

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLÓGICAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

JÉBUS ANÍCIO DE OLIVEIRA NETO

**ALGORITMO DE LOCALIZAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO
DE FALTAS EM LINHAS DE TRANSMISSÃO E
DISTRIBUIÇÃO**

**VIÇOSA
2010**

JÉBUS ANÍCIO DE OLIVEIRA NETO

**ALGORITMO DE LOCALIZAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO
DE FALTAS EM LINHAS DE TRANSMISSÃO E
DISTRIBUIÇÃO**

Monografia apresentada ao Departamento de Engenharia Elétrica do Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas da Universidade Federal de Viçosa, para a obtenção dos créditos da disciplina ELT 490 - Monografia e Seminário e cumprimento do requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Marco Aurélio de Almeida Castro.

VIÇOSA
2010

JÉBUS ANÍCIO DE OLIVEIRA NETO

**ALGORITMO DE LOCALIZAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DE FALTAS
EM LINHAS DE TRANSMISSÃO E DISTRIBUIÇÃO**

Monografia apresentada ao Departamento de Engenharia Elétrica do Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas da Universidade Federal de Viçosa, para a obtenção dos créditos da disciplina ELT 490 - Monografia e Seminário e cumprimento do requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Elétrica.

Aprovada em 02 de Dezembro de 2010.

COMISSÃO EXAMINADORA

Prof. Dr. Marco Aurélio de Almeida Castro - Orientador
Universidade Federal de Viçosa

Prof. Ms. Heverton Augusto Pereira - Membro
Universidade Federal de Viçosa

Prof. Dr. Leonardo Bonato Felix - Membro
Universidade Federal de Viçosa

*Aos meus pais, J3sus e Dulce
Amo voc3s.*

Agradecimentos

Agradeço a Deus por ter cuidado dos mínimos detalhes de minha vida e também aos meus familiares, principalmente meus pais Jesinho e Dulce e minha irmã Samira, pelo carinho, incentivo, esforço e luta para que este sonho se concretizasse.

A senhorita Lili, minha namorada e melhor amiga, por acompanhar cada passo de minha vida e torna-los muito mais felizes e pelo incentivo no meu crescimento acadêmico.

Aos amigos do laboratório do NIAS, em especial aos GRANDES amigos Goiás e PV que me ajudaram desenvolver minha pesquisa, e com quem aprendi muito, compartilhei conhecimentos (pitacos), além do companheirismo.

Agradeço todos aos amigos da IPV que cuidaram de mim como se fossem verdadeiros irmãos, principalmente Isamu, Isaque, Lucas Durso e Pedro do Jony.

A todos os amigos que passaram pela república *BROOKLIN* que faziam as resenhas que tenderam ao infinito (*resenhas* $\rightarrow +\infty$), pelo "Funk do Japa", Churrasco e etc. Valeu Alex, André boleros, Cangas, Hebert, Hell e ao grande mestre Japa.

Aos colegas do curso de Engenharia Elétrica da UFV pelas discussões e sugestões no desenvolvimento da pesquisa, pelas proveitosas horas de estudo e pelas horas de lazer.

Aos professores do Departamento de Engenharia Elétrica UFV, por todos os conhecimentos que adquiri e que sem estes não seria possível a realização deste projeto; e em especial ao meu orientador, Marco Aurélio de Almeida Castro ("Ele é o professor?") por quem adquiri muita admiração, valeu pelas viagens ("Isso não foi legal!"), pelas vezes que passei mal de rir, incentivo e cobranças. Agradeço também ao co-orientador Leonardo Bonato Felix, pelos rocks e pagodes da banda Jésum & A Banda do Além no chateau assobradado, por me apresentar o grande *Jahga* Capelão, pelas pesquisas, incentivo e conselhos ("Na duvida ...").

A FAPEMIG que financiou esta pesquisa, bem como tantas outras, contribuindo para o progresso científico deste país.

*“A vida de um indivíduo só faz sentido se ajuda a tornar a vida das demais criaturas
mais nobre e mais bela”*

Albert Einstein

Resumo

Os sistemas de transmissão e distribuição de energia elétrica tem por objetivo entregar a energia fornecida pelos geradores às cargas. Porém, esses sistemas estão sujeito à ocorrência de situações inesperadas, tais como curtos-circuitos, aberturas de linhas, sobre tensões, dentre outros, que podem causar a interrupção no fornecimento de energia. Tais ocorrências, conhecidas por faltas, devem ser rapidamente detectadas, localizadas e classificadas, de forma que os equipamentos de proteção possam atuar isolando a área faltosa do restante do sistema. Este trabalho tem por objetivo desenvolver um algoritmo computacional que visa, justamente, localizar e classificar faltas, tanto em Linhas de Transmissão (LT), como em Linha de Distribuição (LD). Para classificar e localizar estas faltas utilizou-se modelagem Auto-regressiva (AR) que extrai parâmetros dos sinais de tensão e corrente do sistema, além das Redes Neurais Artificiais (RNAs), utilizada como um classificador de padrões dos sinais previamente modelados. Dessa forma não houve a necessidade de cálculos complexos como a teoria de ondas viajantes e/ou Transformada Wavelet (TW), muito utilizadas em trabalhos relacionados a essa área. Para que este estudo atendesse as situações reais frequentemente encontradas em campo, utilizou-se a modelagem de um sistema de transmissão das Centrais Elétricas do Norte do Brasil (ELETRONORTE) e, também, de um sistema de distribuição ramificado da Companhia Paulista de Força e Luz (CPFL) além de um sistema de distribuição sem ramificações. Na aquisição dos dados procurou-se utilizar uma baixa frequência de amostragem (1,5 kHz), quando comparado com a literatura, e monitorar apenas um barramento do sistema. O algoritmo proposto e toda modelagem dos sistemas foram baseados em simulações computacionais via *software* específico, no qual, para as simulações realizadas, foram consideradas todos os tipos de curtos-circuitos (monofásicos, bifásico - com e sem terra, trifásico) em diferentes localizações ao longo das linhas, com diferentes ângulos de incidências e, também, diferentes resistências de falta. Dessa forma o algoritmo permitiu localizar e classificar tanto faltas de baixa impedância, quanto as faltas de alta impedância (FAIs).

Lista de Figuras

1	Características do filtro <i>Butterworth</i>	22
2	Filtragem com inversão temporal	23
3	Estrutura de um neurônio.	26
4	Modelo do neurônio artificial.	27
5	Rede multicamadas (MLP).	28
6	Diagrama de blocos do algoritmo proposto.	30
7	Exemplo de falta em LT.	31
8	Ponto de incidência da falta.	32
9	Filtro <i>Butterworth</i> passa-alta de décima primeira ordem.	33
10	Diagrama de blocos do algoritmo de localização do ponto de incidência. . .	33
11	Corrente da fase A e sinal obtido.	34
12	Sistema de transmissão da ELETRONORTE.	36
13	Erros de classificação em função do tipo de falta (ELETRONORTE). . . .	37
14	Erros de classificação em função do ângulo (ELETRONORTE).	38
15	Resultados em função do ângulo de incidência (ELETRONORTE).	39
16	Sistema de distribuição sem ramificação.	40
17	Erros de classificação em função do tipo de falta (Distribuição).	42
18	Erros de classificação em função da resistência (Distribuição).	42
19	Erros de classificação em função do ângulo (Distribuição).	43
20	Resultados em função da resistência de falta (Distribuição).	44
21	Resultados em função do ângulo de incidência (Distribuição).	44
22	Sistema de Distribuição Ramificado (CPFL).	46

23	Erros de classificação em função do tipo de falta (CPFL).	48
24	Erros de classificação em função da resistência (CPFL).	48
25	Erros de classificação em função do ângulo (CPFL).	49
26	Resultados em função da resistência de falta (CPFL).	50
27	Resultados em função do ângulo de incidência (CPFL).	50

Lista de Tabelas

1	Registro de faltas em uma LT de 500 kV em um período de 10 anos.	11
2	Situações de falta registradas sobre linhas de transmissão.	12
3	Convenção numérica adotada para classificação de falta.	35
4	Dados das Linhas de transmissão da ELETRONORTE.	36
5	Erros absolutos para todos os casos (ELETRONORTE).	39
6	Erros Absolutos para todos os casos separados em intervalos (ELETRONORTE).	40
7	Dados do alimentador.	41
8	Erros absolutos para todos os casos (Distribuição).	45
9	Erros Absolutos para todos os casos separados em intervalos (Distribuição).	45
10	Dados das cargas conectadas nos barramentos (CPFL).	46
11	Dados das linhas do sistema ramificado da CPFL.	47
12	Erros absolutos para todos os casos (CPFL).	51
13	Erros absolutos para todos os casos separados em intervalos (CPFL).	51

Sumário

1	Introdução	11
1.1	Objetivos	13
1.2	Motivação	14
1.3	Disposição do Texto	15
2	Revisão Bibliográfica	16
2.1	Algoritmos baseados nas componentes de frequência fundamental	16
2.2	Algoritmos baseados nas componentes de alta frequência	17
2.3	Algoritmos baseados em RNAs	17
3	Processamento de Sinais	19
3.1	Filtros	20
3.1.1	Filtro FIR	20
3.1.2	Filtro IIR	20
3.1.3	Filtro <i>Butterworth</i>	21
3.1.4	Filtragem com Inversão Temporal	23
3.2	Rede Neural Artificial	23
3.2.1	O Neurônio Biológico	25
3.2.2	O Neurônio Artificial	26
3.2.3	Redes <i>Multilayer Perceptron</i>	28
3.3	Modelagem Auto Regressiva - AR	28
4	Metodologia	30

4.1	Simulação	30
4.2	Localização do ponto de incidência	32
4.3	Tratamento dos Dados	34
4.4	Treinamento da RNA para Classificação	35
4.5	Treinamento da RNA para Localização	35
5	Resultados e Discussões	36
5.1	Sistema de Transmissão da ELETRONORTE	36
5.1.1	Resultados da Classificação	37
5.1.2	Resultados da Localização	38
5.2	Sistema de Distribuição sem Ramificações	40
5.2.1	Resultados da Classificação	41
5.2.2	Resultados da Localização	43
5.3	Sistema de Distribuição Ramificado	45
5.3.1	Resultados da Classificação	47
5.3.2	Resultados da Localização	49
6	Considerações Finais	52
	Referências	54

1 *Introdução*

Na história da sociedade, a energia elétrica ocupa papel de destaque desde a sua descoberta até os dias atuais, afetando diretamente a qualidade de vida, o progresso econômico, a confiabilidade dos produtos e dos serviços prestados, dentre outros. Dessa forma, os sistemas elétricos de potência (SEPs) devem garantir alto grau de confiabilidade e continuidade do fornecimento de energia.

Contudo, interrupções que afetam a qualidade e a confiabilidade no fornecimento de energia elétrica podem ser provocadas por diferentes tipos de fenômenos no sistema, como: sobretensões e subtensões (oriundas de variações de cargas), raios, sobrecargas, curtos-circuitos, entre outros. Essas faltas podem ocorrer nos diversos componentes de um SEP, dentre os quais podemos destacar as Linhas de Transmissão (LT) e as Linhas de Distribuição (LD) como os elementos mais suscetíveis, especialmente se considerarmos suas dimensões físicas, complexidade funcional e o ambiente em que se encontram, apresentando assim, maior dificuldade para manutenção e monitoramento. Tal observação pode ser notada na Tabela 1 de acordo com [1] que mostra o registro de distribuição de faltas entre os componentes de um SEP com uma LT de 500 kV em um período de 10 anos.

Tabela 1: Registro de faltas em uma LT de 500 kV em um período de 10 anos.

Equipamentos Faltosos	Número de Faltas
Linhas de Transmissão	82
Autotransformadores	6
Erros Humanos	5
Circuitos disjuntores	4
Barramento	1
Gerador	1

Observações práticas mostram que a maioria das faltas nas LT ocorre entre um condutor e o terra, sendo cerca de 70 % a 80%. Um menor número de faltas refere-se às que envolvem todas as fases, em torno de 5% [2]. Contudo, tal estatística pode variar conforme o nível de tensão do sistema de transmissão. A Tabela 2, retirada da referência [3],

ilustra as estatísticas de situações de falta registradas sobre LT ou LD de uma importante concessionária do sistema brasileiro.

Tabela 2: Situações de falta registradas sobre linhas de transmissão.

Nível de Tensão	Fase-Terra (%)	Fase-Fase (%)	Trifásica (%)
500 kV	94,24	5,04	0,72
345 kV	92,65	7,35	0,00
230 kV	79,65	18,18	2,27

Como prática, tem-se que essas situações faltosas, com destaque para os curtos-circuitos, precisam ser localizadas precisamente e extintas o mais rápido possível, evitando assim longos períodos de interrupção do fornecimento de energia e, também, danos aos equipamentos. Para tal, um esquema de proteção pode ser resumido nas seguintes etapas [4]:

- Detecção da Falta: módulo que sinalizará quando da ocorrência de uma situação de falta;
- Classificação: módulo que deverá indicar o tipo de falta ocorrido, bem como as fases envolvidas, no mais curto espaço de tempo, e, finalmente;
- Localização: módulo que determinará a localização física da falta, usualmente implementado através de métodos baseados em componentes de frequência fundamental e outros baseados nos transitórios de altas frequências, conhecidos na literatura como método de ondas viajantes, além de Redes Neurais Artificiais (RNAs) como método mais pesquisado atualmente.

Assim, feita a detecção da falta após a ação dos equipamentos de proteção, a qual deve ser realizada de maneira *on-line*, os classificadores e localizadores de faltas, foco desse trabalho, processarão os dados registrados digitalmente de modo *off-line* os quais, por essa razão, não estarão sujeitos às restrições de processamento impostas aos relés de proteção, permitindo um aumento na sofisticação dos algoritmos e, portanto, na precisão relacionada à classificação e localização de faltas [5].

Nesse sentido, a utilização de equipamentos microprocessados tem sido amplamente estudada por empresas e universidades, pois têm se mostrado cada vez mais apropriados quando se trata de aplicações que requerem alta precisão na classificação e localização de faltas.

Geralmente, os localizadores e classificadores de falta são projetados para atuarem exclusivamente ou em LD ou em LT. Esse fato se deve aos níveis de tensão em que cada sistema está inserido, diferenciando, assim, as características das faltas. As faltas de sistemas de distribuição diferem-se dos sistemas de transmissão principalmente relacionados aos valores de impedâncias de faltas e, também, ao sistema conter harmônicos.

Com relação aos valores de impedância de faltas geralmente esses valores são altos, além de inserirem harmônicos no sistema no momento da falta. Dessa forma, a corrente de falta terá uma amplitude menor, dificultando sua localização.

Outro fator importante que as diferem dos sistemas de transmissão são os harmônicos presentes nos sistemas de distribuição. Tecnicamente, os harmônicos são componentes de uma onda periódica cuja frequência é um múltiplo inteiro da frequência fundamental (no caso do SEP nacional, de 60 Hz). A presença desses harmônicos, que causam distorções que serão sobrepostas à forma de onda fundamental do sistema, é normalmente associada com a crescente quantidade de acionamentos estáticos, fontes chaveadas e outros tipos de cargas não-lineares conectadas ao sistema de transmissão [6].

Já, em sistemas de transmissão, as impedâncias de faltas são consideradas baixas devido ao alto nível de tensão do sistema, não afetando significativamente a amplitude das correntes de falta. Porém, tanto para esse sistema, assim como para o sistema de distribuição, deve-se considerar o ângulo de incidência das faltas, pois este afeta tanto o transitório quanto, de maneira significativa, a amplitude inicial da falta.

As LT são geralmente consideradas homogêneas ao longo de sua extensão, ou seja, é constituída de um único condutor sem cargas ou derivações em pontos intermediários. Já nos sistemas de distribuição de energia, um mesmo alimentador pode ser constituído de segmentos com diferentes condutores resultando em trechos com valores de impedância por unidade de comprimento distintas.

1.1 **Objetivos**

O trabalho proposto visa apresentar um algoritmo classificador e localizador de faltas generalista (que independa do sistema, seja ele de transmissão, distribuição ou ramificado) que consiga determinar de maneira eficiente a distância e o tipo de falta ocorrido. Além disso, o algoritmo utiliza sinais de tensão e corrente monitoradas em apenas um de um barramento. Outro diferencial dessa algoritmo é utilizar baixa frequência de amostragem (1,5kHz) quando comparado com a literatura.

Todo o algoritmo implementado teve como base teórica a modelagem Auto-regressiva (AR) que extrai parâmetros dos sinais de tensão e corrente do sistema, além das RNAs, utilizada como um classificador de padrões dos sinais previamente modelados. Dessa forma não houve a necessidade de cálculos complexos como a teoria de ondas viajantes e/ou Transformada Wavelet (TW), muito utilizadas em trabalhos relacionados a essa área.

Para que este estudo atendesse as situações reais freqüentemente encontradas em campo, utilizou-se a modelagem de um sistema de transmissão das Centrais Elétricas do Norte do Brasil (ELETRONORTE) e, também, de um sistema de distribuição ramificado da Companhia Paulista de Força e Luz (CPFL) além de um sistema de distribuição sem ramificações.

Deve-se ressaltar que, para esta etapa do trabalho, não foi prevista a realização de uma pesquisa em campo para obtenção de dados. Assim, o algoritmo proposto e toda modelagem do sistema foram baseados em simulações computacionais via *software* específico, no qual para as simulações realizadas foram consideradas todos os tipos de curtos-circuitos (monofásicos, bifásico - com e sem terra, trifásico), com diferentes localizações ao longo das linhas, ângulos de incidências e resistências de falta.

1.2 Motivação

A ocorrência de um falta nos SEPs pode deixar vários consumidores sem fornecimento de energia elétrica (EE), podendo causar graves prejuízos de produção para várias empresas, além de gerar perdas de faturamento.

Desta forma, o tempo gasto pelas equipes de manutenção na localização do ponto de ocorrência da falta deve ser o menor possível, de modo a aumentar a confiabilidade do sistema e reduzir custos operacionais. O tempo e a freqüência com que um dado conjunto de consumidores permanece sem fornecimento de EE é medido ao longo do mês e com isso são calculados os índices de confiabilidade adotados pela agência reguladora do setor elétrico. Em função destes índices, a concessionária de energia pode ser penalizada através de multas.

Assim, obter uma estimativa do local de ocorrência da falta antes do envio das equipes de manutenção representa uma etapa importante no processo de redução do tempo de interrupção de energia aos consumidores. Sua importância é ressaltada em sistemas de distribuição rurais, onde as linhas (alimentadores) são de grande extensão e percorrem longos trechos desabitados e distantes.

1.3 Disposição do Texto

Na seqüência desta introdução, será apresentados no Capítulo 2 uma revisão bibliográfica do tema. Em seguida, uma revisão sobre RNAs e AR é feita no Capítulo 3. O algoritmo de localização e classificação de faltas é exposto em detalhes no Capítulo 4. Os resultados obtidos são então discutidos e comentados no Capítulo 5. Finalmente, algumas considerações finais são feitas no Capítulo 6.

2 Revisão Bibliográfica

Como fato, tem-se que o desenvolvimento de novos métodos de localização e classificação digital de faltas para LT, utilizando dispositivos baseados em microprocessadores, é questão de interesse de pesquisadores e engenheiros de potência nos últimos anos. Sobre um considerável número de propostas, pesquisas buscam novas metodologias e o aperfeiçoamento das já existentes, visando melhorar a precisão das localizações e classificações de faltas em LTs. Portanto, faz-se necessário num primeiro momento, apresentar uma revisão bibliográfica dos principais algoritmos de localização e classificação de faltas encontrados na literatura.

Nesse capítulo será apresentada uma breve revisão bibliográfica classificação e localização de faltas em sistemas de transmissão e distribuição, visando apresentar os principais algoritmos mais relevantes, presentes na literatura.

2.1 Algoritmos baseados nas componentes de frequência fundamental

A maioria dos métodos de localização que consideram as componentes de frequência fundamental, são baseados na determinação da impedância aparente da LT durante a falta, ou seja, calcular a impedância no regime transitório. Esta impedância é obtida em função dos parâmetros da LT e dos fasores fundamentais (60 ou 50 Hz) de tensão e corrente, extraídos dos sinais registrados em um, ou em múltiplos terminais da LT, via alguma técnica de filtragem [7].

Gautier [5] propôs uma técnica de localização de faltas que utiliza de sinais de tensão e corrente apenas de um terminal. O algoritmo é baseado no cálculo da razão entre a reatância de falta da linha e a reatância total da LT. Sendo razão entre reatância de falta da linha e a reatância total da LT o determinante a posição da falta.

Sachedev e Agarwal [8] propuseram uma técnica de localização de faltas não iterativa,

monitorando dois terminais do sistema. O método faz uso da impedância aparente local da linha, da corrente de seqüência positiva medida localmente por relés, e também de dados correspondentes ao terminal remoto. A partir dessas informações, diferentes tipos de faltas foram analisados e testados usando a teoria de componentes simétricos, a fim de se obter a distância da falta para cada caso.

2.2 Algoritmos baseados nas componentes de alta frequência

Os algoritmos baseados nas componentes de alta frequência dos sinais transitórios gerados por uma situação de falta são fundamentados na teoria de ondas viajantes, [9]. Estes algoritmos se baseiam, geralmente, na determinação do tempo de viagem da onda do ponto de falta ao terminal de monitoramento e na velocidade de propagação da onda viajante na linha em questão, para estimar, o mais precisamente quanto possível, o ponto de ocorrência de uma falta [10], [11].

Vários trabalhos baseados nos componentes de alta frequência utilizam a TW como ferramenta para localização do ponto de incidência da falta [12], [13], [14]. A TW é similar à Transformada de Fourier (TF), essa decompõe o sinal em diferentes escalas, com diferentes níveis de resolução, a partir de uma única função. Diferentemente da TF que fornece uma representação global do sinal, a TW apresenta representações locais no domínio do tempo e da frequência de um dado sinal.

Silva [15] apresenta o estudo e o desenvolvimento de um algoritmo híbrido para detecção, classificação e localização de faltas em sistemas com três terminais utilizando como principal ferramenta a TW. O algoritmo é dito híbrido, pois alia duas metodologias para localizar a falta. A primeira baseada na análise de componentes de alta frequência (ondas viajantes) e a segunda, baseada na extração dos componentes fundamentais para o cálculo da impedância aparente.

2.3 Algoritmos baseados em RNAs

As RNAs são técnicas computacionais que apresentam um modelo matemático inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes e que adquirem conhecimento através da experiência. Devido as característica das RNAs de aprendizagem, tolerância a falhas e capacidade de generalização, essa técnica é considerada robusta para várias aplicações

em engenharia inclusive para localizar e classificar faltas.

Purushothama et al. [16] propuseram a aplicação de RNAs ao problema de localização de faltas, usando dados registrados em um, ou em ambos os terminais da linha. Os autores desenvolveram duas RNAs, uma utilizando a rede Multilayer Perceptron (MLP) convencional e outra, baseada na técnica de correlação em cascata de Fahlman, para localização da falta em LTs de Extra Alta Tensão. Na primeira aplicação (rede MLP), as entradas para a rede caracterizam dados de pré e pós-falta das correntes e de pós-falta das tensões trifásicas, medidas no terminal local, assim como o tipo da falta. A saída do modelo artificial é a localização e a resistência da falta associada.

Moreto [17] apresenta uma nova metodologia de localização de faltas em sistemas de distribuição de energia. O esquema proposto é capaz de obter uma estimativa precisa da localização tanto de faltas sólidas e lineares quanto de faltas de alta impedância. Esta última classe de faltas representa um grande problema para as concessionárias distribuidoras de energia elétrica, uma vez que seus efeitos nem sempre são detectados pelos dispositivos de proteção utilizados. A metodologia proposta visa superar esta deficiência dos algoritmos de localização tradicionais através da criação de um algoritmo baseado em redes neurais artificiais que poderá ser adicionado como uma rotina adicional de um relé de proteção digital.

Vários outros trabalhos baseados em RNAs têm sido publicados. Para sistemas de transmissão tais como, para a classificação [18] e localização [19].

3 Processamento de Sinais

Sinais realizam um papel importante em nosso cotidiano. Exemplos de sinais que encontramos frequentemente são voz, músicas, fotografias e vídeo. Um sinal é uma função de variáveis independentes, tais como: tempo, distância, posição, temperatura, tensão, corrente, pressão. Uma música ou um sinal de voz, por exemplo, representa a pressão do ar como função do tempo em um ponto no espaço. Uma fotografia em preto e branco representa a intensidade de luz como função de duas coordenadas espaciais. Um sinal de vídeo de uma televisão consiste em seqüências de imagens, chamadas quadros, como função de três variáveis: duas coordenadas espaciais e o tempo. Além de sinais elétricos como correntes, tensões, potência, dentre outros presentes no SEPs [20].

A maioria dos sinais que encontramos são gerados de modo natural. No entanto, um sinal pode ser gerado sinteticamente por meio de simulações. Um sinal carrega um conjunto de informações e um dos objetivos do processamento de sinais é extrair tais informações através da representação matemática destes sinais.

Diversos tipos de operações de processamento de sinais são utilizados na prática. No caso de sinais analógicos, a maioria das operações de processamento de sinais são normalmente aplicadas no domínio do tempo, enquanto que no caso de sinais discretos, são utilizadas operações tanto no domínio do tempo como no da frequência.

Alguns problemas clássicos em processamentos de sinais requisitaram uma nova vertente de conhecimento buscando uma melhor extração de informação dos sinais. Desta forma surgiu a TF. Problemas como a extração de características, síntese de sinais (ou compactação), detecção de bordas, segmentação de texturas, tiveram um grande avanço nos últimos 25 anos devido ao estudo de representação no domínio da frequência e, também, nos diversos tipos de filtragem [20].

3.1 Filtros

Os sistemas práticos estão sujeitos a ruídos e perturbações aleatórias que podem dificultar os procedimentos da análise e da identificação. Para contornar estes problemas tem-se recorrido a utilização de filtros, a fim de se capturar somente os sinais com as dinâmicas de interesse presentes no sistema. Filtrar um sinal é deixar passar pelo sistema a informação na frequência de interesse e bloquear a informação na frequência indesejada.

3.1.1 Filtro FIR

Os filtros FIR (*finitiy Impulse Response*), são filtros que tem uma resposta ao impulso de duração finita de natureza não recursiva, ou seja, a saída depende apenas da entrada atual e entradas anteriores. A eq.3.1 ilustra a estrutura para implementar um filtro digital FIR. A função $X(z)$ representa o sinal de entrada, os valores de b_0 até b_n são coeficientes que determinam o tipo de filtragem que esta sendo realizada (passa-baixa, passa-alta, passa-faixa) e a função $Y(z)$ é o sinal de saída, resultado da filtragem do sinal $X(z)$. O valor n é também a ordem da filtragem que esta sendo realizado, ou seja, o número de coeficientes determina a ordem do filtro.

$$Y(z) = X(z)(b_0 + z^{-1}b_1 + \dots + z^{-n}b_n) \quad (3.1)$$

A grande vantagem dos filtros digitais FIR é que, uma propriedade inerente os permite realizar uma resposta em frequência com fase linear. Em muitas aplicações, principalmente em aplicações de áudio é importante manter a fase linear do sinal de entrada. Outras características deste filtro são ser sempre estáveis e sem pólos.

Uma desvantagem dos filtros FIR é que para realizar as mesmas características de um filtro IIR ele precisa ter uma ordem mais elevada e isto se traduz a um maior gasto computacional [21].

3.1.2 Filtro IIR

Os filtros IIR (*Infinity Impulse Response*), são filtros que tem uma resposta ao impulso de duração infinita de natureza não recursiva, ou seja, a saída depende da entrada atual e anterior, e também dos resultados de saída anteriores. A eq.3.2 ilustra a estrutura para

implementar um filtro digital IIR, a função $X(z)$ representa o sinal de entrada, os valores a_0 até a_n , b_0 até b_n , são coeficientes que determinam o tipo de filtragem que esta sendo realizada da (passa-baixa, passa-alta, passa-faixa) e a função $Y(z)$ é o sinal de saída, resultado da filtragem do sinal.

$$Y(z)(a_0) = X(z)(b_0 + z^{-1}b_1 + \dots + z^{-n}b_n) - Y(z)(z^{-1}a_1 + \dots + z^{-n}a_n) \quad (3.2)$$

Os filtros IIR ao contrário dos filtros FIR tem grandes distorções de fase, no entanto o custo do processamento pode ser menor para cumprir as mesmas funções de um filtro FIR. Outras características destes filtros são ser instáveis, ter pólos, além de seu projeto derivar de protótipos de filtros analógicos [21].

3.1.3 Filtro *Butterworth*

A resposta em frequência de um filtro IIR *Butterworth* é muito plana (não possui *ripple*, ou ondulações) na banda passante, e se aproxima do zero na banda rejeitada. Quando visto em um gráfico logarítmico, esta resposta desce linearmente até o infinito negativo. Para um filtro de primeira ordem, a resposta varia em -6 dB por oitava (-20 dB por década). Para um filtro *Butterworth* de segunda ordem, a resposta em frequência varia em -12 dB por oitava, em um filtro de terceira ordem a variação é de -18 dB, e assim por diante. Os filtros *Butterworth* possuem uma queda na sua magnitude como uma função linear com a frequência. Podemos ver essa características na Fig.1.

O *Butterworth* é o único filtro que mantém o mesmo formato para ordens mais elevadas (porém com uma inclinação mais íngreme na banda atenuada) enquanto outras variedades de filtros (*Bessel*, *Chebyshev*, *elíptico*) possuem formatos diferentes para ordens mais elevadas [22].

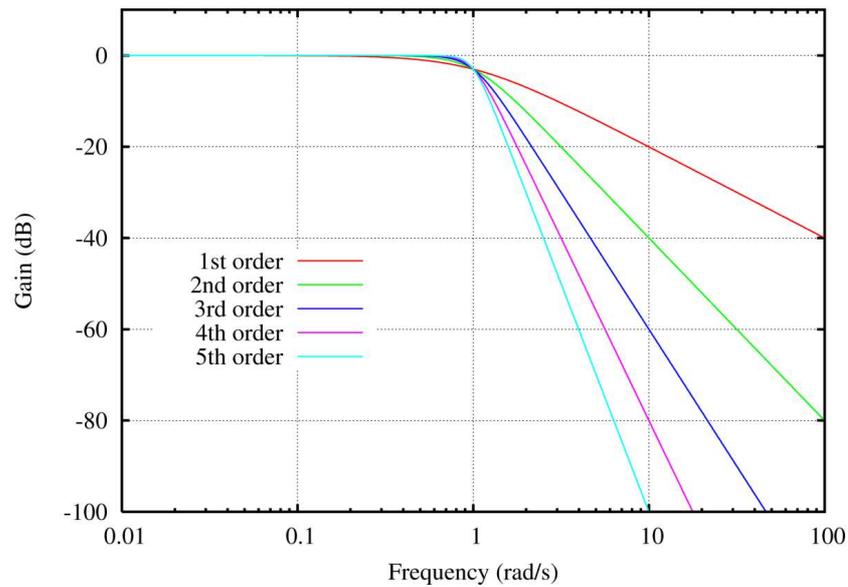


Figura 1: Características do filtro *Butterworth*

Como em todos os gêneros de filtros, o modelo típico é o filtro passa-baixas, que pode ser modificado para se tornar um filtro passa-altas, ou colocado em série com outros filtros para formar filtros passa-faixa ou rejeita-faixa, e versões de ordem mais elevadas destes.

A magnitude da resposta em frequência de um filtro passa-baixas de ordem n pode ser definida matematicamente como na eq.3.3:

$$G(w) = |H(w)| = \frac{1}{\sqrt{1 + (w/w_c)^{2n}}} \quad (3.3)$$

aonde:

- G é o ganho do filtro
- H é a função de transferência
- j é o número imaginário
- n é a ordem do filtro
- w é a frequência angular do sinal em radianos por segundo,
- w_c é a frequência de corte (frequência com -3 dB de ganho).

A filtragem é uma técnica muito utilizada em diversas áreas do conhecimento, com uma gama de aplicações como retirada de ruídos, detecção de bordas, separação de sinais

de frequências distintas. Neste trabalho o filtro *Butterworth* foi utilizado na etapa de localização do ponto de incidência, com finalidade de separar informação de frequências diferentes facilitando a análise do regime transitória e estacionária do sistema.

3.1.4 Filtragem com Inversão Temporal

A Filtragem com Inversão Temporal (FIT) surgiu com a necessidade de corrigir distorções de fase geradas principalmente por filtros IIR, devido ao fato dos filtros de resposta ao impulso infinita possuir uma grande distorção de fase com características não lineares o que ocasiona distorção dos sinais. Para evitar esse problema, é possível alterar o processo de filtragem, seguindo o esquema da Fig.2 da referência [23].

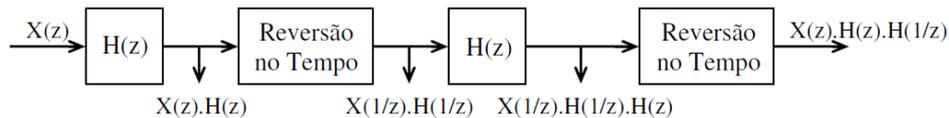


Figura 2: Filtragem com inversão temporal

Considerando $X(z)$ como a Transformada- z do sinal no tempo $x(n)$ e $H(z)$ como a função de transferência do filtro em questão, o diagrama acima pode ser facilmente obtido ao atentar-se para o fato de que a Transformada- z de uma função revertida no tempo, $x(-n)$, é $X(1/z)$. Dessa forma, quando $|z| = 1$, ou seja, $z = e^{j\omega}$, (z é o operador da Transformada- z) a saída se reduz a: $(e^{j\omega}) \cdot |H(e^{j\omega})|^2$. Portanto, a distorção de fase da saída, ocasionada pelo processo de filtragem, é nula [24].

Todas as filtrações feitas neste trabalho utilizaram a FIT, para retirar as possíveis distorções de fase geradas pelo filtro IIR.

3.2 Rede Neural Artificial

A grande capacidade de processamento de informações do cérebro humano tem motivado pesquisas no sentido de encontrar modelos que reproduzam suas características computacionais, que são totalmente diferentes do computador digital convencional, possibilitando, desta forma, que se realize certas tarefas de uma maneira semelhante ao cérebro humano. O cérebro é um sistema de processamento de informação (computador) altamente complexo, não-linear e paralelo. Ele é constituído, basicamente, de unidades estruturais elementares chamadas de neurônios ou unidades de processamento que podem

apresentar diversas entradas e diversas saídas estando maciçamente conectados uns com os outros na composição de uma Rede Neural (RN), cuja definição, citando [22], pode ser vista no texto abaixo:

Uma rede neural é um processador maciçamente paralelamente distribuído constituído de unidades de processamento simples, que têm a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para uso. Ela se assemelha ao cérebro humano em dois aspectos:

- 1. O conhecimento é adquirido pela rede a partir de seu ambiente através de um processo de aprendizagem;*
- 2. Forças de conexão entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido.*

As RNAs foram desenvolvidas tomando-se como base o cérebro humano. Elas fazem uma representação distribuída da informação, na forma de conexões entre um grande número de elementos simples (neurônios artificiais). Todos esses elementos realizam operacionalmente a mesma função, conforme será visto adiante, que é executar a soma ponderada de suas entradas e executar uma transformação (linear ou não-linear) sobre este valor. Assim, as RNAs são modelos matemáticos dos neurônios biológicos e suas interconexões em redes.

A grande vantagem no uso de RNAs para solução de problemas complexos provém de algumas propriedades e capacidades úteis, descritas a seguir, conforme [22]

Aprendizagem: É a habilidade da RNA de aprender acerca de seu ambiente através de um processo iterativo de ajustes aplicados aos seus parâmetros livres (ex.: pesos sinápticos);

Generalização: Corresponde ao fato de a RNA apresentar uma saída adequada para uma entrada não presente no processo de aprendizagem;

Não-Linearidade: Uma RNA é não-linear se esta for constituída de neurônios artificiais também não-lineares. Esta é uma característica importante, pois a maioria dos sistemas físicos responsáveis pela geração dos sinais de entrada para a rede neural são não-lineares;

Adaptabilidade: É a capacidade que as RNAs possuem de adaptar seus pesos sinápticos perante a modificações no meio ambiente, ou seja, uma RNA treinada para operar em um ambiente específico pode facilmente ser re-treinada para absorver pequenas alterações no ambiente;

Tolerância a Falhas: o conhecimento é distribuído pela RNA, desta forma, uma parte das conexões pode estar inoperante, sem mudanças significativas no desempenho de toda a RNA;

Resposta a Evidências: Em sua utilização como classificadora de padrões, uma RNA pode fornecer, em sua saída, não somente a informação relativa a qual conjunto a entrada pertence, mas também uma informação sobre a confiança no resultado. Desta forma, pode se utilizar destas informações para rejeitar padrões ambíguos.

Essas características dotam as RNAs com a capacidade de resolver problemas complexos que não podem ser resolvidos de forma tradicional. É o caso da tarefa de classificação de padrões, na qual deseja-se atribuir uma entre várias classes predefinidas para um determinado sinal de entrada (representando um objeto físico ou evento) do qual não se conhece seu modelo estatístico. A RNA foi aplicada neste trabalho, tanto para classificação, quanto na localização de falta, principalmente, devido a suas particularidade de resposta a problemas complexos, além da sua adaptabilidade, não-linearidade e generalização de problemas.

3.2.1 O Neurônio Biológico

Os neurônios são células com a habilidade de receber informação do próprio corpo, ou do ambiente externo, integrar a informação e transmiti-la a outras células. Cada neurônio é uma célula especializada, capaz de propagar um sinal eletroquímico. Todas as funções e movimentos do organismo estão relacionados ao funcionamento dessas pequenas células.

Os neurônios biológicos consistem de um corpo celular coberto com uma membrana. Eles têm uma rede complexa de prolongamentos: os dendritos, que podem ser em grande número e com muitas ramificações, e o axônio ou filamento nervoso, que geralmente é único (Fig.3).

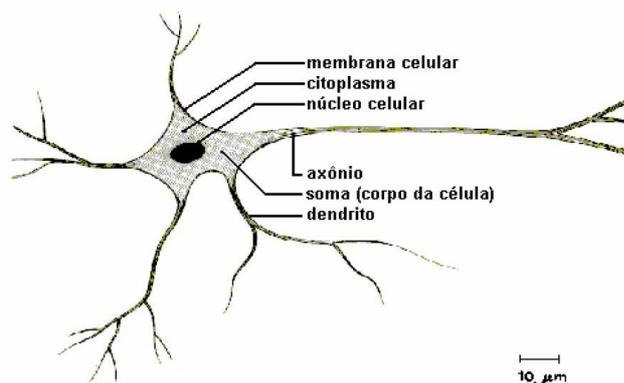


Figura 3: Estrutura de um neurônio.

Os dendritos são ramificações de entrada (input), pois servem para receber sinais emitidos por outros neurônios. O axônio é uma ramificação de saída (output), por meio da qual os sinais eletroquímicos são enviados aos outros neurônios da rede. É constituído de uma fibra tubular que pode alcançar até alguns metros.

A função dos dendritos é receber informação (impulsos nervosos) de outros neurônios e transportá-la para o corpo da célula, onde são processado e novos impulsos são gerados. Os novos impulsos são então transmitidos pelo axônio para outro neurônio ao qual ele está ligado, geralmente por meio de um dendrito.

Os neurônios estão conectados uns aos outros através de sinapses. As sinapses transmitem estímulos através de diferentes concentrações de Na^+ (Sódio) e K^+ (Potássio).

O ponto de contato entre o axônio de um neurônio e o dendrito de outro é chamado de sinapse. É por meio das sinapses que os neurônios se conectam uns aos outros para formar a RN.

3.2.2 O Neurônio Artificial

As RNAs são modelos conexionistas, com capacidade de adaptação de respostas não lineares, com grande capacidade de reconhecimento e classificação de padrões estáticos. A unidade básica no processamento de uma RNA é neurônio. Sua modelagem é inspirada no neurônio biológico. Estes neurônios possuem:

- Dendritos: Elemento receptor;

- Axônios: Elemento de transporte do sinal recebido;
- Sinapses: Responsável pela transmissão do sinal de um neurônio para outro, tem finalidade impor ao neurônio seguinte de excitação ou inibição;
- Corpo Celular: Responsável pelo processamento do sinal.

A partir dessas características biológicas foi modelado o neurônio artificial, o neurônio de Mc Culloch e Pitts, a seguir, é o modelo mais simples implementado (Fig.4).

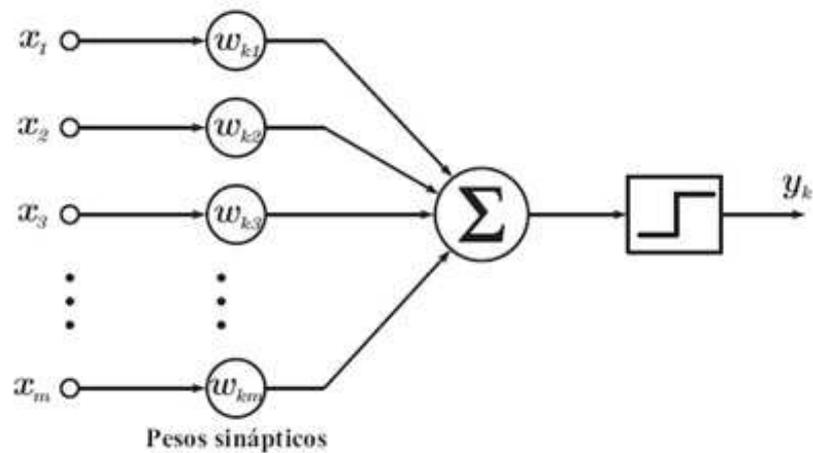


Figura 4: Modelo do neurônio artificial.

Sua operação pode ser resumida da seguinte forma:

- O sinal é apresentado na entrada X_n ;
- Cada sinal é multiplicado por W_k (Sinapses em excitação ou inibição);
- É feita a soma ponderada dos sinais, produzindo um nível de ativação (Corpo celular)
- O nível de ativação for alcançado, é ativada sua saída;

O aprendizado em RNAs consiste na fase onde a RN absorve dados e, a partir destes, modifica seus parâmetros de entrada. Esta etapa pode ser considerada como uma adaptação da RNA às características intrínsecas de um problema, onde se procura cobrir um grande espectro de valores associados às variáveis pertinentes. Isto é feito para que a RNA adquira, através de uma melhora gradativa, uma boa capacidade de resposta para o maior número de situações possíveis [25].

3.2.3 Redes *Multilayer Perceptron*

A partir da idéia de redes de varias camadas surge então as RNAs do tipo perceptron multicamadas, ou *Multilayer Perceptron* (MLP). Esta classe de redes neurais, exige a presença de uma ou mais camadas. A rede representada na Fig.5 são totalmente conectadas, visto que cada um dos nós de uma camada esta conectado a os nós da camada seguinte.

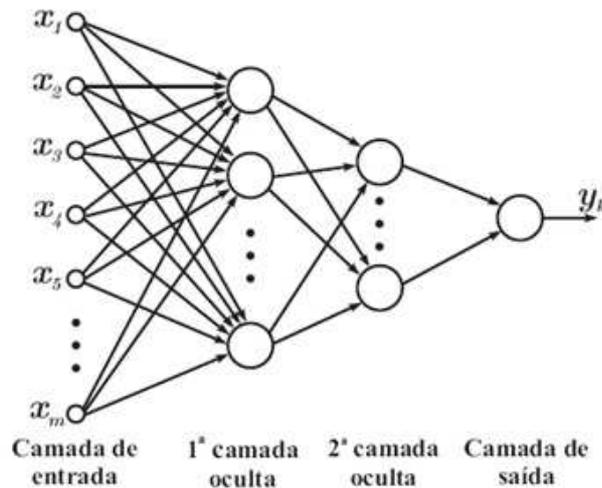


Figura 5: Rede multicamadas (MLP).

Uma rede *Multilayer Perceptron* é uma rede progressiva, ou seja, uma RNA é dita progressiva (*feedforward*) quando as saídas dos neurônios em qualquer particular camada se conectam unicamente às entradas dos neurônios da camada seguinte, sem a presença de laços de realimentação. Conseqüentemente, o sinal de entrada se propaga através da rede, camada a camada, em um sentido progressivo [26].

3.3 Modelagem Auto Regressiva - AR

A modelagem AR consiste em relacionar determinado sinal, através de combinações lineares entre amostras passadas, minimizando o quadrado da diferença entre a amostra atual e as amostras obtidas. O resultado é uma função de transferência *all-poles* (somente com polos, sem zeros). O método utilizado para a obtenção dos coeficientes é o Método de *Yule-Walker*, também chamado de Método da Auto Correlação, no qual um modelo AR é ajustado para minimizar o erro de predição à frente pelo método dos Mínimos Quadrados [27]. A função de transferência discreta de n -ésima ordem, é dada pela eq.3.4

$$H(z) = \frac{\sqrt{e}}{A(z)} = \frac{\sqrt{e}}{1 + a_2z^{-1} + a_3z^{-2} + \dots + a_{(n+1)}z^{-n}} \quad (3.4)$$

onde:

a_n Representa o n -ésimo coeficiente estimado do modelo AR;

e Representa a variância estimada do ruído branco de entrada.

Essa modelagem é muito utilizada para sistemas temporais que não contenha entradas objetivas. Neste trabalho é utilizada para extração de características dos sinais de corrente e tensão do sistema, sendo os coeficientes a_n as características numéricas extraídas.

4 Metodologia

O método proposto foi dividido em quatro etapas: simulação, localização do ponto de incidência, tratamento dos dados e treinamento das RNAs, como mostrado no diagrama de blocos na Fig.6. Cada etapa do trabalho será apresentada nas seções seguintes.

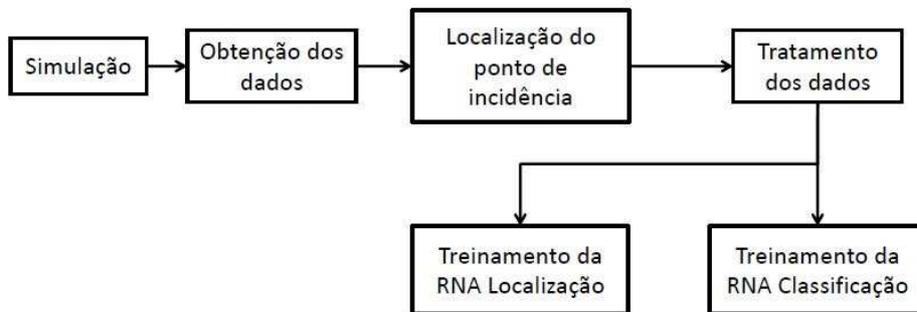


Figura 6: Diagrama de blocos do algoritmo proposto.

4.1 Simulação

A primeira etapa desse trabalho é a simulação do sistema a ser analisado. No sistema devem ser simuladas diversas faltas variando os principais parâmetros que afetam a amplitude e o transitório das faltas. Neste estudo destacam-se quatro parâmetros, os quais são: tipos de falta, ângulo de falta, resistência de falta e local da falta. Para a obtenção dos dados foi utilizada uma frequência de amostragem de 1,5 kHz. Cada simulação teve duração de 0,1s, isto é, das formas de ondas foram salvas 6 ciclos de 60 Hz.

Considerando-se os diferentes tipos de faltas que podem ocorrer sobre as LT do sistema, as simulações foram geradas tomando-se as faltas entre:

- algum condutor a terra (falta fase-terra);
- dois condutores (falta fase-fase);

- dois condutores a terra (falta fase-fase-terra) ou
- todos os condutores (falta trifásica).

Tais situações de faltas foram implementadas como mostrado na Fig.7, retirada da referência [28].

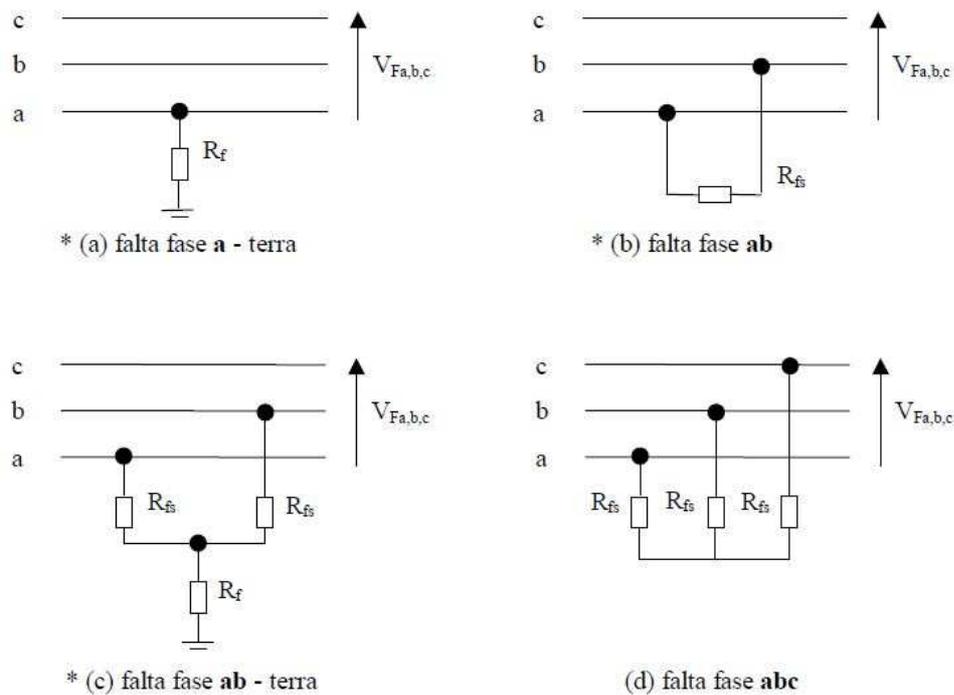


Figura 7: Exemplo de falta em LT.

O ângulo de falta que é o ângulo de ocorrência da falta tomando como referencia a fase A, foi simulado para 0° , 15° , 30° , 45° , 60° , 75° e 90° .

A distância da falta que é distância entre a barra *swing* até o ponto onde ocorreu a falta, diferiu para cada sistema que tinha tamanho de linhas diferentes, nas seções 5.1, 5.2, 5.3 será apresentado os pontos de falta de cada sistema. É importante ressaltar que para o sistema ramificado a distância da falta continua sendo a distancia do barramento principal independente se ocorrer uma falta em uma das ramificações.

A resistência de falta (R_f) variou entre os valores 1, 10, 20, 50 e 100 Ω . Esses valores foram escolhidos a fim de englobar nos dados tanto faltas de baixa impedância quanto FAI. Para o sistema de transmissão esse parâmetro não foi considerado devido a pouca influência da resistência de falta em sistemas com altos níveis de tensão.

Os dados foram obtidos a partir de simulações combinando-se esses parâmetros. Esses dados são divididos em dados de teste, validação e treinamento da RNA, sendo 30 % dos dados voltado para a validação, 40 % voltados para testes e 30 % para treinamento da RNA.

4.2 Localização do ponto de incidência

O primeiro passo na localização da falta é encontrar o seu ponto de incidência, ou seja, o exato momento em que o distúrbio ocorreu, como pode ser visto Fig.8 que mostra o sinal de corrente do sistema em falta.

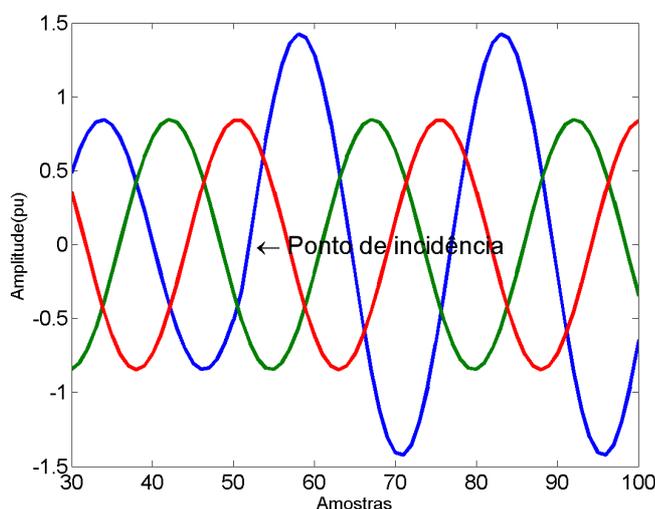


Figura 8: Ponto de incidência da falta.

Para localização do ponto de incidência, o dado de corrente foi filtrado com um filtro Passa-Alta *Butterworth* (seção 3.1.3) de terceira ordem com frequência de corte de 430 Hz. Esse filtro tem como característica suprimir em -60 dB, as frequências de 60 Hz, além do ganho de 0,03 dB em 600 Hz. Essas características têm como finalidade suprimir os harmônicos mais significativos (até a sétima ordem) e proeminir o transitório.

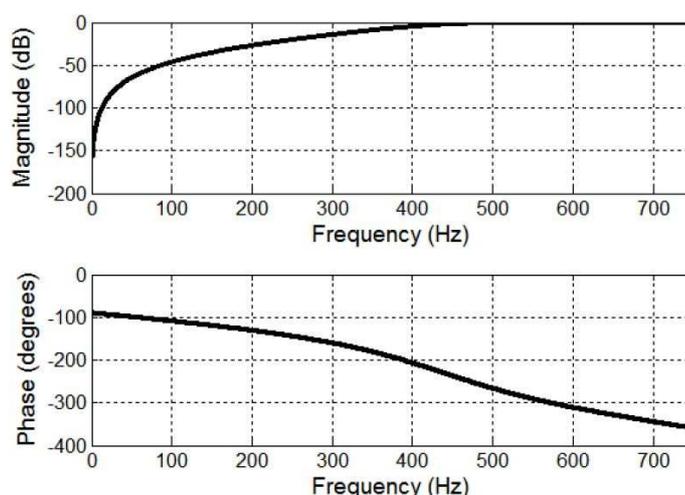


Figura 9: Filtro *Butterworth* passa-alta de décima primeira ordem.

A Fig.9 mostra a resposta em frequência em ganho e em fase do filtro Passa-Alta *Butterworth* de terceira ordem implementado.

Para retirar as grandes distorções de fase ocasionadas pelo filtro IIR *Butterworth*, foi utilizado a FIT (seção 3.1.4).

A fim de suprimir pontos de baixa amplitude, após a filtragem dos dados de corrente os sinais resultantes foram elevados ao quadrado e somado entre si ponto a ponto obtendo um único vetor. Esse vetor foi normalizado entre 0 e 1. O algoritmo de localização do ponto de incidência é mostrado no diagrama na Fig.10.

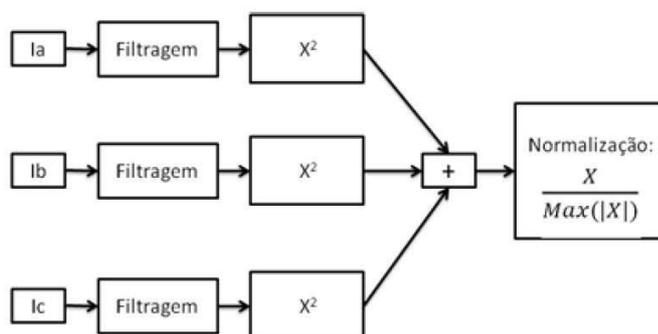


Figura 10: Diagrama de blocos do algoritmo de localização do ponto de incidência.

A Fig.11, a seguir, ilustra a corrente da fase A e o sinal normalizado obtido. É possível observar que o sinal a ser detectado apresenta um pico exatamente sobre o ponto de incidência da falta, o que ocorre devido ao sinal conter características transitórias no ponto de incidência. Ressalta-se que, para localizar o ponto de incidência do distúrbio foi

considerado o ponto de máximo do sinal, isso é, o pico como o início do distúrbio.

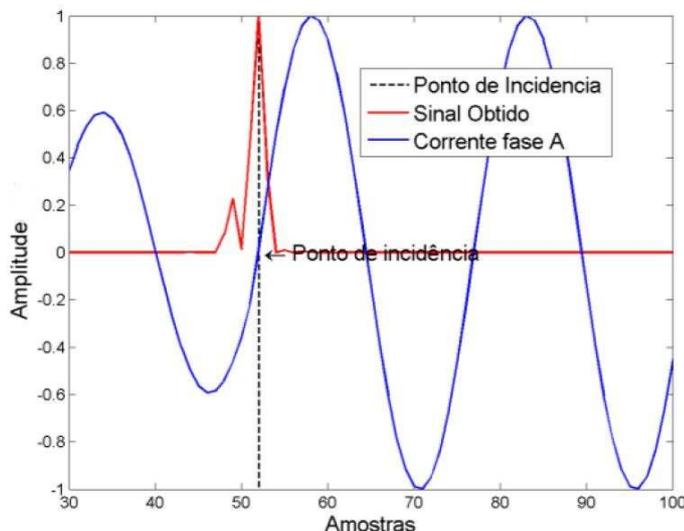


Figura 11: Corrente da fase A e sinal obtido.

É importante destacar que este algoritmo detecta o ponto de incidência para qualquer tipo de falta e também não necessita de janelamento predefinido, ou seja, o janelamento depende apenas da aquisição dos dados.

4.3 Tratamento dos Dados

Nessa etapa, são extraídos os parâmetros para o treinamento das RNAs, utilizando-se a Modelagem AR (seção 3.3). Esse modelo foi utilizado devido a sua simplicidade e a sua rapidez, além de ser um método eficiente para estimação dos parâmetros de sistemas.

Para o trabalho proposto, foram extraídos dez coeficientes AR de cada corrente (I_a , I_b , I_c), e das tensões das três fases (V_{ab} , V_{bc} , V_{ca}), totalizando 60 coeficientes. Esses dados de corrente e tensão foram extraídos do barramento principal (*swing* ou *slack*). O cálculo desses coeficientes foi realizado com dados de apenas uma oscilação, ou seja, os dados de corrente e de tensão foram cortados, de forma que restaram apenas 25 pontos iniciando no ponto de incidência. Esse número equivale a um comprimento de onda de uma senóide 60 Hz com frequência de amostragem de 1,5 kHz. Esses coeficientes foram utilizados como dados de entrada para RNAs tanto na localização quanto na classificação de faltas.

4.4 Treinamento da RNA para Classificação

Nessa etapa do trabalho foi feito o treinamento das RNAs utilizadas. Para os algoritmos de classificação e localização utilizou-se redes MLPs (seção 3.2.3), com função de ativação *tansig* para as camadas ocultas e *purelin* para camada de saída além do algoritmo de aprendizagem *Levenberg-Marquardt*. Especificamente, no treinamento da RNA para classificação das faltas, convencionou-se que as fases envolvidas nas faltas teriam saídas variando de 1 a 10, ou seja, a camada de saída RNA retornava um valor numérico referente às fases envolvidas, como mostradas na Tabela 3:

Tabela 3: Convenção numérica adotada para classificação de falta.

Fases Envolvidas	Convenção Numérica Adotada
AT	1
BT	2
CT	3
AB	4
ABT	5
CA	6
CAT	7
BC	8
BCT	9
ABC	10

Na Tabela 3, as letras *A*, *B* e *C* determinam quais fases foram envolvidas na falta e a letra *T* é presente nas faltas que envolveram o condutor terra. Através da convenção adotada e dos 60 parâmetros extraídos anteriormente, pôde-se treinar a RNA de forma a classificar as faltas em questão.

4.5 Treinamento da RNA para Localização

Assim como no treinamento para a classificação, a RNA utilizada para a localização foi a MLP com a mesma função de ativação e o mesmo algoritmo de treinamento utilizado para classificação de falta. Convencionou-se a saída da RNA como sendo a própria distância em quilômetros da ocorrência da falta, ou seja, a distância da barra *swing* até o ponto de ocorrência da falta e a entrada da rede como sendo os sessenta coeficientes AR extraídos na seção 4.2. Com a convenção adotada e com os parâmetros anteriormente extraídos de cada evento de falta, pôde-se treinar a RNA de forma a localizar as faltas em questão.

5 Resultados e Discussões

Nesse capítulo foi avaliado o desempenho do algoritmo para três sistemas diferentes, sendo eles: um sistema de transmissão das Centrais Elétricas do Norte do Brasil (ELETRONORTE), um sistema de distribuição sem ramificações e um sistema de distribuição ramificado da Companhia Paulista de Força e Luz (CPFL). Esses sistemas serão discutidos respectivamente nas seções seguintes.

5.1 Sistema de Transmissão da ELETRONORTE

O sistema de Transmissão simulado consiste de uma LT da ELETRONORTE que liga Marabá a Miracema. Esse sistema tem um total de 698,28 km de extensão [29].



Figura 12: Sistema de transmissão da ELETRONORTE.

A Fig.12 apresenta o diagrama unifilar do sistema simulado, cujos dados são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4: Dados das Linhas de transmissão da ELETRONORTE.

Barra i	Barra j	Comprimento (km)	$R_+(\Omega)$	$X_+(\Omega)$	$R_0(\Omega)$	$X_0(\Omega)$
1	2	181,68	4,52	57,35	63,79	206,60
2	3	342,60	5,54	88,4	88,35	349,94
3	4	174,0	2,93	46,0	49,97	191,82
Total		698,28				

* Onde i, j indicam as barras do sistema, R a resistência e X a reatância. Os índices $+$ e 0 indicam seqüência positiva e zero, respectivamente.

As simulações foram feitas variando três parâmetros para o estudo: tipo de falta, ângulo de falta e distancia de falta. Os locais onde ocorreram as faltas foram simulados de 15 km até 698.28 km, variando com incrementos de 3 km, totalizando 205 locais faltosos. Nesse caso não se fez necessário variar a resistência de falta, devido esse parâmetro ter pouca influencia sobre os sistemas de transmissão.

Fez-se todas as combinações possíveis entre esses parâmetros, totalizando em 14.350. Para cada simulação foram salvos os dados de correntes de linha (I_{abc}) e de tensões de fase (V_{abc}) do barramento SE Marabá (barramento principal), mostrado na Fig.12.

5.1.1 Resultados da Classificação

As Figs.13 e 14, apresentam os erros percentuais em função desses parâmetros testados (tipo de falta e ângulo de falta). Esses erros foram calculados a partir de 5740 dados de teste (40 % dos dados simulados).

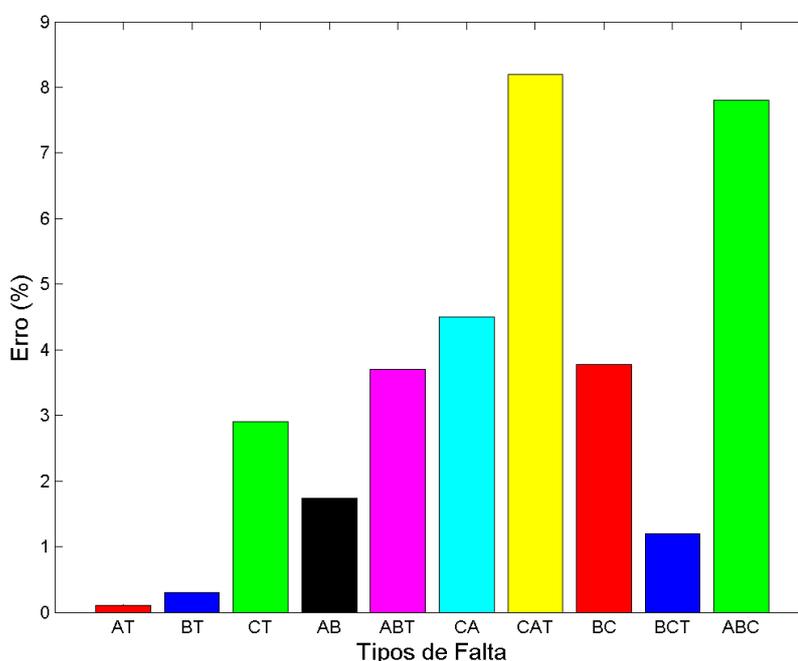


Figura 13: Erros de classificação em função do tipo de falta (ELETRONORTE).

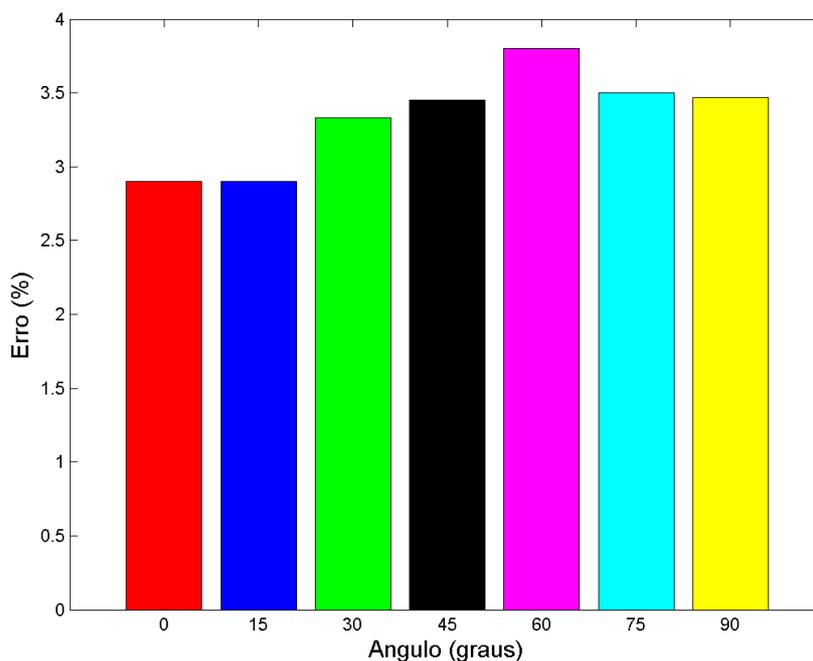


Figura 14: Erros de classificação em função do ângulo (ELETRONORTE).

Para classificação utilizou-se uma rede de duas camadas ocultas de neurônios e uma camada de saída. Através de teste de várias arquiteturas, a melhor rede obtida foi a que possuía 27 neurônios na primeira camada oculta, 24 neurônios na segunda e um neurônio na camada de saída.

Como pôde ser visto através das Figs.13 e 14, devido à pequena porcentagem de erros, pode-se concluir que o algoritmo de classificação obteve um resultado favorável quando relacionado à exatidão e à independência dos parâmetros testados (tipos de faltas e ângulo de falta). Observa-se que o erro máximo alcançado foi de apenas 8 %, no caso da falta bifásica com terra envolvendo as fases *A* e *C*, e o erro percentual médio foi de 3,4 %, o que caracteriza a eficiência do algoritmo.

5.1.2 Resultados da Localização

Para localização utilizou-se a mesma rede anterior, diferenciando apenas sua arquitetura, sendo quatro camadas ocultas. Lembrando que rede tem como camada de saída a resposta dos valores de distância da falta variando de 15 a 698,28 km.

A Fig.15 mostra uma média dos resultados obtidos em função do ângulo de incidência. Sendo assim, cada ponto é uma média de resultados do algoritmo para cada situação.

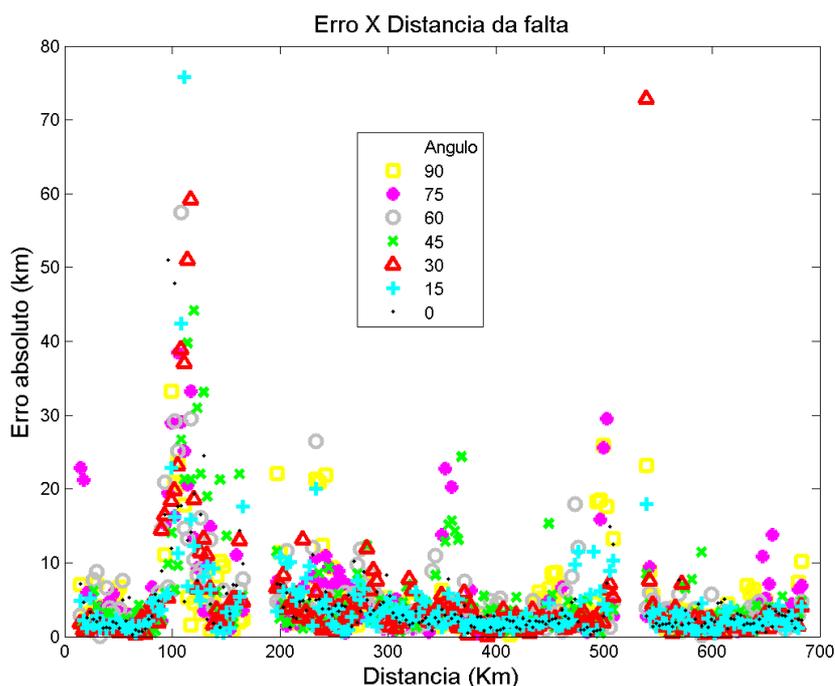


Figura 15: Resultados em função do ângulo de incidência (ELETRONORTE).

Novamente a Fig.15 mostra que o modelo proposto obteve bons resultados, independentemente dos ângulos de incidência, com um erro médio máximo de 76 km.

A Tabela 5 apresenta um resumo geral dos erros obtidos na localização.

Tabela 5: Erros absolutos para todos os casos (ELETRONORTE).

Erro máximo	Erro mínimo	Erro médio	Desvio padrão
213,8 km	0 km	4,8 km	10,3 km

A partir da Tabela 5, pode-se observar o bom comportamento do modelo apresentado nas diversas situações testadas, destacando-se o resultado de erro médio absoluto. Mesmo com esse comportamento, observa-se um erro máximo de 213,8 km. A fim de justificar esse erro, fez-se uma análise mais aprimorada calculando-se os seguintes erros (Tabela 6):

Tabela 6: Erros Absolutos para todos os casos separados em intervalos (ELETRO-NORTE).

Erro entre	Erro (%)
0 a 5 km	77,35
5 a 10 km	12,80
10 a 100 km	9,61
100 a 213,8 km	0,23

A Tabela 6 mostra qual proporção dos dados analisados esta compreendido entre os intervalos em km.

Apesar de o erro máximo absoluto ter um valor muito alto (Tabela 5), pode-se perceber (Tabela 6) que os valores com erros maiores que 100 km ocorreram em 0,23 % dos casos (dados de teste) e já os erros menores de 10 km se destacam por ocorrem com maior frequência, sendo 90,1 % dos casos.

5.2 Sistema de Distribuição sem Ramificações

O sistema de distribuição simulado consiste de um alimentador radial com 27,6 km, o qual foi adaptado da referência [30]. As diversas ramificações presentes no sistema original foram agregadas, isto é, substituindo cada ramificação por cargas equivalentes.

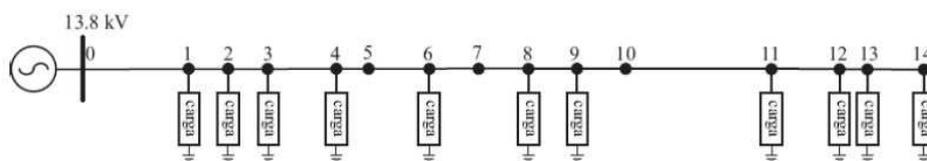


Figura 16: Sistema de distribuição sem ramificação.

A Fig.16 apresenta o diagrama unifilar do sistema simulado, com os locais das cargas.

Tabela 7: Dados do alimentador.

Barra i	Barra j	Comprimento (km)	$P_{Carga}(kW)$	$Q_{Carga}(kW)$
0	1	4,18	2646	882
1	2	1,26	522	174
2	3	1,26	4896	1632
3	4	2,19	936	312
4	6	2,96	1806	602
6	8	3,16	1503	501
8	9	1,55	189	63
9	11	6,20	657	219
11	12	2,17	336	112
12	13	0,89	125	42
13	14	1,80	225	85
Total		27,6		

Os dados de linha e das cargas estão expostos na Tabela 7. A resistência da linha é $R=0,28 \Omega/\text{km}$ e $X=0,27 \Omega/\text{km}$. Para fins de simulações de localização de faltas, julgou-se necessário a criação de mais pontos de aplicação da falta além dos 14 nós já apresentados pelo sistema. As simulações foram feitas variando os quatro parâmetros para o estudo já mencionados. Para a distância de falta foi simulado de 0,4 km até 27,6 km, variando com incrementos de 0,2 km, e totalizando 137 locais faltosos.

Fez-se todas as combinações possíveis entre esses parâmetros, o que totalizou em 47950 simulações. Para cada simulação foram salvos os dados de correntes de linha (I_{abc}) e de tensões de fase (V_{abc}) do barramento 0 (Fig.16). Para a obtenção dos dados foi utilizada uma frequência de amostragem de 1,5 kHz. Cada simulação tinha duração de 0,1s, isto é, das formas de ondas foram salvas 6 ciclos de 60 Hz.

5.2.1 Resultados da Classificação

Na apresentação dos resultados, destacam-se três parâmetros que podem afetar significativamente o modelo proposto na classificação das faltas, sendo eles: tipo de falta, resistência de falta e ângulo de falta. As Fig.17, 18 e 19, apresentam os erros percentuais em função desses parâmetros testados. Esses erros foram calculados a partir de 19180 dados de teste (40 % dos dados simulados).

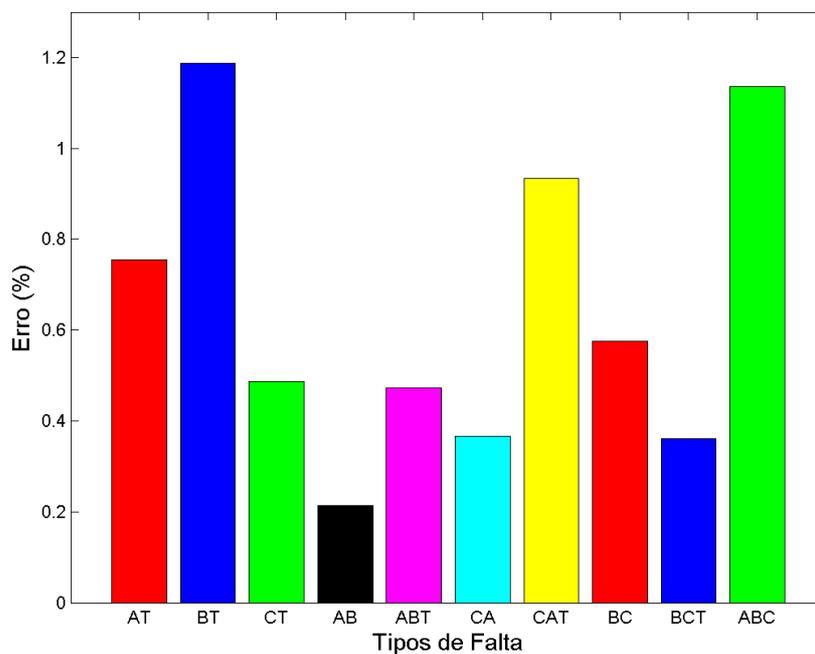


Figura 17: Erros de classificação em função do tipo de falta (Distribuição).

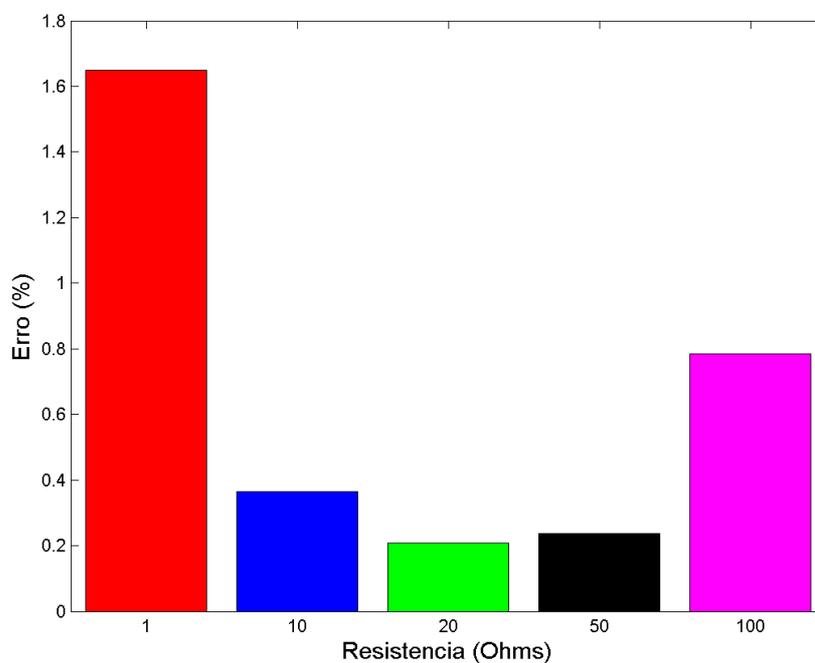


Figura 18: Erros de classificação em função da resistência (Distribuição).

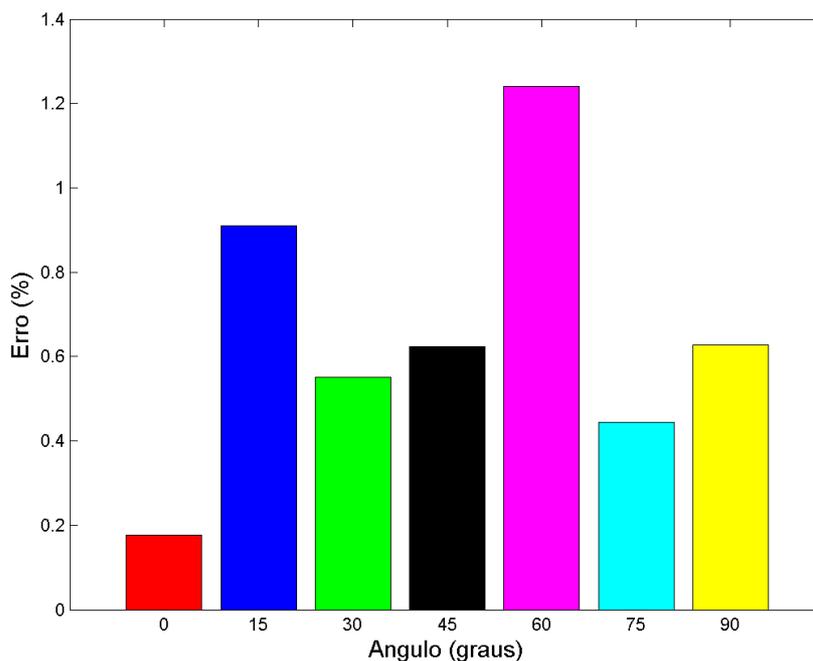


Figura 19: Erros de classificação em função do ângulo (Distribuição).

Como pôde ser visto através das Fig.17, 18 e 19, devido à pequena porcentagem de erros, pode-se concluir que o algoritmo de classificação obteve um resultado favorável quando relacionado à exatidão e à independência dos parâmetros testados (resistência de falta, tipos de faltas e ângulo de falta). Observa-se que o erro máximo alcançado foi de apenas 1,6 %, no caso da resistência de falta, e o erro percentual médio foi de 0,65 %, o que caracteriza a eficiência do algoritmo.

5.2.2 Resultados da Localização

Para localização utilizou-se a mesma rede anterior, diferenciando apenas sua arquitetura. Essa rede tem como camada de saída a resposta dos valores de distância da falta variando de 0,4 a 27,6 km. Os resultados de localização de falta foram obtidos a partir dos mesmos 19180 dados de teste da seção anterior. No cálculo dos erros destacam-se dois parâmetros que podem afetar significativamente o modelo proposto na localização das faltas, sendo eles: resistência de falta e ângulo de incidência. As Fig.20 e 21 mostram uma média dos resultados obtidos em função da resistência de falta e do ângulo de incidência. Sendo assim, cada ponto é uma média de resultados do algoritmo para cada situação.

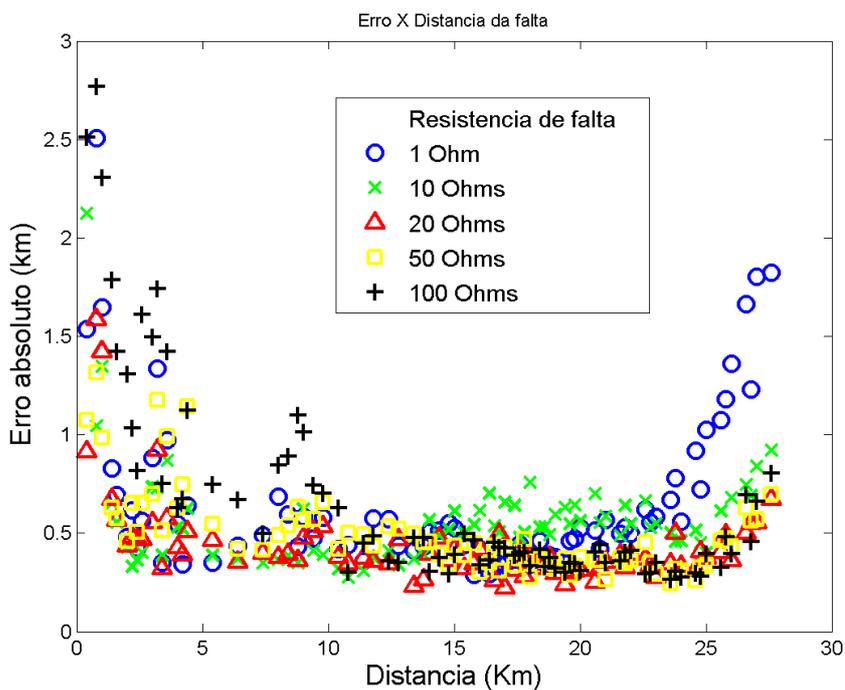


Figura 20: Resultados em função da resistência de falta (Distribuição).

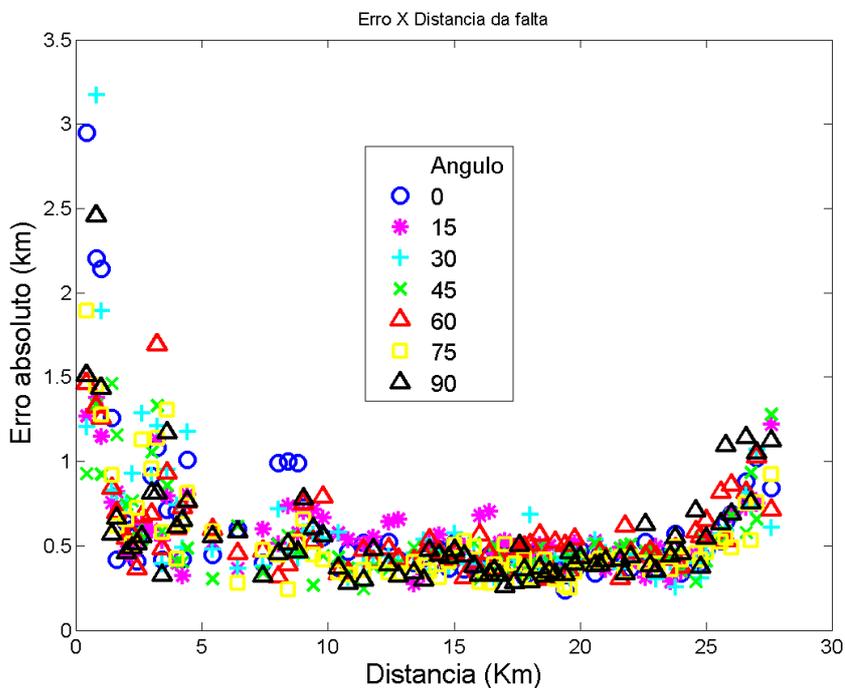


Figura 21: Resultados em função do ângulo de incidência (Distribuição).

Os resultados apresentados na Fig.20 mostram que os erros de localização de faltas, mesmo para faltas de alta impedância, são promissores, pois, já que o maior erro médio

foi de 2,77 km. Observa-se também um melhor desempenho do algoritmo para regiões centrais a linha entre 5 km e 25 km.

Novamente a Fig.21 mostra que o modelo proposto obteve bons resultados, independentemente dos ângulos de incidência, com um erro máximo de 3,2 km. Assim como no resultado anterior observa-se um melhor desempenho do algoritmo para regiões centrais a linha.

A Tabela 8 apresenta um resumo geral dos erros obtidos na localização.

Tabela 8: Erros absolutos para todos os casos (Distribuição).

Erro máximo	Erro mínimo	Erro médio	Desvio padrão
25,2 km	0 km	0,56 km	0,83 km

A partir da Tabela 8, pode-se observar o bom comportamento do modelo apresentado nas diversas situações testadas, destacando-se o resultado de erro médio absoluto. Mesmo com esse bom comportamento, observa-se um erro máximo de 25,2km. A fim de justificar esse erro, fez-se uma análise mais aprimorada calculando-se os seguintes erros na Tabela 9, como feito no sistema anterior:

Tabela 9: Erros Absolutos para todos os casos separados em intervalos (Distribuição).

Erro entre	Erro (%)
0 a 1 km	87,13
1 a 5 km	12,39
5 a 10 km	0,38
10 a 25.2 km	0,08

Apesar de o erro máximo absoluto ter um valor muito alto (Tabela 8), pode-se perceber (Tabela 9) que os valores com erros maiores que 10 km ocorreram em 0,08 % dos casos (dados de teste) e já os erros menores de 1 km se destacam por ocorrerem com maior frequência, sendo 87,13 % dos casos.

5.3 Sistema de Distribuição Ramificado

O sistema de distribuição simulado consiste de um sistema ramificado da Companhia Paulista de Força e Luz (CPFL) o qual foi adaptado da referência [31]. O sistema tem

oito barras além de um cogedor na barra oito e barramento *slack* na barra um, como mostrado no diagrama unifilar do sistema na Fig.22

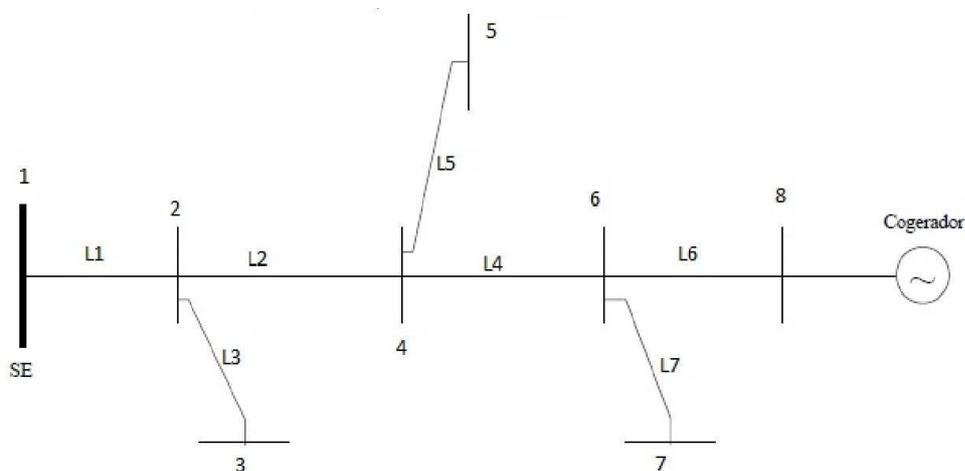


Figura 22: Sistema de Distribuição Ramificado (CPFL).

A Fig.22 apresenta o diagrama unifilar do sistema simulado. A tensão da rede primária é 13,8 kV e a potência nominal do cogedor é 400 kVA. Suas características são:

- fator de potência = 0,85
- $X_0 = 0,086$ pu (reatância de seqüência zero)
- $X_d'' = 0,191$ pu (reatância subtransitória de seqüência positiva)
- $X_2 = 0,175$ pu (reatância de seqüência negativa)

Tabela 10: Dados das cargas conectadas nos barramentos (CPFL).

Barra	$P_{carga}(kW)$	$Q_{carga}(kW)$
3	13,50	6,54
5	22,50	6,18
7	22,50	6,18
8	150	72,65

Tabela 11: Dados das linhas do sistema ramificado da CPFL.

Linha	Compr(km)	$R_+(\Omega/km)$	$R_0(\Omega/km)$	$L_+(\Omega/km)$	$L_0(mH/km)$
1	4,0	0,854	1,027	1,089	5,317
2	1,8	0,854	1,027	1,089	5,317
3	5,0	1,354	1,527	1,135	5,363
4	4,6	0,8541	1,027	1,089	5,317
5	3,9	1,354	1,527	1,135	5,363
6	3,5	0,8541	1,027	1,089	5,317
7	5,0	1,354	1,527	1,135	5,363
Total	27,8				

As Tabelas 11 e 10 mostram respectivamente os dados das linhas (impedância e comprimento) e os dados de potência das cargas conectadas ao sistema de distribuição ramificado.

As simulações foram feitas variando quatro parâmetros para o estudo já citados anteriormente. O local onde ocorreu a falta foi simulado de 0,2 km até 27,8 km, variando com incrementos de 0,2 km, e totalizando 139 locais faltosos. Essas simulações foram voltadas para o treinamento e teste da rede;

Fez-se todas as combinações possíveis entre esses parâmetros, o que totalizou em 38920 simulações. Foi adotado como barramento principal o barramento 1, logo a referência de distância será a partir dele.

5.3.1 Resultados da Classificação

Na apresentação dos resultados, destacam-se três parâmetros que podem afetar significativamente o modelo proposto na classificação das faltas, sendo eles: tipo de falta, resistência de falta e ângulo de falta. As Fig.23, 24 e 25, apresentam os erros percentuais em função desses parâmetros testados. Esses erros foram calculados a partir de 15568 dados de teste (40 % dos dados simulados).

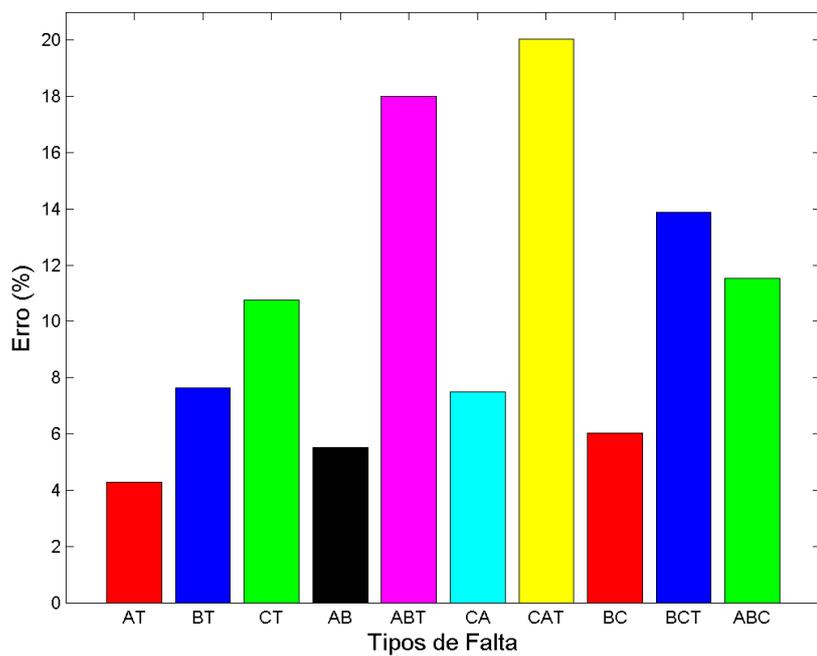


Figura 23: Erros de classificação em função do tipo de falta (CPFL).

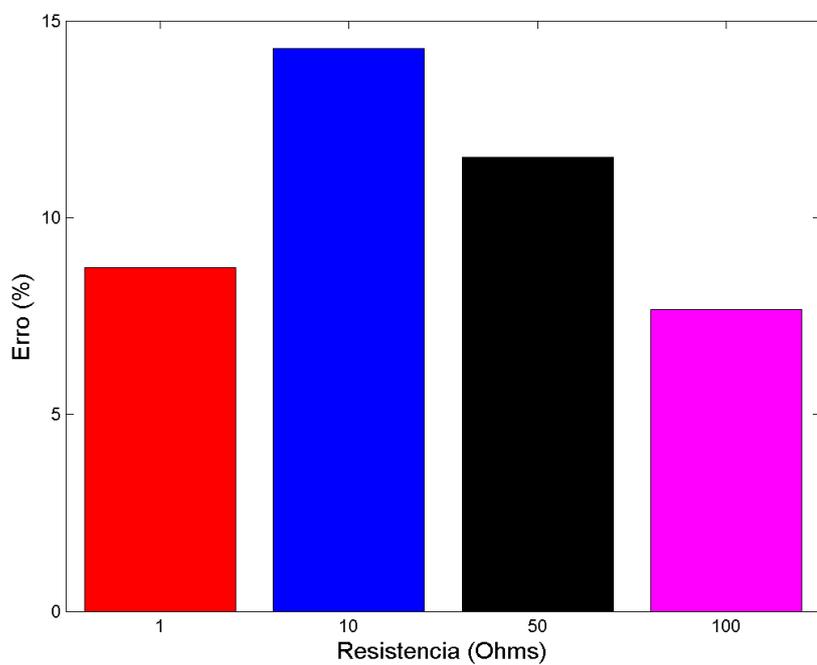


Figura 24: Erros de classificação em função da resistência (CPFL).

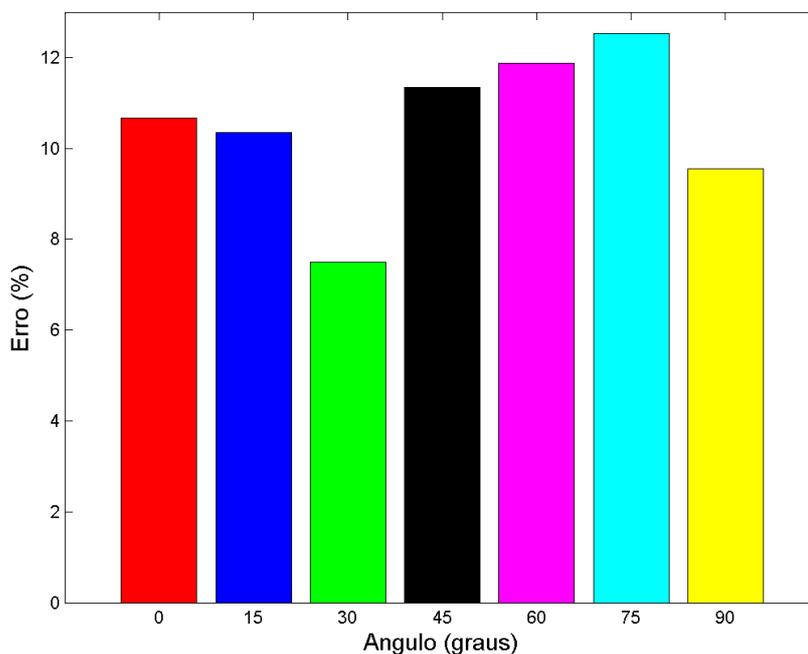


Figura 25: Erros de classificação em função do ângulo (CPFL).

Como pôde ser visto através das Fig.23, 24 e 25, os resultados não foram tão boas quanto esperados quando comparado com as respostas dos sistemas anteriores. O erro percentual médio foi de 10,4 %. Para melhorar esta resposta, seria interessante monitorar os barramento com ramificações.

5.3.2 Resultados da Localização

Para localização utilizou-se a mesma rede anterior, diferenciando apenas sua arquitetura. Essa rede tem como camada de saída a resposta dos valores de distância da falta variando de 0,2 a 15,4 km. É importante ressaltar que a saída da rede é a distância entre a barra *swing* (barra 1) até o ponto onde ocorreu a falta, sendo 15,4 km a distância máxima onde pode ocorrer uma falta (passando pelas linhas L1, L2, L4, L7). Os resultados de localização de falta foram obtidos a partir dos mesmos 15568 dados de teste da seção anterior.

No cálculo dos erros destacam-se dois parâmetros que podem afetar significativamente o modelo proposto na localização das faltas, sendo eles: resistência de falta e ângulo de incidência. As Fig.26 e 27 mostram uma média dos resultados obtidos em função da resistência de falta e do ângulo de incidência. Sendo assim, cada ponto é uma média de

resultados do algoritmo para cada situação.

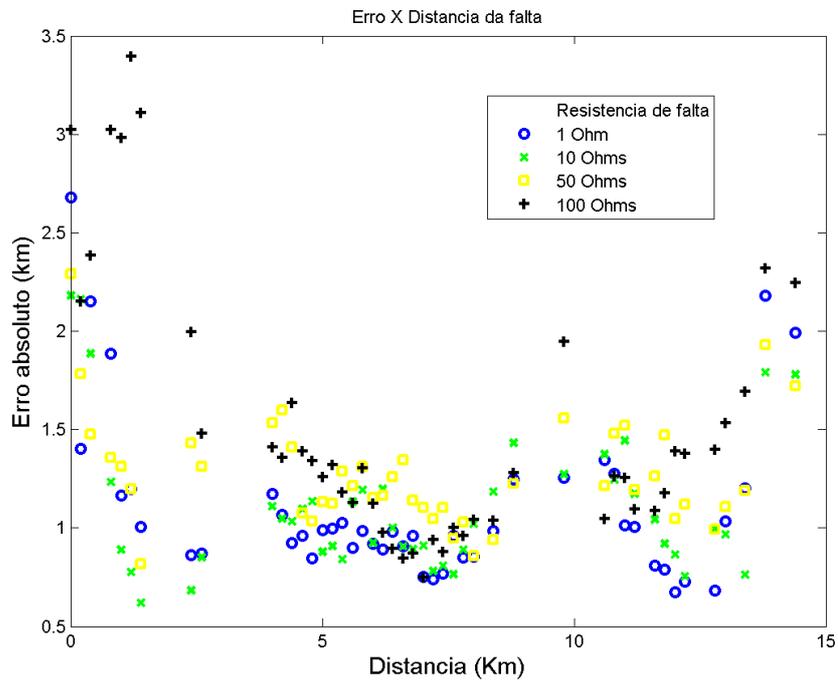


Figura 26: Resultados em função da resistência de falta (CPFL).

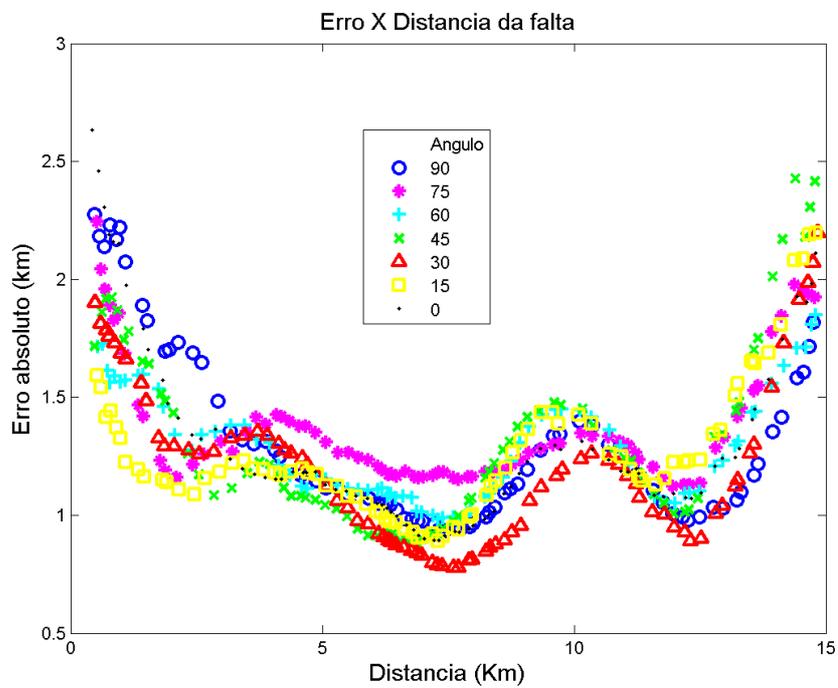


Figura 27: Resultados em função do ângulo de incidência (CPFL).

Os resultados apresentados na Fig.26 mostram que os erros de localização de faltas,

mesmo para faltas de alta impedância, podem ser considerados satisfatórios, pois, já que o maior erro médio foi de 3,4 km para 100 Ω .

A Fig.27 mostra que o modelo proposto obteve bons resultados, com um erro máximo de 2,6 km, para o ângulo de 0°. Observa-se também a independência dos ângulos de incidência para esse sistema, pois as curvas de erros possui formas parecidas.

A Tabela 12 apresenta um resumo geral dos erros obtidos na localização.

Tabela 12: Erros absolutos para todos os casos (CPFL).

Erro máximo	Erro mínimo	Erro médio	Desvio padrão
15,0 km	0 km	2,93 km	2,31 km

A partir da Tabela 8, pode-se observar o bom comportamento do modelo apresentado nas diversas situações testadas, destacando-se o resultado de erro médio absoluto. Mesmo com esse bom comportamento, observa-se um erro máximo de 25,2km. A fim de justificar esse erro, fez-se uma análise mais aprimorada calculando-se os seguintes erros (Tabela 13):

Tabela 13: Erros absolutos para todos os casos separados em intervalos (CPFL).

Erro entre	Erro (%)
0 a 1 km	22,60
1 a 5 km	59,30
5 a 10 km	17,19
10 a 15 km	0,91

Apesar de o erro máximo absoluto ter um valor alto (Tabela 8), pode-se perceber (Tabela 9) que os valores com erros maiores que 10 km ocorreram em 0,91 % dos casos (dados de teste) e já os erros menores de 5 km se destacam por ocorrerem com maior frequência, sendo 59,3 % dos casos.

6 *Considerações Finais*

Esse trabalho apresentou uma aplicação das Redes Neurais Artificiais (RNAs) em conjunto com a modelagem Auto-regressiva (AR) na localização e na classificação de faltas para sistema tanto de transmissão quanto de distribuição. Essa metodologia foi embasada nos transitórios de alta frequência gerados por essas faltas, destacando-se: faltas monofásicas, faltas bifásicas (com terra e sem terra) e faltas trifásicas.

O trabalho teve o cuidado de analisar a resposta do algoritmo para os principais parâmetros que afetam a amplitude e o transitório das faltas. Neste estudo destacam-se quatro parâmetros, os quais são: tipos de falta, ângulo de falta, resistência de falta e local da falta. A aquisição dos dados visou utilizar baixa frequência de amostragem (1,5 kHz), quando comparado com a literatura, e monitorar apenas um barramento do sistema.

A metodologia proposta apresentou resultados encorajadores. Os percentuais de erro médio, encontrados para localização de faltas em sistema de transmissão, foi de 0,68%, no sistema de distribuição não ramificado obteve um erro de 2,02%, já no sistema de distribuição ramificado 10,52 %. É importante destacar que o algoritmo obteve bom desenvolvimento para faltas de alta impedância (FAIs).

Na localização de faltas o método também obteve um bom desempenho sendo que os percentuais de erro médio encontrados nos sistema de transmissão foi de 3,4 %, no sistema de distribuição não ramificado obteve um erro de 0,65 %, já no sistema de distribuição ramificado 10,4 %.

O uso de redes neurais artificiais para a solução de problemas relativos a localização e classificação de faltas se mostrou uma alternativa promissora, dada a sua capacidade de sintetizar, a partir de exemplos, as relações complexas e não-lineares entre as grandezas aplicadas a sua entrada e a localização e a classificação da falta. Entretanto, a utilização de tal técnica exige um grande número de situações exemplo para o seu processo de treinamento, os quais, neste caso, só podem ser obtidos através de simulações computacionais, dada a indisponibilidade de dados reais. Então, um correto modelamento do sistema e da

falta se faz necessário para que a metodologia possa ser aplicada com sucesso.

Sendo assim, considerou-se a metodologia proposta como sendo promissora, digna de estudos futuros e aperfeiçoamentos. As grandezas utilizadas como entradas das RNAs mostraram-se aplicáveis a solução do problema de localização e classificação, de tanto em sistemas de FAIs, quanto baixa impedância, além de também aplicáveis para sistemas de distribuição e de transmissão de energia elétrica.

Referências

- [1] COURY, D. Um estimador ótimo aplicado à proteção dos sistemas. *Universidade de São Paulo.*, 1987.
- [2] JR., W. D. S. Elementos de análise de sistemas de potência. *McGraw-Hill do Brasil.*, 1978.
- [3] FILHO, J. M. C. et al. Análise comparativa de simulações e medições de afundamentos de tensão. *Congresso Brasileiro de Automática*, p. 2605–2610, 2002.
- [4] COURY, D.; OLESKOVICZ, M.; GIOVANINI, R. Proteção digital de sistemas elétricos de potência: dos relés eletromecânicos aos microprocessados inteligentes. *EESC/USP*, 2007.
- [5] GAUTIER, L. R. Localizadores digitais de faltas para linhas de transmissão de alta tensão. *Dissertação (Mestrado) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo.*, 1996.
- [6] BAKAR, M. I. A. Assessments for the impact of harmonic current distortion of non linear load in power system harmonics. *Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America, IEEE/PES 13-15 Aug. Page(s):1 - 6.*, 2008.
- [7] LAIN, B.; SALAMA, M. M. A. An overview of the digital fault location algorithms for the power transmission line protection based on the steady-state phasor approaches. *Electric Machines and Power Systems*, v.24, p. 83-115, *Taylor & Francis.*, 1996.
- [8] SACHDEV, M. S.; AGGARWAL, R. Accurate fault location estimates from digital impedance relay measurements. *IEEE Conference Publication.*, v. 19, n. 249, p. 193–198, apr. 1985.
- [9] FENG, Z. et al. A new fault location method avoiding wave speed and based on traveling waves for ehv transmission line. *Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, Third International Conference on.*, v. 19, n. 249, p. 1753 – 1757, apr. 2008.
- [10] LEE, H.; MOUSA, A. M. Gps traveling wave fault locator systems: investigation into the anomalous measurements related to lightning strikes. *IEEE Transactions on Power Systems*, v.11, n.3, p.1214-1223, jul., 1996.
- [11] GALE, P. F. et al. Fault location based on traveling waves developments in power system protection, . *Fifth International Conference*, p. 54-59., 1993.
- [12] KEYHANI, R.; DERICHE, M.; PALMER. A high impedance fault detector using a neural network and subband decomposition. *In: International, Symposium on Signal Processing and its Applications, . Proceedings. . . [S.l.: s.n.]*,. v.2, p.458-461., 2001.

- [13] LAZKANO, A. A new approach to high impedance fault detection using wavelet packet analysis. In: *International Conference on Harmonics and Quality of Power, 9. Proceedings. . . [S.l.: s.n.] v.3, p.1005-1010.*, 2000.
- [14] MAGNAGO, F. H.; ABUR, A. Fault location using wavelets. *IEEE Transactions on Power Delivery, v.13, n.4, p. 1475-1480, oct.*, 1998.
- [15] SILVA, M. Localização de faltas em linhas de transmissão utilizando a teoria de ondas viajantes e transformada wavelet. *Dissertação (Mestrado) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos.*, 2003.
- [16] PURUSHOTHAMA, G. K.; NARENDRANATH, A. U.; THUKARAM D.AND PARTHASARATHY, K. Ann applications in fault locators. *ELSEVIER Electrical Power and Energy Systems.*, v. 23, 2008.
- [17] MORETO, M. localização de faltas de alta impedância em sistemas de distribuição de energia: uma metodologia baseada em redes neurais artificiais. *Dissertação Apresentada a UFRS.*, 2005.
- [18] GIOVANINI, R.; COURY, D. Classificação rápida de faltas em sistemas elétricos utilizando redes neurais artificiais. *Proceedings of the IV Brazilian Conference on Neural Networks - IV Congresso Brasileiro de Redes Neurais pp. 281-286, July 20-22, 1999.*
- [19] JORGE D.C.AND COURY, D. Artificial neural network approach to distance protection of transmission lines. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 13, n. 1, p. 102–108, Janeiro 1998.
- [20] ALBUQUERQUE, M. P. Processamento digital de sinais. *Centro Brasileiro de Pesquisas Físicas (CBPF)*, 2002.
- [21] MANUEL, B.; AFONSO, A. E. Ernesto r. processamento digitais de sinais. *Viseu, ISV - Intituto Superior Politécnico de Viseu*, 2004.
- [22] HAYKIN, S.; VEEN, B. V. Sinais e sistemas. *Ed.Bookman*, 2005.
- [23] OPPENHEIM, A.; SCHAFER, R. Discrete-time signal processing. *Prentice Hall*, p. 284–285, 1989.
- [24] GUSTAFSSON, F. Determining the initial states in forward-backward filtering. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1996.
- [25] ABE, J. Lógica paraconsistente e inteligência artificial,. *Coleção Cadernos de Estudos e Pesquisas - UNIP Série: Estudos e Pesquisas.*, 1999.
- [26] WASSENNAN, P. D. Neural computing theory and practice. *Van Nostrand Remhold*, p. Chapter 8, 1989, New York.
- [27] S.L., M. J. Digital spectral analysis with applications. *Prentice Hall, Englewood Cliffs*, p. Chapter 8, 1987.
- [28] COURY, D. V. A practical approach to accurate fault location on extra high voltage teed feeders. *Tese de Doutorado Universidade de Bath.*, p. 858 Figura B.5, 1992.

-
- [29] ELETRONORTE. Estudo para a verificação do desempenho dos sistemas de proteção no rtds das linhas de transmissão marabá a miracema. 2007.
- [30] WAKILEH, J.; PAHWA, A. Optimization of distribution system design to accommodate cold load pickup. *IEEE Transactions on Power Delivery.*, v. 12, n. 1, p. 339–345, jan. 1997.
- [31] JÚNIOR, J. C. D. M. V. Método zbus gauss paralelo para cálculo de fluxo de potência trifásico em redes assimétricas de distribuição de energia elétrica. *Tese de Mestre em Engenharia Elétrica.*, 1999.