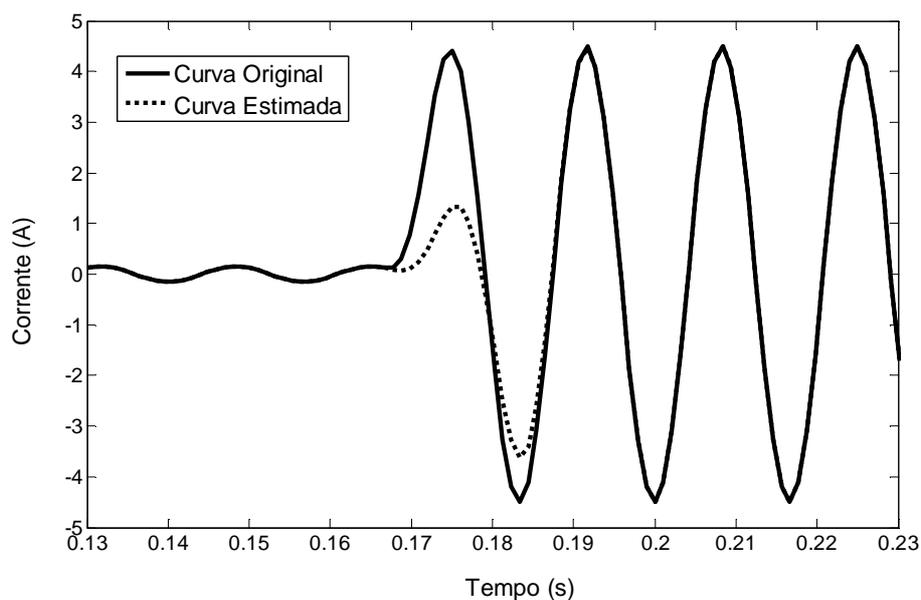


Fig. 4.5.2 – Curva Original versus Curva Estimada pelo algoritmo de Fourier.

A figura 4.5.3 ilustra a evolução dos resíduos gerados em uma amostra. Observa-se que o instante que precede a falta é representado pelo sinal em regime permanente e no momento de ocorrência da falta percebe-se a presença de picos que permitem a detecção do distúrbio.

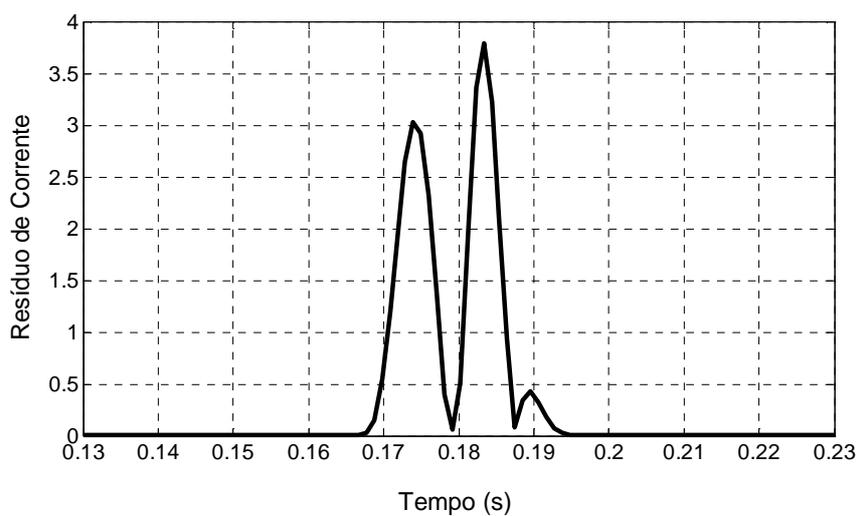


Fig. 4.5.3 – Evolução temporal do monitor de transitórios.

4.6 NORMALIZAÇÃO DOS DADOS DE ENTRADA

Os dados de entrada de tensão e corrente utilizados para as RNAs necessitam ser normalizados. O processo de normalização se resume em uniformizar os dados de entrada para que o processo de classificação não sofra desvios resultantes de diferentes unidades de grandeza. A seguir é possível observar o critério utilizado:

— normalização dos dados ao intervalo $[-1,1]$:

$$V_i^{norm} = \frac{2 \cdot (V_i - \min\{|V|\})}{\max\{|V|\} - \min\{|V|\}} - 1 \quad (4.6)$$

$$I_i^{norm} = \frac{2 \cdot (I_i - \min\{|I|\})}{\max\{|I|\} - \min\{|I|\}} - 1 \quad (4.7)$$

onde:

$$I = 1, 2, 3, \dots, N$$

N = tamanho do conjunto das tensões ou correntes

No decorrer da normalização dos dados de entrada, é necessário que os limites inferiores e superiores das variáveis de entrada sejam armazenados para que se possa retornar aos valores reais dos dados após o treinamento das redes.

5 O SISTEMA ANALISADO

Neste capítulo são apresentadas informações sobre os sistemas de transmissão e de proteção de distância analisados, incluindo os filtros analógicos e digitais, além dos modelos e parâmetros utilizados em tais sistemas.

Idealmente, deveria ser utilizado um sistema elétrico de potência real, com oscilografias de eventos que realmente ocorreram. No entanto, tais dados são de difícil obtenção e não se encontram amplamente disponíveis. Por isso, é importante que se tenha cuidado na configuração dos parâmetros da simulação para que se tenha um modelo aderente à realidade.

O sistema analisado utiliza dados dos transformadores de corrente e potencial similares aos da referência [31]. As simulações foram realizadas utilizando o software Matlab e a modelagem dos elementos do sistema de transmissão e proteção foi implementada através da utilização da “*toolbox Simulink*”.

Como produto da simulação, temos as correntes e tensões nos terminais das linhas de transmissão dos dois circuitos em paralelo, reunidos após a passagem pelos transformadores de corrente e de potencial, filtro analógico e filtro digital. São coletadas 16 amostras por ciclo, definida a discretização em, portanto, 1,04667 ms.

5.1 O SISTEMA DE TRANSMISSÃO

A figura 5.1.1 ilustra o sistema de transmissão utilizado nas simulações para diferentes tipos de faltas aplicadas em vários pontos ao longo da rede elétrica, visando obter os sinais de corrente e tensão pré e pós falta.

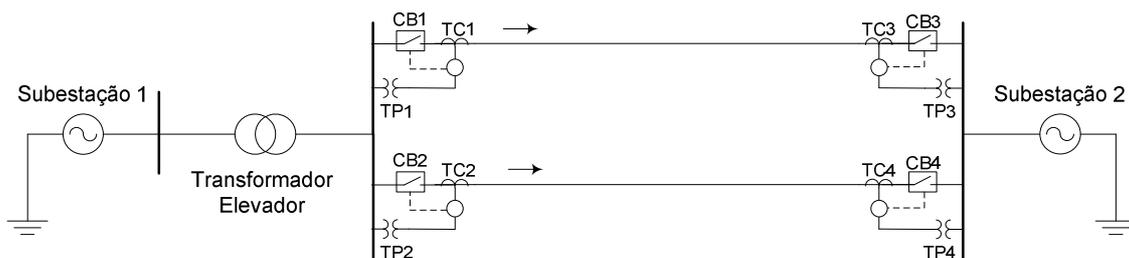


Fig. 5.1.1 – Esquema do sistema de transmissão em circuito duplo considerado

A figura mostra que o sistema apresenta duas fontes de tensão. A subestação 1 apresenta 13,8 kV, 6000 MVA e relação X/R igual a 15, enquanto a subestação 2 apresenta 500 kV, 4000 MVA e relação X/R igual a 15.

Para se elevar a tensão de 13,8 kV para 500 kV foram utilizados 3 transformadores elevadores, cujas características são: delta-estrela aterrado, 3 x 400 MVA, $X = 8,0 \%$ e 13,8/500 kV.

O sistema é composto de dois circuitos em paralelo, que apresentam comprimentos iguais a 100 km cada circuito. Seus parâmetros de sequência positiva, zero e mútua de sequência zero são indicados no Apêndice A.

Os casos de simulação para a definição das componentes fundamentais de tensão e corrente foram executadas através do Matlab.

5.2 A INFLUÊNCIA DA TRANSPOSIÇÃO

A tensão e a corrente na frequência fundamental no extremo de uma determinada linha de transmissão apresentam desequilíbrio quando comparados aos valores do outro extremo. Este desequilíbrio acontece devido à geometria da linha, ou seja, da disposição física e elétrica dos condutores. Como as distâncias entre as fases e fase-terra dificilmente são iguais, resulta, portanto, desbalanço no fluxo de potência.

Em linhas de transmissão trifásicas, o desequilíbrio é proporcional ao seu comprimento. Quanto maior o comprimento da linha, maior é o desequilíbrio medido em relação às componentes da tensão e corrente na frequência fundamental.

Para que seja restaurado o equilíbrio da tensão e da corrente visto dos terminais da linha na frequência fundamental, deve-se utilizar o método da transposição dos seus condutores de fase, que se caracteriza por diminuir o desequilíbrio entre esses valores de tensão e corrente através da mudança do posicionamento relativo de cada fase. Na prática, as linhas são raramente transpostas em intervalos regulares, sendo a transposição executada onde isto for fisicamente conveniente. No presente trabalho, o efeito do desbalanço referido é desprezado, de modo que os dois circuitos de transmissão são supostos perfeitamente transpostos.

Tomando-se a figura 5.2.1 como exemplo, observa-se que, para que a linha de transmissão seja considerada balanceada, a cada $1/3$ de seu comprimento as fases devem mudar de posição de forma que, ao final do percurso, tenha ocupado as três possíveis posições.

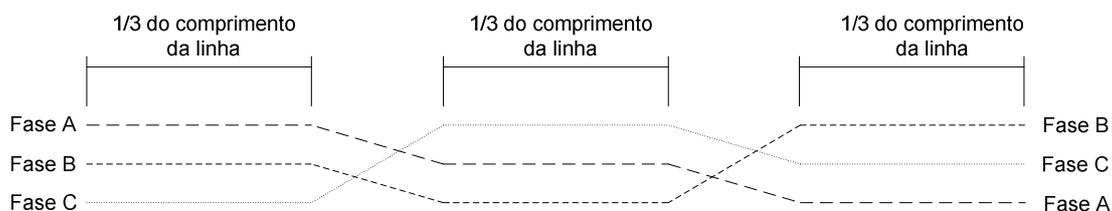


Fig. 5.2.1 – Esquema de ciclo completo de transposição com três trechos

Em resumo, para que se consiga o equilíbrio do sistema trifásico de transmissão, o comprimento do segmento em que a fase “a” ocupa a 1ª posição deve ser igual ao comprimento do segmento em que as fases “b” e “c” ocupam a mesma posição. O mesmo deve ser considerado para as demais posições.

5.3 PARÂMETROS DAS LINHAS DE TRANSMISSÃO

As propriedades dos condutores elétricos e sua topologia podem ser expressas definindo-se os coeficientes de distribuição da resistência, capacitância e indutância por unidade de comprimento.

Os valores de resistência (R), capacitância (C) e indutância (L) por unidade de comprimento e os parâmetros unitários das linhas de transmissão são igualmente distribuídos ao longo da linha. A condutância (G) por unidade de comprimento pode ser desconsiderada quando o estudo não diz respeito ao efeito corona.

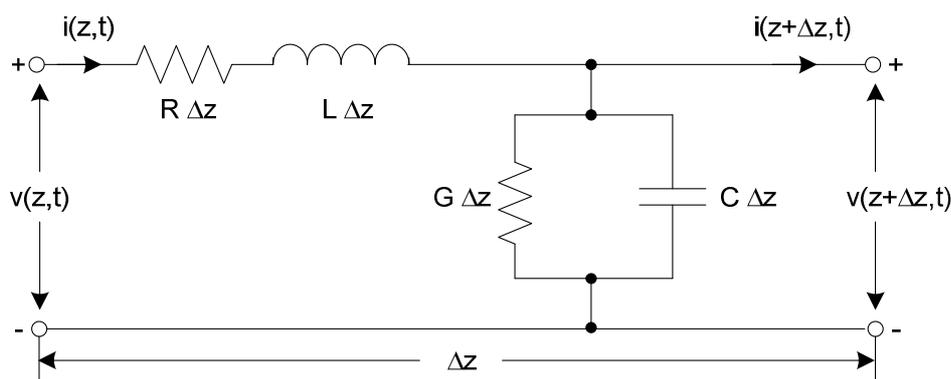


Fig. 5.3.1 – Parâmetros distribuídos para um comprimento Δz de uma linha de transmissão

Na figura 5.3.1 é possível observar um segmento diferencial de uma linha modelada com os elementos distribuídos em série R (Ω/m) e L (H/m) e com os elementos distribuídos em paralelo G (S/m), C (F/m). Para a obtenção de uma solução exata para os parâmetros distribuídos de uma linha de transmissão, deve-se considerar que os parâmetros estejam uniformemente distribuídos ao longo do comprimento da linha. Atualmente, alguns softwares são capazes de calcular os parâmetros de linhas de transmissão, além de permitir o cálculo de modelos de cabos aéreos ou subterrâneos.

Para efetuar as devidas simulações de desempenho do sistema proposto com o apoio do software Matlab, considerações necessárias para os cálculos dos parâmetros da linha de transmissão aérea foram fixadas, incluindo as características dos condutores e suas disposições geométricas nas torres adotadas. Os dados utilizados, considerando a linha de transmissão perfeitamente transposta, podem ser observados no Apêndice A.

5.4 TRANSFORMADOR DE CORRENTE

O transformador de corrente (TC) é um transformador cujo enrolamento primário por fase é ligado em série com o circuito elétrico principal, reproduzindo no circuito secundário uma corrente proporcional ao primário. O sinal transmitido a partir do secundário do TC tem dimensões adequadas para utilização em sistemas de medição, proteção ou até mesmo controle, isolando assim os equipamentos sensíveis do sistema de proteção em relação ao circuito de alta tensão.

O circuito equivalente do TC pode ser representado conforme a figura 5.4.1.

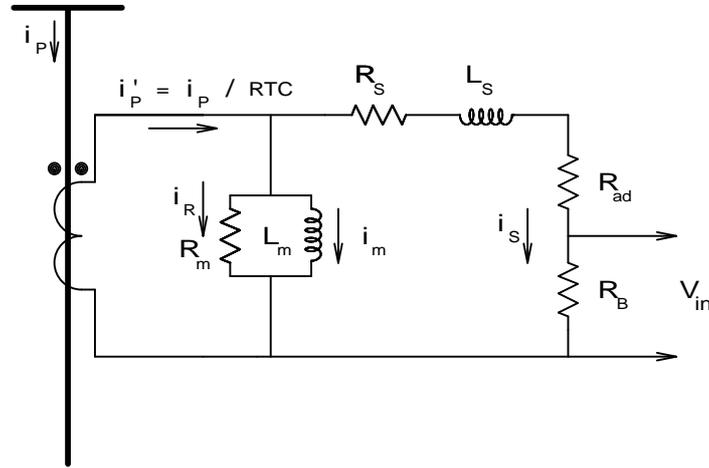


Fig. 5.4.1 – Circuito Equivalente do Transformador de Corrente

i_p' é a corrente do enrolamento primário i_p referida ao secundário e apresenta a seguinte definição:

$$i_p' = i_p / RTC = i_{EXC} + i_s \quad (5.1)$$

Os TCs comerciais apresentam um número reduzido de espiras no primário com pequena resistência e pouca dispersão. Por isso, a impedância primária pode ser desprezada ou seja, o enrolamento primário é percorrido normalmente pela corrente de linha do sistema, com queda insignificante de tensão.

Para determinação da relação de transformação do TC, devem ser considerados os critérios da corrente nominal e da corrente máxima de curto-circuito. Sendo as correntes de curto bem menores que o limite de 20 vezes a corrente nominal, o critério da corrente nominal prevalece. Considerando os parâmetros do sistema elétrico já proposto, é possível especificar os parâmetros do TC.

A corrente primária nominal é um importante parâmetro a se determinar. De acordo com os dados dos 3 transformadores elevadores de 400 MVA com tensão de 500 kV no seu secundário, obtemos:

$$I_{nom} = \frac{S_{nom}}{\sqrt{3}V_{nom}} = \frac{3 \cdot 400 \cdot 10^6}{\sqrt{3} \cdot 500 \cdot 10^3} = 1,386 \text{ kA} \quad (5.2)$$

No Brasil, a corrente do secundário do TC está normalizada em 5 A pela NBR6856, apesar de se encontrar algumas aplicações de 1A. Pela mesma norma, as correntes primárias do TC são fixadas em:

5, 10, 15, 20, 25, 30, 40, 50, 60, 75, 100, 125, 150, 200, 250, 300, 400, 500, 600, 800, 1000, 1200, 1500, 2000, 3000, 4000, 5000, 6000 e 8000 A.

Assim, considerando o valor imediatamente superior da corrente primária, é possível se determinar a relação de transformação do TC como:

$$RTC = \frac{I_p}{I_s} = \frac{1500}{5} \quad (5.3)$$

Os valores de corrente de curto-circuito que podem passar pelo primário do TC afim de que o erro de sua classe seja mantido, define o fator de sobrecorrente (F.S.). De acordo com atual ABNT-NBR 6856, o valor de F.S. é sempre fixado em 20. A classe de exatidão considerada para o TC é de 10%, com baixa reatância e potência de carga de 200 VA.

Todas as especificações para o transformador de corrente são indicadas no Apêndice A.

5.5 DIVISOR CAPACITIVO E TRANSFORMADOR DE POTENCIAL

Em sistemas elétricos de alta tensão, a utilização dos transformadores de potencial (TP) é construtivamente proibida, pois não é possível conseguir relações de espiras extremamente elevadas. Até 69 kV, a utilização do TP é possível. Acima disto, utiliza-se o dispositivo auxiliar conhecido como divisor capacitivo de potencial (DCP).

O DCP é um banco de capacitores em série que é capaz de reduzir a tensão e é então conectado ao TP, como mostrado na figura 5.5.1.

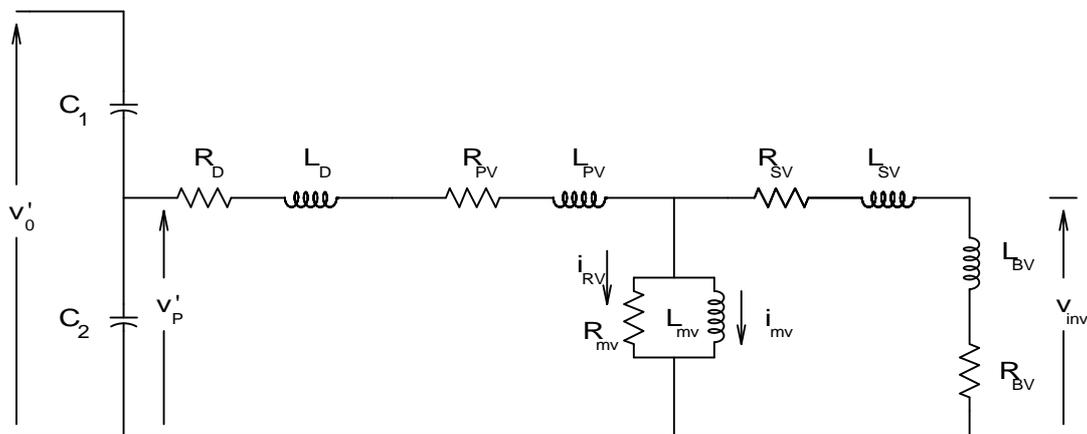


Fig. 5.5.1 – Representação do Divisor Capacitivo e do Transformador de Potencial (DCP)

O transformador de potencial deve então completar a relação de transformação do divisor capacitivo. Os TPs são projetados para uma tensão secundária nominal padronizada em 115 V.

A relação de transformação RTP do transformador é determinada a partir do conhecimento das capacitâncias C_1 e C_2 do divisor capacitivo. Sendo a tensão primário do DCP igual a 500 kV e considerando $C_1 = 5,210 \text{ nF}$ e $C_2 = 123,050 \text{ nF}$, obtemos:

$$v_p' = v_0' \left(\frac{C_1}{C_1 + C_2} \right) = 20,31 \text{ kV} \quad (5.4)$$

$$RTP = \frac{V_P'}{V_{inv}} = \frac{20.310}{115} = 176,61 \quad (5.5)$$

Para fins de simulação, a impedância do reator do divisor capacitivo pode ser somada à impedância do enrolamento primário do transformador de potencial, sem prejudicar as definições de RTP .

A especificação do DCP para este trabalho pode ser observado no Apêndice A.

5.6 ESQUEMA PARA LOCALIZAÇÃO DE FALTAS E FILTRO BUTTERWORTH

Neste item, apresentamos informações sobre o esquema típico adotado para a aquisição digital e que é empregado para alimentar o algoritmo de localização de faltas. A figura 5.6.1 indica um diagrama de blocos com um esquema dos elementos básicos deste hardware padrão.

A seguir vemos os principais elementos e suas características:

- Os transformadores de tensão e corrente reduzem a sua magnitude a níveis adequados aos microprocessadores.
- Um filtro analógico passa-baixa é utilizado como filtro anti-aliasing para impedir que as altas frequências dos sinais transitórios sejam amostrados e causem erros no processamento dos sinais.
- Um circuito Sample and Hold é utilizado na amostragem dos sinais analógicos disponibilizados ao multiplexador.
- O Multiplexador é utilizado na conexão das entradas analógicas, permitindo que apenas um conversor analógico/digital seja utilizado.
- Um conversor A/D é utilizado na conversão dos dados analógicos para digital.
- Os dados digitalizados são enviados ao processador para serem utilizados pelo algoritmo de localização de faltas que é implementado por um software para aplicação da técnica escolhida.

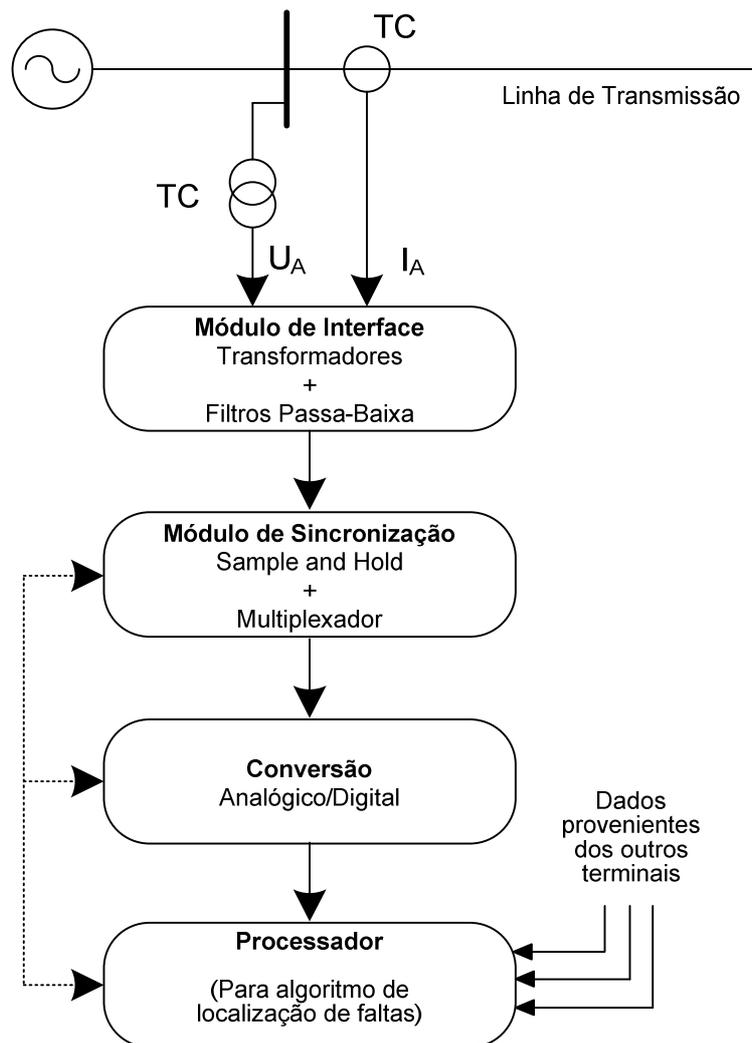


Fig. 5.6.1 – Esquema Padrão para localização de faltas

Antes do processamento digital, é necessário que os sinais disponíveis passem pelo filtro passa-baixa para retirada das altas frequências do espectro harmônico gerado pelos transitórios no sistema de transmissão e ainda pelos canais de transdução dos sinais disponíveis que podem conduzir a erros de localização.

O filtro Butterworth de segunda ordem (figura 5.6.2) foi utilizado devido a sua simplicidade e efetividade. O modelo de filtro utilizado no presente trabalho se baseia em modelo apresentado pela referência [31]. Algumas informações sobre tal filtro foram apresentadas no capítulo 4.

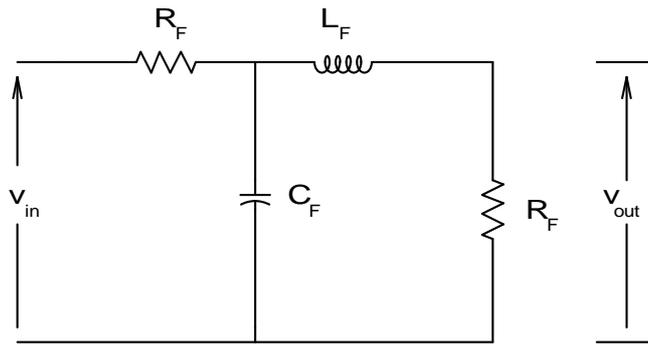


Figura 5.6.2 – Estrutura do filtro analógico de segunda ordem

Na figura 5.6.3 é apresentada a oscilografia de uma tensão original de entrada e a oscilografia desta mesma tensão após a passagem pelo filtro Butterworth.

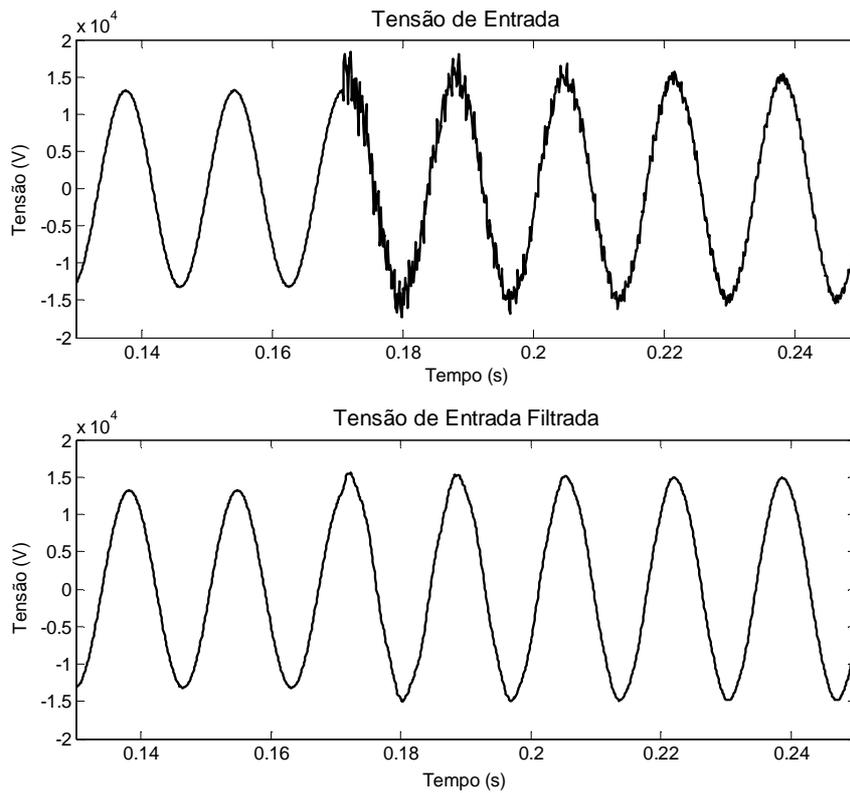


Fig. 5.6.3 – Ondas de tensão de entrada original e de entrada filtrada.

6 SIMULAÇÕES E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Neste capítulo serão apresentadas as premissas adotadas no trabalho de dissertação, os casos utilizados para treinamento e definição da arquitetura da RNA, bem como os resultados de algumas simulações mostrando os resultados obtidos pelo sistema localizador de faltas desenvolvido. Todos os casos utilizados para o desenvolvimento e validação do método proposto foram simulados através do Matlab.

6.1 EXEMPLO DE PROCESSAMENTO DA OSCILOGRAFIA

Antes da execução do método de localização de faltas, é necessária a obtenção dos fasores tensão e corrente na frequência fundamental de 60 Hz, com a correta sincronização por GPS e a detecção do instante de ocorrência de um curto-circuito identificando os instantes de pré e pós-falta.

Os gráficos a seguir ilustram as etapas precedentes à aplicação das redes neurais no método de localização de faltas.

Os conjuntos de gráficos correspondem à simulação da seguinte condição de falta:

- Falta: AT aplicada ao circuito 1;
- Resistência da falta: 100 Ω ;
- Ângulo de Incidência da falta: 0°;²
- Distância da falta em relação ao terminal local: 20 km.

Na primeira etapa são adquiridos os dados oscilográficos através dos registradores digitais localizados nos terminais locais e remotos de cada circuito. As figuras 6.1.1 a 6.1.4 revelam os sinais de tensão e corrente filtrados obtidos a partir dos

² Observando a forma de onda da tensão pré-falta da fase envolvida, observou-se que o sinal da fase A passa por um dos zeros em 0,1666s do período pré-falta, o qual foi associado à incidência de 0°.

dois terminais do circuito duplo proposto, constituídos de alguns ciclos de pré e pós falta.

O ponto de incidência da falta deve ser identificado corretamente antes da aplicação do método de localização de faltas. Para isso, unidades de monitores de transitórios são aplicadas às correntes instantâneas de fase filtradas. As figuras 6.1.5 a 6.1.8 apresentam a evolução dos valores dos monitores de transitórios para as ondas de corrente.

As figuras 6.1.9 a 6.1.12 apresentam os valores das amplitudes dos fasores estimados. O algoritmo cosseno tem excelente capacidade de eliminação da influência da componente CC. Entretanto, observa-se que durante o período subsequente ao ponto de incidência da falta, há a presença de pequenas oscilações. Por isso, para se obter valores mais precisos dos fasores fundamentais para as suas utilizações como entrada das RNAs, estes valores foram capturados 1 ciclo e meio após a detecção da ocorrência da falta.

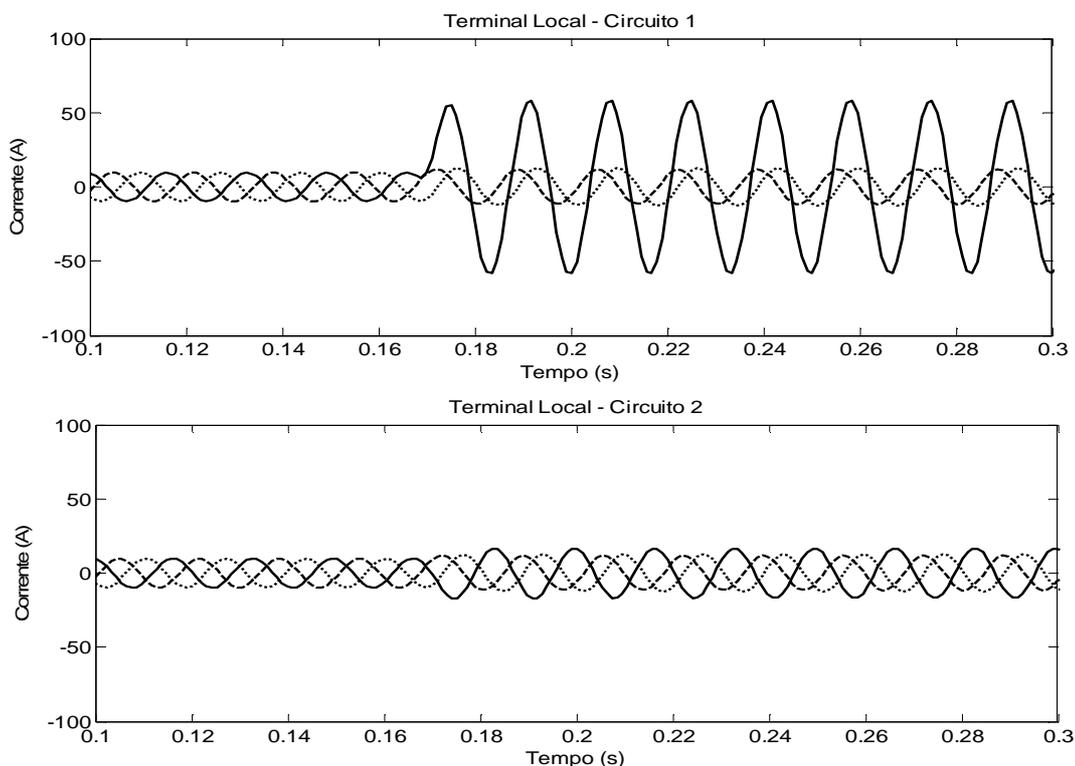


Fig. 6.1.1 – Formas de onda de corrente filtradas no terminal local

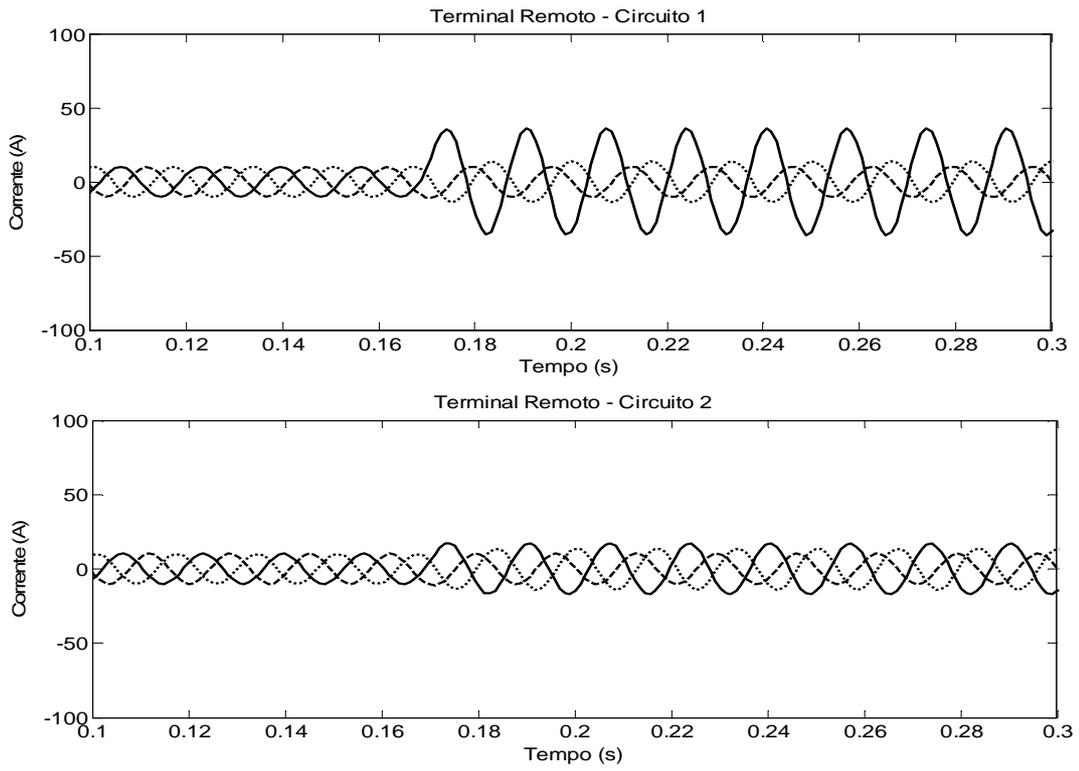


Fig. 6.1.2 – Formas de onda de corrente filtradas no terminal remoto

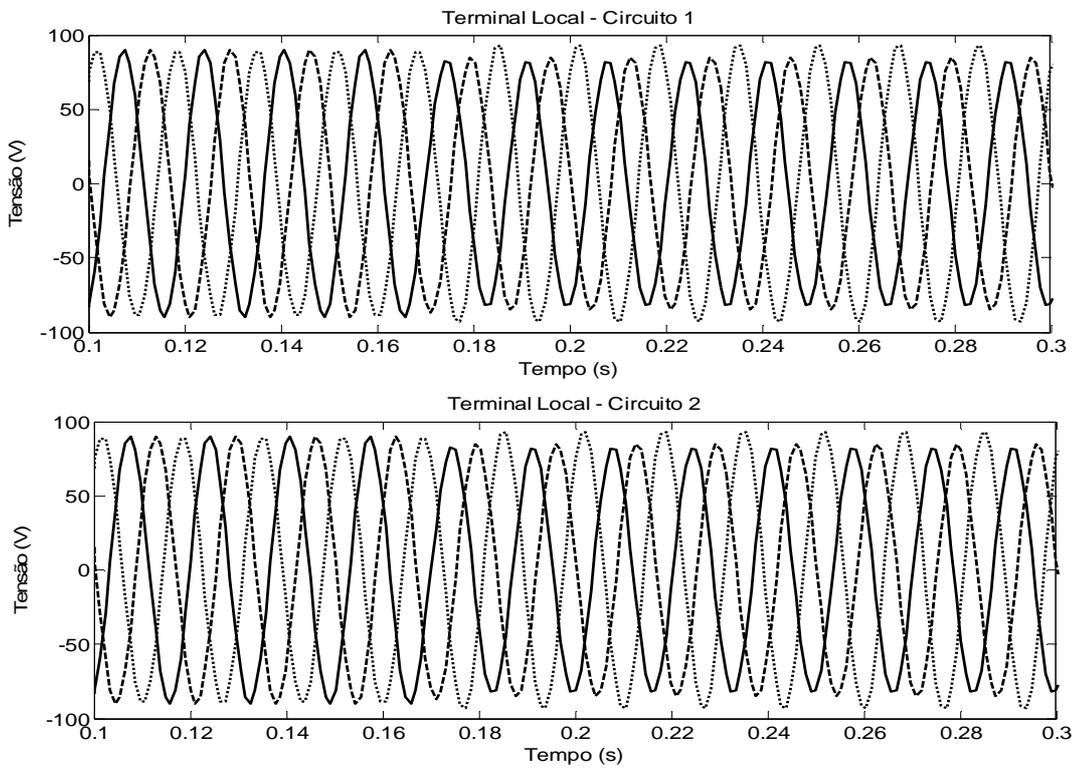


Fig. 6.1.3 – Formas de onda de tensão filtradas no terminal local

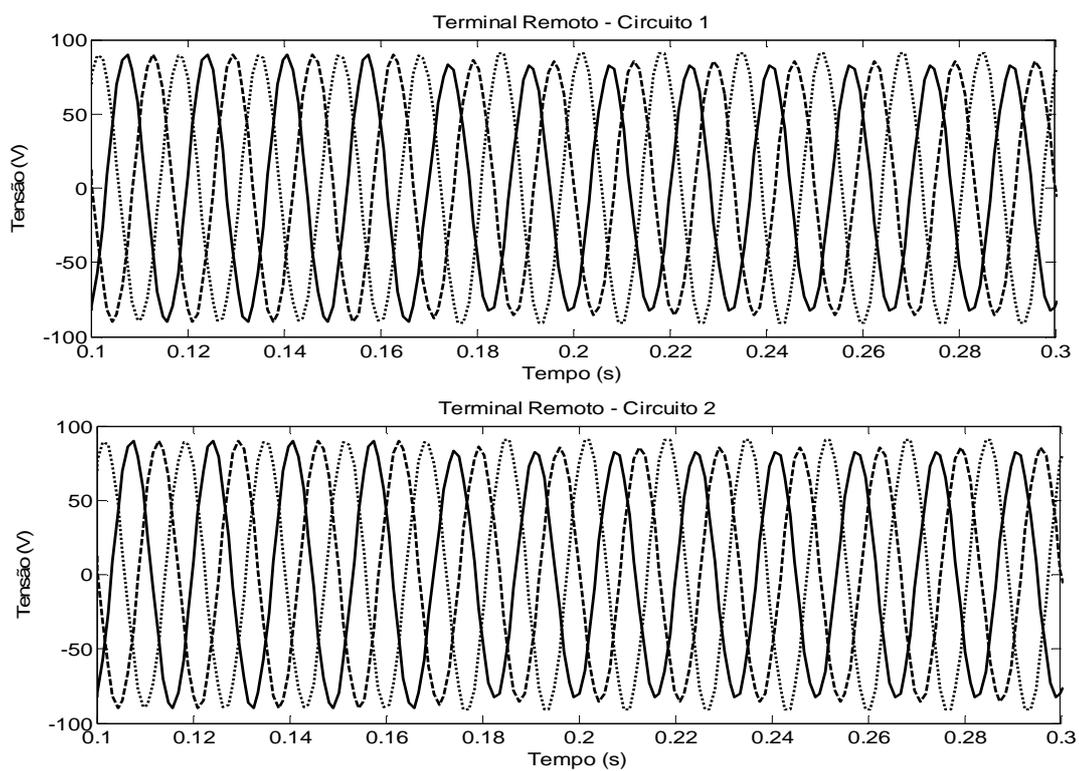


Fig. 6.1.4 – Formas de onda de tensão filtradas no terminal remoto

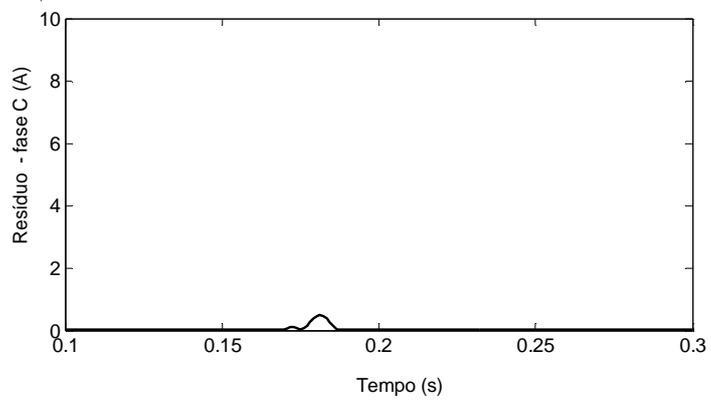
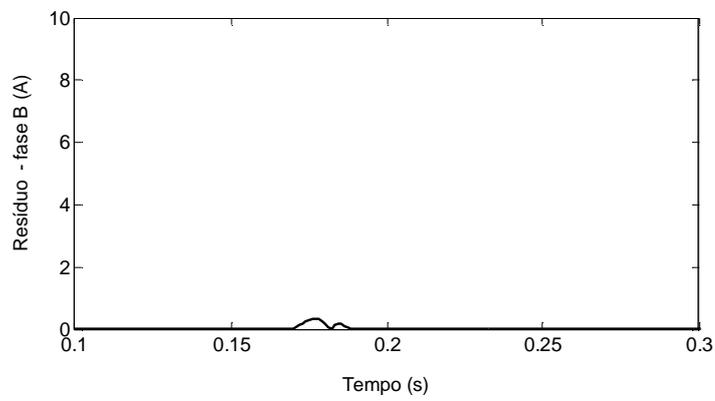
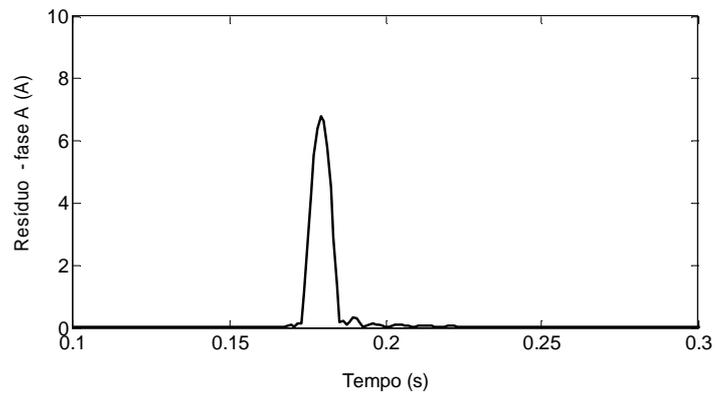


Fig. 6.1.5 – Monitor de transitórios do circuito 1 do terminal local

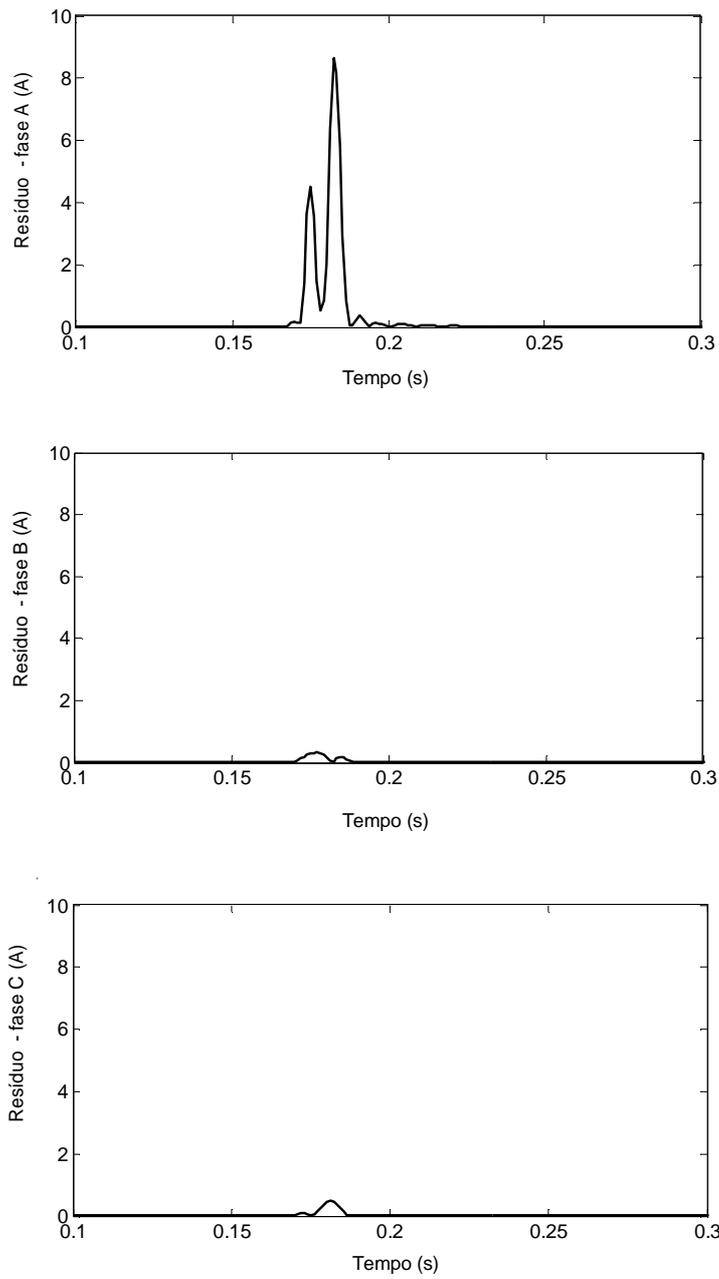


Fig. 6.1.6 – Monitor de transitórios do circuito 2 do terminal local

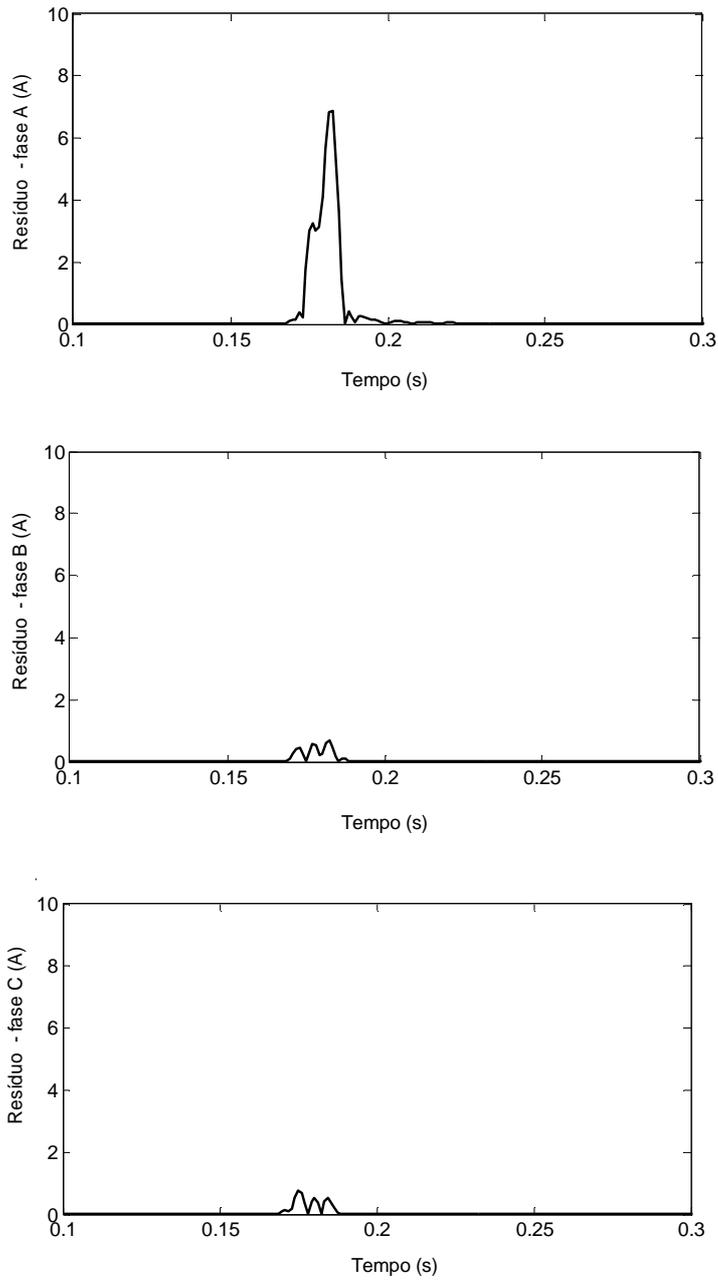


Fig. 6.1.7 – Monitor de transitórios do circuito 1 do terminal remoto

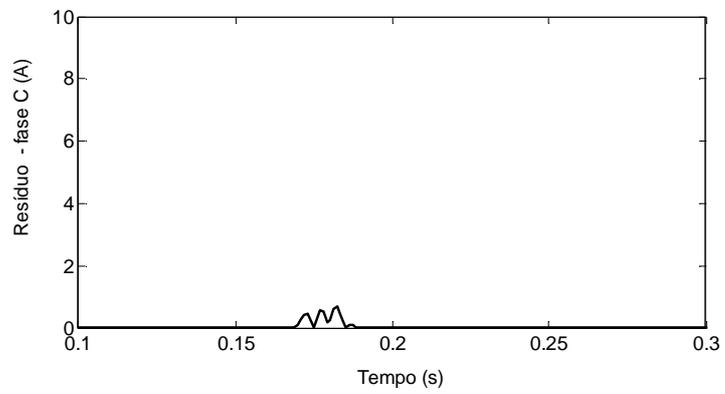
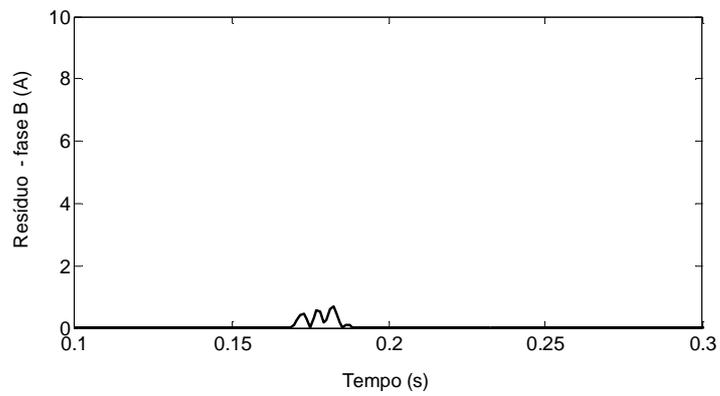
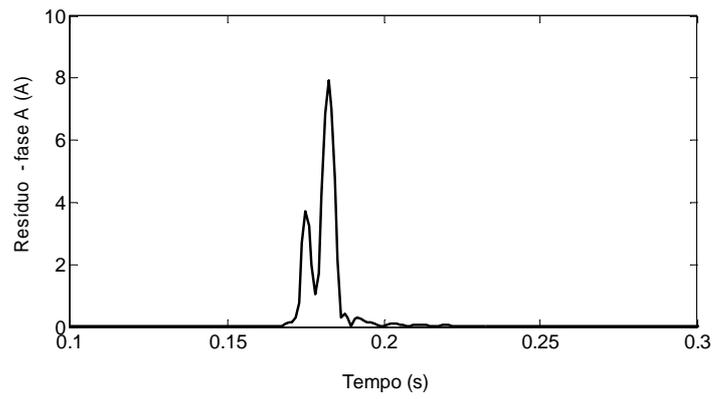


Fig. 6.1.8 – Monitor de transitórios do circuito 2 do terminal remoto

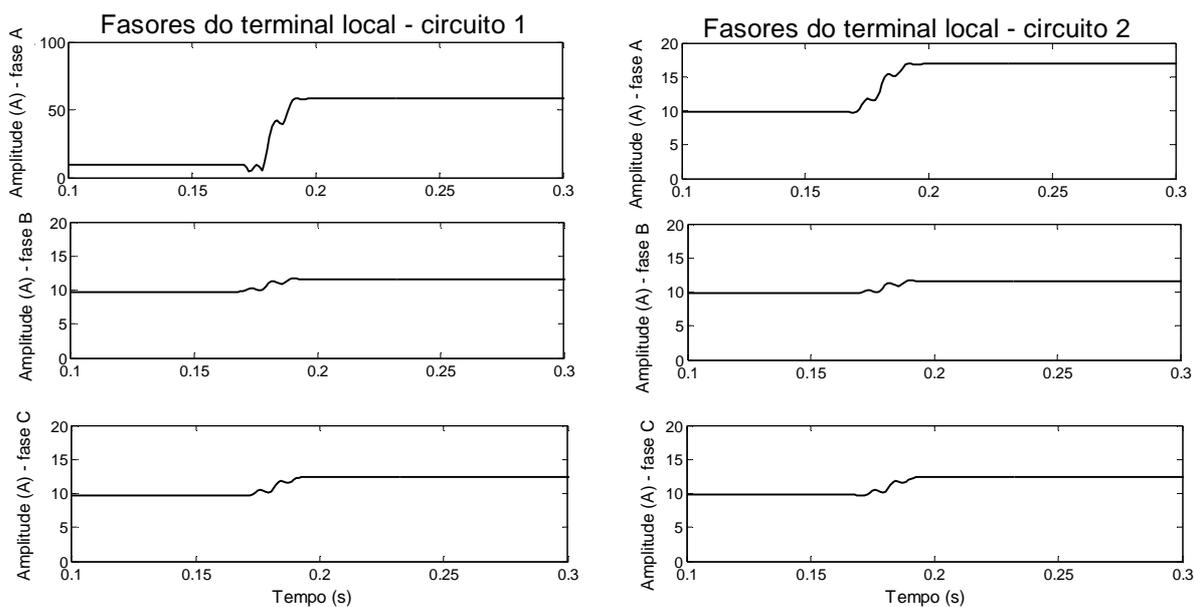


Fig. 6.1.9 – Amplitude dos fasores estimados a partir das ondas de corrente do terminal local

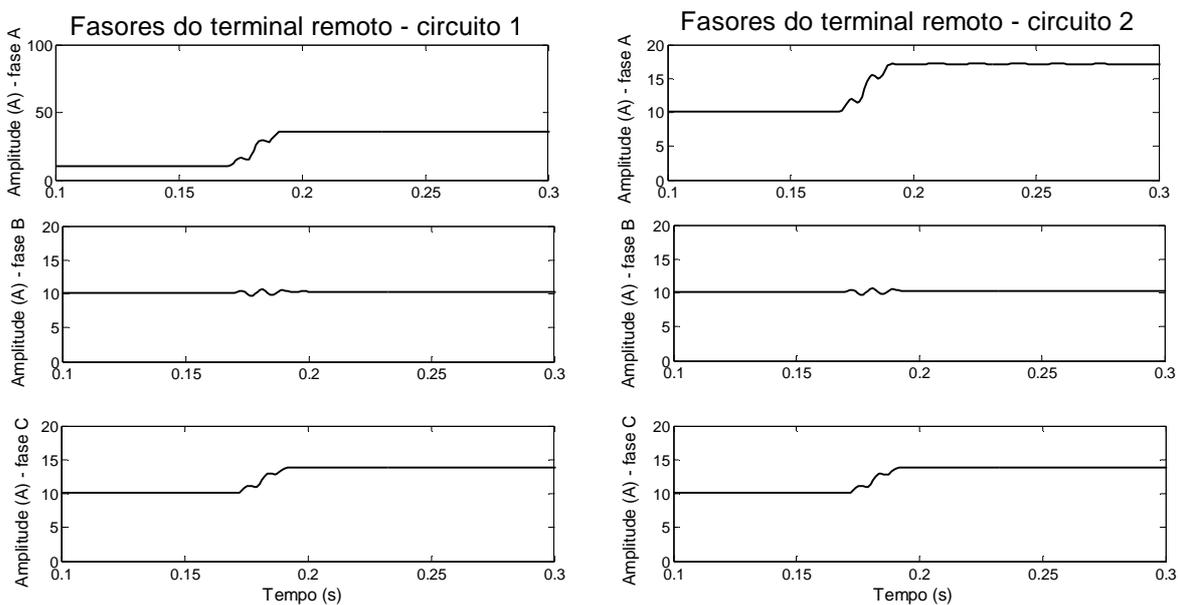


Fig. 6.1.10 – Amplitude dos fasores estimados a partir das ondas de corrente do terminal remoto

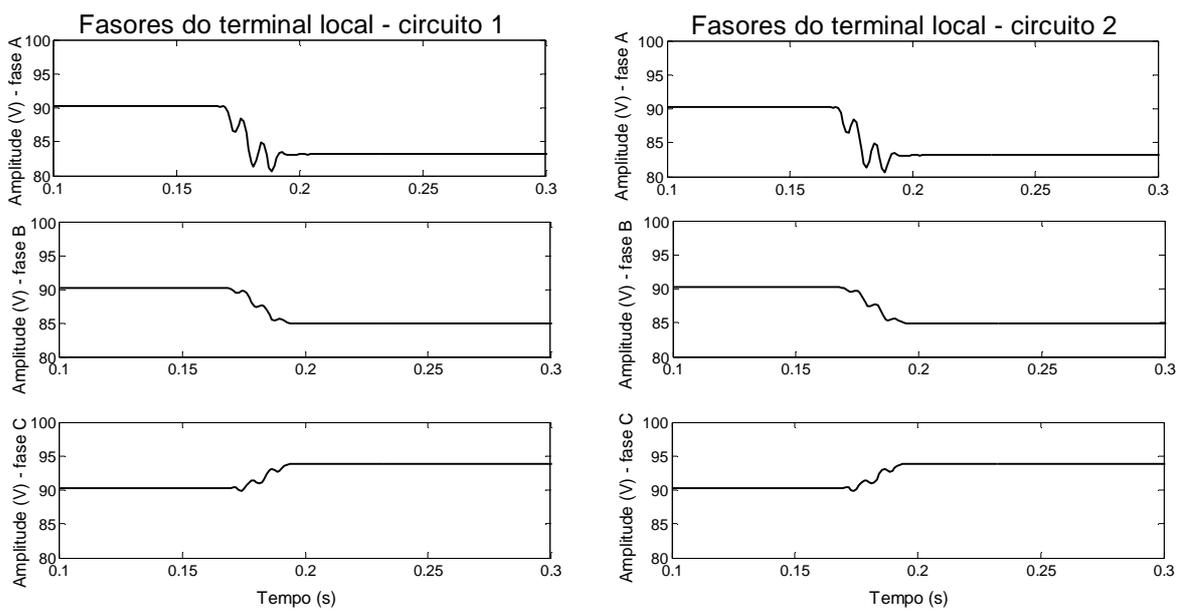


Fig. 6.1.11 – Amplitude dos fasores estimados a partir das ondas de tensão do terminal local

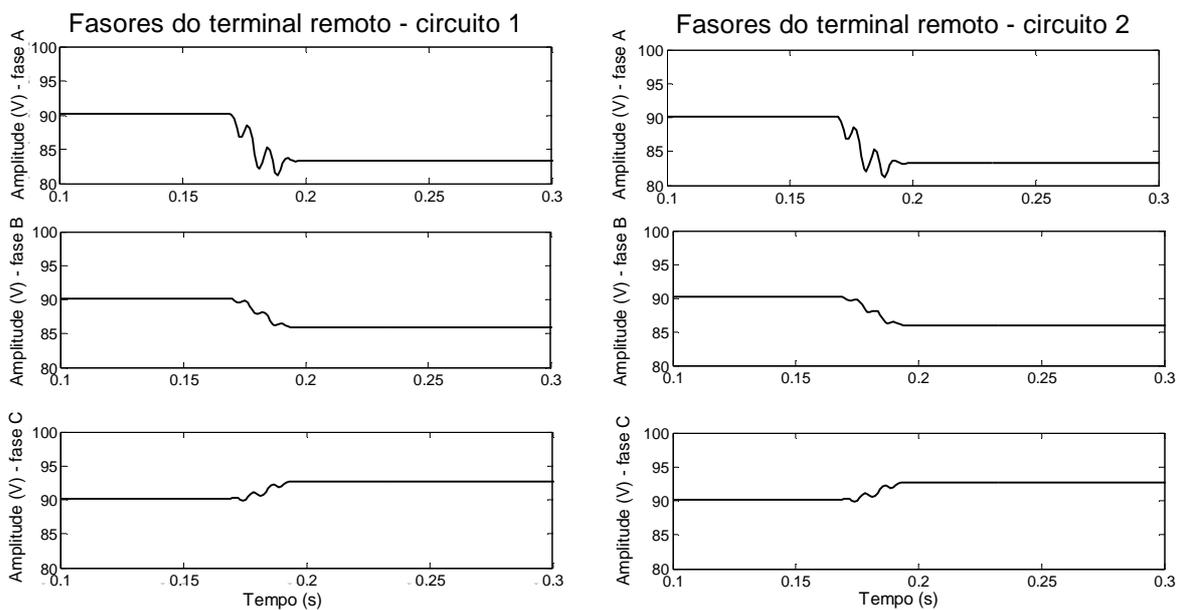


Fig. 6.1.12 – Amplitude dos fasores estimados a partir das ondas de tensão do terminal remoto

6.2 VARIAÇÕES DAS CONDIÇÕES DE FALTA

Após alguns testes optou-se pela utilização de três redes neurais artificiais. Uma para classificar as faltas (RNA1), outra para localizar faltas do tipo fase-terra (RNA2) e outra para localizar faltas do tipo fase-fase, fase-fase-terra e trifásica (RNA3).

No intuito de treinar as RNAs, um número adequado de dados relevantes deve ser selecionado para que a rede tenha a habilidade de aprender as características fundamentais do problema e também ser capaz de apresentar bons resultados para novas situações não apresentadas anteriormente no treinamento. Levando em conta as considerações anteriores, os dados das extremidades da linha de transmissão em circuito duplo utilizados para a geração de padrões foram obtidos considerando os parâmetros descritos a seguir:

a) Tipo de falta

- Fase-Terra $\left\{ \begin{array}{l} \text{Circuito I : AT, BT, CT} \\ \text{Circuito II : AT, BT, CT} \end{array} \right.$
- Fase-Fase $\left\{ \begin{array}{l} \text{Circuito I : AB, BC, CA} \\ \text{Circuito II : AB, BC, CA} \end{array} \right.$
- Fase-Fase-Terra $\left\{ \begin{array}{l} \text{Circuito I : ABT, BCT, CAT} \\ \text{Circuito II : ABT, BCT, CAT} \end{array} \right.$
- Trifásica $\left\{ \begin{array}{l} \text{Circuito I : ABC} \\ \text{Circuito II : ABC} \end{array} \right.$

b) Localizações da Falta (km)

- 0, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100 (referente ao terminal local)

c) Ângulos de Incidências das Faltas ($^{\circ}$)

- 0 e 90

d) Resistências das Faltas (Ω)

- 0,001, 50 e 100

Assim, haverá um total de 1320 faltas simuladas (20 tipos de falta x 11 localizações x 2 ângulos de incidência x 3 resistências de falta) para o treinamento das redes, tanto para a classificação de faltas quanto para a localização da distância de ocorrência das faltas. A partir das simulações obtidas para cada situação de falta através no software Matlab/Simulink, foram obtidas as magnitudes de tensão e corrente da componente fundamental (60 Hz) nas quatro extremidades do circuito duplo. Os dados de pós-falta foram utilizados como entrada das RNAs e implementadas também no software Matlab, utilizando sub-rotinas da *Neural Network Toolbox*. Sendo assim, as entradas das redes neurais artificiais apresentam 12 medidas de tensão e 12 medidas de corrente dispostas no seguinte formato:

$$P = \begin{bmatrix} |I_{a11}|_k & \cdots & \cdots & |I_{a11}|_K \\ |I_{b11}|_k & \cdots & \cdots & |I_{b11}|_K \\ |I_{c11}|_k & \cdots & \cdots & |I_{c11}|_K \\ |I_{a12}|_k & \cdots & \cdots & |I_{a11}|_K \\ |I_{b12}|_k & \cdots & \cdots & |I_{b11}|_K \\ |I_{c12}|_k & \cdots & \cdots & |I_{c11}|_K \\ |I_{a21}|_k & \cdots & \cdots & |I_{a11}|_K \\ |I_{b21}|_k & \cdots & \cdots & |I_{b11}|_K \\ |I_{c21}|_k & \cdots & \cdots & |I_{c11}|_K \\ |I_{a22}|_k & \cdots & \cdots & |I_{a11}|_K \\ |I_{b22}|_k & \cdots & \cdots & |I_{b11}|_K \\ |I_{c22}|_k & \cdots & \cdots & |I_{c11}|_K \\ |V_{a11}|_k & \cdots & \cdots & |V_{a11}|_K \\ |V_{b11}|_k & \cdots & \cdots & |V_{b11}|_K \\ |V_{c11}|_k & \cdots & \cdots & |V_{c11}|_K \\ |V_{a12}|_k & \cdots & \cdots & |V_{a11}|_K \\ |V_{b12}|_k & \cdots & \cdots & |V_{b11}|_K \\ |V_{c12}|_k & \cdots & \cdots & |V_{c11}|_K \\ |V_{a21}|_k & \cdots & \cdots & |V_{a11}|_K \\ |V_{b21}|_k & \cdots & \cdots & |V_{b11}|_K \\ |V_{c21}|_k & \cdots & \cdots & |V_{c11}|_K \\ |V_{a22}|_k & \cdots & \cdots & |V_{a11}|_K \\ |V_{b22}|_k & \cdots & \cdots & |V_{b11}|_K \\ |V_{c22}|_k & \cdots & \cdots & |V_{c11}|_K \end{bmatrix} \quad (6.1)$$

onde:

P	Matriz de Entrada das Redes Neurais Artificiais;
$I_a/I_b/I_c$	Módulo do fasor fundamental das correntes nas fases A , B e C ;
$V_a/V_b/V_c$	Módulo do fasor fundamental das tensões nas fases A , B e C ;
k	Índice da simulação ($k=1, \dots, K$);
K	Número total de simulações ($K=1320$);
<i>índice 11</i>	Referente ao terminal 1, circuito 1;
<i>índice 12</i>	Referente ao terminal 1, circuito 2;
<i>índice 21</i>	Referente ao terminal 2, circuito 1;
<i>índice 22</i>	Referente ao terminal 2, circuito 2.

Os conjuntos de validação e de teste utilizados na topologia das redes foram determinados combinando os 20 tipos de faltas com variações aleatórias do local de ocorrência da falta (0 – 100 km), da resistência da falta (0 - 100 Ω) e do ângulo de incidência da falta (0 – 360°). Os conjuntos apresentam um total de 880 padrões, sendo assim um total de 44 padrões para cada tipo de falta.

Como já dito em capítulo anterior, uma arquitetura de rede neural com uma camada oculta é capaz de resolver qualquer tipo de problema e por isso está será a quantidade de camadas utilizada neste trabalho, utilizando o algoritmo *backpropagation* de múltiplas camadas como algoritmo de treinamento.

É importante ressaltar que o banco de dados gerados para cada tipo de rede considera que o tamanho do conjunto de treinamento corresponde a 60% do conjunto de casos, enquanto os conjuntos de teste e de validação corresponderão a 40% do conjunto de casos, 20% para cada conjunto. Entretanto, o conjunto de teste não é utilizado durante o treinamento, atuando na verificação da capacidade de generalização das redes.

6.3 ARQUITETURA DA RNA1

Após a confirmação da ocorrência de falta, a RNA1 é utilizada na classificação do tipo de falta. A partir dos dados de treinamento, a rede deve reconhecer as fases envolvidas no curto-circuito. Para classificar os tipos de curto-circuito, foram considerados 7 neurônios na camada de saída, representando cada neurônio o envolvimento das fases do circuito duplo e a terra. Utilizou-se a convenção de que as fases envolvidas na falta, o valor de saída deve ser “1”, enquanto que as fases não envolvidas o valor de saída deve ser “-1”. Assim, quando uma saída apresentar um valor negativo, este será aproximado para “-1” e, quando uma saída apresentar um valor positivo, este será aproximada para “1”. Devido aos valores de saída apresentarem intervalo [-1,1], os dados de entrada serão normalizados assumindo este mesmo intervalo.

Com base no sistema analisado, a RNA1 apresenta 20 diferentes tipos de saídas possíveis e que podem ser conferidos na tabela a seguir:

Tabela 6.3.1 – Tabela de Faltas e Saídas Esperadas da RNA1

Circuito	Tipo de Falta	Saídas						
		A1	B1	C1	A2	B2	C2	T
Circuito I	AT	1	-1	-1	-1	-1	-1	1
	BT	-1	1	-1	-1	-1	-1	1
	CT	-1	-1	1	-1	-1	-1	1
	AB	1	1	-1	-1	-1	-1	-1
	BC	-1	1	1	-1	-1	-1	-1
	CA	1	-1	1	-1	-1	-1	-1
	ABT	1	1	-1	-1	-1	-1	1
	BCT	-1	1	1	-1	-1	-1	1
	CAT	1	-1	1	-1	-1	-1	1
	ABC	1	1	1	-1	-1	-1	-1
Circuito II	AT	-1	-1	-1	1	-1	-1	1
	BT	-1	-1	-1	-1	1	-1	1
	CT	-1	-1	-1	-1	-1	1	1
	AB	-1	-1	-1	1	1	-1	-1
	BC	-1	-1	-1	-1	1	1	-1
	CA	-1	-1	-1	1	-1	1	-1
	ABT	-1	-1	-1	1	1	-1	1
	BCT	-1	-1	-1	-1	1	1	1
	CAT	-1	-1	-1	1	-1	1	1
	ABC	-1	-1	-1	1	1	1	-1

Para a obtenção da topologia da rede, várias arquiteturas de rede foram testadas variando o número de neurônios na camada intermediária da RNA1 de modo a encontrar uma arquitetura que minimizasse os erros no conjunto de validação. A figura 6.3.1 apresenta os erros de validação para cada arquitetura simulada com o objetivo de

se escolher a topologia de melhor desempenho. É importante observar que na identificação do tipo de falta, o erro médio (ME do inglês *mean error*) foi considerado mais apropriado para análise dos resultados, pois só são considerados como resposta os valores processados pela camada de saída que estão dentro de dois intervalos, ou seja, é considerado que os resultados positivos sendo iguais a “1” e os negativo iguais “-1” são as respostas corretas da rede.

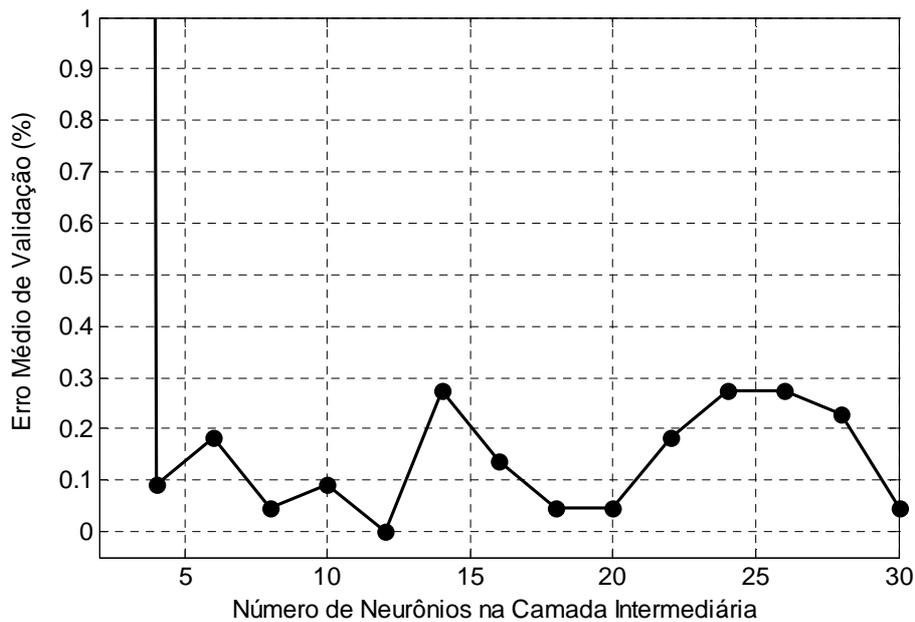


Fig. 6.3.1– Erro médio de validação versus número de neurônios na camada intermediária

Para confirmação da topologia ideal e no intuito de se obter uma rede mais robusta para posteriores utilizações, a raiz do erro médio quadrático (RMSE do inglês *root mean square error*) antes da aproximação dos dados também foi analisada. Este erro é capaz de penalizar os erros maiores. Na figura 6.3.2 pode-se observar os erros de treinamento e validação em função do número de neurônios na camada escondida.

$$RMSE = \sqrt{\sum_{j=1}^N \frac{|S_{Dj} - S_{Oj}|^2}{N}} \quad (6.2)$$

onde:

S_{Dj} e S_{Oj} : representa as saídas desejadas e obtidas da rede neural, respectivamente.

N : representa o número de amostras.

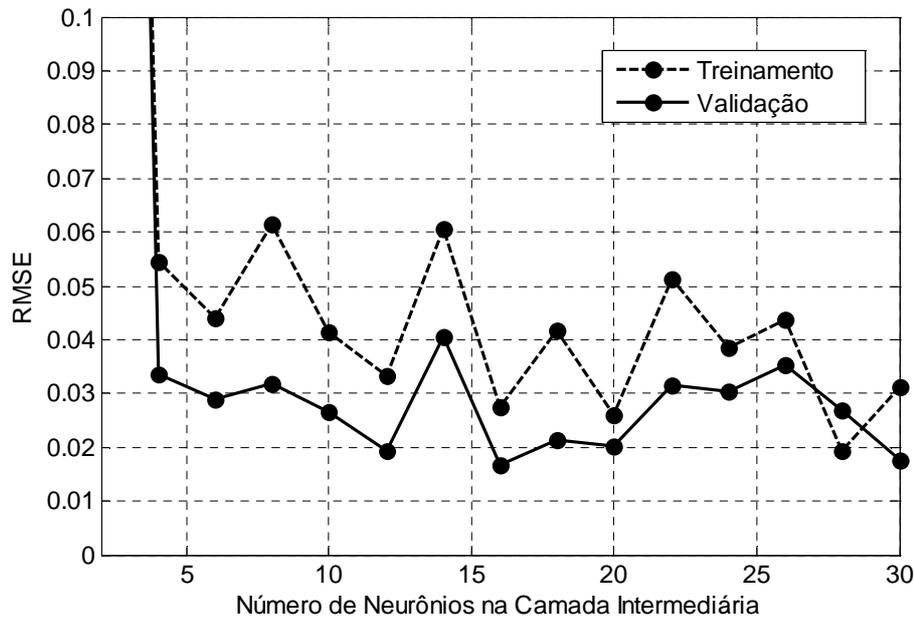


Fig. 6.3.2– Erro RMSE versus número de neurônios na camada intermediária

A fim de avaliar o desempenho da rede, foi considerado o valor médio obtido após cinco treinamentos realizados consecutivamente e todas as redes tiveram como convergência o método de parada antecipada. É importante observar que nem sempre o menor erro no subconjunto de treinamento é sinal de boa generalização.

Após avaliação dos dois gráficos anteriores, observa-se que 12 neurônios na camada intermediária são suficientes para obtenção de uma boa generalização e para apresentação dos resultados desejados. Por isto, esta será a topologia utilizada. Suas características podem ser observadas na tabela 6.3.2.

Tabela 6.3.2 – Erros RMSE e ME para a topologia da RNA1

Rede	Arquitetura	RMSE Treinamento	RMSE Validação	ME% Validação
RNA1	24-12-7	1,1296e-02	5,1673e-03	0

Depois de analisadas as várias combinações possíveis de funções de transferência, na camada intermediária foi escolhida a função Tangente Hiperbólica enquanto que a função Linear com Saturação Simétrica foi escolhida para a camada de saída. Ambas as funções limitam a resposta entre [-1,1]. A figura 6.3.3 ilustra a arquitetura da rede.

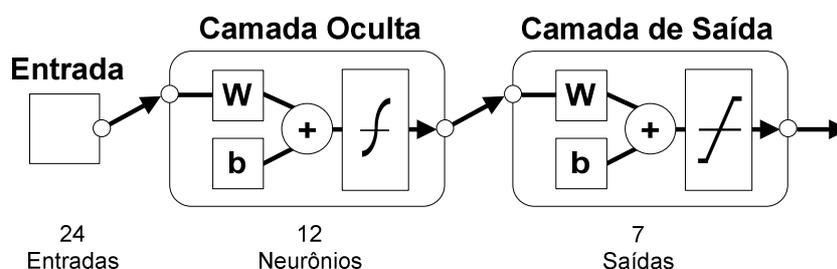


Fig. 6.3.3– Arquitetura da RNA1

Através de análise empírica, o treinamento desta RNA foi realizado utilizando o algoritmo de treinamento gradiente conjugado escalonado (Moller, 1993). Este algoritmo é um método de segunda ordem que utiliza informações da derivada segunda da função erro. Este método trata de problemas de grande escala de maneira efetiva. Além do mais, este método evita a busca unidimensional a cada iteração que envolve um grande número de avaliações da função e de sua derivada, torna o processo mais eficiente do ponto de vista computacional. O algoritmo de treinamento determina otimizações na velocidade e no uso de memória durante o cálculo;

Já para efetuar o ajuste dos pesos e ‘bias’, foi empregado o algoritmo de aprendizado utilizando o método do gradiente descendente. E, para a análise do critério de erros, foi aplicada a função *mse* (do inglês *mean square error*) que calcula a média do erro quadrático.

Após diversos testes realizados, as características básicas desta rede neural artificial podem ser resumidas na tabela 6.3.3.

Tabela 6.3.3 – Características da RNA1

Característica	RNA1
Número de Neurônios da camada de entrada	24
Número de Neurônios na camada intermediária	12
Número de Neurônios na camada de saída	7
Função de ativação da camada intermediária	Tangente hiperbólica
Função de ativação da camada de saída	Linear com Saturação

6.4 ARQUITETURA DAS RNA2 E RNA3

Uma vez identificado o tipo de falta ocorrido na linha de transmissão, as RNA2 e RNA3 foram utilizadas na localização das faltas fornecendo a distância da falta tendo como referência o terminal local da linha de transmissão, sendo RNA2 responsável pela localização de faltas do tipo fase-terra enquanto RNA3 ficou responsável pela localização de faltas do tipo fase-fase, fase-fase-terra e trifásica.

As saídas destas redes assumem valores normalizados entre “0” e “1” em função da distância entre o início da linha de transmissão e o ponto de ocorrência do curto-circuito. Com isso, as redes apresentam função tangente hiperbólica na camada oculta e função linear na camada de saída.

Para a RNA2, o conjunto de treinamento foi formado a partir de 396 padrões e a RNA3 a partir de 924 padrões. Cada rede apresenta apenas uma saída. A tabela 6.4.1 apresenta a quantidade de amostras por tipo de conjuntos de dados para cada rede.

Tabela 6.4.1 – Quantidade de amostras por tipo de conjunto de dados

Dados	Treinamento	Validação	Teste
RNA2 (AT, BT, CT)	396	132	132
RNA3 (AB, BA, CA, BT, BAT, CAT, ABC)	924	308	308

Para a obtenção de uma melhor generalização, os treinamentos das RNAs utilizaram o algoritmo de treinamento de Regularização Bayesiana (MacKay, 1992), que consiste em controlar e corrigir os valores dos pesos das sinapses. Este algoritmo adiciona um termo de penalização (regularização) à função objetivo, de modo que o algoritmo de estimação faça com que os parâmetros irrelevantes convirjam para zero, possibilitando a redução do número de parâmetros efetivos utilizados no processo e evitando assim o *overfitting* durante a fase de treinamento.

Assim como na RNA1, para os cálculos de erro de localização de treinamento e validação foi utilizada a fórmula de RMSE e foi adotado, como critério de escolha do melhor desempenho para cada rede, o menor RMSE do subconjunto de validação e considerando o valor médio obtido de cinco treinamentos. As figuras 6.4.2 e 6.4.3 apresentam os resultados obtidos durante a fase de treinamento.

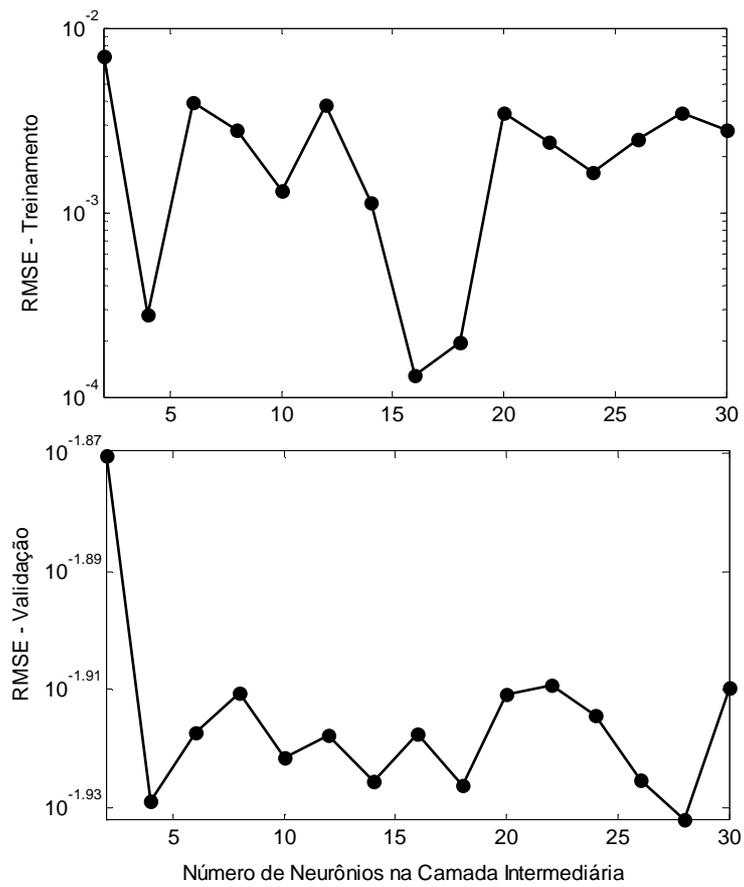


Fig. 6.4.2 – RMSE de treinamento e de validação versus número de neurônios na camada intermediária da RNA2

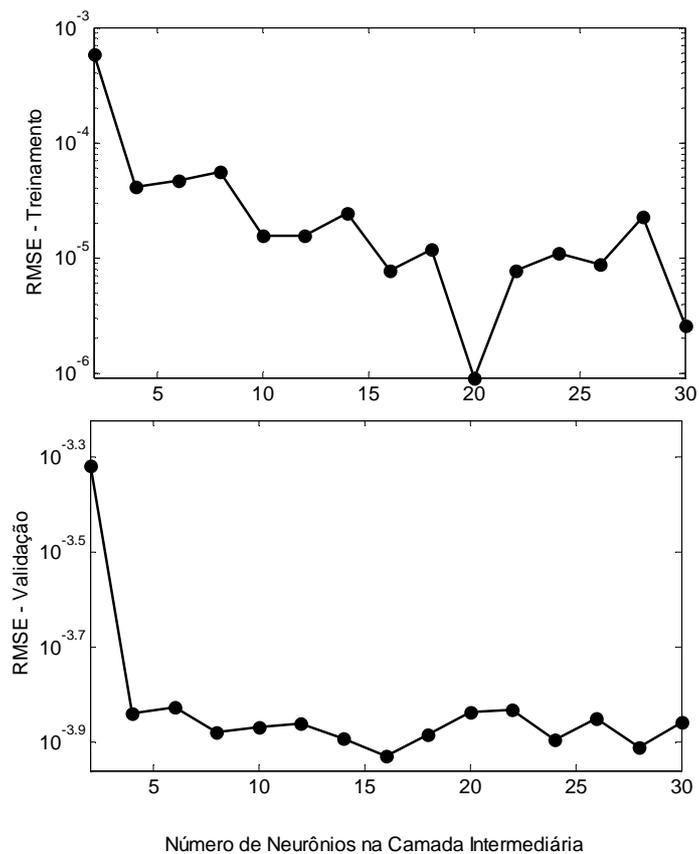


Fig. 6.4.3 – RMSE de treinamento e de validação versus número de neurônios na camada intermediária RNA3

A tabela 6.4.2 mostra os valores das arquiteturas e dos erros RMSE de treinamento e validação selecionados a partir de avaliações dos gráficos anteriores referentes a RNA2 e RNA3 e cujas escolhas se devem aos resultados que obtiveram os melhores desempenhos. Por isto, foram utilizadas na localização de faltas. A figura 6.4.4 ilustra a arquitetura das redes.

Tabela 6.4.2 – Erros RMSE para as topologias da RNA2 e da RNA3

Rede	Arquitetura	RMSE Treinamento	RMSE Validação
RNA2	24-28-1	1,47949e-04	1,19479e-02
RNA3	24-16-1	1,6380e-03	1,0766e-02

Como método de parada foi utilizado o método de parada antecipada, ou seja, quando a curva de desempenho da validação começa a crescer a partir de certo ponto, este é o ponto de mínimo que determina o melhor momento de parar o treinamento da rede e obter uma boa generalização.

Após todos os testes realizados com várias topologias, a tabela 6.4.3 apresenta as características das redes de múltiplas camadas escolhidas.

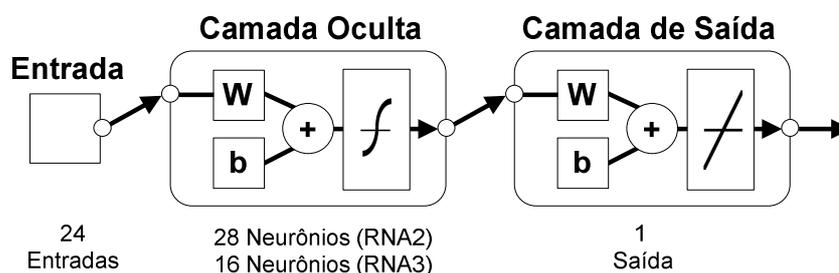


Fig. 6.3.4– Arquitetura das RNA2 e RNA3

Tabela 6.4.3 – Características das RNA2 e RNA3

Característica	RNA2	RNA3
Número de Neurônios da camada de entrada	24	24
Número de Neurônios na camada intermediária	28	16
Número de Neurônios na camada de saída	1	1
Função de ativação da camada intermediária	Tangente hiperbólica	Tangente hiperbólica
Função de ativação da camada de saída	Linear	Linear

6.5 RESULTADOS DOS TESTES

Este item apresenta os resultados obtidos através da aplicação da metodologia proposta em exemplares nunca vistos pelas redes.

Para avaliar o desempenho dos modelos das RNAs treinadas, foram criados vários casos de testes com diversas simulações de falta apresentados no subconjunto de teste. Vale lembrar que o conjunto de teste apresenta dados aleatórios do local de ocorrência da falta (0 – 100 km), da resistência da falta (0 - 100Ω) e do ângulo de incidência da falta (0 – 360°).

Na apresentação dos resultados para o conjunto de casos teste utilizou-se o erro em função do comprimento total da linha, ou seja, o erro percentual relativo (equação 6.3)

$$e(\%) = \left| \frac{\text{local real (km)} - \text{local estimado (km)}}{\text{comprimento da linha}} \times 100 \right| \quad (6.3)$$

No caso da rede de identificação do tipo de falta (RNA1), a tabela 6.5.1 mostra a matriz de confusão³ contendo os resultados obtidos pela rede sob os testes realizados. A matriz mostra que se obteve 100% de acerto na classificação das faltas do conjunto de teste. A correta classificação do tipo de falta é de extrema importância para localização de faltas, pois além de facilitar a restauração e manutenção da linha, esta também possibilita a identificação do circuito sob defeito. Ademais, esta escolha irá decidir qual rede (RNA2 ou RNA3) será utilizada como localizador do ponto de ocorrência da falta.

As tabelas 6.5.2 a 6.5.21 expõem os resultados alcançados pelas RNA2 e RNA3 em teste frente às faltas fase-terra, fase-fase, fase-fase-terra e trifásicas.

³ A matriz confusão de uma hipótese oferece uma medida efetiva do modelo de classificação, mostrando o número de classificações corretas versus as classificações previstas para cada classe sob um conjunto de exemplos. O número de acertos, para cada classe, se localiza na diagonal principal da matriz, enquanto os demais elementos representam erros na classificação.

Tabela 6.5.1 – Matriz de Confusão da RNA1

Classe	A1T	B1T	C1T	AB1	BC1	CA1	AB1T	BC1T	CA1T	ABC1	A2T	B2T	C2T	AB2	BC2	CA2	AB2T	BC2T	CA2T	ABC2
A1T	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
B1T	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
C1T	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
AB1	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
BC1	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
CA1	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
AB1T	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
BC1T	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
CA1T	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
ABC1	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
A2T	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
B2T	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
C2T	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
AB2	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
BC2	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%
CA2	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%
AB2T	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%
BC2T	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%
CA2T	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%
ABC2	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%

Tabela 6.5.2 – Resultado de testes de falta AT no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
AIT	360	70	77	76,7891	0,2109
	0	90	79	78,7230	0,2770
	270	50	55	55,3693	0,3693
	270	50	3	4,8889	1,8889
	90	30	86	85,1956	0,8044
	180	100	86	85,4372	0,5628
	315	20	76	75,5768	0,4232
	270	90	27	27,8598	0,8598
	360	30	54	54,4013	0,4013
	315	70	79	78,7591	0,2409
	315	60	37	37,7057	0,7057
	135	90	22	22,9979	0,9979
	135	100	16	17,4446	1,4446
	0	80	2	3,2828	1,2828
	135	70	97	96,6131	0,3869
	0	0	10	11,6930	1,6930
	135	40	36	37,0820	1,0820
	315	100	46	46,5898	0,5898
	45	50	27	28,1591	1,1591
	180	40	60	60,2098	0,2098
	180	50	97	96,1456	0,8544
225	70	18	18,9174	0,9174	
Erro Médio (%)					0,7892

Tabela 6.5.3 – Resultado de testes de falta AT no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
A2T	315	70	81	80,7216	0,2784
	135	40	12	14,0314	2,0314
	270	10	70	69,8759	0,1241
	270	100	35	35,9360	0,9360
	0	90	10	11,3200	1,3200
	315	50	72	71,8125	0,1875
	270	90	8	9,2312	1,2312
	225	20	91	90,0170	0,9830
	135	80	77	76,7901	0,2099
	45	30	28	29,4709	1,4709
	360	20	92	91,0090	0,9910
	315	60	92	91,5006	0,4994
	225	20	4	6,7628	2,7628
	90	50	74	73,7685	0,2315
	0	40	83	82,3812	0,6188
	360	0	39	39,8267	0,8267
	225	40	58	58,2928	0,2928
	0	10	57	57,2891	0,2891
	360	0	2	3,9764	1,9764
	360	30	75	74,6160	0,3840
	45	0	70	69,9096	0,0904
135	20	11	13,4997	2,4997	
Erro Médio (%)					0,9198

Tabela 6.5.4 – Resultado de testes de falta BT no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
BIT	270	30	75	74,9138	0,0862
	180	60	29	29,8061	0,8061
	90	70	68	67,7095	0,2905
	135	10	43	43,5692	0,5692
	180	20	59	59,4910	0,4910
	135	50	66	66,0121	0,0121
	270	60	8	9,3700	1,3700
	45	10	89	88,5243	0,4757
	90	40	49	49,7215	0,7215
	270	0	17	18,5148	1,5148
	315	30	99	98,0844	0,9156
	135	80	42	42,2677	0,2677
	315	60	57	57,0952	0,0952
	315	90	31	31,6786	0,6786
	225	40	70	70,0756	0,0756
	90	90	78	77,5720	0,4280
	270	30	36	37,2651	1,2651
	90	50	33	33,9950	0,9950
	45	40	35	36,2929	1,2929
	270	100	59	59,2251	0,2251
		360	20	16	18,1630
	90	10	92	91,3546	0,6454
Erro Médio (%)					0,6993

Tabela 6.5.5 – Resultado de testes de falta BT no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
B2T	45	50	82	81,5135	0,4865
	135	80	18	18,7915	0,7915
	360	100	3	4,8996	1,8996
	270	40	2	4,4206	2,4206
	90	70	37	37,4146	0,4146
	270	20	41	41,9809	0,9809
	90	50	59	59,2130	0,2130
	0	100	23	24,3064	1,3064
	225	10	5	7,5159	2,5159
	90	60	68	67,7945	0,2055
	0	50	52	52,4731	0,4731
	0	90	34	34,6057	0,6057
	270	100	6	7,8221	1,8221
	360	30	51	51,8368	0,8368
	135	0	98	97,0516	0,9484
	45	30	2	4,8386	2,8386
	180	20	14	16,2610	2,2610
	360	10	70	69,9457	0,0543
	0	20	53	53,6909	0,6909
	225	80	65	64,7562	0,2438
0	30	32	33,5369	1,5369	
315	80	37	37,3752	0,3752	
Erro Médio (%)					1,0873

Tabela 6.5.6 – Resultado de testes de falta CT no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
C1T	315	0	74	73,7845	0,2155
	225	100	76	75,7449	0,2551
	315	0	49	49,5701	0,5701
	135	100	46	46,6185	0,6185
	45	30	5	8,5560	3,5560
	45	40	12	14,4879	2,4879
	315	100	60	60,2045	0,2045
	45	70	66	65,7446	0,2554
	360	80	77	76,6454	0,3546
	0	90	96	95,4260	0,5740
	0	100	71	70,8651	0,1349
	270	70	59	58,8220	0,1780
	90	70	38	38,1385	0,1385
	360	40	62	62,5239	0,5239
	270	50	46	46,6197	0,6197
	270	90	26	26,6621	0,6621
	315	80	46	46,0163	0,0163
	315	20	2	5,9466	3,9466
	270	40	92	91,0222	0,9778
	360	20	47	48,8648	1,8648
	45	0	93	92,2401	0,7599
90	40	66	66,3363	0,3363	
Erro Médio (%)					0,8750

Tabela 6.5.7 – Resultado de testes de falta CT no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
C2T	45	90	6	7,1002	1,1002
	0	40	70	70,1743	0,1743
	90	50	41	41,7553	0,7553
	45	40	25	26,9806	1,9806
	315	40	34	35,5328	1,5328
	45	20	42	44,0606	2,0606
	180	50	43	43,7175	0,7175
	315	100	90	89,2903	0,7097
	45	0	87	86,4190	0,5810
	0	50	49	49,5590	0,5590
	315	100	9	10,7196	1,7196
	90	80	63	62,8101	0,1899
	90	70	98	97,6046	0,3954
	90	40	34	35,6302	1,6302
	0	10	98	96,4667	1,5333
	135	30	91	89,9339	1,0661
	315	90	25	25,6738	0,6738
	45	40	30	31,7888	1,7888
	90	60	70	69,7526	0,2474
	360	100	53	53,4062	0,4062
225	60	22	22,7340	0,7340	
	180	10	13	15,8797	2,8797
Erro Médio (%)					1,0652

Tabela 6.5.8 – Resultado de testes de falta AB no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
AB1	0	60	45	45,8761	0,8761
	270	90	83	82,7377	0,2623
	315	10	47	47,2572	0,2572
	0	20	24	24,9675	0,9675
	135	70	12	13,4889	1,4889
	360	80	59	59,6957	0,6957
	180	70	74	74,3076	0,3076
	180	0	56	56,2265	0,2265
	225	10	8	9,5722	1,5722
	360	70	5	6,7549	1,7549
	360	100	4	6,1066	2,1066
	45	90	98	96,8655	1,1345
	315	10	41	41,4950	0,4950
	135	40	11	12,4864	1,4864
	180	20	18	19,1472	1,1472
	315	60	58	58,5630	0,5630
	180	40	31	31,8821	0,8821
	0	70	74	74,3076	0,3076
	180	30	83	82,5446	0,4554
	270	60	12	13,5165	1,5165
	180	40	92	91,4706	0,5294
225	90	66	66,3936	0,3936	
Erro Médio (%)					0,8830

Tabela 6.5.9 – Resultado de testes de falta AB no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)	
AB2	0	30	69	68,5963	0,4037	
	360	50	59	59,2346	0,2346	
	45	20	29	29,8488	0,8488	
	360	70	81	80,9683	0,0317	
	90	90	16	17,3753	1,3753	
	90	60	9	10,6228	1,6228	
	225	70	40	41,0554	1,0554	
	270	50	57	57,2940	0,2940	
	135	20	19	20,1184	1,1184	
	135	60	5	6,8048	1,8048	
	315	100	92	90,6583	1,3417	
	225	80	52	52,8152	0,8152	
	45	40	90	89,4528	0,5472	
	270	80	49	49,8696	0,8696	
	360	20	46	46,1742	0,1742	
	180	100	44	44,7660	0,7660	
		0	10	3	4,8196	1,8196
		270	0	98	97,1748	0,8252
		360	70	78	78,0790	0,0790
		90	0	27	28,3980	1,3980
	90	70	62	62,5739	0,5739	
	135	30	7	8,5383	1,5383	
Erro Médio (%)					0,8881	

Tabela 6.5.10 – Resultado de testes de falta BC no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
BC1	90	0	57	57,1927	0,1927
	45	30	39	39,7344	0,7344
	270	100	98	96,6643	1,3357
	315	50	50	50,5719	0,5719
	90	70	87	86,7130	0,2870
	270	20	48	48,4724	0,4724
	135	30	47	47,5069	0,5069
	270	30	83	82,5919	0,4081
	180	10	75	74,7966	0,2034
	270	20	26	27,0734	1,0734
	135	0	82	81,4834	0,5166
	225	0	64	63,9728	0,0272
	270	0	56	56,2261	0,2261
	0	0	74	73,6695	0,3305
	315	0	2	3,8961	1,8961
	360	40	74	73,7807	0,2193
	45	10	40	40,7943	0,7943
	315	40	61	61,1174	0,1174
	180	60	9	10,6569	1,6569
	225	100	77	76,6377	0,3623
	270	100	32	33,0308	1,0308
315	90	11	12,6052	1,6052	
Erro Médio (%)					0,6622

Tabela 6.5.11 – Resultado de testes de falta BC no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
BC2	180	80	20	21,3343	1,3343
	0	90	81	80,7679	0,2321
	45	80	94	93,4485	0,5515
	135	80	57	57,6038	0,6038
	315	20	28	29,0671	1,0671
	225	80	24	25,2551	1,2551
	270	30	65	64,9750	0,0250
	360	50	20	21,3466	1,3466
	45	90	51	51,6610	0,6610
	315	50	96	95,2582	0,7418
	45	70	5	6,7892	1,7892
	225	80	79	78,9812	0,0188
	0	20	3	4,7901	1,7901
	0	30	81	80,6541	0,3459
	45	100	13	14,6345	1,6345
	135	40	42	42,6950	0,6950
	360	80	79	78,9824	0,0176
	270	10	47	47,5115	0,5115
	90	10	57	57,2265	0,2265
	270	98	2	4,0417	2,0417
	315	30	52	52,3521	0,3521
135	0	40	40,7851	0,7851	
Erro Médio (%)					0,8194

Tabela 6.5.12 – Resultado de testes de falta CA no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
CA1	360	30	97	96,1768	0,8232
	135	100	29	30,0766	1,0766
	315	100	23	24,2644	1,2644
	180	70	84	83,9709	0,0291
	45	70	60	60,5447	0,5447
	360	20	13	14,5227	1,5227
	45	0	13	14,6947	1,6947
	135	100	86	85,2629	0,7371
	360	60	2	3,8323	1,8323
	360	60	83	82,8921	0,1079
	0	90	4	5,8127	1,8127
	180	0	4	5,9074	1,9074
	180	50	24	25,2893	1,2893
	0	80	21	22,1511	1,1511
	225	0	71	70,7901	0,2099
	360	80	38	38,8716	0,8716
	0	0	85	84,5752	0,4248
	0	60	8	9,5619	1,5619
	315	0	46	46,6631	0,6631
	270	60	15	16,3716	1,3716
	225	10	61	60,9937	0,0063
90	80	53	53,6694	0,6694	
Erro Médio (%)					0,9806

Tabela 6.5.13 – Resultado de testes de falta CA no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
CA2	135	100	25	26,1874	1,1874
	180	10	61	61,0095	0,0095
	315	80	92	91,5813	0,4187
	135	30	10	11,5111	1,5111
	135	70	69	69,3428	0,3428
	225	30	72	71,6434	0,3566
	225	100	47	47,6318	0,6318
	135	100	34	34,9424	0,9424
	225	40	95	94,2206	0,7794
	270	10	16	17,5135	1,5135
	225	100	56	56,4022	0,4022
	45	0	97	96,2522	0,7478
	315	60	8	9,5180	1,5180
	360	30	37	37,8105	0,8105
	180	50	62	62,1651	0,1651
	270	20	61	60,9568	0,0432
	360	10	2	3,7891	1,7891
	360	40	56	56,1552	0,1552
	225	100	33	33,9697	0,9697
	360	100	89	88,0558	0,9442
	315	0	8	9,6887	1,6887
180	20	56	56,0907	0,0907	
Erro Médio (%)					0,7735

Tabela 6.5.14 – Resultado de testes de falta ABT no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
AB1T	0	40	9	10,4511	1,4511
	45	40	18	19,2503	1,2503
	225	80	2	4,0007	2,0007
	270	60	28	29,4626	1,4626
	90	80	5	6,8447	1,8447
	270	0	72	71,8142	0,1858
	180	10	53	54,1120	1,1120
	135	90	23	24,2338	1,2338
	180	0	26	27,2521	1,2521
	135	90	79	79,0908	0,0908
	360	100	9	10,5625	1,5625
	135	50	12	13,6915	1,6915
	135	0	93	92,3603	0,6397
	135	60	10	11,8739	1,8739
	0	50	12	13,6874	1,6874
	225	70	4	5,9702	1,9702
	225	100	98	97,3792	0,6208
	90	0	16	17,5423	1,5423
	135	70	3	5,0204	2,0204
	45	70	77	76,9771	0,0229
	90	100	80	79,9284	0,0716
315	30	79	79,3596	0,3596	
Erro Médio (%)					1,1794

Tabela 6.5.15 – Resultado de testes de falta ABT no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
AB2T	180	30	64	64,5828	0,5828
	315	40	7	8,4829	1,4829
	0	0	4	5,9062	1,9062
	90	70	56	56,5827	0,5827
	45	50	78	77,6300	0,3700
	315	40	36	36,7770	0,7770
	360	60	29	30,4256	1,4256
	45	30	11	11,9893	0,9893
	90	30	73	73,4688	0,4688
	45	90	32	33,1188	1,1188
	180	90	41	41,9175	0,9175
	225	50	25	26,3735	1,3735
	270	0	22	23,3634	1,3634
	90	80	98	97,4238	0,5762
	45	20	85	85,8235	0,8235
	315	0	98	97,1459	0,8541
	180	80	86	85,8230	0,1770
	225	90	54	54,6345	0,6345
	360	90	81	80,9650	0,0350
	45	60	98	97,0899	0,9101
	315	80	12	13,6357	1,6357
0	40	59	59,2047	0,2047	
Erro Médio (%)					0,8731

Tabela 6.5.16 – Resultado de testes de falta BCT no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
BC1T	45	100	33	33,9757	0,9757
	0	80	86	85,6000	0,4000
	180	0	46	46,6597	0,6597
	180	50	66	65,9801	0,0199
	225	70	6	8,0030	2,0030
	360	30	59	59,8604	0,8604
	180	10	80	80,6285	0,6285
	315	20	31	32,2239	1,2239
	45	30	49	49,9929	0,9929
	315	70	98	97,1299	0,8701
	225	100	69	69,1443	0,1443
	315	100	31	32,0211	1,0211
	315	30	83	83,2009	0,2009
	270	60	87	86,2801	0,7199
	45	20	11	12,1644	1,1644
	0	50	95	94,1107	0,8893
	315	30	11	12,1921	1,1921
	225	70	7	8,9627	1,9627
	180	30	75	75,5041	0,5041
	315	30	24	25,1286	1,1286
180	90	43	43,8951	0,8951	
135	40	33	34,0501	1,0501	
Erro Médio (%)					0,8867

Tabela 6.5.17 – Resultado de testes de falta BCT no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
BC2T	90	90	91	90,5383	0,4617
	315	10	88	88,2680	0,2680
	45	90	67	67,2059	0,2059
	270	70	68	67,9752	0,0248
	0	100	35	35,9350	0,9350
	315	20	77	77,8417	0,8417
	270	50	38	38,9869	0,9869
	225	60	75	74,6241	0,3759
	180	100	51	51,5949	0,5949
	270	30	68	68,6927	0,6927
	360	40	61	61,3922	0,3922
	270	10	15	16,5177	1,5177
	135	60	89	88,2255	0,7745
	0	10	23	24,2951	1,2951
	270	90	78	77,8773	0,1227
	315	20	96	95,8354	0,1646
	180	10	13	14,3624	1,3624
	270	70	34	35,2469	1,2469
	0	80	41	41,9923	0,9923
	45	80	2	4,0711	2,0711
	270	50	96	95,0863	0,9137
270	100	7	8,6528	1,6528	
Erro Médio (%)					0,8133

Tabela 6.5.18 – Resultado de testes de falta CAT no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
CA1T	45	20	44	45,0519	1,0519
	225	60	86	85,5181	0,4819
	225	30	70	70,3699	0,3699
	315	90	6	7,7044	1,7044
	315	100	47	47,6301	0,6301
	180	90	88	87,8559	0,1441
	135	20	75	75,8159	0,8159
	270	100	97	96,3891	0,6109
	90	50	12	13,7140	1,7140
	360	30	38	38,8470	0,8470
	225	100	6	7,7569	1,7569
	360	10	82	82,4938	0,4938
	90	70	7	8,8096	1,8096
	0	70	64	64,3571	0,3571
	90	10	94	93,9166	0,0834
	90	60	21	22,5967	1,5967
	270	60	94	93,2155	0,7845
	180	40	45	45,6064	0,6064
	90	30	15	16,1904	1,1904
	225	40	57	57,2923	0,2923
	225	10	88	88,1944	0,1944
0	100	39	39,7769	0,7769	
Erro Médio (%)					0,8324

Tabela 6.5.19 – Resultado de testes de falta CAT no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
CA2T	45	20	25	26,3117	1,3117
	360	100	81	80,8945	0,1055
	0	20	27	28,1717	1,1717
	0	40	69	68,9999	0,0001
	180	100	91	90,6054	0,3946
	315	0	94	93,4404	0,5596
	0	80	62	62,5095	0,5095
	360	30	98	97,2122	0,7878
	315	30	4	5,1456	1,1456
	315	90	3	4,8662	1,8662
	135	50	93	92,1599	0,8401
	135	20	58	58,9355	0,9355
	180	80	96	95,5873	0,4127
	0	30	97	96,2775	0,7225
	360	10	93	92,9675	0,0325
	225	60	51	51,6626	0,6626
	360	10	18	19,4625	1,4625
	270	30	72	72,3438	0,3438
	315	40	52	52,4120	0,4120
	0	40	62	62,1640	0,1640
135	80	51	51,7797	0,7797	
225	10	48	48,9953	0,9953	
Erro Médio (%)					0,7098

Tabela 6.5.20 – Resultado de testes de falta ABC no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
ABC1	315	70	42	43,4000	1,4000
	225	70	60	59,8478	0,1522
	270	50	22	23,3431	1,3431
	360	90	92	90,9322	1,0678
	0	40	14	14,2731	0,2731
	0	60	49	49,5589	0,5589
	360	20	39	39,9253	0,9253
	270	90	63	62,7723	0,2277
	225	30	38	38,2076	0,2076
	360	90	51	51,7269	0,7269
	135	0	89	88,6216	0,3784
	315	50	30	30,8301	0,8301
	270	60	65	64,7501	0,2499
	270	30	87	87,6331	0,6331
	225	10	25	25,4232	0,4232
	0	100	6	7,6028	1,6028
	360	70	70	69,1080	0,8920
	225	30	37	37,0866	0,0866
	225	80	98	96,6378	1,3622
	0	60	62	61,9210	0,0790
315	100	72	71,4888	0,5112	
135	100	19	20,3936	1,3936	
Erro Médio (%)					0,6966

Tabela 6.5.21 – Resultado de testes de falta ABC no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
ABC2	360	50	45	45,5056	0,5056
	315	100	67	66,6842	0,3158
	225	50	25	26,1518	1,1518
	360	30	72	74,3106	2,3106
	225	100	17	18,4103	1,4103
	45	90	59	59,0913	0,0913
	0	40	15	15,2557	0,2557
	270	40	92	91,6541	0,3459
	315	90	22	24,4295	2,4295
	45	60	46	46,7188	0,7188
	0	40	40	40,2131	0,2131
	90	10	58	60,0912	2,0912
	360	30	80	81,4142	1,4142
	225	0	49	49,6458	0,6458
	225	50	85	84,3404	0,6596
	135	50	91	90,0784	0,9216
	315	100	79	78,3271	0,6729
	180	0	33	33,8114	0,8114
	90	80	12	15,4371	3,4371
	135	60	47	47,6551	0,6551
90	20	82	83,3901	1,3901	
45	10	53	55,0782	2,0782	
Erro Médio (%)					1,1148

Constata-se, através das simulações realizadas, que o maior erro não chega a 4% do comprimento total da linha, sendo que erros acima de 2% correspondem a apenas 5,4% de todos os testes realizados e 66% dos casos apresentaram resultados inferiores a 1%. Observa-se que os maiores valores de erros ocorreram próximo aos terminais das linhas. Além disso, o erro médio máximo para cada tipo de falta não passa de 1,2%.

A partir dos dados obtidos, observa-se que o esquema proposto apresenta resultados satisfatórios considerando que diversos fatores foram levados em conta como: os 10 tipos de curto-circuito aplicados aos dois circuitos, a grande variedade de resistências da falta e de ângulos de incidência da falta, uma fonte de alimentação remota e o efeito do acoplamento mútuo.

6.6 INFLUÊNCIA DA DISTÂNCIA DE FALTA

A distância em que a falta é aplicada pode influenciar nos resultados obtidos pelas RNAs, dependendo da topologia do sistema. A figura 6.6.1 ilustra alguns diferentes casos testados de faltas com ângulo de incidência igual a 0° e resistência de falta de próximo a 0Ω . Pode-se verificar que os maiores percentuais de erros geralmente ocorrem próximo aos terminais da linha. Contudo, analisando os resultados as RNAs continuam apresentando boa precisão.

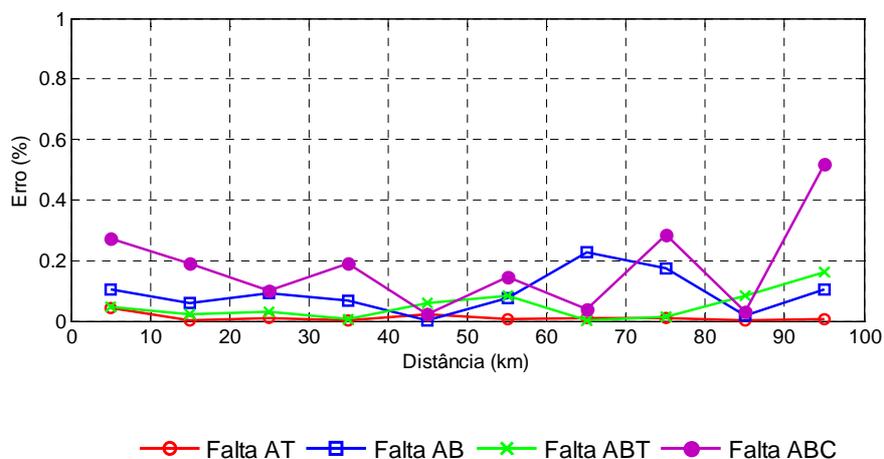


Fig. 6.6.1 – Influência da variação da distância de ocorrência de falta e do tipo de falta na precisão das RNAs

6.7 INFLUÊNCIA DO TIPO DE FALTA

A influência do tipo de falta no desempenho da metodologia proposta deve ser verificada, principalmente no caso de faltas do tipo fase-terra que apresentam a maior predominância de ocorrência em linhas de transmissão. Essa predominância é ainda maior em linhas de alta tensão, uma vez que os grandes espaçamentos entre os condutores dificultam a ocorrência de faltas bifásicas ou trifásicas. A figura 6.6.1 também ilustra situações de faltas fase-terra, fase-fase, fase-fase-terra e trifásicas, com ângulo de incidência igual a zero e resistência de falta próxima a 0Ω .

As faltas trifásicas apresentam os maiores erros médios. Já os menores valores dos erros médios foram encontrados para faltas do tipo fase-terra. Isso se deve ao fato da utilização de uma RNA treinada independentemente dos demais tipos de falta, não sendo influenciada pelos outros tipos de faltas.

6.8 INFLUÊNCIA DA RESISTÊNCIA DE FALTA

No intuito de verificar a influência da resistência de falta sobre a metodologia, as figuras 6.8.1 a 6.8.4, ilustram alguns casos de faltas fase-terra, fase-fase, fase-fase-terra e trifásicas com ângulo de incidência igual a zero e alguns diferentes tipos de resistência de falta.

Observa-se que a precisão do localizador pode ser influenciado significativamente pela mudança das resistências de falta. Isto se deve ao fato da resistência de falta ter efeitos significativos sob as correntes medidas nos dois terminais das linhas de transmissão. Entretanto, mesmo sob este efeito, o emprego das redes neurais na localização de faltas resolve este problema de modo satisfatório.

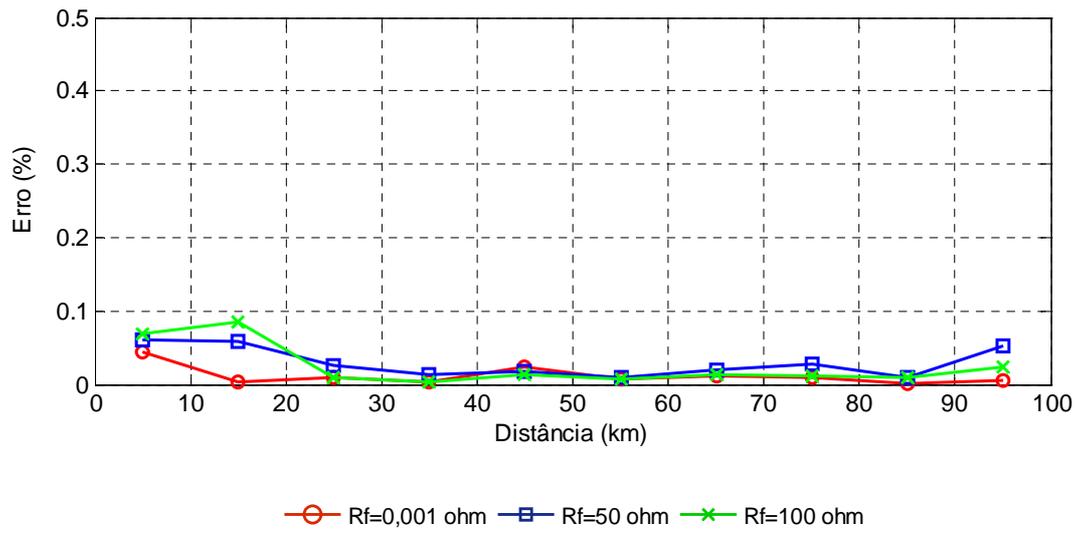


Fig. 6.8.1 – Influência da resistência de falta para faltas de fase-terra

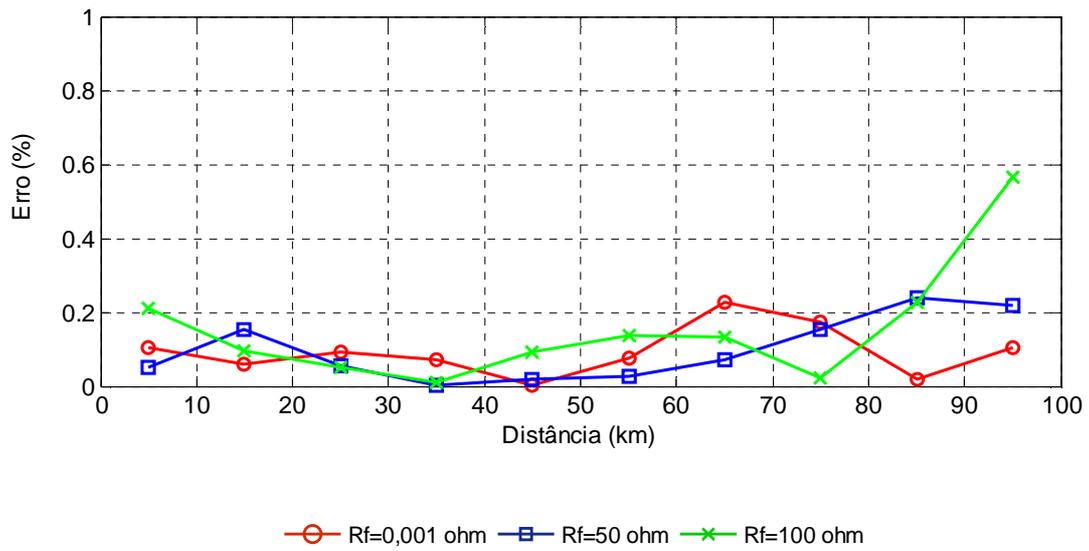


Fig. 6.8.2 – Influência da resistência de falta para faltas de fase-fase

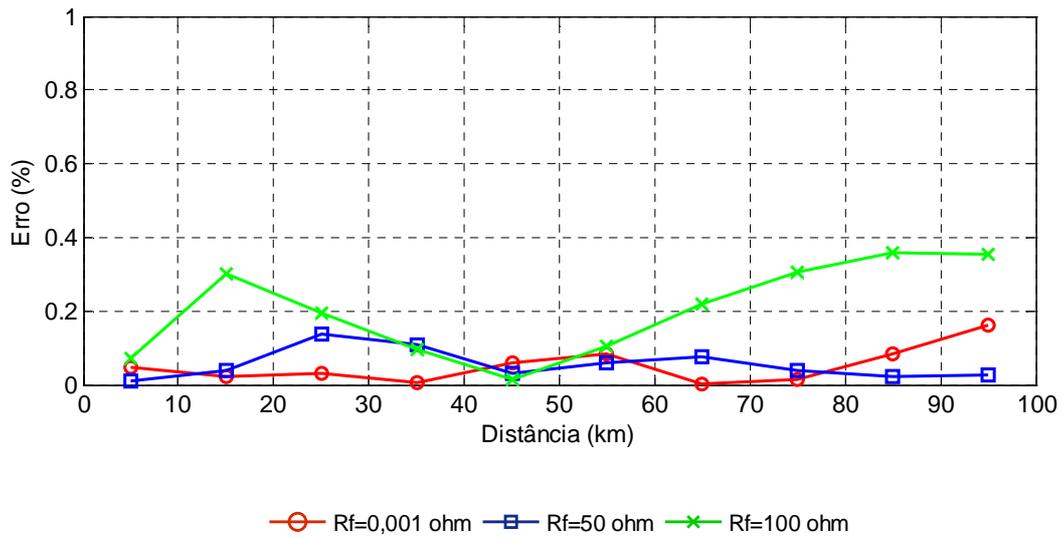


Fig. 6.8.3 – Influência da resistência de falta para faltas de fase-fase-terra

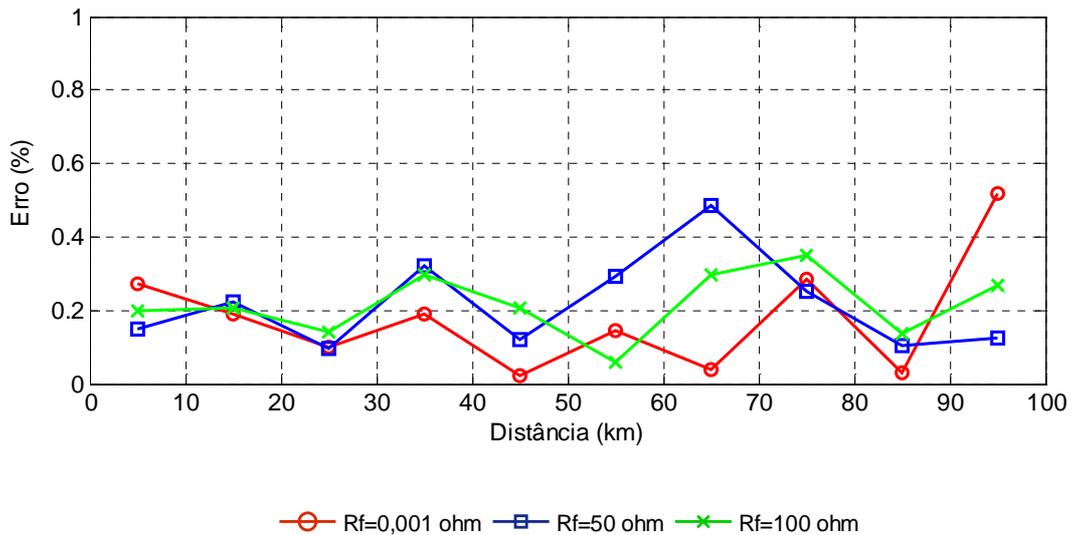


Fig. 6.8.4 – Influência da resistência de falta para faltas trifásicas

6.9 INFLUÊNCIA DO ÂNGULO DE INCIDÊNCIA DE FALTA

A influência do ângulo de incidência de falta no desempenho das redes é verificada uma vez que as faltas podem acontecer em qualquer ponto da forma de onda da corrente ou da tensão. As figuras 6.9.1 a 6.9.2 apresentam alguns casos de faltas com resistência de falta próxima a zero e ângulos de incidência de falta de 0° e 90° .

Analisando os resultados, observa-se que as redes neurais não sofrem influências significativas e são robustas à variação do ângulo de incidência das faltas. Contudo, estes bons resultados também são virtude da fase de pré-processamento dos dados de entrada das redes que elimina os efeitos que os ângulos podem apresentar.

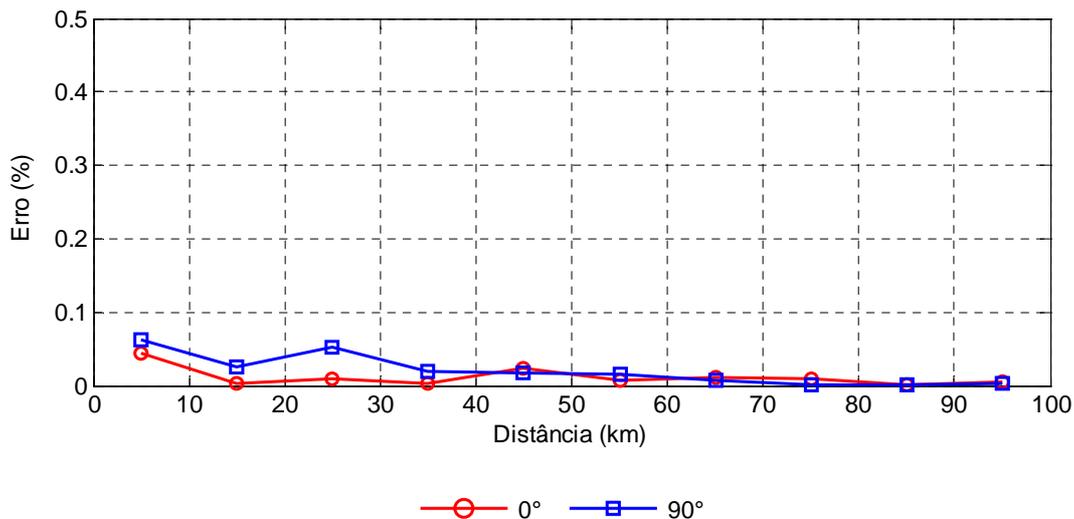


Fig. 6.9.1 – Influência do ângulo de incidência da falta para faltas de fase-terra

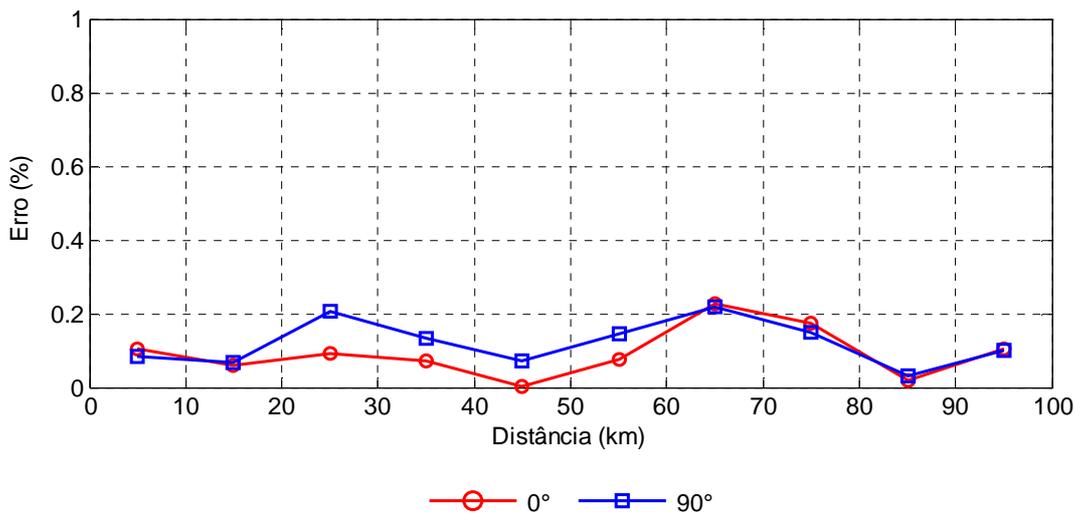


Fig. 6.9.2 – Influência do ângulo de incidência da falta para faltas de fase-fase

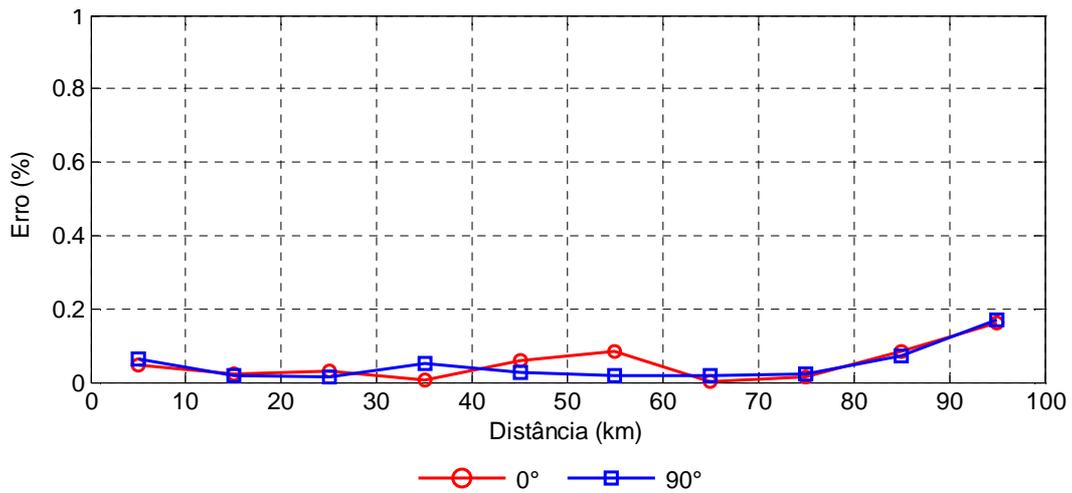


Fig. 6.9.3 – Influência do ângulo de incidência da falta para faltas de fase-fase-terra

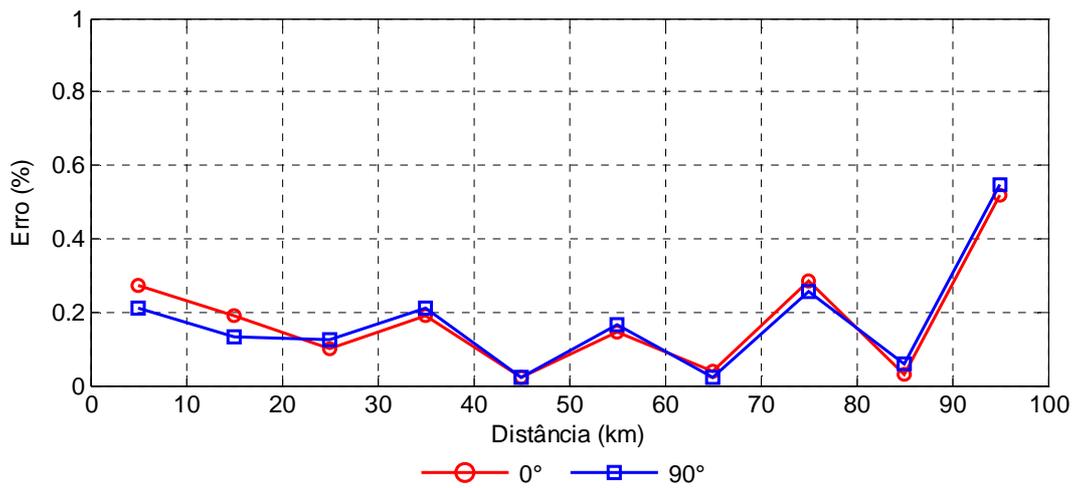


Fig. 6.9.4 – Influência do ângulo de incidência da falta para faltas trifásicas

6.10 INFLUÊNCIA DOS DADOS DOS TERMINAIS

Após todas as análises realizadas, decidiu-se testar a técnica utilizando dados de apenas um dos terminais a fim de confirmar a precisão e avaliar a técnica. O apêndice B apresenta os resultados obtidos pelas RNAs quando a técnica utiliza somente os dados do terminal local.

Após testes realizados com o intuito verificar a influência da utilização de dados de apenas um terminal na precisão da técnica, a seguinte tabela foi obtida:

Tabela 6.10.1 – Resultados alcançados pela utilização de um terminal ou ambos os terminais na localização de faltas

Falta	Erro Médio (%) Um Terminal	Erro Médio (%) Ambos os Terminais
A1T	0,8708	0,7892
B1T	0,9286	0,6993
C1T	0,8196	0,8750
AB1	1,0423	0,8830
BC1	0,8511	0,6622
CA1	1,3892	0,9806
AB1T	1,0273	1,1794
BC1T	1,0123	0,8867
CA1T	1,0690	0,8324
ABC1	1,1522	0,6966
A2T	0,7664	0,9198
B2T	1,1012	1,0873
C2T	0,9674	1,0652
AB2	1,0965	0,8881
BC2	1,0002	0,8194
CA2	1,0770	0,7735
AB2T	1,1310	0,8731
BC2T	0,9956	0,8133
CA2T	0,9508	0,7098
ABC2	0,8580	1,1148

Analisando e comparando os resultados, podemos observar que apesar da técnica utilizando dados registrados de ambos os terminais apresentar desempenho superior, a técnica utilizando dados de um terminal também apresenta bom desempenho.

6.11 ANÁLISE GERAL

A partir dos testes e resultados obtidos pelas RNAs, conclui-se que os resultados alcançados confirmam o bom desempenho do estudo proposto frente às diversas variações de parâmetros como: distância, ângulo de incidência de falta e resistência de falta. De um modo geral, podemos observar através das tabelas e dos gráficos gerados que os erros obtidos não afetam significativamente a validade e confiabilidade da técnica de localização, constatando-se a aplicabilidade e o bom desempenho da técnica.

7 CONCLUSÕES / RECOMENDAÇÕES

O objetivo deste trabalho foi desenvolver uma técnica de localização de faltas em linhas de transmissão de circuito duplo utilizando as Redes Neurais Artificiais (RNAs) como ferramenta. A técnica proposta tem como característica fundamental a utilização dos fasores fundamentais de tensão e corrente dos dois terminais da linha. Os dados utilizados foram obtidos a partir de simulações de um sistema de linha de transmissão sob situações de falta modelado pelo software Matlab/Simulink.

De forma a se construir um modelo de sistema que fosse o mais próximo possível da realidade, fatores relevantes tais como a influência da transposição e os parâmetros elétricos da linha foram considerados na simulação. Além disso, um esquema de proteção de distância também foi contemplado, e que incluiu transformadores de corrente e de potencial, filtro analógico e filtro digital. Essas considerações são relevantes para que a metodologia proposta possa ter aplicações práticas, ponderando contudo que, em situações reais, existem fatores externos não controlados que podem afetar a precisão do método. Ademais, rotinas computacionais foram implementadas no tratamento dos dados de tensão e corrente para posterior utilização dos dados como entrada das RNAs.

Para a detecção do instante de falta foram empregados monitores de transitórios que utilizaram os dados das corrente dos terminais da linha. Picos de corrente indicam o início da perturbação. Esse tipo de detecção aperfeiçoa o tempo de execução computacional que, a partir desse momento, efetua os cálculos dos valores dos módulos de tensão e corrente dos fasores de 60 Hz. Esses valores foram utilizados em seguida pela RNA para classificação do tipo de falta ocorrido.

A classificação da falta foi realizada através de uma RNA específica. A classificação é relevante para que se possa prever a gravidade da falta e preparar adequadamente a equipe de manutenção para os possíveis reparos. Constatou-se desempenho elevado para todos os testes efetuados, mostrando que as RNAs propostas foram capazes de identificar 100% dos condutores envolvidos nos distúrbios estudados.

Os resultados obtidos com as simulações de localização de defeitos fase-terra, responsáveis pelo maior número de ocorrências em linhas de transmissão, tiveram ótimo desempenho. Apesar dessa metodologia apresentar desvios na estimação da localização das faltas devido às condições adversas existentes em situações reais, tais como resistência de falta e ângulo de incidência de falta aleatórios, além do efeito do acoplamento mútuo de sequência zero entre os circuitos duplos, a utilização de uma RNA específica na análise desse tipo de falta faz com os resultados sejam altamente satisfatórios. Para os demais tipos de defeitos (fase-fase, fase-fase-terra e trifásico) os resultados também foram satisfatório, sendo que para as faltas trifásicas o desempenho foi inferior aos demais. Apesar disso, a rede se mostrou sensível as variações sutis nos sinais e mesmo apresentando o pior desempenho, os resultados para faltas trifásicas ainda apresentaram boa estimativa da localização.

Desde o início deste estudo, acreditava-se que quando utilizados dados dos dois terminais da linha de transmissão os resultados seriam muito superiores em comparação à utilização dos dados de apenas um dos terminais. Essa suposição vinha do fato de que algoritmos convencionais apresentam grande deficiência quando utilizando-se dados de apenas um terminal. Após testes realizados, verificou-se que a utilização de dados de somente um dos terminais também apresenta um elevado grau de desempenho, com boa precisão na maioria dos testes. Isso demonstra a superioridade e robustez das RNAs, mesmo em cenários que normalmente reduziriam a precisão dos algoritmos. Cabe salientar, contudo, que a utilização de dados dos dois terminais da linha aumenta a eficiência dos resultados, principalmente na classificação das faltas. Essa metodologia também é considerada mais confiável em comparação com a técnica de um terminal. Considerando que atualmente se encontram disponíveis tecnologias digitais capazes de prover comunicação e sincronização de dados entre terminais de maneira eficiente, e a um custo reduzido, é preferível a técnica que utiliza os dados de ambos os terminais. Caso a sincronização e comunicação entre terminais da linha por meio de GPS ou outra tecnologia não esteja disponível, a utilização do método com dados de um terminal pode também ser empregada.

A utilização de RNAs possibilita aplicação prática, podendo, inclusive, substituir técnicas convencionais de localização de faltas que exigem grande esforço computacional para obtenção de resultados.

Os resultados apresentados no trabalho mostram que o acoplamento mútuo entre as fases de um circuito duplo não afetam significativamente a precisão desta técnica, de forma que a efetividade dos resultados mostra que as RNAs são robustas. Os bons resultados podem ser atribuídos ao fato de que as RNAs são compensadores não-lineares, ou seja, se adaptam as diferentes variações de tensão e correntes sob falta. Entretanto, cabe enfatizar que as RNAs possuem algumas limitações quanto a necessidade de retreinamento da arquitetura escolhida a cada mudança de topologia do sistema. A utilização de tal técnica também exige um grande número de situações de faltas para realização da etapa de treinamento, o que, neste caso, só pode ser obtido através de simulações computacionais, dada a indisponibilidade de dados reais. Por isso, é necessário que haja a correta modelagem do sistema desejado para que a metodologia possa ser aplicada com sucesso.

Como sugestão para estudos futuros, e de modo a aperfeiçoar a metodologia abordada, propõe-se a validação da metodologia através de estudos de casos baseados em dados obtidos a partir de modelos de sistemas reais, considerando outros fatores como as faltas *cross-country*, saturação dos transformadores de corrente e dos transformadores de potencial, além da não homogeneidade de estruturas e cabos da linha de transmissão.

Outro estudo possível para desenvolvimento é a expansão da metodologia de localização de falta utilizando-se um modelo de linha de transmissão com compensação em série, já que algoritmos tradicionais apresentam grande deficiência neste cenário. Estas linhas trazem vantagens, tais como o aumento da capacidade de transferência de potência e da margem de estabilidade eletromecânica, além de uma melhor regulação de tensão e a redução de perdas. Entretanto, este sistema também introduz problemas nos sistemas de potência e de proteção.

O estudo de diferentes topologias das Redes Neurais Artificiais também poderia ser desenvolvido, bem como outros algoritmos de treinamento e de aprendizagem buscando uma RNA com uma configuração ideal.

8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [01] PAITHANKAR, Y.G.; S.R. BHIDE, S.R. **Fundamentals of Power System Protection**, PHI Learning, 2004.
- [2] IEEE POWER ENGINEERING SOCIETY. **IEEE Guide for Determining Fault Location on AC Transmission and Distribution Lines**, IEEE Std C37.114, p.: 01-36, 2004.
- [03] PHADKE, A.G. **Adaptive Protection and Control**, CIGRE Report WG, 1995.
- [04] STRINGFIELD, T. W.; MARIHART, D. J.; STEVENS, R. F. **Fault Location Methods for Overhead Lines** Power Apparatus and Systems, Part III. Transactions of the American Institute of Electrical Engineers. v.76, p.: 518-529, 1957.
- [05] LAWRENCE, D.J.; CABEZA, L.Z.; HOCHBERG, L.T. **Development of an advanced transmission line fault location system. II. Algorithm development and simulation Distance digital algorithm immune to saturation of current transformers** Power Delivery, IEEE Transactions on v.7, p.: 1972-1983, 1992.
- [06] ZIMMERMAN, K.; COSTELLO, D. **Impedance-Based Fault Location Experience**. Rural Electric Power Conference, p.: 1-16, 2006.
- [07] AURANGZEB, M.; CROSSLEY, P.A.; GALE, P. **Fault location on a transmission line using high frequency travelling waves measured at a single line end**. Power Engineering Society Winter Meeting, vol.4, p.: 2437-2442, 2000.
- [08] JAMALI, S.; GHEZELJEH, A. **Fault location on transmission line using high frequency travelling waves**. Developments in Power System Protection, Eighth IEE International Conference on vol.1, p.: 220-223, 2004.
- [09] KAWADY, T.; STENZEL, J. **Investigation of practical problems for digital fault location algorithms based on EMTP simulation** Transmission and Distribution Conference and Exhibition 2002: Asia Pacific. IEEE/PES. v.1, p.: 118-123, 2002.
- [10] HAQUE, M.T.; KASHTIBAN, A. M. **Application of Neural Networks in Power Systems; A Review**, The Fourth World Academy of Science, Engineering and Technology Conf., Istanbul, Turkey, Vol. 6, p.: 53-57, 2005.

- [11] AGGARWAL, R.; SONG, Y. **Artificial Neural Networks in Power Systems. Part I – General Introduction to Neural Computing.** Power Eng. J., vol. 11, No. 3, 1997, pp. 129-134.
- [12] AGGARWAL, R.; SONG, Y. **Artificial Neural Networks in Power Systems. Part III – Examples of Applications in Power Systems.** Power Eng. J., vol. 12, No. 6, 1998, pp. 279-287.
- [13] QI, W.; SWIFT, G.W.; MCLAREN, P.G.; CASTRO, A.V. **An artificial neural network application to distance protection.** International Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems, 1996, pp. 226-230.
- [14] 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, Seventh International Conference on (IEE), 2001, pp. 335-338.
- [15] APOSTOLOV, A.; THOLOMIER, D.; SAMBASIVAN, S.; RICHARDS, S. **Protection of Double Circuit Transmission Lines.** 60th Annual Georgia Tech Protective Relaying Conference, p.: 85-101, 2006.
- [16] JONGEPIER, A.G.; VAN DER SLUIS, L. **Adaptive distance protection of double-circuit lines using artificial neural networks.** IEEE Transactions on Power Delivery, vol.12, No.1, 1997, pp. 97-105.
- [17] JAIN, A.; THOKE, A.S.; PATEL, R.N. **Fault Classification of Double Circuit Transmission Line Using Artificial Neural Network,** International Journal of Electrical and Electronics Engineering, p.: 230-235, 2008.
- [18] JAIN, A.; THOKE, A.S.; PATEL, R.N.; KOLEY, E. **Fault classification and fault distance location of double circuit transmission lines for phase to phase faults using only one terminal data,** International Conference on Power Systems, p.: 1-6, 2009.
- [19] MAZON, A.J.; ZAMORA, I.; MINÁMBRES, J.F.; ZORROZUA, M.A.; BARANDIARAN, J.J.; SAGASTABEITIA, K. **A New Approach to Fault Location in Two-Terminal Transmission Lines Using Artificial Neural Networks,** Electric Power Systems Research, p.: 261-266, 2000.

- [20] KAWADY, T.; STENZEL, J. **A practical fault location approach for double circuit transmission lines using single end data**, IEEE Transactions on Power Delivery, v. 18, p.: 1166-1173, 2003.
- [21] ZAMORA, I.; MINAMBRES, J.F.; MAZON, A.J.; ALVAREZ-ISASI, R.; LAZARO, J. **Fault location on two-terminal transmission lines based on voltages**, Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings, v. 143, p.: 1-6, 1996.
- [22] SAHA, M.M.; IZYKOWSKI, J.; ROSOLOWSKI, E. **Fault location on power networks**, Springer, ed.1, 2009.
- [23] FAUSETT, L.V. **Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms And Applications**, Prentice Hall, 1993.
- [24] HAYKIN, Simon. **Redes Neurais - Princípios e Prática**, Bookman, 2001.
- [25] CYBENKO, G. **Approximation by superpositions of a sigmoidal function**, Technical report, University of Illinois, 1988.
- [26] PAITHANKAR, Y.G., **Transmission Network Protection – Theory and Practice**, Marcel Dekker, Inc. , p.: 38-42, 1998.
- [27] SCHWEITZER, E.O., HOU, D., **Filtering for protective relays**, 47th Annual Georgia Tech Protective Relaying Conference, GA, USA, 1993.
- [28] SANTOS, V.A. **Proteção de distância aplicada a linhas de transmissão em circuito duplo**, Dissertação de Mestrado, COPPE/UFRJ, Setembro/ 2007.
- [29] ZHANG, W. **Fault Detection**, In-Teh, 2010.
- [30] GILBERT, D.M.; MORRISON, I.F. ZHANG, W. **A statistical method for the detection of power system faults**, Electrical Power & Energy Systems, Vol. 19, No. 4, pp. 269-275, 1997.
- [31] OLIVEIRA, J. J. **Proteção de Distância em Linhas de Transmissão com Compensação Série**, Dissertação de Mestrado, COPPE/UFRJ, Julho / 2005.

APÊNDICE A

A.1 DADOS DO SISTEMA DE TRANSMISSÃO EM CIRCUITO DUPLO

⇒ Subestação 1:

13,8kV, 6000MVA, $X / R = 15$

⇒ Subestação 2:

500kV, 4000MVA, $X / R = 15$

⇒ Transformador elevador:

3 x 400 MVA, $X = 8,0 \%$

13,8/500kV

Delta – Estrela Aterrado

⇒ Linha de Transmissão em circuito duplo, cada circuito com 100 km, 500 kV e 60 Hz.

A.1.1 PARÂMETROS R, L E C DA LINHA DE TRANSMISSÃO:

⇒ Resistência por unidade de comprimento:

$R1 = 0,018396 \Omega/\text{km}$

$R0 = 0,26486 \Omega/\text{km}$

$R0m = 0,24619 \Omega/\text{km}$

⇒ Indutância por unidade de comprimento:

$L1 = 0,00092959 \text{ H}/\text{km}$

$L0 = 0,0032022 \text{ H}/\text{km}$

$L0m = 0,0019996 \text{ H}/\text{km}$

⇒ Capacitância por unidade de comprimento:

$$C1 = 1,2571 \cdot 10^{-8} \text{ F/km}$$

$$C0 = 7,8555 \cdot 10^{-9} \text{ F/km}$$

$$C0m = 2,0444 \cdot 10^{-9} \text{ F/km}$$

A.1.2 MODELAGEM DA LINHA DE TRANSMISSÃO

Na figura A.1.2.1 observa-se a configuração de uma linha de transmissão trifásica de circuito duplo.

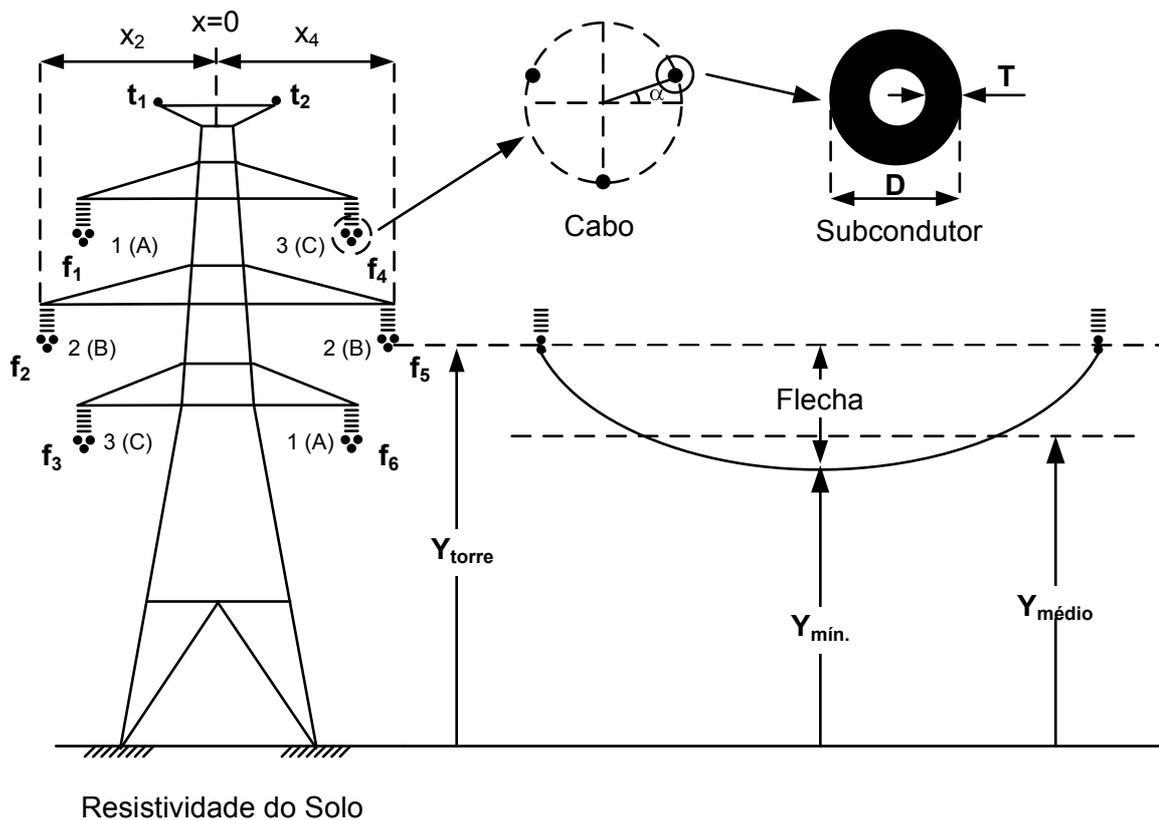


Fig. A.1.2.1 – Modelo de uma linha de transmissão trifásica em circuito duplo

⇒ **Geometria da Linha:**

Condutor	Número de Fase	X (m)	Y torre (m)	Y mín. (m)	Tipo de Condutor
f1	1	-8,5	46,4	34,6	1 (fase)
f2	2	-14,4	35,2	23,4	1 (fase)
f3	3	-8,5	24	12,2	1 (fase)
f4	6	8,5	46,4	34,6	1 (fase)
f5	5	14,4	35,2	23,4	1 (fase)
f6	4	8,5	24	12,2	1 (fase)
t1		-11,6	58,2	46,4	2 (terra)
t2		11,6	58,2	46,4	2(terra)

onde:

X: posição horizontal do condutor;

Y_{torre}: posição vertical do condutor na torre em relação à terra;

Y_{mín.}: posição vertical do condutor no meio do vão em relação à terra;

T: espessura do material condutor;

D: diâmetro externo.

⇒ **Característica dos Condutores e Cabos:**

Tipo de Condutor	Diâm. Externo (cm)	Razão T/D	Resist. C.C. (Ω /km)	Permeabilidade Relativa	Número de Condutores por Cabo	Diâm. do Cabo (cm)	Âng. do Condutor (graus)
1	3,1293	0,375	0,05208	1	3	57,735	30
2	0,9525	0,5	4,102	1	1	0	0

⇒ **Resistividade do solo = 100 Ω ·m**

A.2 DADOS DO TRANSFORMADOR DE CORRENTE

$$\Rightarrow I_{nom} = \frac{N_{nom}}{\sqrt{3}V_{nom}} = \frac{3 \times 400}{\sqrt{3} \times 500} = 1,386 \text{ kA}$$

$$\Rightarrow RTC > \frac{I_p}{I_S} = \frac{1386}{5} = \frac{1500}{5}$$

\Rightarrow Fator de Sobrecorrente=20, Classe de exatidão=10%, Baixa reatância

$$\Rightarrow S_{carga} = 200\text{VA}$$

$$\Rightarrow Z_{carga} = \frac{S_{carga}}{25} \text{ (pela ABNT)} = \frac{200}{25} = 8\Omega$$

$$\Rightarrow V_{m\acute{a}x} = 4 \times S_{carga} \text{ (pela ABNT)} = 4 \times 200 = 800 \text{ V}$$

\Rightarrow TC 10B800

A.3 DADOS DO DIVISOR CAPACITIVO E TRANSFORMADOR DE POTENCIAL

\Rightarrow **divisor de potencial capacitivo:**

capacitância superior: $C_1 = 5,210 \text{ nF}$;

capacitância inferior: $C_2 = 123,05 \text{ nF}$;

reator de compensação: indutância: $54,86 \text{ H}$, resistência: $541,0 \Omega$.

\Rightarrow **transformador de potencial** (parâmetros referidos ao secundário):

especificação: TP ABNT 400VA, classe de exatidão 1,2% ;

enrolamento primário: resistência: $9,490 \text{ m}\Omega$, reatância: $78,563 \text{ m}\Omega$;

enrolamento secundário: resistência: desprezível, reatância: $376,99 \text{ m}\Omega$;

resistência de carga: $11,02 \Omega$, reatância de carga: desprezível .

APÊNDICE B

B.1 RESULTADOS DOS TESTES ALCANÇADOS UTILIZANDO DADOS PROVENIENTES DE UM TERMINAL DA LINHA

Este apêndice é dedicado à apresentação dos resultados obtidos pela metodologia proposta, contudo utilizando dados provenientes apenas do terminal local da linha de transmissão. Esta etapa tem o objetivo de comparar a influência dos dados dos terminais sob a precisão da técnica.

As tabelas B.1.1 e B.1.2 mostram as características das arquiteturas que obtiveram melhor desempenho e foram utilizadas para treinamento das RNAs.

Tabela B.1.1 – Erros RMSE e ME para a topologia da RNA1

Rede	Arquitetura	RMSE Treinamento	RMSE Validação	ME% Validação
RNA1	12-12-7	1,7368e-01	9,2740e-02	6,8182e-01

Tabela B.1.2 – Erros RMSE para as topologias da RNA2 e da RNA3

Rede	Arquitetura	RMSE Treinamento	RMSE Validação
RNA2	12-12-1	2,3528e-03	1,2214e-02
RNA3	12-18-1	8,4002e-03	1,3374e-02

A tabela B.1.3 ilustra a matriz confusão contendo os resultados obtidos pelo uso da RNA1 na classificação de faltas.

Nas tabelas de B.1.4 a B.1.23 são mostrados os resultados obtidos pelas RNA2 e RNA3 na localização de faltas do subconjunto de teste, o mesmo utilizado anteriormente empregando os dados dos dois terminais da linha.

Tabela B.1.3 – Matriz de Confusão da RNA1

Classe	A1T	B1T	C1T	AB1	BC1	CA1	AB1T	BC1T	CA1T	ABC1	A2T	B2T	C2T	AB2	BC2	CA2	AB2T	BC2T	CA2T	ABC2
A1T	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
B1T	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
C1T	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
AB1	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
BC1	0%	0%	4,54%	0%	95,46%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
CA1	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
AB1T	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
BC1T	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
CA1T	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
ABC1	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
A2T	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
B2T	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
C2T	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
AB2	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	4,54%	0%	95,46%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
BC2	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	0%
CA2	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%
AB2T	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%
BC2T	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%	0%	0%
CA2T	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	9%	0%	0%	91%	0%
ABC2	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%

Tabela B.1.4 – Resultado de testes de falta AT no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
A1T	360	70	77	77,0398	0,0398
	0	90	79	78,9385	0,0615
	270	50	55	55,1482	0,1482
	270	50	3	4,5700	1,5700
	90	30	86	84,6832	1,3168
	180	100	86	85,6083	0,3917
	315	20	76	75,3561	0,6439
	270	90	27	27,9635	0,9635
	360	30	54	54,5886	0,5886
	315	70	79	78,7303	0,2697
	315	60	37	37,8929	0,8929
	135	90	22	23,2456	1,2456
	135	100	16	17,5442	1,5442
	0	80	2	4,0020	2,0020
	135	70	97	96,7407	0,2593
	0	0	10	12,0355	2,0355
	135	40	36	36,5846	0,5846
	315	100	46	46,5658	0,5658
	45	50	27	28,1850	1,1850
	180	40	60	60,5228	0,5228
	180	50	97	96,1646	0,8354
225	70	18	19,4917	1,4917	
Erro Médio (%)					0,8708

Tabela B.1.5 – Resultado de testes de falta AT no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
A2T	315	70	81	80,7108	0,2892
	135	40	12	13,0709	1,0709
	270	10	70	69,4985	0,5015
	270	100	35	35,8818	0,8818
	0	90	10	11,6689	1,6689
	315	50	72	71,7144	0,2856
	270	90	8	9,4527	1,4527
	225	20	91	89,6507	1,3493
	135	80	77	76,7608	0,2392
	45	30	28	28,4750	0,4750
	360	20	92	90,5324	1,4676
	315	60	92	91,4648	0,5352
	225	20	4	4,6592	0,6592
	90	50	74	73,5473	0,4527
	0	40	83	82,3616	0,6384
	360	0	39	40,1534	1,1534
	225	40	58	58,3180	0,3180
	0	10	57	57,5462	0,5462
	360	0	2	4,4292	2,4292
	360	30	75	74,8053	0,1947
	45	0	70	70,0320	0,0320
135	20	11	11,2210	0,2210	
Erro Médio (%)					0,7664

Tabela B.1.6 – Resultado de testes de falta BT no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
BIT	270	30	75	75,1826	0,1826
	180	60	29	29,7244	0,7244
	90	70	68	67,8247	0,1753
	135	10	43	45,7037	2,7037
	180	20	59	60,2250	1,2250
	135	50	66	66,1842	0,1842
	270	60	8	9,7237	1,7237
	45	10	89	88,4207	0,5793
	90	40	49	49,9070	0,9070
	270	0	17	18,6518	1,6518
	315	30	99	97,0627	1,9373
	135	80	42	42,3409	0,3409
	315	60	57	57,1949	0,1949
	315	90	31	31,8311	0,8311
	225	40	70	69,9044	0,0956
	90	90	78	77,7226	0,2774
	270	30	36	37,8285	1,8285
	90	50	33	34,1500	1,1500
	45	40	35	35,7704	0,7704
	270	100	59	59,1702	0,1702
	360	20	16	17,9126	1,9126
90	10	92	91,1375	0,8625	
Erro Médio (%)					0,9286

Tabela B.1.7 – Resultado de testes de falta BT no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
B2T	45	50	82	81,4800	0,5200
	135	80	18	19,1421	1,1421
	360	100	3	4,8583	1,8583
	270	40	2	4,5790	2,5790
	90	70	37	37,5239	0,5239
	270	20	41	43,0946	2,0946
	90	50	59	59,2568	0,2568
	0	100	23	24,3664	1,3664
	225	10	5	6,2045	1,2045
	90	60	68	67,8817	0,1183
	0	50	52	52,2398	0,2398
	0	90	34	34,6566	0,6566
	270	100	6	7,8634	1,8634
	360	30	51	51,9852	0,9852
	135	0	98	97,0696	0,9304
	45	30	2	3,4123	1,4123
	180	20	14	15,9393	1,9393
	360	10	70	70,9417	0,9417
	0	20	53	54,4016	1,4016
	225	80	65	64,7435	0,2565
0	30	32	33,4091	1,4091	
315	80	37	37,5265	0,5265	
Erro Médio (%)					1,1012

Tabela B.1.8 – Resultado de testes de falta CT no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
C1T	315	0	74	73,7573	0,2427
	225	100	76	75,6637	0,3363
	315	0	49	49,3179	0,3179
	135	100	46	46,6730	0,6730
	45	30	5	9,1748	4,1748
	45	40	12	15,2553	3,2553
	315	100	60	60,1677	0,1677
	45	70	66	65,7355	0,2645
	360	80	77	76,3284	0,6716
	0	90	96	95,2883	0,7117
	0	100	71	70,6813	0,3187
	270	70	59	58,8537	0,1463
	90	70	38	38,2622	0,2622
	360	40	62	62,0843	0,0843
	270	50	46	46,6272	0,6272
	270	90	26	26,7638	0,7638
	315	80	46	45,9671	0,0329
	315	20	2	4,4323	2,4323
	270	40	92	91,5860	0,4140
	360	20	47	47,8122	0,8122
	45	0	93	92,1300	0,8700
90	40	66	66,4513	0,4513	
Erro Médio (%)					0,8196

Tabela B.1.9 – Resultado de testes de falta CT no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
C2T	45	90	6	7,2647	1,2647
	0	40	70	70,0011	0,0011
	90	50	41	41,8117	0,8117
	45	40	25	27,5404	2,5404
	315	40	34	34,9564	0,9564
	45	20	42	44,2499	2,2499
	180	50	43	43,3532	0,3532
	315	100	90	89,2469	0,7531
	45	0	87	86,3414	0,6586
	0	50	49	49,1945	0,1945
	315	100	9	10,7297	1,7297
	90	80	63	62,7421	0,2579
	90	70	98	97,4511	0,5489
	90	40	34	35,6669	1,6669
	0	10	98	97,6565	0,3435
	135	30	91	90,8859	0,1141
	315	90	25	25,6986	0,6986
	45	40	30	32,2104	2,2104
	90	60	70	69,8444	0,1556
	360	100	53	53,3241	0,3241
	225	60	22	23,3155	1,3155
180	10	13	15,1333	2,1333	
Erro Médio (%)					0,9674

Tabela B.1.10 – Resultado de testes de falta AB no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
AB1	0	60	45	45,3534	0,3534
	270	90	83	82,9433	0,0567
	315	10	47	45,5355	1,4645
	0	20	24	22,6537	1,3463
	135	70	12	13,1738	1,1738
	360	80	59	59,6369	0,6369
	180	70	74	74,7401	0,7401
	180	0	56	56,9139	0,9139
	225	10	8	5,8040	2,1960
	360	70	5	6,4179	1,4179
	360	100	4	6,9746	2,9746
	45	90	98	96,5759	1,4241
	315	10	41	39,8282	1,1718
	135	40	11	12,3946	1,3946
	180	20	18	16,8948	1,1052
	315	60	58	58,4285	0,4285
	180	40	31	30,9761	0,0239
	0	70	74	74,7401	0,7401
	180	30	83	82,2049	0,7951
	270	60	12	13,3260	1,3260
	180	40	92	92,6453	0,6453
225	90	66	66,6019	0,6019	
Erro Médio (%)					1,0423

Tabela B.1.11 – Resultado de testes de falta AB no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
AB2	0	30	69	67,5307	1,4693
	360	50	59	59,0724	0,0724
	45	20	29	26,1942	2,8058
	360	70	81	81,7805	0,7805
	90	90	16	17,5415	1,5415
	90	60	9	10,4564	1,4564
	225	70	40	40,4813	0,4813
	270	50	57	57,0192	0,0192
	135	20	19	18,1615	0,8385
	135	60	5	6,7312	1,7312
	315	100	92	90,4813	1,5187
	225	80	52	52,6202	0,6202
	45	40	90	90,5823	0,5823
	270	80	49	49,6316	0,6316
	360	20	46	43,6715	2,3285
	180	100	44	45,4681	1,4681
	0	10	3	4,3420	1,3420
	270	0	98	97,0127	0,9873
	360	70	78	78,7711	0,7711
	90	0	27	28,5852	1,5852
90	70	62	62,5794	0,5794	
135	30	7	7,5126	0,5126	
Erro Médio (%)					1,0965

Tabela B.1.2 – Resultado de testes de falta BC no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
BC1	90	0	57	57,4066	0,4066
	45	30	39	39,8206	0,8206
	270	100	98	96,8996	1,1004
	315	50	50	50,5122	0,5122
	90	70	87	87,3417	0,3417
	270	20	48	49,6687	1,6687
	135	30	47	47,9659	0,9659
	270	30	83	83,4398	0,4398
	180	10	75	74,8409	0,1591
	270	20	26	27,4580	1,4580
	135	0	82	81,3393	0,6607
	225	0	64	63,8551	0,1449
	270	0	56	56,4545	0,4545
	0	0	74	73,4123	0,5877
	315	0	2	2,9894	0,9894
	360	40	74	74,5142	0,5142
	45	10	40	40,6781	0,6781
	315	40	61	61,7717	0,7717
	180	60	9	10,5832	1,5832
	225	100	77	77,5247	0,5247
	270	100	32	33,9120	1,9120
	315	90	11	13,0301	2,0301
Erro Médio (%)					0,8511

Tabela B.1.3 – Resultado de testes de falta BC no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
BC2	180	80	20	21,1477	1,1477
	0	90	81	81,3873	0,3873
	45	80	94	94,0344	0,0344
	135	80	57	57,5200	0,5200
	315	20	28	28,7435	0,7435
	225	80	24	25,0160	1,0160
	270	30	65	66,2502	1,2502
	360	50	20	20,8632	0,8632
	45	90	51	51,8806	0,8806
	315	50	96	95,8680	0,1320
	45	70	5	6,9709	1,9709
	225	80	79	79,4341	0,4341
	0	20	3	2,2824	0,7176
	0	30	81	81,3082	0,3082
	45	100	13	15,6873	2,6873
	135	40	42	42,7508	0,7508
	360	80	79	79,4375	0,4375
	270	10	47	48,6949	1,6949
	90	10	57	58,4254	1,4254
	270	98	2	4,5983	2,5983
	315	30	52	53,0251	1,0251
	135	0	40	40,9796	0,9796
Erro Médio (%)					1,0002

Tabela B.1.14 – Resultado de testes de falta CA no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
CA1	360	30	97	96,2342	0,7658
	135	100	29	31,4359	2,4359
	315	100	23	25,6653	2,6653
	180	70	84	84,8578	0,8578
	45	70	60	60,3536	0,3536
	360	20	13	14,6878	1,6878
	45	0	13	15,3684	2,3684
	135	100	86	86,5689	0,5689
	360	60	2	4,2552	2,2552
	360	60	83	83,4462	0,4462
	0	90	4	6,3797	2,3797
	180	0	4	5,9546	1,9546
	180	50	24	25,8641	1,8641
	0	80	21	22,3707	1,3707
	225	0	71	71,6432	0,6432
	360	80	38	38,9026	0,9026
	0	0	85	84,7784	0,2216
	0	60	8	10,0412	2,0412
	315	0	46	47,5822	1,5822
	270	60	15	16,5936	1,5936
	225	10	61	61,8972	0,8972
90	80	53	53,7070	0,7070	
Erro Médio (%)					1,3892

Tabela B.1.15 – Resultado de testes de falta CA no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
CA2	135	100	25	27,5909	2,5909
	180	10	61	61,5499	0,5499
	315	80	92	93,0008	1,0008
	135	30	10	11,1125	1,1125
	135	70	69	69,4107	0,4107
	225	30	72	71,4989	0,5011
	225	100	47	48,9587	1,9587
	135	100	34	36,2986	2,2986
	225	40	95	94,8102	0,1898
	270	10	16	17,1956	1,1956
	225	100	56	57,7453	1,7453
	45	0	97	96,5530	0,4470
	315	60	8	9,7977	1,7977
	360	30	37	38,3694	1,3694
	180	50	62	61,9281	0,0719
	270	20	61	60,8471	0,1529
	360	10	2	3,4163	1,4163
	360	40	56	56,2324	0,2324
	225	100	33	35,3397	2,3397
	360	100	89	89,3195	0,3195
315	0	8	9,5399	1,5399	
180	20	56	56,4535	0,4535	
Erro Médio (%)					1,0770

Tabela B.1.16 – Resultado de testes de falta ABT no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
AB1T	0	40	9	12,1957	3,1957
	45	40	18	20,3746	2,3746
	225	80	2	1,9728	0,0272
	270	60	28	29,3042	1,3042
	90	80	5	5,0107	0,0107
	270	0	72	72,5065	0,5065
	180	10	53	53,7031	0,7031
	135	90	23	23,7575	0,7575
	180	0	26	27,0651	1,0651
	135	90	79	79,9808	0,9808
	360	100	9	10,4816	1,4816
	135	50	12	14,2140	2,2140
	135	0	93	92,6324	0,3676
	135	60	10	11,1372	1,1372
	0	50	12	14,2024	2,2024
	225	70	4	4,0087	0,0087
	225	100	98	97,1523	0,8477
	90	0	16	17,4443	1,4443
	135	70	3	3,0186	0,0186
	45	70	77	78,0884	1,0884
	90	100	80	80,6860	0,6860
315	30	79	78,8222	0,1778	
Erro Médio (%)					1,0273

Tabela B.1.17 – Resultado de testes de falta ABT no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
AB2T	180	30	64	64,2955	0,2955
	315	40	7	10,2312	3,2312
	0	0	4	6,7915	2,7915
	90	70	56	57,0118	1,0118
	45	50	78	78,4901	0,4901
	315	40	36	37,8215	1,8215
	360	60	29	30,4433	1,4433
	45	30	11	13,8203	2,8203
	90	30	73	72,7717	0,2283
	45	90	32	32,9188	0,9188
	180	90	41	42,0559	1,0559
	225	50	25	26,8057	1,8057
	270	0	22	23,0858	1,0858
	90	80	98	98,2458	0,2458
	45	20	85	84,5176	0,4824
	315	0	98	97,0929	0,9071
	180	80	86	86,9584	0,9584
	225	90	54	55,1274	1,1274
	360	90	81	81,9280	0,9280
	45	60	98	98,3066	0,3066
	315	80	12	12,2644	0,2644
0	40	59	59,6620	0,6620	
Erro Médio (%)					1,1310

Tabela B.1.18 – Resultado de testes de falta BCT no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
BC1T	45	100	33	34,6000	1,6000
	0	80	86	87,0199	1,0199
	180	0	46	46,0771	0,0771
	180	50	66	66,3979	0,3979
	225	70	6	7,5171	1,5171
	360	30	59	58,8278	0,1722
	180	10	80	79,2863	0,7137
	315	20	31	31,6466	0,6466
	45	30	49	49,5487	0,5487
	315	70	98	98,8588	0,8588
	225	100	69	70,1427	1,1427
	315	100	31	32,6381	1,6381
	315	30	83	82,2726	0,7274
	270	60	87	87,8002	0,8002
	45	20	11	13,5117	2,5117
	0	50	95	95,1937	0,1937
	315	30	11	13,2079	2,2079
	225	70	7	8,5081	1,5081
	180	30	75	74,4535	0,5465
	315	30	24	25,1787	1,1787
180	90	43	44,2900	1,2900	
135	40	33	33,9726	0,9726	
Erro Médio (%)					1,0123

Tabela B.1.19 – Resultado de testes de falta BCT no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
BC2T	90	90	91	91,6488	0,6488
	315	10	88	87,1063	0,8937
	45	90	67	68,1862	1,1862
	270	70	68	69,0249	1,0249
	0	100	35	36,6110	1,6110
	315	20	77	76,3488	0,6512
	270	50	38	39,1832	1,1832
	225	60	75	75,7842	0,7842
	180	100	51	52,4922	1,4922
	270	30	68	67,9631	0,0369
	360	40	61	61,1100	0,1100
	270	10	15	17,3463	2,3463
	135	60	89	89,7909	0,7909
	0	10	23	23,3250	0,3250
	270	90	78	79,0462	1,0462
	315	20	96	94,0600	1,9400
	180	10	13	13,7753	0,7753
	270	70	34	35,1589	1,1589
	0	80	41	42,1371	1,1371
	45	80	2	3,0476	1,0476
	270	50	96	96,1664	0,1664
270	100	7	8,5474	1,5474	
Erro Médio (%)					0,9956

Tabela B.1.20 – Resultado de testes de falta CAT no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
CA1T	45	20	44	45,8735	1,8735
	225	60	86	86,0723	0,0723
	225	30	70	70,3229	0,3229
	315	90	6	7,3533	1,3533
	315	100	47	47,9583	0,9583
	180	90	88	88,8820	0,8820
	135	20	75	74,9299	0,0701
	270	100	97	97,5933	0,5933
	90	50	12	14,5638	2,5638
	360	30	38	39,4497	1,4497
	225	100	6	8,0107	2,0107
	360	10	82	81,7959	0,2041
	90	70	7	8,5640	1,5640
	0	70	64	63,9144	0,0856
	90	10	94	92,9688	1,0312
	90	60	21	22,8477	1,8477
	270	60	94	94,6901	0,6901
	180	40	45	46,1136	1,1136
	90	30	15	17,5132	2,5132
	225	40	57	57,7021	0,7021
	225	10	88	87,5765	0,4235
	0	100	39	40,1927	1,1927
Erro Médio (%)					1,0690

Tabela B.1.21 – Resultado de testes de falta CAT no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
CA2T	45	20	25	27,4974	2,4974
	360	100	81	81,6994	0,6994
	0	20	27	28,5472	1,5472
	0	40	69	68,8206	0,1794
	180	100	91	91,7068	0,7068
	315	0	94	92,6996	1,3004
	0	80	62	62,1063	0,1063
	360	30	98	96,8367	1,1633
	315	30	4	6,6207	2,6207
	315	90	3	4,3429	1,3429
	135	50	93	92,9585	0,0415
	135	20	58	58,5191	0,5191
	180	80	96	97,3657	1,3657
	0	30	97	95,8325	1,1675
	360	10	93	91,9867	1,0133
	225	60	51	51,4633	0,4633
	360	10	18	19,5704	1,5704
	270	30	72	72,0324	0,0324
	315	40	52	52,5265	0,5265
	0	40	62	62,2002	0,2002
	135	80	51	51,2885	0,2885
225	10	48	49,5659	1,5659	
Erro Médio (%)					0,9508

Tabela B.1.22 – Resultado de testes de falta ABC no circuito 1

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
ABC1	315	70	42	44,1189	2,1189
	225	70	60	61,1419	1,1419
	270	50	22	22,7540	0,7540
	360	90	92	93,0249	1,0249
	0	40	14	13,2779	0,7221
	0	60	49	50,2369	1,2369
	360	20	39	37,1223	1,8777
	270	90	63	63,4558	0,4558
	225	30	38	35,5407	2,4593
	360	90	51	52,0207	1,0207
	135	0	89	87,3462	1,6538
	315	50	30	30,2069	0,2069
	270	60	65	65,8366	0,8366
	270	30	87	86,8348	0,1652
	225	10	25	24,0262	0,9738
	0	100	6	7,5886	1,5886
	360	70	70	70,6874	0,6874
	225	30	37	34,4681	2,5319
	225	80	98	99,2545	1,2545
	0	60	62	62,9350	0,9350
315	100	72	72,0271	0,0271	
135	100	19	20,6751	1,6751	
Erro Médio (%)					1,1522

Tabela B.1.23 – Resultado de testes de falta ABC no circuito 2

Tipo de Falta	Ângulo de Incidência da Falta (°)	Resistência da Falta (Ω)	Distância Real (km)	Distância Estimada (km)	Erro (%)
ABC2	360	50	45	45,1923	0,1923
	315	100	67	66,9893	0,0107
	225	50	25	25,6131	0,6131
	360	30	72	71,9631	0,0369
	225	100	17	18,7044	1,7044
	45	90	59	59,6123	0,6123
	0	40	15	14,1624	0,8376
	270	40	92	91,5110	0,4890
	315	90	22	24,5794	2,5794
	45	60	46	47,3547	1,3547
	0	40	40	38,5699	1,4301
	90	10	58	57,5628	0,4372
	360	30	80	80,0629	0,0629
	225	0	49	50,1064	1,1064
	225	50	85	85,0560	0,0560
	135	50	91	90,7324	0,2676
	315	100	79	79,2288	0,2288
	180	0	33	34,6156	1,6156
	90	80	12	15,3363	3,3363
	135	60	47	48,2799	1,2799
	90	20	82	81,4700	0,5300
45	10	53	52,9043	0,0957	
Erro Médio (%)					0,8580