Universidade de São Paulo–USP
Escola Politécnica

Jésus Anício de Oliveira Neto

Localização de Faltas em Sistemas Elétricos por Meio de Análise de Assinaturas Magnéticas

São Paulo
2016

Jésus Anício de Oliveira Neto

Localização de Faltas em Sistemas Elétricos por Meio de Análise de Assinaturas Magnéticas

Dissertação de Mestrado apresentada à Escola Politécnica para a obtenção do título de Mestre em Ciências.

Área de concentração: Sistemas Elétricos de Potência

Orientador: Prof. Dr. Carlos Antonio Franca Sartori

São Paulo
2016

Jésus Anício de Oliveira Neto

Localização de Faltas em Sistemas Elétricos por Meio de Análise de Assinaturas Magnéticas

Dissertação de Mestrado apresentada à Escola Politécnica para a obtenção do título de Mestre em Ciências.

Área de concentração: Sistemas Elétricos de Potência

Orientador: Prof. Dr. Carlos Antonio Franca Sartori

São Paulo
2016

Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, _____ de _____ de _____

Assinatura do autor: _____

Assinatura do orientador: _____

Catalogação-na-publicação

Neto, Jésus Anício de Oliveira
Localização de Faltas em Sistemas Elétricos por Meio de Análise de Assinaturas Magnéticas / J. A. O. Neto -- versão corr. -- São Paulo, 2016.
98 p.

Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas.

1.Sistema elétrico de potência 2.Localização de falta 3.Detecção de falta 4.Processamento de sinais 5.Ondas viajantes I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas II.t.

Este trabalho é dedicado ao meu avô,
Manuel Teofilo dos Santos (in memoriam),
e à minha esposa, Leilane Morais Oliveira.

Agradecimentos

Agradeço a Deus por ter cuidado da minha vida durante esse tempo de estudo e trabalho, e também meus pais Jesinho e Dulce e minha irmã Samira, pelo carinho, incentivo, esforço e luta para que esta etapa se concretizasse.

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

Ao meu orientador Prof. Dr. Carlos Sartori, a quem adquirir muita admiração. Agradeço pelas longas discussões e cobranças que sem elas este trabalho não seria realizado. Agradeço também ao Prof. Dr. Giovanni Manassero Junior e Prof. Dr. Francisco Xavier Sevegnani, pelas sugestões na etapa de qualificação do mestrado.

Agradeço ao Dr.Laurent Krähenbühl e ao *Laboratório Internacional Associado James Clerk Maxwell* (LIA-CNPq/CNRS) que colaborou grandemente com o estágio na *École Centrale de Lyon*, no *Ampére Lab.* Agradeço aos meus supervisores de estágio, Prof. Dr. Eric Blanco e Prof. Dr. Julien Huillery, que colaboram brilhantemente com este trabalho, com que pude aprender bastante durante esse curto período.

Ao Centro Tecnológico da Marinha em São Paulo, que deu todo apoio necessário para que pudesse concluir o trabalho. Agradeço também ao Comandante Luiz Roberto e ao Sr. Luiz Sergio de Carvalho pelo apoio ao estágio no exterior. Ao Comandante Mário Alves pelas diversas orientações, que foram essenciais para minha carreira militar e estadia em Lyon-FR.

"A vida de um indivíduo só faz sentido
se ajuda a tornar a vida das demais
criaturas mais nobre e mais bela"
(Albert Einsten)

Resumo

Neto, Jésus Anício de Oliveira **Localização de Faltas em Sistemas Elétricos por Meio de Análise de Assinaturas Magnéticas**. 96 p. Dissertação de Mestrado – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, 2016.

O trabalho proposto tem por objetivo avaliar a viabilidade de localização de falhas elétricas, por meio da análise de assinaturas magnéticas resultantes do sistema elétrico. Assim, diversos algoritmos - descritos na literatura científica atual e aplicáveis ao processamento de sinais conduzidos - foram analisados com o objetivo de verificar a possibilidade de complementar as metodologias já desenvolvidas para a detecção e classificação de falhas, de uma maneira não invasiva e via análise de assinaturas magnéticas resultantes. Diferentemente do processo de monitoração tradicional, cujos sensores precisam estar fisicamente conectados aos circuitos analisados, propõe-se estudar a viabilidade da análise dos sinais provenientes da assinatura magnética dos distúrbios para localizar falhas. Ressalta-se, assim, a característica não invasiva desse processo. A avaliação da metodologia proposta foi realizada através da escolha de casos de sensibilidade, cujos resultados teóricos e provenientes de simulações foram utilizados na análise de sua viabilidade.

Palavras-chave: sistema elétrico de potência; localização de falta, detecção de falta; processamento de sinais e ondas viajantes.

Abstract

Neto, Jésus Anício de Oliveira **Fault Location in Power Systems Based on the Analysis of Magnetic Signatures**. 96 p. Master Thesis – Polytechnic School, University of São Paulo, 2016.

The proposed study aims to evaluate the feasibility of determinig the fault location in electrical systems, by analyzing the resulting magnetic signatures. Thus, several algorithms - described in the current scientific literature and for the processing of conducted signals - will be analyzed in order to verify the possibility of complementing the methodologies already developed for fault detection and classification, a non-invasive way and by analysis magnetic signatures resulting. Differently from traditional monitoring process, in which the sensors need to be physically connected to the analyzed circuits. It should be noted, the characteristic of this methodology as a non-invasive procedure. The evaluation of the proposed methodology will be carried out through the choice of sensitivity cases, which theoretical results obtained from simulations will be used to analyze its viability.

Keywords: Power systems, fault location, fault detection, signals processing and traveling waves..

Lista de ilustrações

Figura 1 Configuração relacionada à localização de falta em uma LT. 30
Figura 2 Hierarquia do PTP de sincronização mestre-escravo. 32
Figura 3 Sincronismo PTP entre dois terminais mestre-escravo. 33
Figura 4 Campo magnético devido a um fio infinito 34
Figura 5 Circuito RC integrador 37
Figura 6 Campo magnético na região próxima ao sensor 37

Figura 7 Arranjo do sistema de localização de faltas 49
Figura 8 Ponto de incidência da falta. 50
Figura 9 Diagrama das etapas do método AR 52
Figura 10 Diagrama das etapas do método Kalman 57

Figura 11 Sistema elétrico analisado de $440\,kV$. 60
Figura 12 Sistema elétrico analisado de $230\,kV$ 60
Figura 13 Detalhes da estrutura física da torre de transmissão de energia do SEP de $440\,kV$ 61
Figura 14 Detalhes da estrutura física da torre de transmissão de energia do SEP de $230\,kV$ 61
Figura 15 Posicionamento longitudinal dos sensores no sistema de $440\,kV$ 64
Figura 16 Posicionamento longitudinal dos sensores no sistema de $230\,kV$ 64
Figura 17 Distância do sensor até a LT 65
Figura 18 Distribuição espacial do campo magnético no sistema de $440\,kV$. 66
Figura 19 Distribuição espacial do campo magnético no sistema de $230\,kV$. 67
Figura 20 Arranjo dos sensores sob a LT, no sistema de $440\,kV$ 67
Figura 21 Arranjo dos sensores sob a LT, no sistema de $230\,kV$ 67
Figura 22 Sinais de corrente trifásica e campo magnético ao quadrado de uma falta trifásica medido na barra B2 do sistema de $440\,kV$ 68
Figura 23 Sinais de corrente trifásica e campo magnético ao quadrado de uma falta trifásica medido na barra A1 do sistema de $230\,kV$ 69

Figura 24 Etapas de extração do modelo AR e cálculo do limiar de detecção . . . 72
Figura 25 Erro de estimação do sinal capturado no terminal B2 - modelo AR . . 72
Figura 26 Erro de estimação do sinal capturado no terminal B3 - modelo AR . . 73
Figura 27 Estabilização e cálculo do limiar de detecção Kalman 74
Figura 28 Erro de estimação do sinal no terminal B2 - Limiar Kalman 75
Figura 29 Erro de estimação do sinal no terminal B3 - Limiar Kalman 75
Figura 30 Erros de localização em função da distância (Sistema $440\,kV$). 76
Figura 31 Erros de localização em função do tipo de falta (Sistema $440\,kV$). . . . 77
Figura 32 Erros de localização em função da resistência de falta para o terra (Sistema $440\,kV$). 77
Figura 33 Erros de localização em função da resistência de falta entre fases (Sistema $440\,kV$). 78
Figura 34 Erros de localização em função do ângulo de incidência (Sistema $440\,kV$). 78
Figura 35 Distribuição normal dos resultados obtidos (Sistema $440\,kV$). 79
Figura 36 Erros de localização em função da distância (Sistema $230\,kV$) 80
Figura 37 Erros de localização em função do tipo de falta (Sistema $230\,kV$) . . . 80
Figura 38 Erros de localização em função da resistência de falta para o terra (Sistema $230\,kV$) 81
Figura 39 Erros de localização em função da resistência de falta entre fases (Sistema $230\,kV$) 82
Figura 40 Erros de localização em função do ângulo de incidência (Sistema $230\,kV$) 82
Figura 41 Distribuição normal dos resultados obtidos (Sistema $230\,kV$) 82

Lista de tabelas

Tabela 1 Registro de faltas, em um sistema de $500\,kV$, em um período de 10 anos. 19

Tabela 2 Etapas de sincronismo PTP. 33

Tabela 3 Características dos condutores da LT. 61

Tabela 4 Resistência, capacitância, indutância e propagação de onda nas LTs. . . 61

Tabela 5 Resumo dos parâmetros considerados na simulação. 63

Tabela 6 Resultados de estimação dos coeficientes AR do sinal capturados no Terminal B2 71

Tabela 7 Resultados de estimação dos coeficientes AR do sinal capturados no Terminal B3 71

Tabela 8 Resultados globais dos algoritmos de localização (Sistema $440\,kV$). . . 79

Tabela 9 Erros absolutos para todos os casos, separados em intervalos. 79

Tabela 10 Resultados globais dos algoritmos de localização (Sistema $230\,kV$) . . . 83

Sumário

1 Introdução **19**

1.1 Visão Geral 19

1.2 Estrutura do Texto 22

2 Revisão Literária **23**

2.1 Métodos Invasivos 23

2.1.1 Métodos de Cálculo de Impedância 23

2.1.2 Métodos de Ondas Viajantes 24

2.1.3 Métodos de Redes Neurais Artificiais 25

2.2 Métodos não Invasivos 27

3 Fundamentos Teóricos **29**

3.1 Localização de Faltas e Propagação de Onda 29

3.1.1 Teoria de Ondas Viajantes 29

3.1.2 Sincronismo entre Terminais 31

3.2 Análise do Campo Magnético 34

3.2.1 Campo Magnético Devido a um Condutor Longo 34

3.2.2 Campo Magnético Devido a Três Condutores Longos 35

3.2.3 Sensor de Campo Magnético 36

3.3 Modelagem Auto Regressiva 38

3.3.1 Estimação dos Parâmetros 38

3.4 Filtro Kalman 43

3.4.1 Estimação de Medidas de um Processo 43

3.4.2 Teoria Probabilística de Filtro Kalman 43

3.4.3 Filtro Kalman Discreto 44

3.4.4 Filtro Kalman para Sistemas não Lineares 45

4 Metodologia **49**
4.1 Visão Geral 49
4.2 Método Auto Regressivo 51
4.2.1 Cálculo dos Coeficientes AR 51
4.2.2 Limiar de Detecção AR 53
4.2.3 Detecção e Localização AR 53
4.3 Modelo Kalman 54
4.3.1 Inicialização do Filtro Kalman 54
4.3.2 Limiar de Detecção Kalman 56
4.3.3 Detecção e Localização Kalman 56

5 Resultados **59**
5.1 Simulações 59
5.1.1 Banco de Dados de Simulação 62
5.1.2 Posicionamento dos Sensores 63
5.2 Aplicação dos Métodos 70
5.2.1 Aplicação do Método AR 70
5.2.2 Aplicação do Método Kalman 73
5.3 Resultados Quantitativos 76
5.3.1 Resultados em $440\,kV$ 76
5.3.2 Resultados em $230\,kV$ 80
5.4 Resultados Qualitativos 84

6 Considerações Finais **87**
6.1 Conclusão 87
6.2 Trabalhos Futuros 89

Referências **91**

Capítulo 1

Introdução

1.1 Visão Geral

Os Sistemas Elétricos de Potência (SEPs) estão sujeitos a fenômenos transitórios que podem ser ocasionados, por exemplo, por descargas atmosféricas, acionamento de cargas indutivas (motores, transformadores), chaveamentos de capacitores, faltas sustentadas etc., que prejudicam o fornecimento adequado de energia. A ocorrência de um falta nos SEPs pode deixar vários consumidores sem fornecimento de energia elétrica, podendo causar graves prejuízos à sociedade.

Essas faltas podem ocorrer nos diversos componentes de um SEP, dentre os quais é possível destacar as Linhas de Transmissão (LT) como o elemento mais suscetível, especialmente se considerarmos suas dimensões físicas, seu complexidade funcional etc. Devido ao ambiente em que as LTs são construídas, ressalta-se os aspectos relacionados à dificuldade para manutenção e monitoramento. Tal observação pode ser notada na Tabela 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 (1).

Tabela 1: Registro de faltas, em um sistema de $500\,kV$, em um período de 10 anos.

Causa de Falhas	**Número de Faltas**
Linhas de Transmissão	82
Autotransformadores	6
Erros Humanos	5
Circuitos disjuntores	4
Barramento	1
Gerador	1

A Tabela 1 mostra o quão as LTs de um SEP são susceptíveis a faltas. Visando evitar prejuízos devido às faltas nessas LTs, é desejável que o tempo gasto, pelas equipes de manutenção, na localização da falta seja o menor possível. A duração e a frequência com que consumidores permanecem sem fornecimento de energia são avaliadas, e as penalidades

advindas da determinação dos índices de qualidade de energia, adotados pela agência reguladora do setor elétrico (2).

A estimativa precisa do local da falta, antes do envio das equipes de manutenção, representa uma etapa importante, tanto no processo de redução do tempo de interrupção de energia aos consumidores, quanto na redução dos gastos com mão de obra. Sua importância é ressaltada, por exemplo, para consumidores que requerem uma maior continuidade no fornecimento de energia, a fim de manter as atividades fins ou, até mesmo, a segurança do processo, como é o caso de indústrias, instalações hospitalares, plantas químicas e nucleares etc.

Devido ao alto grau de periculosidade do SEPs e às características invasivas dos processos atuais, relacionadas às atividades de supervisão das linhas de energia elétrica, esses devem ser realizadas por equipes altamente qualificadas, a fim de garantir a segurança dos processos e da própria equipe. Devido a esse fato, existe uma tendência de recomendar processos não invasivos, para a detecção de faltas nos sistemas elétricos. Considera-se que a adoção de processos invasivos pode causar redução na confiabilidade, dificuldades na manutenção do equipamento, além de inserção de ruídos indesejáveis no sistema.

Portanto, faz-se necessária uma reflexão sobre o desenvolvimento e o aprimoramento de aparelhos e técnicas não invasivas para a monitoração de redes de energia. Neste trabalho, avalia-se a viabilidade de utilização de técnicas que permitam a localização de falhas em sistemas elétricos, com base em análise das assinaturas magnéticas resultantes. Logo, deseja-se detectar e localizar faltas em LTs utilizando, inicialmente, sinais do campo magnético nas proximidades da LT, ao contrário dos processos invasivos atuais.

Nota-se que a maior parte dos métodos presentes na literatura depende de medidas de tensão e corrente que usam transformadores de corrente (TC) e de potencial (TP) (3–5). Para medir cada uma dessas variáveis, necessita-se de, no mínimo, três sensores em cada terminal da linha de transmissão. Esses sensores são de alto custo, principalmente quando se trata de sensores para alta tensão. Os algoritmos mais comuns necessitam de transdutores de tensão e corrente instalados em cada terminação da linha de transmissão, totalizando seis sensores para um sistema de três condutores.

Além do número de sensores, os TCs possuem limitações que podem afetar a precisão dos métodos. Os materiais ferromagnéticos - utilizados pelos TCs - têm características de histerese. Quando submetidos a fluxos magnéticos além de seus limites, saturam a medida de corrente no secundário do TC, além de outras limitações, tais como (6–10).

Com a tecnologia *Flexible Alternating Current Transmission Systems* (FACTS) as voltagens, impedâncias de linha e os ângulos de fase no sistema de energia podem ser regulados de forma flexível e rápida (11). Por outro lado, a presença desse sistema afeta diretamente a precisão dos dispositivos de detecção e localização de faltas, criando necessidades de inclusão de dispositivos adicionais de custo elevado, tais como a instalação de TPs e TCs (12, 13).

Este trabalho propõem, então, a utilização de sensores para medir o campo magnético nas proximidades da LT: sensores que não, necessariamente, utilizam materiais ferromagnéticos e operam com valores de baixa intensidade de corrente. Um dos sensores captura o campo magnético na direção vertical e o outro na direção horizontal. O método de localização proposto baseia-se em uma detecção de falta, a partir dos sinais de campo magnético medidos, associando à teoria de ondas viajantes.

1.2 Estrutura do Texto

Este trabalho está organizada em seis capítulos. Inicialmente, uma introdução com a problemática e as principais questões sobre o método proposto, é apresentada.

No capítulo 2, apresenta-se as referências bibliográficas e o estado da arte, comentando-se sobre as principais técnicas de localização de faltas presentes na literatura. Os algoritmos relacionados às publicação são classificados de acordo com os métodos utilizados, sendo eles: cálculo de impedância, ondas viajantes, Redes Neurais Artificiais (RNAs) e outros. além disso apresenta-se uma análise crítica dos métodos e suas principais características.

No capítulo 3, são abordados os fundamentos básicos das teorias utilizadas: Teoria de Ondas Viajantes, Análise do Campo Magnético, Modelo Auto Regressivo (AR) e Filtro Kalman.

O capítulo 4 descreve os detalhes da metodologia aplicada na localização de faltas por meio de análise de assinatura magnética resultante. Apresenta-se, também, a descrição e alguns resultados parciais do SEP simulado, bem como as etapas de detecção de faltas.

Na sequência, o capítulo 5 apresenta os sistemas simulados juntamente de uma análise do posicionamento dos sensores. Na seção seguinte, apresenta-se a aplicação de cada etapa da metodologia no sistema simulado. Nas duas últimas seções analisam-se as respostas qualitativas e quantitativas dos métodos aplicados em diversos casos simulados.

Por fim, o capítulo 6 destaca as principais contribuições desse trabalho e as conclusões do mesmo. Ainda nesse capítulo, há a apresentação de sugestões para a continuidade do trabalho.

Por fim, as referências bibliográficas são apresentados na parte final desta dissertação.

Capítulo 2

Revisão Literária

Como fato, tem-se que o desenvolvimento de novos métodos de localização digital de faltas para LT 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 detecção de faltas em LTs. Portanto, faz-se necessário, em um primeiro momento, apresentar uma revisão bibliográfica dos principais algoritmos de localização de faltas encontrados na literatura.

Nesse capítulo, apresenta-se uma breve revisão bibliográfica sobre localização de faltas em SEP, visando apresentar os algoritmos mais relevantes, na literatura.

2.1 Métodos Invasivos

Nessa seção, trataremos dos principais métodos de localização de falta que utilizam sensores invasivos. Os métodos serão divididos em três grupos: Cálculo de Impedância, Ondas Viajantes e Redes Neurais Artificiais (RNAs).

2.1.1 Métodos de Cálculo de Impedância

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. Essa 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 (14).

As referências (15, 16) propuseram uma técnica de localização de faltas que utiliza 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 essa razão o fator determinante para posição da falta. Segundo (17), a precisão desse método pode ser afetada por diversos fatores que podem atrapalhar a estimativa do local da falta,

dentre eles: a impedância de falta associado às cargas do sistema; o método necessita de uma classificação de falta prévia para selecionar a equação de estimação de distância; um desbalanceamento de carga.

Para evitar os erros devido á impedância de falta, propuseram uma técnica de localização de faltas não iterativa, monitorando dois terminais do sistema (18–20). O método faz uso da impedância aparente em abas as terminações da linha e utiliza as equações de curto-circuito de ambos os terminais da linha para retirar a influência da impedância da falta.

2.1.2 Métodos de Ondas Viajantes

Os algoritmos com base em Teoria de Ondas Viajantes têm sido amplamente estudados para aplicação em localização de falta. Os métodos de localização de falta baseados nessa teoria são fundamentados na propagação de onda ao longo da linha de transmissão, já que, através da velocidade de propagação da onda ao longo da linha e do tempo de propagação, é possível calcular a distância da falta (17–21).

Podemos dividir esses algoritmos em quatro diferentes abordagens, denominadas tipo A, B, C e D , de acordo com (17).

O método Tipo A utiliza informações de um dos terminais da LT. Esse algoritmo utiliza o sinal do transitório da falta para calcular a propagação de onda. As impedâncias, nos terminais de LT, assumem importância fundamental nas reflexões produzidas. As diferenças entre os tempos de detecção da falta e da reflexão da onda, gerada pela falta, são utilizados na estimativa do local da falta. Assim, os sinais obtidos em cada extremidade da linha podem ser analisados para determinar a posição do defeito. No entanto, a qualidade dos sinais resultantes da falha nem sempre satisfaz os critérios da analise necessária. Nota-se que, em alguns casos, essa poderá extinguir-se prematuramente, tornando a análise desses inadequada.

A abordagem Tipo D, assim como o Tipo A, depende do sinal resultante da falta para estimar o seu local. Contudo, essa abordagem utiliza informações de dois terminais da LT, sendo que a diferença entre os tempos de detecção em cada terminação da LT, juntamente com o comprimento do sistema são utilizados para calcular a distância da falta. Dessa forma, evitam-se os problemas associados com o comportamento da reflexão de onda no ponto em falta, presentes na abordagem Tipo A. Além disso, as influências de outras descontinuidades entre os dois terminais de linha tornam-se irrelevantes. Esse método requer uma sincronização de tempo entre os terminais da LT, concentrando as informações em um centro de processamento comum.

Já o Tipo B utiliza informações de dois dos terminais, porém, um sinal é inserido em um dos terminais da LT e o tempo de chegada no terminal oposto é utilizado para calcular o local da falta. A abordagem Tipo C é semelhante ao Tipo A, sendo que essa insere um

sinal de alta frequência na LT e o tempo de reflexão é utilizado para estimar a distância da falta.

Podemos destacar algumas características dos métodos que utilizam ondas viajantes:

- exige uma detecção precisa do ocorrência do transitório da falta;
- a frequência de amostragem deve ser suficiente para que a propagação de onda possa ser percebida pelos instrumentos de medição;
- para os métodos que utilizam informações de dois ou mais terminais da LT, necessita-se de um sincronismo de tempo entre os terminais;
- não há necessidade de uma atuação on-line, ou seja, o sinal pode ser processado posteriormente a ocorrência da falta.

Como visto, os algoritmos com base em ondas viajantes necessitam de um algoritmo de detecção trabalhando em conjunto com o calculo de propagação de onda, para que seja possível determinar o local da falta. Esse método de detecção tem sido amplamente estudado, a fim de aprimorar a precisão do algoritmo. Para essa tarefa, algumas abordagens tem sido propostas na literatura; dentre elas métodos baseados em: Transformada Wavelet (TW) (5, 22, 23), Transformada Hilbert-Huang (24), Filtro Kalman (25, 26), além de métodos que associam TW a outras técnicas de processamento de sinal, como Análise de Componentes Principais (27) e Redes Neurais Artificiais (27, 28).

2.1.3 Métodos de Redes Neurais Artificiais

As Redes Neurais Artificiais são técnicas computacionais que apresentam um modelo matemático inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes e que adquirem conhecimento através da experiência. Devido às características 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.

Diversos trabalhos utilizam as RNAs para localizar faltas (29–37) e dentre eles destaca-se: Purushothama et al. (35) 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 com base 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 (36) 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 quanto de faltas de alta impedância. Essa 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.

Neto (37) apresenta uma metodologia para localização e classificação de faltas em um sistema de distribuição industrial. As características das faltas desses sistemas diferem-se dos sistemas de transmissão, principalmente pela influência das altas impedâncias e pela presença de harmônicos. Nesse trabalho, é interessante destacar que não houve a necessidade de cálculos mais complexos, como a teoria de ondas viajantes, mas apenas um tratamento inicial de dados por meio de filtragens dos sinais de corrente e tensões. Além disso, pode-se destacar, a baixa frequência de amostragem, quando comparado com outros métodos.

2.2 Métodos não Invasivos

Embora a importância dos métodos não invasivos tenha sido destacada nesse trabalho, representando consenso dos especialistas, poucos trabalhos, que refere-se à localização e detecção de falta em sistemas elétricos, estão disponíveis na literatura atual.

Lugrin (38) discute o uso de *Electromagnetic Time Reversal* para localizar descargas atmosféricas. O método baseia-se na equação de propagação para o campo elétrico em um meio linear com perdas. Nota-se que ao assumindo um modelo de propagação reversa sem perdas, os erros na localização resultantes são da ordem de algumas centenas de metros.

Sarlak (39) propõe um indicador de faltas de alta impedância, usando assinatura magnética. A principal contribuição desse trabalho é a investigação ligada à utilização de sinais de campo magnético para identificar faltas de alta impedância, por meio de métodos de reconhecimento de padrões.

No trabalho de Sevegnani (40), é apresentado uma solução não invasiva para classificar faltas. O método analisa o campo magnético nas proximidades de uma LT, através de transformada *Wavelet*, e o diagnóstico da falta é dado por meio da decomposição do sinal magnético. Além disso, alguns arranjos dos sensores são analisados, visando estudar as influências do posicionamento do sensor na decomposição do sinal.

Capítulo 3

Fundamentos Teóricos

Este capítulo apresenta, de maneira resumida, as principais teóricas ligadas ao desenvolvimento da metodologia proposta. Destaca-se assim: Teoria de propagação de onda, análise do campo magnético, modelagem AR e Filtro Kalman.

3.1 Localização de Faltas e Propagação de Onda

Conforme apresentado anteriormente, existem várias técnicas para localizar faltas. Nesta seção, iremos tratar da teoria de propagação de onda e dispositivos básicos para implementar essa técnica.

3.1.1 Teoria de Ondas Viajantes

A Teoria de Ondas Viajantes analisa a propagação de onda no meio e possui ampla utilização nas diversas áreas do conhecimento. No entanto, trataremos de sua aplicação para SEPs e, mais especificamente, para localização de faltas.

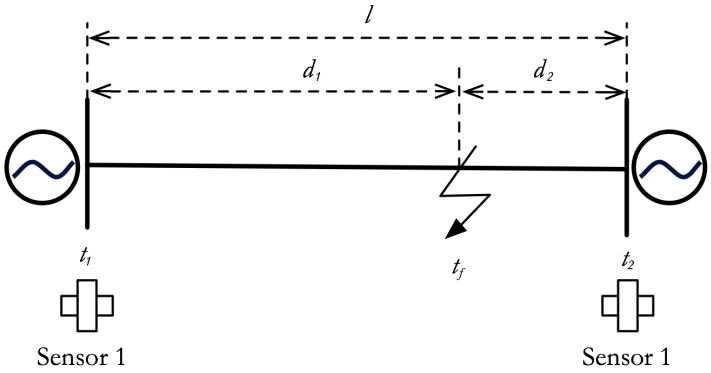
Assumindo um SEP radial sem perdas, uma onda eletromagnética se propaga ao longo de uma LT com velocidade de $1/\sqrt{L_c C_c}$, na qual L_c é a indutância e C_c é a capacitância característica da LT. O valor da propagação da onda pode ser aproximada da velocidade da luz no vácuo ($u_{luz} = 3{\times}10^8\, m/s$). Monitorando-se ambos os terminais de uma LT, é possível determinar o local da falta através da a teoria de ondas viajantes. De acordo com a Eq.1, Fig.1 e $(5, 41, 42)$, temos:

$$d_1 = \frac{l - u(t_2 - t_1)}{2} \tag{1}$$

onde:

u - velocidade de propagação da onda.
t_1 - tempo em que a falta é percebida pelo terminal 1 da LT;
t_2 - tempo em que a falta é percebida pelo terminal 2 da LT;
d_1 - distância entre a terminação 1 da linha e o local da falta;
l - comprimento total da LT.

Figura 1: Configuração relacionada à localização de falta em uma LT.



A tarefa de localização de faltas, através de ondas viajantes, tem diversos fatores que devem ser observados, destacando-se, entre esses: a frequência de amostragem. Um sinal contínuo pode ser representado de forma discreta, desde que a frequência de amostragem seja escolhida adequadamente. De acordo com a teoria de amostragem de *Nyquist*, o sinal deve ser amostrado com uma taxa correspondente a, no mínimo, duas vezes a frequência que se deseja perceber (43). No caso de faltas em SEP, as tensões e correntes do sistema apresentam componentes de alta frequência que são determinantes para a localização da falta.

Além das considerações do sinal que queremos amostrar, deve-se considerar o comportamento das ondas eletromagnéticas no SEP, pois esse fato pode afetar diretamente a precisão do método.

Desse modo, a Eq.2 mostra a diferença mínima de distância que pode ser percebida pelo método, tendo como base o tempo entre duas amostras (44).

$$\triangle d = (d_1 + \triangle d) - d_1 = \frac{1}{2}\left[l - u(t_2 - T - t_1)\right] - \frac{1}{2}\left[l - u(t_2 - t_1)\right] = \frac{uT}{2} \tag{2}$$

logo:

$$T = \frac{2\triangle d}{u} \tag{3}$$

onde:

T - período de amostragem;
$\triangle d$ - precisão mínima do algoritmo.

Assim, supondo que desejássemos uma precisão de 0,1 km, precisaríamos de um período de amostragem, de pelo menos, $6{,}\overline{6}\times10^{-7}\,s$.

3.1.2 Sincronismo entre Terminais

A técnica apresentada anteriormente tem o tempo como variável principal para sua aplicação e utiliza a diferença temporal, entre dois eventos, para localizar faltas. Desse modo, os medidores de cada terminação da linha devem estar sincronizados para que a localização da falta seja adequada.

Para que a referência temporal entre os terminais sejam coerentes, é comum a utilização de sistema GPS (*Global Positioning System*) o qual tem capacidade de fornecer sinais de referência de tempo para medidas relacionadas, em sistema que possuem dispositivos distantes entre si.

Atualmente, o GPS é largamente utilizado para determinação das coordenadas geográficas de um objeto. O seu funcionamento baseia-se na resolução de equações de posicionamento de satélites em órbita. Esses enviam informações de posição e hora, e, a cada sinal emitido, os receptores calculam a posição atual pela diferença de tempo entre a informação enviada.

Para o caso de sincronismo de dispositivos, utiliza-se informação de tempo enviada por esse satélite, tomando-a como a base de referência temporal. Os relógios presentes no satélite são extremamente precisos pois são baseados em rubídio e césio. Contudo, apesar da precisão do contador de tempo do satélite, existe um intervalo de tempo entre o envio da informação e a recepção pelo dispositivo. Como a distância do satélite até o dispositivo depende da localização desses, os dispositivos recebem a informação com retardo de tempo e atualizam o seu contador interno em instantes diferentes, inserindo erros no sincronismo (45).

Desse modo a tecnologia GPS deve ser associada a um protocolo de comunicação horizontal, ou seja, entre dispositivos, para que haja maior precisão no sincronismo. Dentre os protocolos de comunicação para sincronismo temporal, destaca-se:

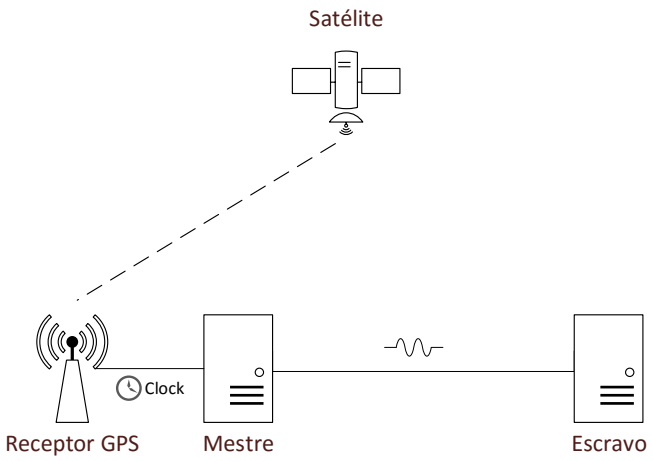
- o sistema de sincronização de *Network Time Protocol* (NTP), que esteve em funcionamento regular, na Internet, durante os últimos anos. Seu desempenho é limitado em alguns milésimos de segundo, mesmo em casos de falha (46);

- o *Simple Network Time Protocol* (SNTP) que é uma implementação menos complexa do NTP. Ele usa algoritmos mais simples e, muitas vezes, é usado em dispositivos embarcados, como sistemas de controle industrial, e em aplicações em que não é necessária alta precisão (47);

- o *Precision Time Protocol* (PTP) um protocolo que alcança precisão em uma escala sub-microssegundo, tornando-o adequado para sistemas de medição e controle de alta precisão (48).

O PTP é um protocolo que distribui sinais para corrigir os atrasos de tempo de um sistema sincronizado. Estes relógios são organizadas numa hierarquia de sincronização mestre-escravo, com o relógio mestre no topo da hierarquia que determina o tempo de referência para os demais dispositivos (ver Fig.2). A sincronização ocorre através da troca de mensagens temporizadas, com os escravos atualizando seu relógio local a partir das informações de tempo de seu mestre na hierarquia. Devido ao seu alto grau de precisão, esse trabalho optou-se por esse protocolo, utilizando-se a tecnologia GPS como o relógio mestre.

Figura 2: Hierarquia do PTP de sincronização mestre-escravo.



A Fig.2 mostra a hierarquia entre dispositivos, utilizando sinal GPS como referência de tempo.

As etapas para implementar o PTP em dois dispositivos, sendo um mestre e outro escravo, são as mostradas na Tabela 2 e Fig.3 (49).

Perceba-se, na Tabela 2, que a etapa 2c não leva em consideração a propagação de onda entre os terminais mestre e escravo (tempo de viagem da onda T_{viagem}). Logo o contador de tempo escravo mantém o tempo local com um atraso em relação ao tempo local do mestre T_{mestre}, logo $T_{Local} = T_{mestre} - T_{viagem}$. Já na etapa 3d, o tempo é atualizado em virtude da propagação de onda, sabendo que $T_{viagem} = \dfrac{T_{m2} - T_{e2}}{2}$, onde T_{m2} é tempo em que o sinal *Delay request* chega no mestre e T_{e2} é o tempo em que o sinal *Sync* chegou no escravo.

Figura 3: Sincronismo PTP entre dois terminais mestre-escravo.

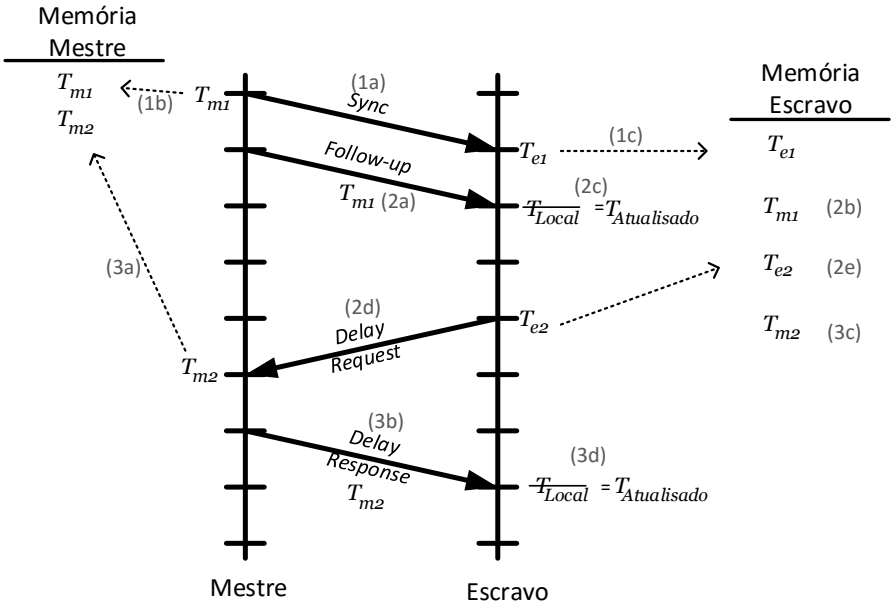


Tabela 2: Etapas de sincronismo PTP.

Etapas	**Mestre**	**Escravo**
1	a) envia o sinal de sincronismo *Sync*; b) grava o tempo local em que o sinal *Sync* foi enviado (T_{m1});	c) grava o tempo local em que o sinal *Sync* chegou (T_{e1}).
2	a) envia o sinal de *Follow-up* com a informação do tempo (T_{m1}) em que se enviou o sinal *Sync* (etapa 1a);	b) grava a variável T_{m1} enviada pelo mestre; c) atualiza o contador de tempo local para o valor $T_{Atualizado} = T_{m1} - T_{s1} - T_{Local}$; d) envia um sinal de *Delay request*; e) grava o tempo local T_{e2} de envio do sinal *Delay request*.
3	a) grava o tempo local em que o sinal *Delay request* chegou (T_{m2}); b) envia o sinal *Delay Response* com o tempo de chegada da etapa 3a (T_{m2});	c) grava o sinal T_{m2} enviado pelo mestre; d) atualiza o contador de tempo local para o valor $T_{Atualizado} = \frac{T_{m2} - T_{e2}}{2} + T_{Local}$.

3.2 Análise do Campo Magnético

Nesta seção, será apresentado o desenvolvimento analítico aplicável à aquisição do campo magnético resultante de um sistema de três condutores longos, assim como em (50). Não obstante, também, serão discutidas algumas análises particulares para a aplicação no presente trabalho.

3.2.1 Campo Magnético Devido a um Condutor Longo

Um condutor longo, ao conduzir uma corrente i, gera uma intensidade de campo magnético que pode ser decomposta em duas componentes: vertical e horizontal. Essas componentes do vetor intensidade do campo magnético podem ser obtidas através da lei de circulação de *Ampère*, com o auxílio da Fig.4. Considerando-se:

$$H_x = Di \quad \text{e} \quad H_y = Qi \tag{4}$$

Os fatores D e Q são coeficientes relacionados à disposição espacial do condutor em relação ao sensor, dado por:

$$D = \frac{(\cos\delta)^2}{2\pi h} \quad \text{e} \quad Q = \frac{\cos\delta \sin\delta}{2\pi h} \tag{5}$$

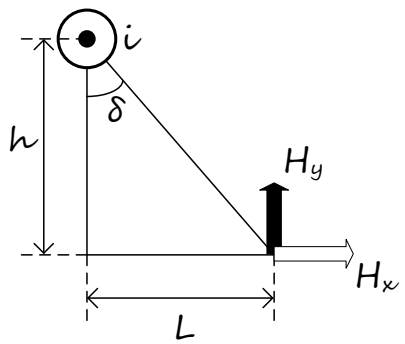
$$\delta = \arctan\frac{L}{h} \tag{6}$$

onde:

L - distância horizontal do condutor até o sensor;
h - distância vertical do condutor até o sensor.

As Eq.4, Eq.5 e Eq.6 representam a contribuição de corrente nos eixos horizontais e verticais de um condutor longo. As distâncias L, h e o ângulo δ são observado a partir de um plano vertical perpendicular ao condutor (ver Fig.4).

Figura 4: Campo magnético devido a um fio infinito



3.2.2 Campo Magnético Devido a Três Condutores Longos

Para o caso de três condutores, cujo as correntes são i_1, i_2 e i_3, as componentes horizontal (H_x) e vertical (H_y) da intensidade de campo magnético local podem ser determinadas por:

$$H_x = D_1 i_1 + D_2 i_2 + D_3 i_3 \tag{7}$$

$$H_y = Q_1 i_1 + Q_2 i_2 + Q_3 i_3 \tag{8}$$

As Eq.7 e Eq.8 representam a superposição das contribuições das correntes de cada condutor para a intensidade de campo magnético, nos eixos horizontais e verticais. Os termos D_n e Q_n representam a disposição espacial do condutor n em relação ao sensor e i_n representa a corrente que passa pelo condutor n. Uma representação matricial das Eq.7 e Eq.8 pode ser escrita como:

$$[H_{xy}] = [A_{DQ}][I_{3\Phi}] \tag{9}$$

onde:

$$[A_{DQ}] = \begin{bmatrix} D_1 & D_2 & D_3 \\ Q_1 & Q_2 & Q_3 \end{bmatrix} \tag{10}$$

e

$$[I_{3\Phi}] = \begin{bmatrix} i_1(1) & i_1(2) & \dots & i_1(k) \\ i_2(1) & i_2(2) & \dots & i_2(k) \\ i_3(1) & i_3(2) & \dots & i_3(k) \end{bmatrix} \tag{11}$$

onde $i_n(k)$ é a amostras k de corrente do condutor n.

A Eq.9 resulta em uma matriz das amostras de campo magnético ao longo do tempo, conforme demonstrada na equação seguinte:

$$[H_{xy}] = \begin{bmatrix} H_x(1) & H_x(2) & \dots & H_x(k) \\ H_y(1) & H_y(2) & \dots & H_y(k) \end{bmatrix} \tag{12}$$

$H_d(k)$ é intensidade de campo magnético correspondente à amostras k das correntes.

Assume-se que os valores da matriz da Eq.11 são obtidos a partir de simulações ou através de dados disponibilizados pelo operador do sistema.

O módulo $|H(k)|$ e o ângulo $\theta_H(k)$, entre as componentes horizontal e vertical do campo magnético, podem ser obtidos da seguinte forma:

$$|H(k)| = \sqrt{H_x(k)^2 + H_y(k)^2} \tag{13}$$

$$\theta_H(k) = \arctan \frac{H_y(k)}{H_x(k)} \tag{14}$$

Assim, é possível representar o campo magnético por um matriz de módulo e ângulo:

$$[|H|\angle\theta_H] = \begin{bmatrix} |H(1)| & |H(2)| & \dots & |H(k)| \\ \theta_H(1) & \theta_H(2) & \dots & \theta_H(k) \end{bmatrix} \tag{15}$$

A partir da Eq.15, é possível representar o campo magnético em coordenadas polares. Percebe-se que, na Eq.13, os componentes de intensidade do campo magnético, nas direções horizontais e verticais, são elevados ao quadrado. Como a característica de ambos os sinais herda a frequência característica das correntes na linha de transmissão, a operação matemática de elevar ao quadrado um sinal senoidal torna a frequência fundamental duas vezes maior que a do sinal em questão, além de adicionar uma componente DC no sinal e uma defasagem, já que:

$$sen(\omega t)^2 = \frac{1 - sen(2\omega t + \frac{\pi}{2})}{2} \tag{16}$$

Desse modo, a frequência fundamental do sistema ($60\,Hz$) passa a ser $120\,Hz$ para o sinal de $H_x(k)^2 + H_y(k)^2$. Vale ressaltar que os sinais de módulo do campo magnético, presentes na Eq.13, retêm toda a informação de corrente presente no sistema, porém trata-se de um sinal não senoidal. Como os sinais senoidais já são bem consolidados em analises de sistemas de potencia optamos por utilizar o sinal de $|H|^2$, em virtude de suas características senoidais.

3.2.3 Sensor de Campo Magnético

Menciona-se que sensores bobinados podem ser utilizados para medir a intensidade do campo magnético. Assim, esse sensores são posicionados nas proximidade da LT, a fim de capturar os transitórios de um sistema de potência. Os sensores bobinados têm como princípio básico a Lei de Faraday e a equação da mesma pode ser escrita como:

$$\epsilon_s = -N\frac{d\varnothing}{dt} \tag{17}$$

onde:

- ϵ_s - Tensão induzida nos terminais do sensor;
- N - Número de espiras do sensor bobinado;
- $\varnothing$ - Fluxo magnético no interior do sensor.

Fluxo magnético pode ser escrito em função da densidade de campo magnético (B_s) e da área do sensor (A_s) como:

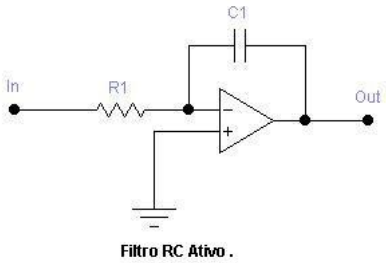
$$\varnothing = \int_0^t B_s dA_s \tag{18}$$

A equação de Faraday pode ser escrita em função da intensidade de campo no sensor (H_s), sabendo que $B_s = \mu H_s$, em que μ é permeabilidade magnética do meio, temos:

$$\epsilon_s = -NA_s\mu\frac{dH_s}{dt} \tag{19}$$

Nota-se que, na Eq.19, a medida de tensão nos terminais do sensor é proporcional à derivada de H_s. Esse fato leva uma característica de resposta em frequência indesejável, amplificando as altas frequências do sinal. Desse modo, pode-se utilizar um circuito integrador RC, para evitar esse efeitos, como é mostrado na Fig.5 (51).

Figura 5: Circuito RC integrador

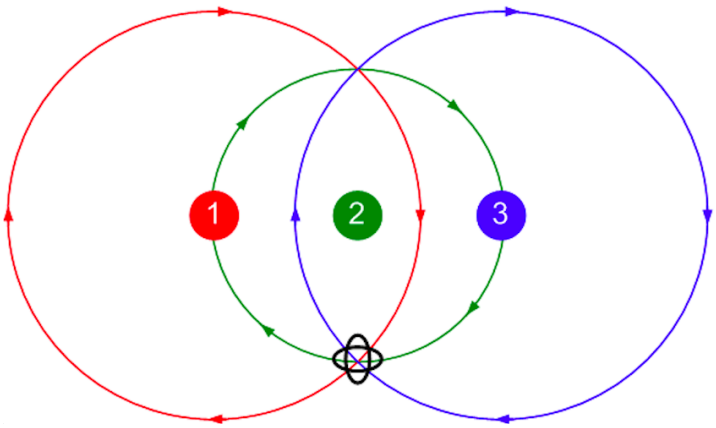


Logo, a equação final para o sensor de campo pode ser escrita como:

$$V_{out} = -\frac{NA_s\mu}{RC}H_s \tag{20}$$

Apesar da tensão de saída do amplificado (V_{out}) ser proporcional à H_s, vale ressaltar que a derivada, na Eq.19, atenua as componentes DC do campo. Dessa forma, o sensor, juntamente com o circuito integrador, não é capaz de medir a componente contínua do campo.

Figura 6: Campo magnético na região próxima ao sensor



A Fig.6 ilustra o campo magnético, gerado pelas corrente que flui nos condutores de um sistema trifásico, nas proximidades do sensor de campo.

3.3 Modelagem Auto Regressiva

A modelagem discreta de um sistema consiste basicamente em buscar as leis que regem sua geração e propor as equações que o descrevem. Muitos processos aleatórios discretos encontrados na prática são bem caracterizados por séries temporais ou pela função de transferência racional. O modelo AR tem como característica relacionar amostras anteriores da saída de um sistema com amostras mais recentes. Esse modelo é indicado para sistemas que não têm entradas bem definidas. O modelo AR pode ser definido por (52):

$$y[n] = -\sum_{k=1}^{p} a_k y[n-k] + u[k] \tag{21}$$

onde:

y - saída do sistema;
p - número de coeficientes AR;
u - ruído de entrada;
a_k - k-ésimo coeficiente AR.

A função de transferência do modelo AR pode ser representada por:

$$H(z) = \frac{1}{A(z)} \tag{22}$$

em que:

$$A(z) = 1 + \sum_{k=1}^{p} a_k z^{-k} \tag{23}$$

Percebe-se que a função de transferência resultante contém apenas polos, devido ao fato de não haver entradas no sistema. Admitimos que todos os zeros de $A(z)$ estão dentro do círculo de raio unitário do plano Z, para assegurar estabilidade e causalidade de $H(z)$.

3.3.1 Estimação dos Parâmetros

Existe vários métodos para se estimar os coeficientes AR de um sistema. Nessa seção, iremos apresentar os três principais, os quais normalmente são tomados como base para os demais métodos.

3.3.1.1 Método de Mínimos Quadrados

Um sistema de n variáveis e n restrições pode obter sua solução facilmente. Supondo que:

$$Y = X\hat{\theta} \tag{24}$$

sendo a matriz de coeficientes $\hat{\theta} \in \mathbb{R}^{n\times 1}$, matriz de saída $Y \in \mathbb{R}^{n\times 1}$ e matriz de entrada $X \in \mathbb{R}^{n\times n}$.

Desde que a matriz X seja não singular, tem-se que sua solução pode ser dada por:

$$\hat{\theta} = X^{-1}Y \tag{25}$$

Esse sistema pode ser classificado como de solução única, pois o número de equações é igual ao número de variáveis.

Já um sistema sobredeterminado pode apresentar várias soluções, ou seja, o número de equações (N) é maior que o número de variáveis n $(N > n)$.

$$Y = X\hat{\theta} \tag{26}$$

Na Eq.26, tem-se: a matriz de coeficientes $\hat{\theta} \in \mathbb{R}^{n\times 1}$, a matriz de saída $Y \in \mathbb{R}^{N\times 1}$ e a matriz de entrada $X \in \mathbb{R}^{N\times n}$. Sendo assim, pode-se escrever uma solução para esse sistema e, após algumas manipulações matemáticas, tem-se (53):

$$\hat{\theta} = \left[X^T X\right]^{-1} X^T Y \tag{27}$$

Porém, deseja-se encontrar soluções que tenham significados intuitivos e não apenas expressões matemáticas cujas propriedades são desconhecidas. Para tanto, será assumido que o valor do estimador $\hat{\theta}$ oferece um erro $\xi \in \mathbb{R}^{N\times 1}$ ao valor observado Y, quando aplicado ao vetor de regressores X.

$$Y = X\hat{\theta} + \xi \tag{28}$$

Intuitivamente, a minimização ξ traz algum sentido para essa aplicação. Quão menor for ξ, mais precisa será a resposta. Logo, define-se a soma do quadrado dos erros, como:

$$J_{MQ} = \sum_{i=1}^{N} \xi(i)^2 = \xi^T \xi = \|\xi\|^2 \tag{29}$$

O índice J_{MQ} quantifica a qualidade dos coeficientes $\hat{\theta}$ e sua estimativa. Isolando ξ na Eq.28 e substituindo na Eq.29, tem-se:

$$J_{MQ} = \left(Y - X\hat{\theta}\right)^T \left(Y - X\hat{\theta}\right) \tag{30}$$

A fim de minimizar a função custo J_{MQ} com respeito a $\hat{\theta}$, é necessário encontrar o ponto de mínimo, ou seja, $\partial J_{MQ}/\partial\hat{\theta} = 0$.

$$\frac{\partial J_{MQ}}{\partial\hat{\theta}} = -2X^T Y - 2X^T X\hat{\theta} \tag{31}$$

igualando a zero, temos:

$$\hat{\theta} = \left[X^T X\right]^{-1} X^T Y \tag{32}$$

O resultado obtido é exatamente igual ao da Eq.27. Para garantir que ξ seja mínimo, é necessário verificar a concavidade da função custo:

$$\frac{\partial^2 J_{MQ}}{\partial \hat{\theta}^2} = 2X^T X > 0 \tag{33}$$

Como a matriz $X^T X$ é sempre maior que zero, garante-se que a Eq.32 é solução do sistema como menor ξ.

3.3.1.2 Estimadores Recursivos

Os estimadores recursivos são de grande valia para solucionar sistemas de equações que exigem grande esforço computacional, quando solucionado por inversão matricial. Esse estimador consiste na resolução do problema em várias interações que, em cada passo, atualiza a matriz de solução.

Técnicas recursivas são também aplicadas em situações, cujas medidas são obtidas sequencialmente em tempo real. Dessa forma, é possível atualizar o modelo logo que se obtém uma nova amostra dos dados.

Um modelo para um sistema recursivo pode ser escrito da seguinte maneira (53):

$$y(k) = \psi_k^T(k-1)\hat{\theta}_k + \xi(k) \tag{34}$$

sendo $\psi_k^T(k-1) \in \mathbb{R}^{n_0}$, o vetor de regressores formado na interação k, a partir das amostras anteriores até $k-1$; $\hat{\theta}_k \in \mathbb{R}^{n_0}$, o vetor de coeficientes na interação k; e $\xi(k)$ o erro de estimação com $E[\xi(k)] = 0$ e $cov[\xi(k)] = R$.

Percebe-se que os valores de $y(k)$ dependem apenas de valores no instante $k-1$. O fato de depender apenas de amostras posteriores ao instante atual é a base para o método recursivo. Propõe-se, então, um modelo para atualizar a estimativa de $\hat{\theta}_k$:

$$\hat{\theta}_k = J_k\hat{\theta}_k(k-1) + K_k\, y(k) \tag{35}$$

sendo $J_k \in \mathbb{R}^{n_0 \times n_0}$ e $K_k \in \mathbb{R}^{n_0 \times 1}$ são matrizes que contribuirão para uma boa estimação de $\hat{\theta}_k$. Para garantirmos isso, o vetor $\hat{\theta}_k$ deve ser tal que $E[\hat{\theta}_k] = \theta$, ou seja, $\hat{\theta}_k$ deve ser não polarizado. Esse resultado garante que o modelo, aqui proposto, pode representar perfeitamente o sistema.

Outra condição necessária é que a covariância de $cov[\hat{\theta}_k]$ deve ser a menor possível, o que garante que a variância do erro estacionário seja a menor possível. Para que $\hat{\theta}_k$ seja não polarizado, substituímos a Eq.35 e Eq.34 pela equação de polarização. Logo, tem-se:

$$\theta = J_k\theta + K_k E[\psi_k^T\hat{\theta}_k] + K_k E[\xi(k)] \tag{36}$$

Considerando-se a esperança dos resíduos é nula ($E[\xi(k)] = 0$) e o vetor estimado não é polarizado ($E[\psi_k^T\hat{\theta}_k] = \psi_k^T\theta$), tem-se:

$$\begin{aligned} \theta &= J_k\theta + K_k\psi_k^T\theta && (37)\\ I &= J_k + K_k\psi_k^T && (38)\\ J_k &= I - K_k\psi_k^T && (39) \end{aligned}$$

Assim, podemos escrever a Eq.35 como:

$$\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + K_k[y(k) - \psi_k^T\hat{\theta}_{k-1}] \tag{40}$$

e define-se a *inovação*:

$$\eta(k) = y(k) - \psi_k^T\hat{\theta}_{k-1} \tag{41}$$

A partir do conceito de covariância, tem-se que $P_k = cov[\hat{\theta}_k]$. A equação apresentada a seguir é P_k, após algumas substituições de variáveis:

$$P_k = (I - K_k\psi_k^T)P_{k-1}(I - K_k\psi_k^T)^T - K_k R\, K_k^T \tag{42}$$

Deseja-se que a variação da covariância ΔP_k do vetor $\hat{\theta}_k$ seja o mais próximo de zero possível. A ΔP_K é dada por uma variação em ΔK_k. Pode-se definir os vetores e suas variações como:

$$\begin{aligned} P_k^* &= P_K + \Delta P_k && (43)\\ K_k^* &= K_K + \Delta K_k && (44) \end{aligned}$$

Logo, temos que:

$$\Delta P_k = (I - K_k^*\psi_k^T)P_{k-1}(I - K_k^*\psi_k^T)^T - K_k^* R(K_k^*)^T - P_k \tag{45}$$

Aproximando $\Delta P_K \approx 0$, após algumas manipulações matemáticas, obte-se o valor ótimo de K_k:

$$K_k = P_{k-1}\psi_k(\psi_k^T P_{k-1}\psi_k + R)^{-1} \tag{46}$$

Enfim, as equações que compõem o método recursivo, para obter os parâmetros do modelo (θ), são:

$$\begin{aligned} K_k &= P_{k-1}\psi_k(\psi_k^T P_{k-1}\psi_k + R)^{-1}\\ \hat{\theta}_k &= \hat{\theta}_{k-1} + K_k[y(k) - \psi_k^T\hat{\theta}_{k-1}]\\ P_k &= (I - K_k\psi_k^T)P_{k-1}(I - K_k\psi_k^T)^T - K_k R\, K_k^T \end{aligned}$$

3.3.1.3 Método *Yule-Walker*

O método de *Yule-Walker* relaciona o modelo AR com a covariância de um processo randômico. Através dessa relação, é possível estimar os coeficientes a_k do modelo (54).

Pela Eq.21 tem-se:

$$\sum_{k=0}^{p} a_k y[n-k] = u[k] \tag{47}$$

Multiplicando ambos os lados da equação por $y[n-l]$, tem-se que a esperança da equação é:

$$\sum_{k=0}^{p} a_k E\{y[n-k]y[n-l]\} = E\{u[k]y[n-l]\} \tag{48}$$

Pode-se definir a autocorrelação como:

$$r_{yy}[l-k] = E\{y[n-k]y[n-l]\} \tag{49}$$

O processo assume característica de um ruído branco devido às sequências u[n], as quais possuem média zero e variância σ^2. Assim, pode-se reescrever a Eq.48 como:

$$\sum_{k=0}^{p} a_k r_{yy}[n-l] = \sigma^2 \delta[l] \tag{50}$$

ou seja:

$$\sigma^2 + \sum_{l=1}^{p} a_k r_{yy}[l-k] = -r_{yy}[k], \quad para \quad l = 0 \tag{51}$$

$$\sum_{l=1}^{p} a_k r_{yy}[l-k] = -r_{yy}[k], \quad para \quad l > 1 \tag{52}$$

A partir da Eq.52, é possível escrever a matriz de *Yule-Walker*, sendo $R_{yy} \in \mathbb{R}^{p \times p}$ a matriz de autocorrelação em atraso ($r_{yy}[l-k]$); $A_k \in \mathbb{R}^p$ a matriz de coeficiente a_k; e $Rr_{yy} \in \mathbb{R}^p$ a matriz de autocorrelação sem atraso ($r_{yy}[l]$).

$$R_{yy} A_k = -Rr_{yy} \tag{53}$$

Perceba que o sistema é de fácil solução, tendo em vista que a matriz R_{yy} é inversível e quadrada. Logo, pode-se determinar os coeficiente a_k:

$$A_k = -{R_{yy}}^{-1} Rr_{yy} \tag{54}$$

3.4 Filtro Kalman

Desde o momento da sua introdução (55), o filtro de Kalman tem sido objeto de uma extensa pesquisa e aplicação (56), em especial na área de navegação autônoma ou assistida, bem como, avaliar as distorções harmônicas de um sistema, minimizar ruídos de medição, além de detecção de distúrbios (57–59). Isso provavelmente se deve, em grande parte, aos avanços na computação digital, que fizeram o uso do filtro se tornar mais prático, mas também à relativa simplicidade e natureza robusta do filtro em si (60).

O Filtro de Kalman é essencialmente um conjunto de equações matemáticas que modelam um tipo de preditor ótimo, no sentido de buscar minimizar a covariância do erro de estimação dadas algumas amostras do sinal de interesse.

Essa seção descreve o Filtro Kalman em sua formulação para um sinal senoidal, no qual ocorrem as medições, sendo o estado seguinte estimado em pontos discretos no tempo.

3.4.1 Estimação de Medidas de um Processo

O Filtro de Kalman aborda o problema geral de estimar o estado real da medida de um processo feita em tempo discreto (60). A equação diferença estocástica linear que rege esse processo pode ser escrita por:

$$x_k = Ax_{k-1} + Bg_{k-1} + w_{k-1} \tag{55}$$

De uma maneira geral, pode-se escrever o sinal z_k como uma soma do sinal real x_k e um ruído v_k, conforme expressão a seguir:

$$z_k = Hx_k + v_k \tag{56}$$

Assim, $x_{k-1} \in \mathbb{R}^n$ é uma amostra do sinal com um atraso de tempo e g_{k-1} é uma entrada no sistema no tempo t_k. As variáveis aleatórias w_k e v_k representam o ruído do processo e a medição de ruído, respectivamente. A matriz $A \in \mathbb{R}^{n\times n}$ relaciona as saídas anteriores com o estado atual; já a matriz $B \in \mathbb{R}^{n\times n_g}$ relaciona as entradas com o estado atual e H é a matriz de medida. Os ruídos são considerados: estatisticamente independentes entre si, branco, de média zero e com distribuição normal.

Na prática, a covariância do ruído de processos e medição pode sofrer variações ao longo do tempo, no entanto supomos que eles são constantes.

3.4.2 Teoria Probabilística de Filtro Kalman

O filtro de Kalman é baseado na estimativa recursiva de um sinal, isto é, na minimização do erro de covariância entre a estimativa e o valor real do sinal. A equação básica para estimar o estado atual é baseada na estimativa do estado atual em virtude do estado

anterior, somado ao erro residual na estimativa de medição através de um ganho, sendo:

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) \tag{57}$$

Na Eq.57, o sinal "$-$" representa a estimativa a priori dada as medidas da amostra anterior ao tempo t_k e K_k é o ganho do filtro Kalman. A partir da equação anterior, podemos escrever o erro de covariância como:

$$P_k^+ = cov(x_k - \hat{x}_k^+) = cov(x_k - \hat{x}_k^- - K_k z_k + K_k H\hat{x}_k^-) \tag{58}$$

onde:

$$cov(x_k - \hat{x}_k^+) = cov(e_k) = E(e_k\, e_k^T) \tag{59}$$

substituindo z_k da Eq.56 na Eq.58, tem-se:

$$P_k^+ = cov(x_k - \hat{x}_k^- - K_k H\, x_k - K_k v_k + K_k H\, \hat{x}_k^-) \tag{60}$$

pelas propriedades da covariância:

$$P_k^+ = (I - K_k H)cov(x_k - \hat{x}_k^-)(I - K_k H)^T + K_k cov(v_k)\, K_k^T \tag{61}$$

Para minimizar o erro, iguala-se a derivada do traço de P_k em função do ganho K a zero, sendo $P_k^- = cov(x_k - \hat{x}_k^-)$ e $R = cov(v_k)$. Logo, tem-se:

$$\frac{\partial trace(P_k^+)}{\partial K_k} = -2(HP_k^-)^T + 2K_k(HP_k^- H^T + R)K_k^T = 0 \tag{62}$$

O erro quadrático médio assume, portanto, o valor mínimo quando o ganho Kalman é igual a:

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \tag{63}$$

As Eq.63 e Eq.57 serão utilizadas nas seção seguintes para calcular o estimador Kalman. Para calcularmos o ganho K, é necessário calcular o valor de P_k^-:

$$P_k^- = cov(x_k - \hat{x}_k^-) \tag{64}$$

Podemos rescrever a Eq.55, em termos dos valores estimados, como:

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1}^+ + Bg_{k-1} \tag{65}$$

substituindo, na Eq.64, as Eq.65 e Eq.55, temos:

$$P_k^- = cov(Ax_{k-1} - A\hat{x}_{k-1} + w_{k-1}) = AP_{k-1}^+ A^T + Q \tag{66}$$

3.4.3 Filtro Kalman Discreto

O filtro Kalman estima a medida real de um processo, utilizando a técnica de *feedback*, que pode ser dividida em duas etapas: Estimação e Correção. Essas etapas serão descritas a seguir:

Estimação:

1. Prevê a saída do sistema não linear no momento k, por meio da estimativa do estado $k-1$.

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1}^+ + Bg_{k-1}$$

2. Atualiza a matriz de covariância para calcular o ganho Kalman K_k, na etapa de correção:

$$P_k^- = A\,P_{k-1}^+ A^T + Q$$

Correção:

1. Calcula o valor ótimo para o ganho do filtro:

$$K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1}$$

2. Corrige a estimativa da etapa anterior, usando as medidas atuais e obtendo uma melhor estimativa para o sinal de saída:

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-)$$

3. Atualiza a matriz de covariância, para uma nova predição em $k+1$:

$$P_k^+ = (I - K_k H)P_k^-$$

3.4.4 Filtro Kalman para Sistemas não Lineares

Uma formulação, em espaço de estado senoidal não linear para SEPs, pode ter diferentes abordagens. Várias literaturas propõem diversas terminologias para estimar fase e frequência destes sinais (61–63). Nesta seção, será representado modelo senoidal de forma complexa, utilizando a formulação de *Euler* $[e^{aj} = \cos(a) + \sin(a)j]$.

Um sinal senoidal pode ser representado por:

$$a\sin(kwT_s + \phi) = a\frac{e^{kwT_s j + \phi j} - e^{-kwT_s j - \phi j}}{2j} \tag{67}$$

definindo:

$$u_k = ae^{kwT_s j + \phi j} \tag{68}$$

$$u_k^* = ae^{-kwT_s j - \phi j} \tag{69}$$

$$\alpha = e^{wT_s j} \tag{70}$$

Podemos escrever uma representação, em espaço de estado de um seno, como:

$$\begin{bmatrix} \alpha \\ u_{k+1} \\ u^*_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \alpha & 0 \\ 0 & 0 & \alpha^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ u_k \\ u^*_k \end{bmatrix} \tag{71}$$

A medida do sinal é representado por:

$$z_k = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{2j} & \frac{1}{2j} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ u_k \\ u^*_k \end{bmatrix} + v_k \tag{72}$$

Comparando os pares de equações Eq.55/Eq.71 e Eq.56/Eq.72, percebe-se que a modelagem aqui presente não contempla entradas (g_k) e ruídos do processo (w_k). Com base nas equações anteriores, o processo não linear pode ser representado por:

$$x_{k+1} = f(x_k) \tag{73}$$

$$z_{k+1} = Hx_{k+1} + v_k \tag{74}$$

onde:

$$f(x_k) = \begin{bmatrix} \alpha & \alpha u_k & \alpha^{-1} u^*_k \end{bmatrix}^T \tag{75}$$

$$H = \begin{bmatrix} 0 & -0.5j & 0.5j \end{bmatrix} \tag{76}$$

Linearizando o sistema e aplicando a teoria presente na Seção 3.4.3, obtemos as etapas necessárias para estimar uma senoide complexa, a partir de um filtro não linear recursivo. A terminologia é exatamente a mesma utilizada anteriormente, porém, a diferença está na linearização do sistema ao longo de sua trajetória, calculada através de sua matriz de covariância. As etapas são descritas em duas fases: Estimação e Correção, assim como na Seção 3.4.3.

Estimação:

1. Prevê a saída do sistema não linear no momento k, dada a estimativa do estado $k-1$:

$$\hat{x}^-_k = f(\hat{x}^+_{k-1})$$

2. Atualiza a matriz de covariância, através da matriz Jacobina F_{k-1}, para calcular os parâmetros do ganho K_k, na etapa de Correção:

$$P^-_k = F_{k-1} P_{k-1} F^T_{k-1}$$

onde:

$$F_{k-1} = \left| \frac{\partial f(x_{k-1})}{\partial x_k} \right|_{x_{k-1}=\hat{x}_{k-1}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \hat{u}_{k-1} & \alpha & 0 \\ \frac{-\hat{u}^*_{k-1}}{\alpha^2} & 0 & \frac{1}{\alpha} \end{bmatrix}$$

Correção:

1. Calcula o valor ótimo do ganho do filtro:

$$K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1}$$

2. Efetua a correção, na estimativa da etapa anterior:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-)$$

3. Atualiza a matriz de covariância do erro para uma nova predição em $k+1$:

$$P_k = (I - K_k H) P_k^-$$

Capítulo 4

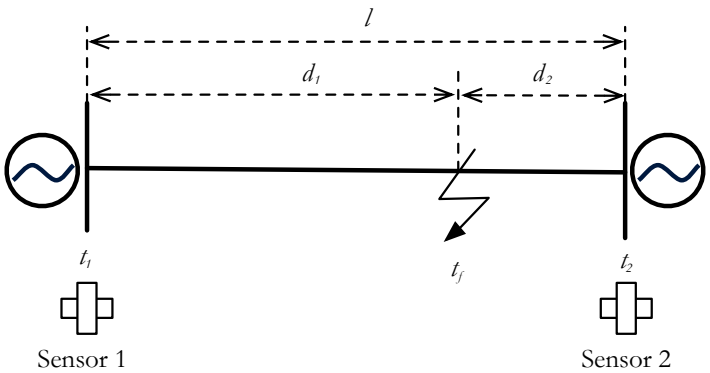
Metodologia

Nesse capítulo, apresenta-se a metodologia proposta para localizar faltas usando medidas de campo magnético nas proximidades da LT. Esse método terá duas etapas importantes: detecção e localização. A etapa de detecção propõem duas diferentes abordagens, uma fundamentada em modelo AR e outra em estimador Kalman. Já a etapa de localização baseia-se na Teoria de Ondas Viajantes do Tipo D.

4.1 Visão Geral

O método proposto considera o transitório da falta como o sinal fundamental para calcular a propagação de onda ao longo da LT. Diferentemente das abordagens comumente utilizadas, essa captura informações do campo magnético nas proximidades da LT. Sensores capazes de medir campo magnético, nas direções verticais e horizontais, são posicionados nas proximidades de cada terminal do sistema, como mostrado na Fig.7:

Figura 7: Arranjo do sistema de localização de faltas



A metodologia constitui-se de duas partes: detecção e localização. A etapa de localização tem como base a Teoria de Ondas Viajantes e usa dois terminais do sistema. Através da viagem da onda ao longo da LT, é possível localizar o ponto onde ocorreu a falta, como mostra na Eq.1 na Seção 3.1.1.

Assim sendo, a diferença temporal de detecção entre os dois terminais $(t_2 - t_1)$ deve ser provida pelos algoritmos de detecção, ou seja, deve encontrar o exato momento em que ocorreu o distúrbio. A Fig.8 mostra, como exemplo, o módulo do campo magnético de um sistema em falta e nela é destacado o ponto de incidência.

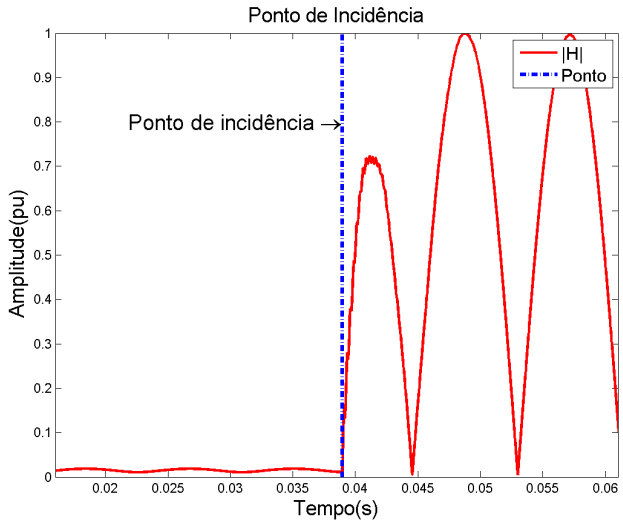


Figura 8: Ponto de incidência da falta.

O ponto de incidência representa o tempo em que a falta ocorreu. Detectando esse evento em ambas terminações da LT, teremos informações suficientes para localizarmos a falta.

Com a finalidade de localizar o ponto de incidência da falta, iremos estudar dois diferentes métodos: o primeiro deles utiliza a modelagem AR e o segundo o Filtro Kalman. É importante dizer que ambos os métodos estimam o sinal um passo à frente. Em seguida, calcula-se o erro entre o sinal medido e a estimativa dos modelos. Quando esse erro ultrapassa um limiar de detecção, um distúrbio é detectado.

Os sinais de campo magnético ao quadrado (H^2) foram utilizados como sinal base para o processamento de sinais. Considerando a frequência de operação do sistema elétrico $(60\,Hz)$ e a Eq.16 na Seção 3.2.2. O sinal H^2 tem características senoidais com frequência caracteristica em $120\,Hz$.

Nas próximas seções, iremos tratar da detecção do ponto de incidência, via o modelo AR e o Filtro Kalman.

4.2 Método Auto Regressivo

O modelo AR consiste em relacionar um sinal específico através de uma combinação linear das amostras anteriores, minimizando a diferença quadrática entre a amostra atual e a sua estimativa. O resultado é uma função de transferência apenas com polos (ver Seção 3.3). Esse modelo é normalmente usado para sistemas sem entradas ou em sinais no domínio do tempo. Nesse trabalho, o modelo é utilizado para estimar os sinais de campo magnético medido sobre a LT. O modelo foi usado em função da sua simplicidade em modelar um sistemas temporal.

A metodologia será apresentada em três etapas e cada uma tem relação temporal com o sinal de campo magnético. A Fig.9 mostra um diagrama das etapas e o intervalo de tempo do sinal necessário para cada uma. As etapas podem ser resumidas em:

1. Cálculo dos coeficientes AR: utiliza-se dois ciclos do sinal pré-falta, para calcular os parâmetros da função de transferência AR;

2. Limiar de detecção AR: calcula-se o limiar de detecção, a partir do erro de estimação entre o sinal medido e o sinal estimado pela função de transferência (item 1), por meio de dois ciclos seguintes do sinal pré-falta;

3. Detecção e localização AR: calcula-se os erros de estimação a cada amostra medida. Quando o erro ultrapassa o limiar definido (item 1), um distúrbio é detectado. A partir do momento em que o distúrbio é detectado em cada terminal da linha, calcula-se a distância da falta pela teoria de ondas viajantes.

4.2.1 Cálculo dos Coeficientes AR

Nessa etapa, iremos extrair o modelo AR do sinal de campo magnético medido. Para cada medida nos terminais, um modelo será extraído. A representação discreta da função de transferência AR de ordem m pode ser escrita como:

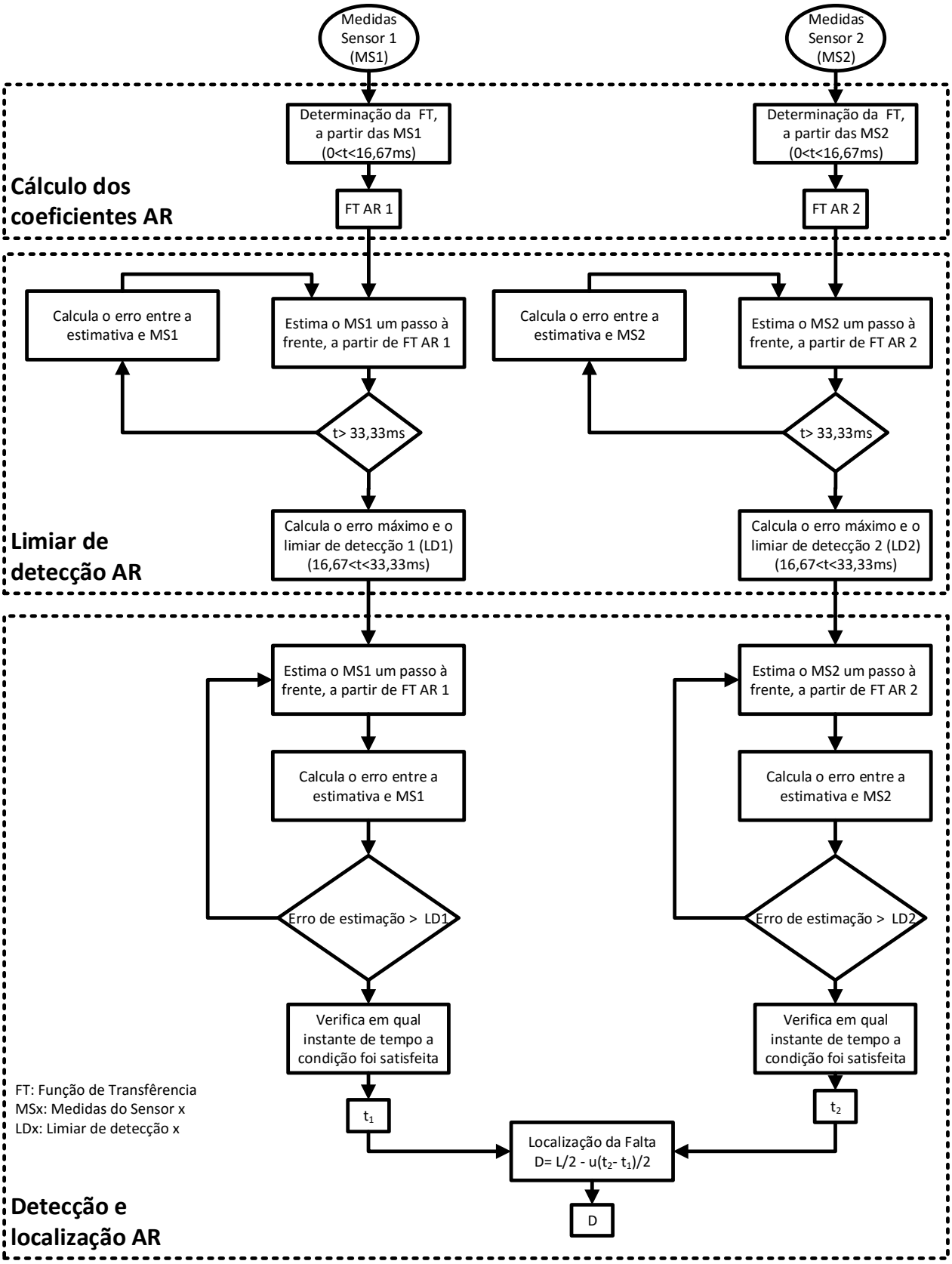
$$x[k] = \sum_{n=1}^{m} a_n x[k-n] \tag{77}$$

onde:

$x[k]$ - sinal de interesse;
a_n - n-ésimo coeficiente AR.

Assumindo o modelo da Eq.77, estimou-se os coeficientes do modelo AR a partir do sinal de interesse ($x(k) = |H(k)|^2$) das medidas de campo magnético em cada terminação da LT.

Figura 9: Diagrama das etapas do método AR



Para extrair os coeficientes a_n, utilizou-se os primeiros dois períodos de sinal de $120\,Hz$, ou seja, $16,67\,ms$ de sinal [1].

O resultado final dessa etapa são duas funções de transferência que modelam os sinais medidos em cada terminação da LT.

4.2.2 Limiar de Detecção AR

A partir dos modelos determinados na etapa anterior, estima-se os sinais de campo magnético uma passo à frente, nos dois ciclos pré-falta seguintes. Logo, calcula-se o erro absoluto de estimação ($\varepsilon(k)_{tr}$) através da equação seguinte:

$$\varepsilon(k)_{tr} = |\hat{H}^2{}_{tr}(k) - H^2{}_{tr}(k)| \qquad k = 1, 2, 3...N \tag{78}$$

sendo $\hat{H}^2{}_{tr}(k)$ a amostra estimada, $H^2{}_{tr}(k)$ o campo medido, tr o índice do terminal em que ocorreu a medida ($tr = 1\ e\ 2$) e k o instante em que ocorreu a medida ($k = 1, 2, 3...N$).

Os limiares de detecção (Lim_{tr}) são calculados como sendo 110% do maior erro obtido na estimativa dos dois ciclos, como mostra a equação seguinte:

$$Lim_{tr} = 1,1 \underset{16,7<t<33,3\,ms}{max}(\varepsilon_{tr}) \tag{79}$$

Essa etapa fornece os valores dos limiares de cada terminal da LT para a etapa de detecção e localização AR.

4.2.3 Detecção e Localização AR

A etapa de detecção consiste basicamente em monitorar o erro absoluto de estimação e verificar se ele é maior que o limiar calculado na etapa anterior.

À cada nova amostra de medida, estima-se a próxima medida um passo à frente. Através da função de transferência fornecida pela etapa *Cálculo dos Coeficientes AR*, o erro de estimação é calculado pela Eq.78, para ambas as medidas.

Um distúrbio é detectado no caso $\varepsilon_{tr}(k) > Lim_{th}$. O tempo t_1 e t_2, em que se detectou o distúrbio em cada terminal, é usado para localizar a distância d da falta, através da Eq.1 (ver Seção 3.1.1). Essa equação leva em consideração a característica de propagação de onda u e o comprimento l da linha de interesse.

[1] Capítulo 5, mostrará o número de coeficientes utilizados

4.3 Modelo Kalman

O Filtro Kalman vem sendo utilizado para avaliar as distorções harmônicas de um sistema, minimizar ruídos de medição, além de detecção de distúrbios (25,26,56,58,61). Esse é basicamente um conjunto de equações de estados, que contém informações necessárias sobre o comportamento do sistema. Seu propósito é utilizar medições de grandezas realizadas ao longo do tempo e gerar resultados que convergem para valores reais aos valores das medidas. Conhecendo o sinal de estudo, pode-se associar uma equação de estado ao Filtro Kalman, como mostrado na Seção 3.4.

Para o trabalho de detecção, utilizaremos o *Extended Kalman Filter* associado a um sinal senoidal complexo (61,62), em que as equações básicas do algoritmo podem ser vistas na Seção 3.4.4.

Esse filtro foi usado devido ao fato de conter informações do sinal que desejamos estimar, construindo um modelo simples do sistema em espaço de estado.

A metodologia com base em Filtro Kalman será apresentada em três etapas, assim como a metodologia AR. Cada etapa tem uma relação temporal com o sinal de campo magnético. A Fig.10 mostra um diagrama das etapas e o intervalo de tempo do sinal necessário para cada etapa. Essas podem ser resumidas em:

1. Inicialização do Filtro Kalman: normaliza-se o sinal de campo magnético, calcula-se a matriz de estado inicial e inicia-se a estimativa da medida em ambos os terminais da LT;

2. Limiar de detecção Kalman: calcula-se o limiar de detecção, a partir do erro de estimação entre o sinal medido e o sinal estimado pelo filtro, utilizando dois ciclos seguintes do sinal pré-falta;

3. Detecção e localização Kalman: calcula-se os erros de estimação a cada amostra medida. Quando o erro ultrapassa o limiar definido, um distúrbio é detectado e, a partir do momento em que o distúrbio é detectado em cada terminal da linha, calcula-se a distância da falta pela Teoria de Ondas Viajantes.

4.3.1 Inicialização do Filtro Kalman

O Filtro Kalman necessita de inicialização de alguns parâmetros. Uma inicialização correta pode tornar a convergência do filtro mais rápida ou, até mesmo, evitar a não convergência do mesmo.

Primeiramente, deve-se definir o sinal medido a ser estimado, o qual será, por sua vez, o mesmo utilizado anteriormente para o modelo AR: o módulo do campo magnético ao quadrado ($|H_k|^2$). No entanto, o sinal medido na simulação é normalizado para retirar a componente contínua presente no sinal. O valor normalizado do sinal será, então, o valor

de interesse do filtro (variável z_k na Seção 3.4.4). Para estabelecer a normalização do sinal, utilizou-se os pontos de máximo e mínimo, referentes aos dois primeiros períodos do sinal, como mostrado na Eq.80:

$$z(k)_{tr} = 2\frac{|H_{tr}(k)|^2 - min(|H_{tr-2T}|^2)}{max(|H_{tr-2T}|^2) - min(|H_{tr-2T}|^2)} - 1 \tag{80}$$

onde:

$min(|H_{tr-2T}|^2)$ - ponto mínimo do sinal $|H(k)|^2$ nos 2 primeiros períodos pré-falta;
$max(|H_{tr-2T}|^2)$ - ponto máximo do sinal $|H(k)|^2$ nos 2 primeiros períodos pré-falta;
tr - índice do terminal da LT (1 e 2).

A Eq.80 será utilizada para todas as amostras de entrada do filtro Kalman, independentemente do estágio metodológico em que ela esteja. Perceba-se que, ao aplicarmos essa normalização, o sinal passa a ter amplitude unitária, o que facilita a inicialização dos demais termos subsequentes.

Além do sinal medido, deve-se definir a matriz de estado inicial ($\hat{x}_1$). Sabendo que:

$$\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} e^{w_0 T_s j} & a_0 e^{w_0 T_s j + \phi_0 j} & a_0 e^{-k w_0 T_s j - \phi_0 j} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \alpha_0 & u_0 & u_0^* \end{bmatrix}^T \tag{81}$$

onde:

w_0 - velocidade angular inicial do sinal z_k;
a_0 - amplitude máxima do sinal z_k;
ϕ_0 - fase inicial do sinal z_k;
T_s - taxa de amostragem do sinal.

As variáveis, acima descritas, serão calculadas a partir do primeiro período do sinal z_k. A velocidade angular w_0 pode ser facilmente determinada, pois o sinal de interesse tem características de frequência $120\,Hz$, logo $w_0 = 2\pi 120$, bem como a amplitude a_0, visto que o sinal foi normalizado e possui amplitude unitária, logo $a_0 = 1$. Para determinar a fase do sinal ϕ_0, é necessário utilizar a primeira amostra do mesmo ($z(k)_{tr}$) juntamente com a equação seguinte:

$$\phi_0 = arcsen(z(1)_{tr}) - 2\pi w_0 T_s \tag{82}$$

Vale ressaltar que a inicialização de cada medida nos terminais é feita de maneira independente. Dessa forma, cada medida terá sua matriz de inicialização.

A matriz de covariâncias P_0^-, dadas as amostras anteriores, também deve ser iniciada. Para essa variável, utilizou-se a matriz identidade como inicialização. Logo, $P_0^- = I$. Para o nível de ruído, utilizou-se um valor $R = 3\%$, o qual é comumente utilizado em SEP (64).

Após a inicialização do filtro, estima-se a medida de campo magnético para os mesmos dois ciclos já usados (16,67 ms do sinal). Isso é necessário para que o filtro adquira estabilidade, antes de iniciarmos a próxima etapa.

Nessa etapa, inicializou-se o filtro e estimou-se o sinal de $z(k)_{tr}$ pelo filtro Kalman, para dois ciclos inicias do sinal pré-falta.

4.3.2 Limiar de Detecção Kalman

Os limiares de detecção Kalman foram calculados de forma semelhante aos limiares do modelo AR (veja Seção 4.2.1). A partir do estado de inicialização de estimação de 16,67 ms de sinal, estima-se os sinais de campo magnético para os dois ciclos seguintes, do sinal pré-falta (de 16,67 ms a 33,33 ms). O erro absoluto máximo é calculado com base na Eq.83, sendo $\hat{z}_{tr}(k)$ a amostra estimada pelo filtro, $z_{tr}(k)$ o campo medido, tr o índice do terminal em que ocorreu a medida ($tr = 1\ e\ 2$) e k o índice da amostra.

$$\varepsilon(k)_{tr} = |\hat{z}_{tr}(k) - z_{tr}(k)| \qquad k = 1, 2, 3...N \tag{83}$$

O limiar de detecção é calculado como 110 % do erro máximo de estimação do sinal pré-falta, em ambos terminais, semelhantemente à Eq.79.

Essa etapa fornece os valores dos limiares de cada terminal da LT para as fases de detecção e localização Kalman.

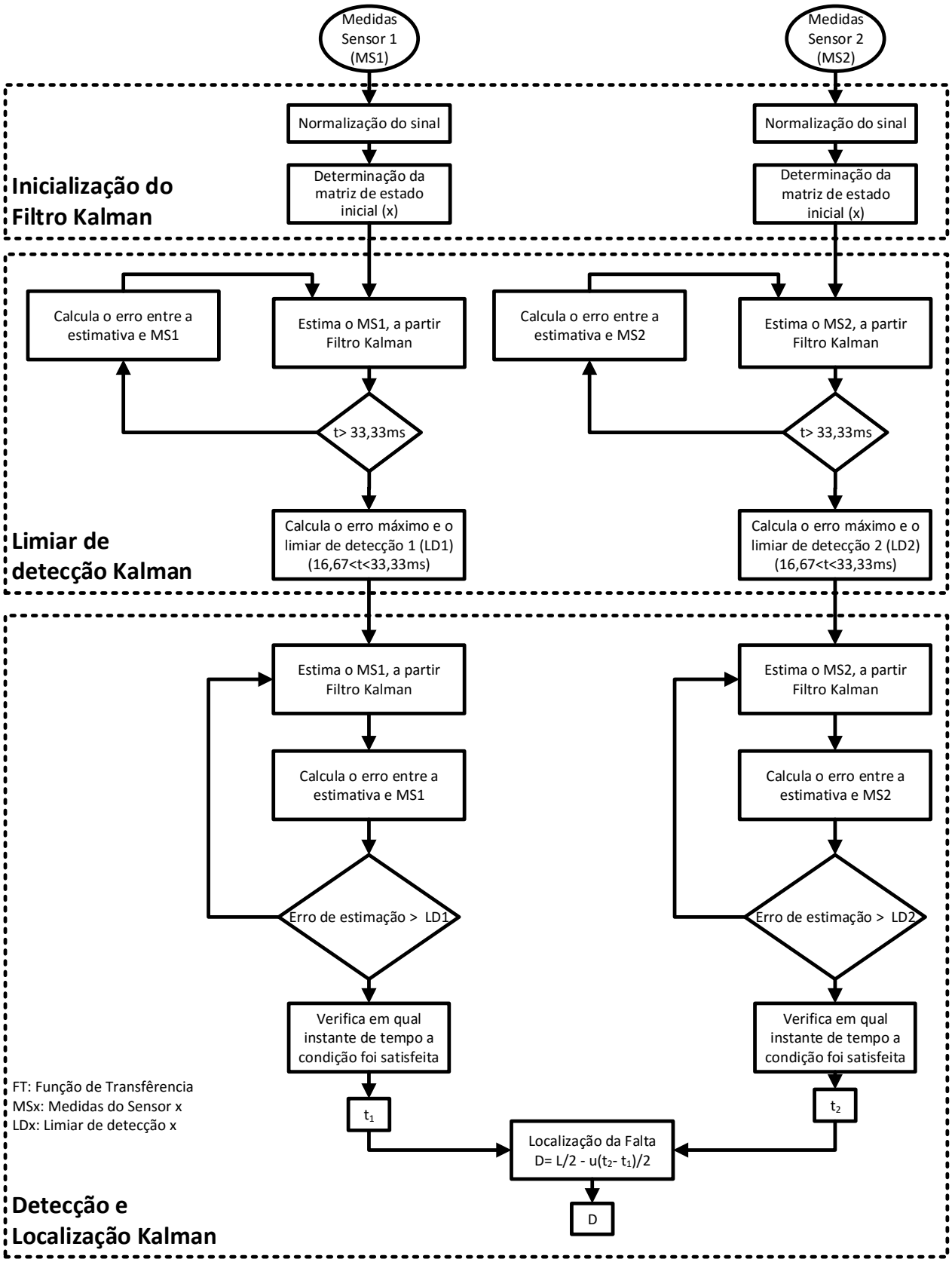
4.3.3 Detecção e Localização Kalman

A etapa de detecção e localização Kalman é semelhante à apresentada na Seção 4.2.3. A partir do estado do filtro já estimado nas etapas anteriores (após 33,33 ms), a detecção monitora o erro absoluto de estimação e verifica se ele é maior que o limiar calculado.

À cada nova amostra de medida, estima-se a próxima através do Filtro Kalman. O erro de estimação é calculado pela Eq.83, para ambas medidas dos terminais da LT.

Um distúrbio é detectado no caso $\varepsilon_{tr}(k) > Lim_{th}$. O tempo t_1 e t_2, em que se detectou o distúrbio em cada terminal, é usado para localizar a distância d da falta através da Eq.1.

Figura 10: Diagrama das etapas do método Kalman



Capítulo 5

Resultados

Nesse capítulo, apresenta-se diversos resultados, cuja discussão permitirá avaliar o desempenho para ambos os métodos propostos - tanto o método que utiliza modelagem AR, quanto os que têm como base a teoria de Filtro Kalman.

Para avaliar o desempenho dos métodos, simulou-se diversos casos relacionados dois SEPs distintos - um deles de $230\,kV$ e outro de $440\,kV$. Os métodos foram submetidos aos casos simulados e verificaram-se os seus erros. Na apresentação dos resultados, destacam-se quatro parâmetros que podem afetar significativamente o comportamento do sistema em falta, sendo eles: tipo de falta, resistência de falta, ângulo de falta e a distância da falta.

O presente capítulo será dividido em quatro seções de resultados: Simulações, Aplicação da Metodologia, Resultados Quantitativos e Resultados Qualitativos. A seção Simulações apresentará as características construtivas do sistemas simulado, o posicionamento longitudinal e em corte dos sensores sob as LTs, além dos diversos casos simulados juntamente com alguns exemplos. A seção Aplicação da Metodologia mostrará a aplicação da metodologia para um caso, descrevendo cada etapa dos métodos até a estimação da distância. A seção Resultados Quantitativos apresentará uma comparação numérica entre os dois métodos, a partir dos casos simulados. E por fim, a seção Resultados Qualitativos apresentará uma análise teórica das principais características dos métodos.

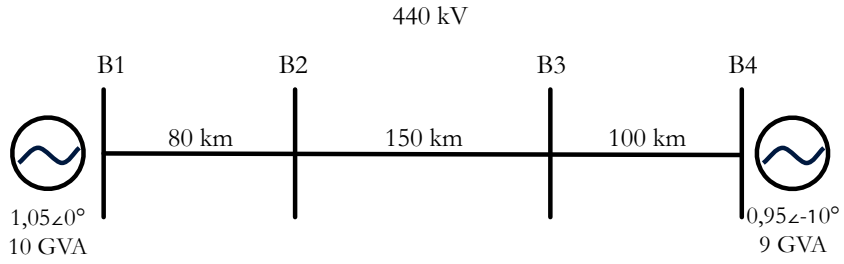
5.1 Simulações

Para efeito de teste e validação dos algoritmos, o mesmo deve ser submetido as mais variadas situações operacionais de uma LT. Nesse trabalho optou-se pela simulação de sistemas de transmissão reais. Dessa forma, sistemas de níveis de tensão e comprimento diferente foram simulados.

O primeiro sistema proposto é uma linha típica da Companhia Energética de São Paulo (CESP), de $440\,kV$, que interliga as cidades de Bauru e Jupiá, como descrito em (65) e apresentado na Fig.11. O sistema utiliza dois geradores, sendo o primeiro de $10\,GVA$, $462\,kV$ e ângulo de fase $0°$ e o segundo de $9\,GVA$, $418\,kV$ e ângulo $-10°$. Entre eles temos

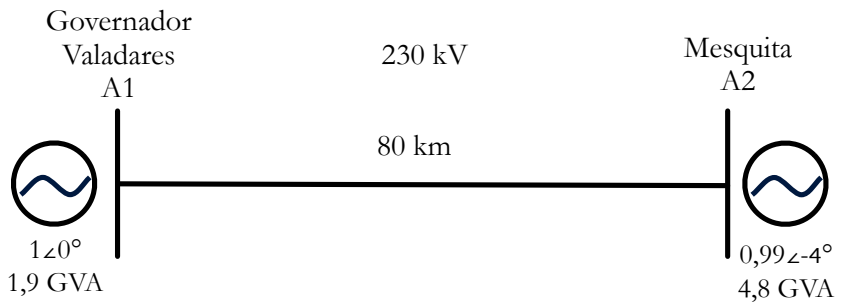
3 trechos de LT: B1-B2 com 80 km de LT, B2-B3 com 150 km e o último, B3-B4 com 100 km. Todas as simulações de falta foram realizadas entre as barras B2-B3 e os valores do campo magnético foram avaliadas nas proximidades da barra B2 e B3. As simulações serão realizada utilizando *Simulink/Matlab*®, juntamente com o *toolbox SimPowerSystems*^{TM}.

Figura 11: Sistema elétrico analisado de 440 kV.



O segundo sistema que iremos simular conecta duas cidade no estado de Minas Gerais: Governador Valadares e Mesquita. Ele possui um comprimento de 80 km e nível de tensão de 230 kV (66). A Fig.12 mostra o diagrama unifilar do sistema de 230 kV.

Figura 12: Sistema elétrico analisado de 230 kV



Para a simulação, utilizou-se dois geradores, sendo o primeiro com potência de curto circuito de 1955,18 MVA e ângulo $-81{,}09°$ e o outro com potência de curto circuito de 4819,97 MVA e ângulo $-86{,}02°$ em 230 kV. Além disso, utilizou-se o programa *Alternative Transients Program/Electromagnetic Transients Program* (ATP/EMTP) messas simulações (67, 68).

As disposições físicas das torres que suportam as LTs de 440 kV e 230 kV são apresentadas nas Fig.13 e Fig.14, respectivamente. A Tabela 3 apresenta as características dos condutores de fase e de para-raios das LTs.

Sabendo que o desempenho e o comportamento de uma LT dependem, quase que exclusivamente, de sua dimensão e disposição física, determinou-se os parâmetros necessários para as simulações dos sistemas. Na Tabela 4, é apresentado a sequência zero e positiva das resistências, capacitâncias e indutâncias de cada sistema, além da velocidade de propagação (u_+ e u_0).

Figura 13: Detalhes da estrutura física da torre de transmissão de energia do SEP de 440 kV

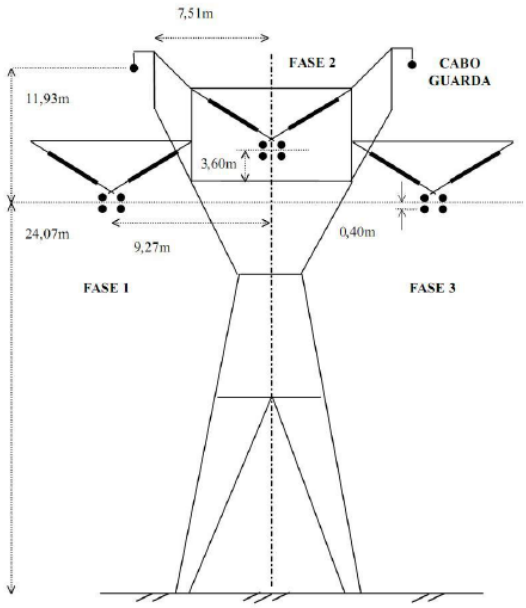


Figura 14: Detalhes da estrutura física da torre de transmissão de energia do SEP de 230 kV

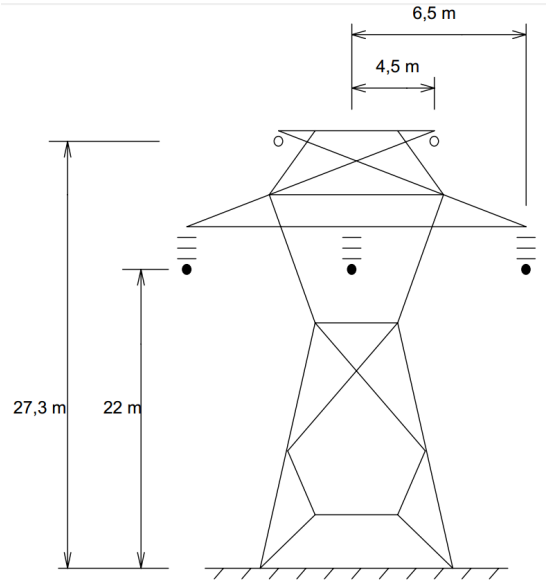


Tabela 3: Características dos condutores da LT.

Condutor de fase	**Sistema de 440 kV**	**Sistema de 230 kV**
Raio externo do condutor	12,57 mm	14,0715 mm;
Raio interno do condutor:	4,635 mm	4,57 mm
Resistência em corrente contínua:	0,08998 Ω/km	0,07271 Ω/km
Condutor do para-raios		
Raio externo do condutor	4,572 mm	3,9685 mm
Resistência em corrente contínua	4,188 Ω/km	4,971 Ω/km

Tabela 4: Resistência, capacitância, indutância e propagação de onda nas LTs.

Parâmetro	**440 kV**	**230 kV**
$\mathbf{R_0}$ **(Ω/km)**	0,023037	0,464812
$\mathbf{R_+}$ **(Ω/km)**	0,29863	0,115898
$\mathbf{C_0}$ **(nF/km)**	7,1031	6,105862
$\mathbf{C_+}$ **(nF/km)**	12,259	8,642304
$\mathbf{L_0}$ **(mH/km)**	3,2987	4,239230
$\mathbf{L_+}$ **(mH/km)**	0,93706	1,347695
$\mathbf{u_0}$ **(km/s)**	206588	196555
$\mathbf{u_+}$ **(km/s)**	295045	293015

Nota-se que a velocidade de propagação da onda de sequência positiva (u_+) é próxima da velocidade da luz. Utilizou-se a velocidade de propagação de sequência positiva para calcular a propagação de onda, pois nenhuma transformada modal foi realizada (5, 41).

5.1.1 Banco de Dados de Simulação

Esta seção apresentará a frequência de amostragem utilizada e os diversos parâmetros considerados nas simulações. Ao final da mesma, será possível obter um banco de dados dos sinais de correntes dos sistema para diversos casos de falta.

5.1.1.1 Frequência de amostragem

Para obter o banco de dados, é importante ressaltar alguns aspectos sobre a simulação, dentre os quais está a frequência de amostragem do sinal. A frequência deve ser suficiente para que se perceba os fenômenos transitórios, bem como para atingir uma precisão adequada. Dessa forma, escolheu-se uma frequência de amostragem para obter precisão próximo de $0{,}1\,km$ em ambos sistemas simulados. Assim, optou-se por utilizar $f = 1{,}5\,MHz$. A partir da Eq.3, apresentada na Seção 3.1.1, pode-se calcular a precisão do método que utiliza ondas viajantes para a frequência escolhida:

$$\triangle d_{440kV} = \frac{u_{440kv}}{2f} = 98{,}3\,m \tag{84}$$

$$\triangle d_{230kV} = \frac{u_{230kv}}{2f} = 97{,}7\,m \tag{85}$$

Assim, obteve-se uma precisão de $98{,}3\,m$ para o sistema de $440\,kV$ e de $97{,}7\,m$ para o sistema de $230\,kV$. Note-se que, com essa frequência, é possível perceber fenômenos com frequência associada de até $750\,kHz$, seguindo o teorema de *Nyquist*.

5.1.1.2 Casos simulados

Considerando os diferentes tipos de falta que podem ocorrer em um SEP, simulou-se diversas situações de faltas em ambos os sistemas apresentados. Quanto ao tipo de falta, foram simulados dez diferentes casos de falta:

- monofásica, três casos: fase A-terra, fase B-terra e fase C-terra;
- bifásica, três casos: fases A-B, fases B-C e fases C-A;
- bifásica com o terra, três casos: fases AB-terra, fases BC-terra e fases CA-terra;
- trifásica, um caso: fases ABC.

Para o sistema $230\,kV$, simulou-se apenas as faltas das fases: A-terra, B-C, BC-terra e ABC, haja visto que os demais casos são semelhantes a esses.

Além do tipo de falta, o ângulo de falta foi considerado na simulação. Esse parâmetro foi simulado randomicamente entre os valores 0° a 180°. Os demais valores são simetricamente iguais aos valores escolhidos.

Foi considerada também a resistência de falta entre fases (R_f) e para o terra (R_T). Os valores de resistência escolhidos randomicamente, entre 0 e 100 Ω para R_f e entre 0 e 50 Ω para R_T, são os valores mais comumente utilizados na literatura (69).

A distância da falta, assumida como a distância do barramento principal até o ponto em falta para o sistema de 440 kV, foi simulada, de 5 km até 145 km, com intervalos de 20 km. Para cada distância, mil casos foram simulados, variando randomicamente os parâmetros já citados. Para o sistema de 230 kV, foram simuladas quatrocentas faltas para cada uma das seguintes distâncias: 16, 32, 48 e 64 km, sendo que os demais parâmetros foram escolhidos randomicamente.

Assim, totalizou-se 8000 casos diferentes para o sistema de 440 kV e 1600 casos para o sistema de 230 kV, tendo cada caso a duração de 0,1 s de sinal. A Tabela 5 mostra um resumo dos parâmetros de defeitos considerados e a faixa de valores dos mesmos.

Tabela 5: Resumo dos parâmetros considerados na simulação.

Parâmetro	**Descrição**	**440 kV**	**230 kV**
Tipos de falta	Falta fase-terra; Falta fase-fase; Dupla fase-terra; Falta Trifásica.	AT; BT; CT; AB; BC; CA; ABT; BCT; CAT; ABC. randômico	AT; BC; BCT ABC. randômico
Ângulo de falta	Ângulo de incidência da falta	0°-180° randômico	0°-180° randômico
Resistência de falta	A resistência de falta entre a fases	1-100 Ω randômico	1-100 Ω randômico
Resistência de falta para o terra	A resistência de falta entre a fase e o terra	1-50 Ω randômico	1-50 Ω randômico
Distância da falta	A distância da falta até barra principal	5 km - 145 km intervalo 20 km	16 km - 64 km intervalo 16 km
Total	Número total de simulações e programa utilizado	8000 casos *Simulink/Matlab®*	1600 casos *ATP/EMTP®*

Nessa etapa, gerou-se um banco de dado das correntes das três fases medidas em cada extremidade das LTs estudadas.

Menciona-se que a utilização de aplicações distintas foi intencional e deve-se ao fato de submeter os algoritmos à situações diversas incluindo modos de soluções de simulações.

5.1.2 Posicionamento dos Sensores

Nessa seção, avalia-se e simula-se o campo magnético, devido à influência das correntes trifásicas de ambos os sistemas apresentados anteriormente. Para isso, utilizou-se sensores bobinados concêntricos que são capazes de medir o campo magnético tanto na direção horizontal quanto na posição vertical (Ver Seção 3.2.3).

Para simular o campo magnético que atravessa os sensores, é necessário posicioná-los nas proximidades das LTs. Logo, eles foram posicionados próximos das extremidades dos trechos analisados, como mostrado nas Fig.15 e Fig.16.

Figura 15: Posicionamento longitudinal dos sensores no sistema de $440\,kV$

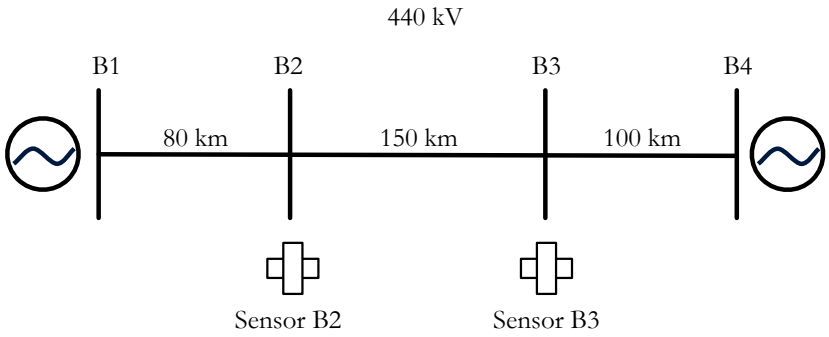
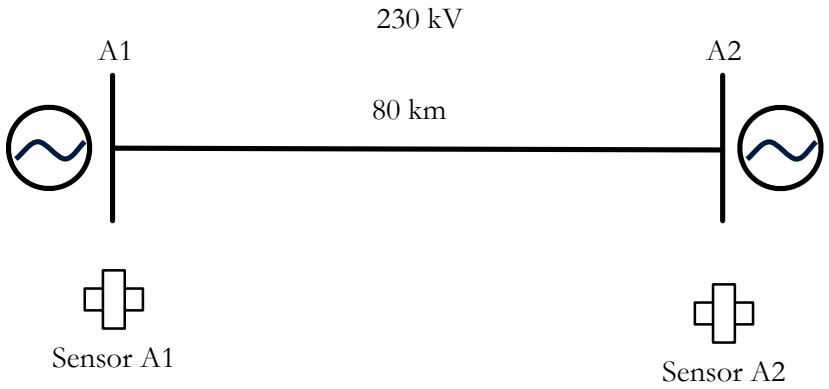


Figura 16: Posicionamento longitudinal dos sensores no sistema de $230\,kV$



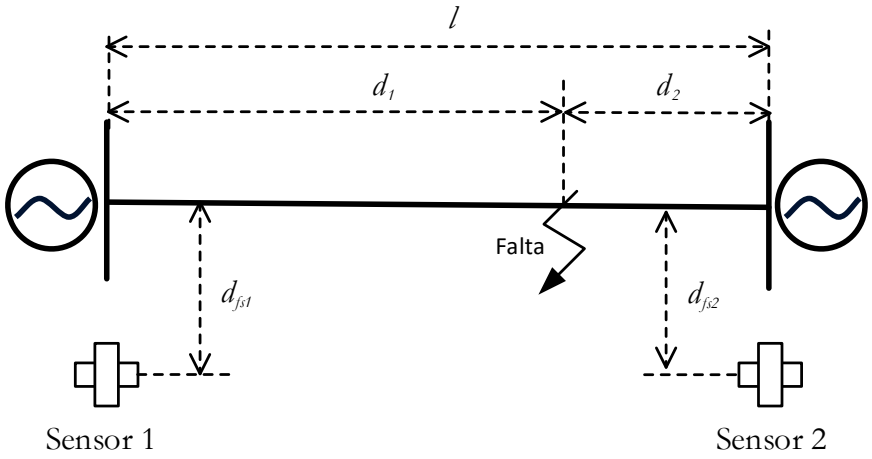
Nas Fig.15 e Fig.16, os sensores foram dispostos sob a LT, nas proximidades da Barra B2 e da Barra B3, para o sistema $440\,kV$. Para o sistema $230\,kV$, isso se deu nas proximidades da Barra A1 e Barra A2.

5.1.2.1 Distância do Sensor à LT

A distância do sensor até a LT pode influenciar os erros de localização do algoritmo, pois o campo magnético leva um tempo (t_{fs}) para se propagar no espaço até o sensor. Logo, o campo magnético que parte do fio (H_f) é percebido pelo sensor (H_s) com um atraso, como mostrado na equação a seguir:

$$H_s(t) = H_f(t + t_{fs}) \tag{86}$$

Figura 17: Distância do sensor até a LT



A Fig.17 mostra o posicionamento do sensor em relação às distâncias até a barra. Considerando a propagação de onda da LT ao sensor, calcula-se a distância estimada da falta. A partir da Eq.1, tem-se:

$$\hat{d}_1 = d_1 + \frac{d_{fs1} - d_{fs2}}{2} \tag{87}$$

Na Eq.88, nota-se que, se a distância do sensor até o fio for igual para ambos os terminais (ou seja, $d_{sf} = d_{fs1} = d_{fs2}$), a distância estimada ($\hat{d}_1$) é exatamente igual à distância real: $\hat{d}_1 = d_1$.

Na prática, torna-se difícil obter essa precisão no posicionamentos dos sensores. Considerando que a precisão máxima seja de $\pm 1\,m$, obteria-se um erro máximo no pior caso:

$$erro_{fs} = \frac{(d_{fs} + 1) - (d_{fs} - 1)}{2} = 1\,m \tag{88}$$

O erro devido ao posicionamento do sensor não é significativo quando comparado com o tamanho total da LT. Nota-se, que os erros relacionados à frequência de amostragem são

muito maiores que os erros devido ao posicionamentos dos sensores. Nas simulações desse trabalho, considerou-se os sensores igualmente posicionados em cada extremidade da LT.

5.1.2.2 Posicionamento Espacial

A posição do sensor no espaço deve ser a melhor possível, para se perceber os transitórios do sistema. Para essa análise, considerou-se as correntes fasoriais do sistema, a fim de obter uma resposta global do campo magnético. Caso utilizássemos informações no tempo, as respostas seriam particulares para cada instante de tempo. Nesse sentido, avaliaram-se os pontos onde o campo magnético apresentou maior intensidade.

Considerando as correntes com defasagem angular de 120° entre si, calculou-se a intensidade do campo magnético nas proximidades da LT para cada sistema. Nas Fig.18 e Fig.19, mostra-se a distribuição espacial do campo magnético em virtude da posição dos condutores de ambos os sistemas. O eixo x corresponde à coordenada horizontal, considerando o condutor central na coordenada x=0 e o eixo y representa a coordenada vertical em que o zero equivale à linha do solo.

Nas Fig.18 e Fig.19, as regiões em amarelo têm maior intensidade de campo magnético. Logo, recomenda-se que o sensor seja posicionado nessa região. O marcador X indica a posição do sensor que foi utilizado nesse trabalho.

A Fig.20 e Fig.21 mostram a vista em corte dos sensores sob as LTs, considerando o arranjo espacial deles.

Figura 18: Distribuição espacial do campo magnético no sistema de $440\,kV$.

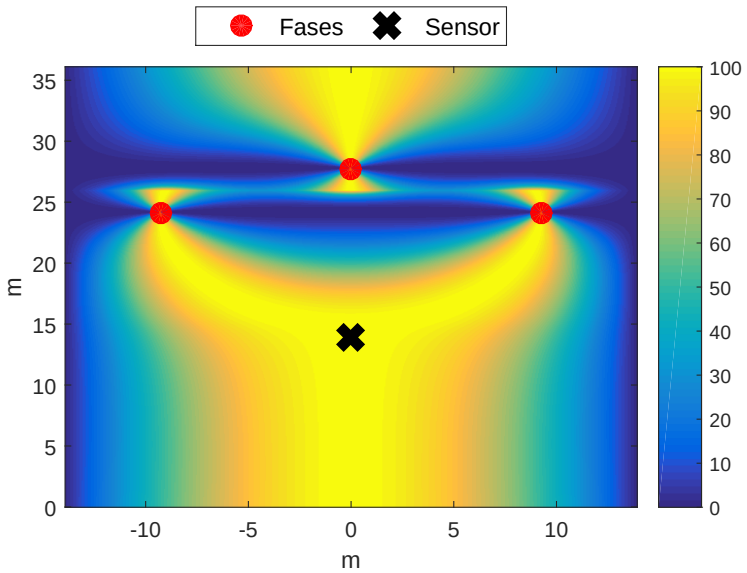


Figura 19: Distribuição espacial do campo magnético no sistema de 230 kV.

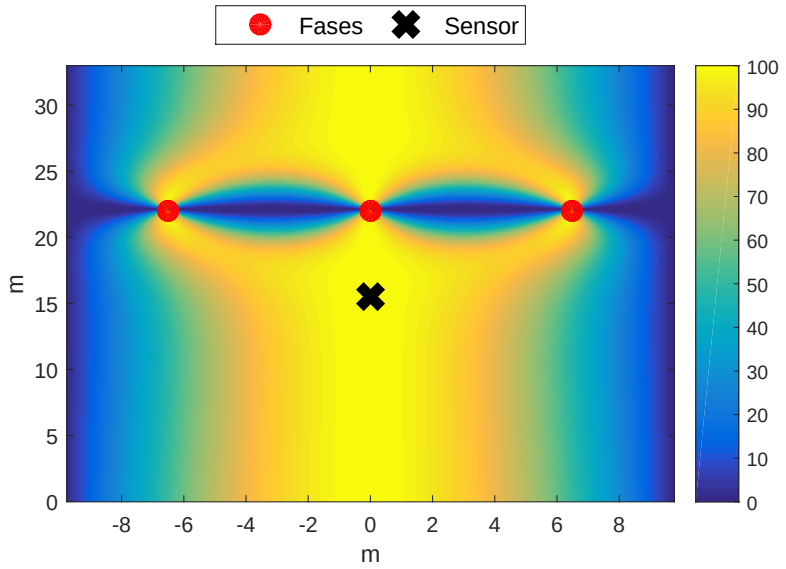


Figura 20: Arranjo dos sensores sob a LT, no sistema de 440 kV

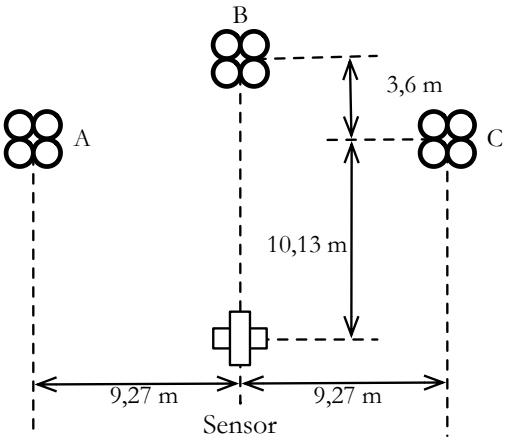
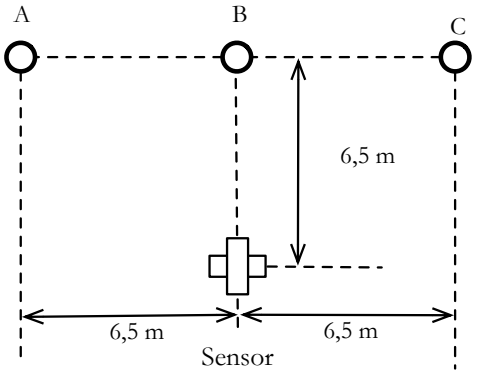


Figura 21: Arranjo dos sensores sob a LT, no sistema de 230 kV



Além das considerações da área de intensidade do campo, os sensores foram posicionados de modo que a distância do sensor até o condutor fosse a mesma para qualquer condutor do sistema de 440 kV. Desse modo, a influência de cada condutor no módulo do campo magnético medido é a mesma. Devido à disposição do sistema de 230 kV, não foi possível obter a equidistância entre sensor e o condutor, assim o sensor foi posicionado com distância horizontais e verticais iguais.

Para ambos os casos, foi calculada a matriz de disposição espacial dos sensores $[A_{DQ}]$ e, em seguida, as componentes horizontais e verticais do campo magnético, conforme as equações seguintes:

$$[A_{DQ}]_{440\,kV} = \begin{bmatrix} 8{,}55 & 11{,}59 & 8{,}55 \\ 7{,}82 & 0 & -7{,}82 \end{bmatrix} 10^{-3} \tag{89}$$

$$[A_{DQ}]_{230\,kV} = \begin{bmatrix} 12{,}24 & 24{,}48 & 12{,}24 \\ 12{,}24 & 0 & -12{,}24 \end{bmatrix} 10^{-3} \tag{90}$$

$$\begin{bmatrix} H_x \\ H_y \end{bmatrix}_{sis} = [A_{DQ}]_{sis}[I_{3\Phi}]_{sis} \tag{91}$$

onde:

$[A_{DQ}]_{sis}$ - matriz de posicionamento do sensor do sistema "sis";
$[I_{3\Phi}]_{sis}$ - matriz das amostras de corrente nos 3 condutores do sistema "sis";
H_x *e* H_y - campo magnético nas direções horizontais e verticais.

Note-se que o termo 2×2 das matrizes são iguais a zero, o que se deve ao posicionamento do sensor logo abaixo do condutor central. Isso implica que a corrente que passa nesse condutor não influencia o campo medido na direção vertical.

Para o processamento de sinal (apresentado no Capítulo 4), considerou-se o módulo do campo magnético ao quadrado, ou seja:

$$|H(k)|^2 = H_x(k)^2 + H_y(k)^2 \tag{92}$$

Como exemplo, as Fig.22 e Fig.23 mostram os resultados de simulação, no caso de uma falta no sistema de 440 kV a uma distância de 100 km e de um sistema de 230 kV a uma distância de 48 km. Nessas, mostra-se tanto a corrente nas três fases quanto o módulo ao quadrado do campo magnético.

Figura 22: Sinais de corrente trifásica e campo magnético ao quadrado de uma falta trifásica medido na barra B2 do sistema de 440 kV

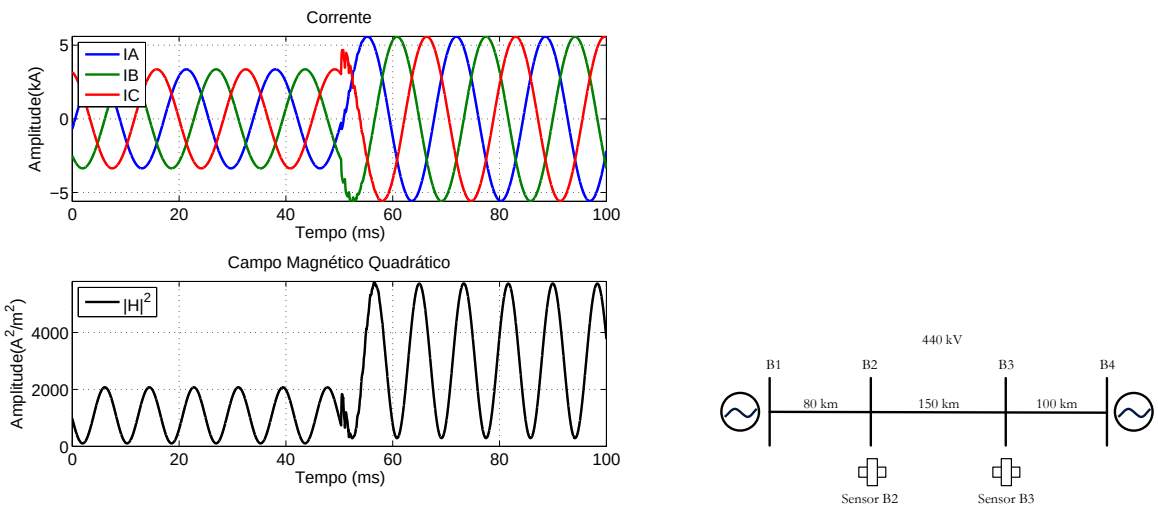
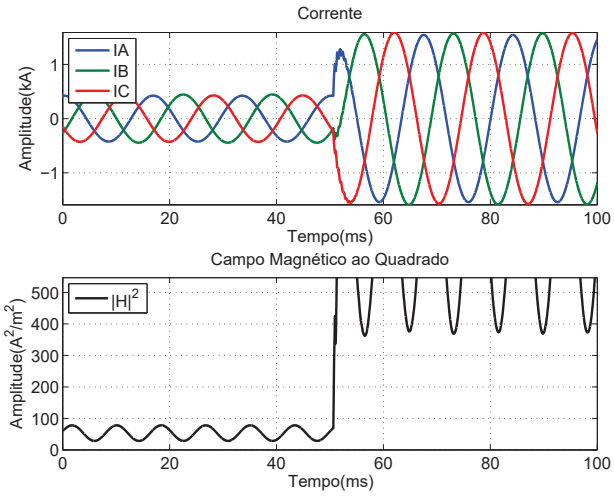
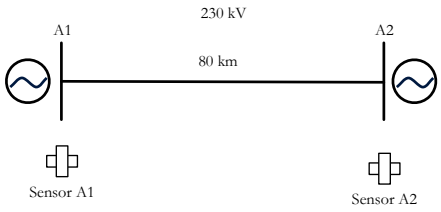


Figura 23: Sinais de corrente trifásica e campo magnético ao quadrado de uma falta trifásica medido na barra A1 do sistema de 230 kV





5.2 Aplicação dos Métodos

Nessa seção, os resultados da aplicação de ambos os métodos utilizados serão apresentados. A descrição teórica das etapas que serão apresentadas pode ser observadas no Capítulo 4. Cada passo será descrito por meio de casos simulados no sistema de $440\,kV$.

5.2.1 Aplicação do Método AR

Nesse ponto do trabalho, serão descritos os resultados do método AR submetido a uma um caso de uma falta no quilometro cem da linha de $440\,kV$.

5.2.1.1 Cálculo dos Coeficientes AR

Algumas abordagens podem ser utilizadas para obter os coeficientes do modelo AR. Destaca-se como principais métodos (70):

- Burg's Lattice-Based;
- Forward-Backward;
- Geometric Lattice;
- Least-Squares;
- Yule-Walker.

Para avaliar o desempenho dos diversos métodos de estimação dos parâmetros do modelo, simulou-se o sistema em estado permanente (sem faltas) e capturou-se o sinal da resultante do campo magnético ao quadrado ($|H|^2$) de vinte períodos de $120\,Hz$, em ambos os terminais da linha. Em seguida, cinco períodos foram utilizados para calcular os parâmetros do modelo AR e os outros cinco períodos restantes para calcular o erro máximo de estimação. Foi calculado o erro máximo de estimação para cada ordem e para cada método de estimação dos parâmetros. O número de coeficientes variou entre 2 e 20. Para calcular o erro máximo, utilizou-se a seguinte equação:

$$max(\varepsilon) = Max[|\hat{H}^2(k) - H^2(k)|] \qquad k = 1, 2, 3...N \tag{93}$$

onde:

$\hat{H}^2(k)$ - Estimativa da amostra k;
$H^2(k)$ - Amostra k do sinal de campo;
N - Número de amostras do sinal.

O menor erro máximo encontrado, para cada abordagem, é mostrado nas Tabela 6 e Tabela 7.

Tabela 6: Resultados de estimação dos coeficientes AR do sinal capturados no Terminal B2

	Burg's Lattice-Based	**Forward Backward**	**Geometric Lattice**	**Least Squares**	**Yule Walker**
Ordem	7	6	7	6	20
Erro máximo	$1{,}59\times10^{-9}$	$1{,}59\times10^{-9}$	$1{,}59\times10^{-9}$	$1{,}59\times10^{-9}$	$1{,}27\times10^{-5}$

Tabela 7: Resultados de estimação dos coeficientes AR do sinal capturados no Terminal B3

	Burg's Lattice-Based	**Forward Backward**	**Geometric Lattice**	**Least Squares**	**Yule Walker**
Ordem	6	6	6	7	20
Erro Máximo	$2{,}15\times10^{-9}$	$2{,}15\times10^{-9}$	$2{,}15\times10^{-9}$	$2{,}15\times10^{-9}$	$1{,}30\times10^{-5}$

As Tabela 6 e Tabela 7 mostram os melhores resultados obtidos avaliando diversos algoritmos e algumas ordens do modelo (entre 2 e 20). Assim, pode-se perceber que os resultados foram semelhantes entre os algoritmos, amenos o *Yule Walker*. Para estimar os coeficientes do modelo AR, o método *Forward-backward* com seis coeficientes recursivos, foi utilizado. Esse algoritmo foi utilizado devido ao menor número de coeficientes para os resultados de ambos os terminais.

Para esse caso, os coeficiente AR foram extraídos a partir dos primeiros dois ciclos pré-falta do sinal de campo magnético ao quadrado ($|H|^2$) , ou seja, dos 16,67 ms iniciais do sinal. As Eq.94 e Eq.95 mostram os seis coeficientes extraídos do sinal, os quais são representados pela transformada Z:

$$A_{B2}(z) = 1 - 4{,}031z^{-1} + 6{,}791z^{-2} + 6{,}621z^{-3} + 3{,}998z^{-4} + 1{,}573z^{-5} - 0{,}2685z^{-6} \quad (94)$$

$$A_{B3}(z) = 1 - 4{,}027z^{-1} + 6{,}801z^{-2} + 6{,}519z^{-3} + 4{,}017z^{-4} + 1{,}548z^{-5} - 0{,}2757z^{-6} \quad (95)$$

As funções de transferência A_{B2} e A_{B2} representam o modelo AR dos sinais medidos no barramento B2 e B3 respectivamente.

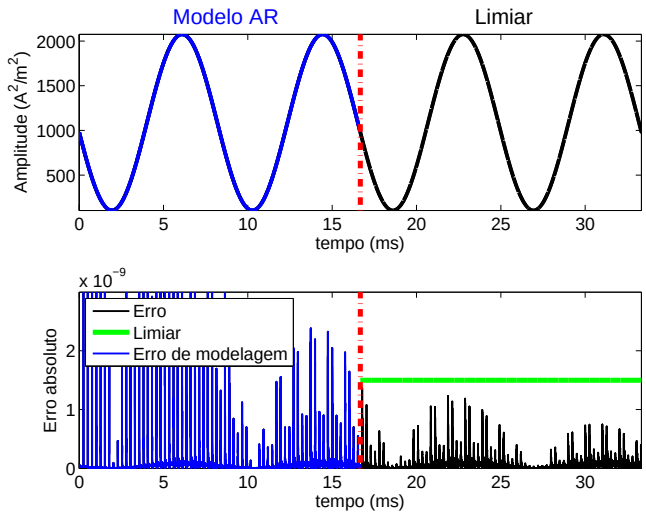
5.2.1.2 Cálculo do Limiar de Detecção AR

Os limiares de detecção AR são calculados a partir do erro de estimação para os próximos 16,67 ms, ou seja, dois ciclos pré-falta de $|H|^2$ - medidos em ambos os terminais da LT. As Eq.94 e Eq.95 foram utilizadas para calcular e erro de estimação (Eq.78) entre o tempo 16,67 ms e 33,33 ms do sinal medido. O limiar foi calculado como 110 % do erro máximo da estimação nesse período de tempo. A Fig.24 mostra as etapas de extração do modelo AR e de cálculo do limiar de detecção do sinal amostrado no terminal B2.

Os limiares calculados para os sinais medidos nos Barramentos B2 e B3 são, respectivamente, $1{,}46\times10^{-9}$ e $2{,}26\times10^{-9}$. Por meio desses limiares, o instante em que ocorreu a

falta nos terminais, será detectado.

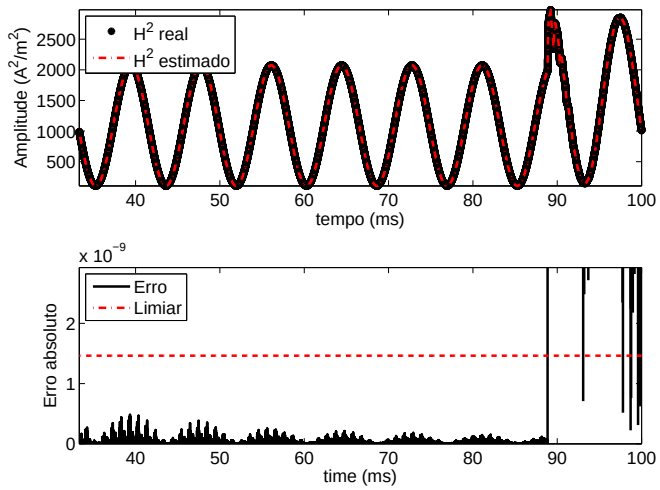
Figura 24: Etapas de extração do modelo AR e cálculo do limiar de detecção



5.2.1.3 Detecção AR

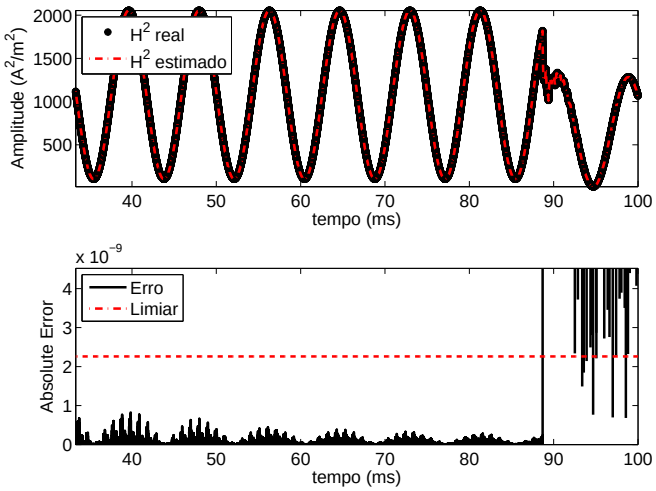
Nessa etapa, o sinal de ambos os terminais é estimado uma passo à frente, através do modelo AR - calculado na etapa de Cálculo dos Coeficientes AR. Para que haja a detecção, é necessário que o erro de estimação ultrapasse o limiar determinado na etapa anterior.

Figura 25: Erro de estimação do sinal capturado no terminal B2 - modelo AR



As Fig.25 e Fig.26 mostram os sinais estimados de campo magnético e os erros absolutos entre o valor estimado e o valor real, para os terminais B2 e B3 respectivamente. Para o terminal B2 o sinal de erro cruza o limiar no tempo $t_1 = 88{,}8580\,ms$, já o terminal B3 em $t_2 = 88{,}6887\,ms$.

Figura 26: Erro de estimação do sinal capturado no terminal B3 - modelo AR



5.2.1.4 Estimação da Distância

A estimação da distância tem como base a Teoria de Ondas Viajante. Sendo t_1 e t_2 os tempos detectados na etapa anterior, perceba-se que para esse caso temos: $t_2 - t_1 = -0{,}1693\,ms$, velocidade de propagação da onda $u_{440kv} = 295045\,km/s$ e o comprimento total da linha é $l = 150\,km$. Com esses valores, pode-se calcular a distância em que essa falta ocorreu: $d_1 = 99{,}98\,km$ e, para esse caso, obteve-se um erro de $20\,m$.

5.2.2 Aplicação do Método Kalman

Nessa seção, serão descritos os resultados do método Kalman submetido a um caso de uma falta no quilometro cem da linha de $440\,kV$.

5.2.2.1 Inicialização do Filtro Kalman

O método Kalman necessita de uma inicialização precisa para a convergência do estimador. A primeira etapa é a normalização de $|H|^2$ e nela, utilizou-se os pontos de máximo e mínimo referentes aos dois primeiros períodos do sinal pré-falta. Dessa forma, passa-se a ter amplitude unitária, o que facilitará a inicialização dos demais termos subsequentes.

Em seguida, deve-se definir a matriz de estado inicial ($\hat{x}_1$). Por meio da Eq.82 foi calculado o ângulo de defasagem inicial de ambos os terminais medidos, sendo: $\phi_0^{B2} = -3{,}031\,rad$ e $\phi_0^{B3} = -3{,}113\,rad$. Conhecendo o valor da taxa de amostragem $T = 6{,}67\times10^{-7}\,s$ e da frequência inicial $w_0 = 2\pi120\,rad/s$, pode-se calcular a matriz de estado inicial para cada medida:

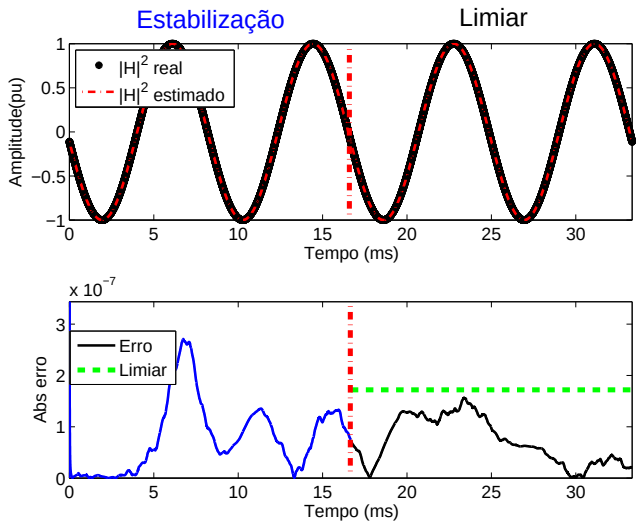
$$\hat{x}_0^{B2} = \begin{bmatrix} 0{,}999 + 0{,}005j & -0{,}994 - 0{,}111j & -0{,}994 + 0{,}111j \end{bmatrix}^T \quad e$$
$$\hat{x}_0^{B3} = \begin{bmatrix} 0{,}999 + 0{,}005j & -0{,}999 - 0{,}029j & -0{,}999 + 0{,}029j \end{bmatrix}^T$$

As matrizes $\hat{x}_0^{B2}$ e $\hat{x}_0^{B3}$ serão os estados iniciais para iniciar a estimativa das medidas em cada terminal da LT.

5.2.2.2 Cálculo do Limiar de Detecção Kalman

Para calcular o limiar de detecção Kalman, estima-se o sinal normalizado $|H|^2$ medido em ambos os terminais e aguarda-se dois períodos para o filtro adquirir estabilidade. Nos dois períodos seguintes, determina-se o erro de estimação máximo (Eq.78) e, em seguida, coloca-se o limiar a 110 % do valor de erro máximo, como mostrado no exemplo da Fig.27.

Figura 27: Estabilização e cálculo do limiar de detecção Kalman



Os limiares calculados para os sinais medidos nos Barramentos B2 e B3 são, respectivamente, $1{,}84\times10^{-7}$ e $2{,}01\times10^{-7}$.

5.2.2.3 Detecção Kalman

Aqui, o sinal de ambos os terminais foram estimados pelo Filtro Kalman. A detecção ocorre quando o erro de estimação ultrapassou o limiar determinado na etapa anterior.

As Fig.28 e Fig.29 mostram os sinais estimados pelo filtro, bem como o erro absoluto entre o valor estimado e o valor real, para os terminais B2 e B3 respectivamente. Para o terminal B2, o sinal de erro cruza o limiar no tempo $t_1 = 73{,}7880\,ms$, enquanto o terminal B3 em $t_2 = 73{,}6187\,ms$.

Figura 28: Erro de estimação do sinal no terminal B2 - Limiar Kalman

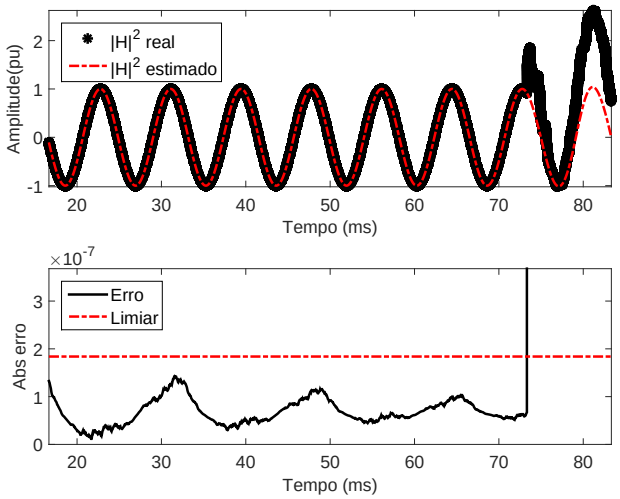
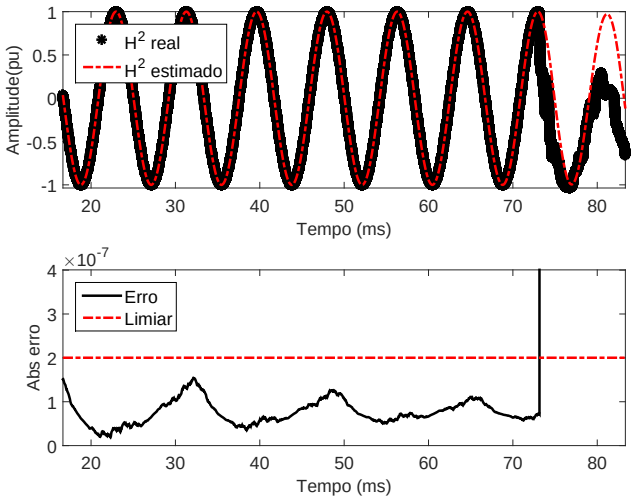


Figura 29: Erro de estimação do sinal no terminal B3 - Limiar Kalman



Percebe-se, também, que o erro do Filtro Kalman converge para um valor da ordem de 10^{-8}, o que ocorre devido ao erro de normalização do sinal, ou seja, o sinal, ao ser normalizado pela Eq.80, faz com que a componente contínua do sinal diminua, mas não se extingue completamente com essa.

5.2.2.4 Estimação da Distância

A partir das características da LTs de $440\,kV$, da equação de ondas viajantes e da diferença $t_2 - t_1 = -0{,}1693\,ms$, calculou-se a estimativa de distância, sendo $d_1 = 99{,}98\,km$. Assim como no resultado do método AR, obtivemos um erro de $20\,m$.

Na seção de resultados, o desempenho do método para todas as simulações realizadas será apresentado, para isso, a distância da falta serão as mesmas aplicadas aqui.

5.3 Resultados Quantitativos

Nessa seção, será feita uma análise dos resultados alcançados com ambas as metodologias propostas: modelo AR e Filtro Kalman. A discussão aqui apresentada, avaliará a relação entre os principais parâmetros de estudo - resistência de falta e ângulo de incidência, tipo de falta e distância - e os erros dos algoritmos de localização. Haja visto, que os casos simulados (apresentados na Seção 5.1) foram submetidos às metodologias e nesse capítulo serão analisados em relação aos erros de estimação do métodos propostos.

Os erros que serão apresentados nos gráficos de barra foram calculados de acordo com a equação seguinte:

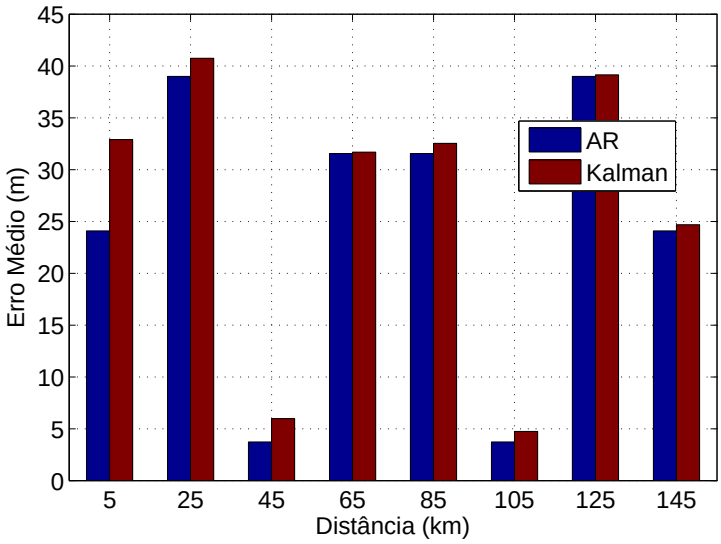
$$média(|\varepsilon|) = \frac{1}{N}\sum_{1}^{N}\left|\hat{d} - d\right| \tag{96}$$

5.3.1 Resultados em 440 kV

Nesse item, apresenta-se os resultados dos casos descritos na Seção 5.1, para sistema de 440 kV quando submetido as metodologias AR e Kalman.

As Fig.30 e Fig.31 [1] mostram o erro absoluto médio obtido em função da distância e do tipo de falta respectivamente. Sendo assim, cada barra do gráfico representa uma média de resultados do algoritmo para as diversas situação apresentadas fixando o valor apresentado no eixo x:

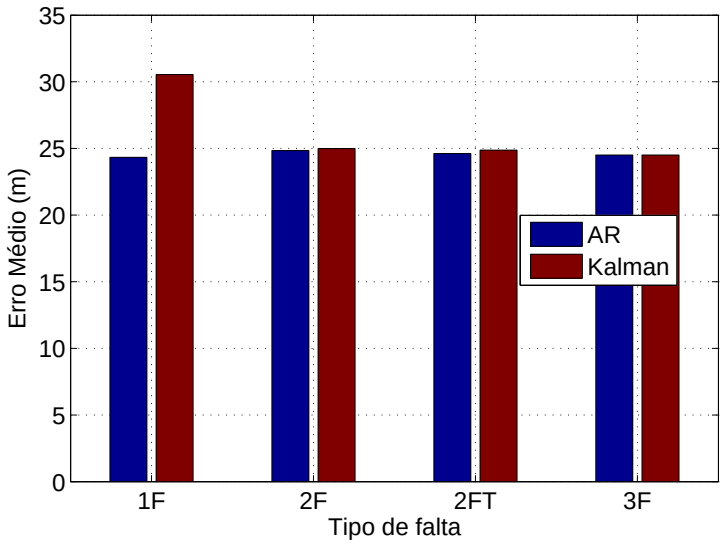
Figura 30: Erros de localização em função da distância (Sistema 440 kV).



Os resultados apresentados na Fig.30 mostram que o modelo AR obteve erros menores que o modelo Kalman, para todas as distâncias analisadas. Apesar do modelo AR

[1] 1F - Monofásica;
2F - Bifásica;
2FT - Bifásica c/ Terra;
3F - Trifásica.

Figura 31: Erros de localização em função do tipo de falta (Sistema $440\,kV$).



apresentar melhores resultados, vale ressaltar que o método Kalman obteve resultados próximos dos encontrados por aquele, com um erro médio máximo menor que $0,03\%$.

A Fig.31 mostra que ambos os modelos propostos obtiveram bons resultados, porém, o modelo Kalman obteve um erro médio significativamente maior que o modelo AR para as faltas que envolveram apenas uma fase.

As Fig.32, Fig.33 e Fig.34 mostram o erro absoluto médio obtido em função da resistência de falta para o terra, da resistência de falta entre fases e do ângulo de incidência da falta respectivamente. Os resultados são apresentados em intervalos e, sendo assim, cada barra do gráfico representa uma média de resultados do algoritmo fixando os valores de resistência no intervalo para os diversos casos simulados:

Figura 32: Erros de localização em função da resistência de falta para o terra (Sistema $440\,kV$).

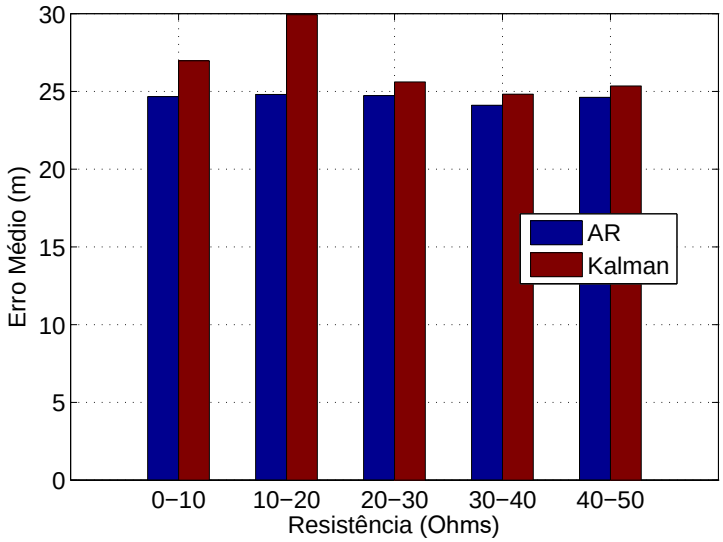


Figura 33: Erros de localização em função da resistência de falta entre fases (Sistema $440\,kV$).

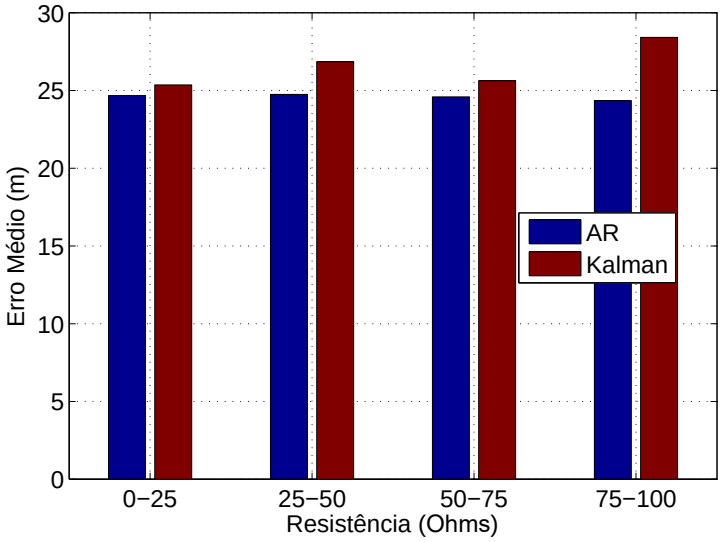
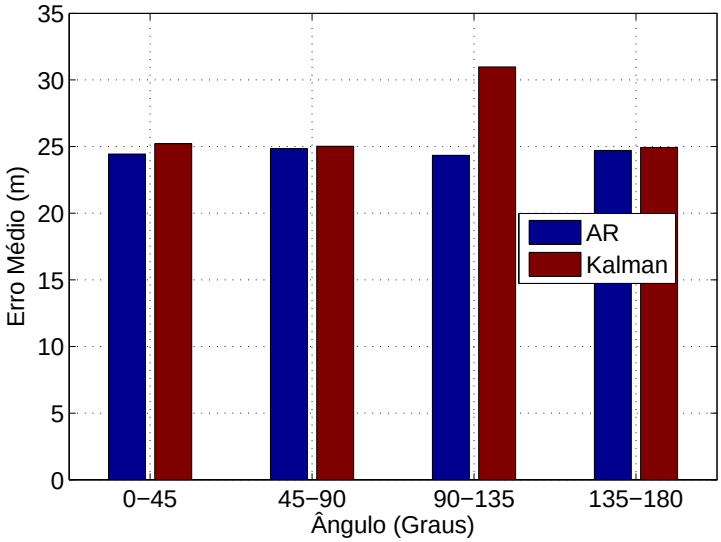


Figura 34: Erros de localização em função do ângulo de incidência (Sistema $440\,kV$).



Os resultados apresentados na Fig.32 e Fig.33 mostram que o modelo AR obteve erros menores que o modelo Kalman para as resistências de falta analisadas. Apesar disso, o método Kalman obteve bons resultados, com um erro médio máximo menor que 0,02 %, para todos os casos de resistências de falta.

A Fig.34 mostra que ambos os modelos propostos obtiveram bons resultados, porém, o modelo Kalman obteve um erro médio significativamente maior que o modelo AR, para as faltas com ângulo de incidência compreendido entre $90\,^{\circ}$ e $135\,^{\circ}$.

A Fig.35 mostra uma comparação geral entre os algoritmos de localização e a Tabela 8 apresenta os resultados globais dos métodos - média, desvio padrão, erro mínimo e máximo.

A partir da Tabela 8, pode-se observar o bom comportamento dos modelos apresentados nas diversas situações testadas, destacando-se o resultado de erro médio. Observa-se,

Figura 35: Distribuição normal dos resultados obtidos (Sistema 440 kV).

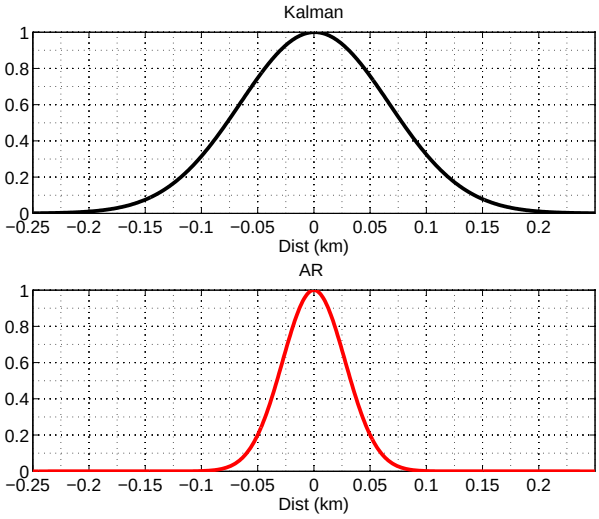


Tabela 8: Resultados globais dos algoritmos de localização (Sistema 440 kV).

Método	**Média (m)**	**Desvio (m)**	**Erro Min (m)**	**Erro Max (m)**
AR	0	27,9	3,7	39,0
Kalman	0	57,558	3,7	3072,9

no entanto, um erro máximo de 3,07 km para o algoritmo Kalman e, para justifica-los, realizou-se uma análise aprimorada presente na Tabela 9:

Tabela 9: Erros absolutos para todos os casos, separados em intervalos.

Erro entre	**Erro AR (%)**	**Erro Kalman (%)**
0 a 0.1 km	100 %	99,6%
0.1 a 1 km	0 %	0,3 %
1 a 3 km	0 %	0,4 %
3 a 150 km	0 %	0,1 %

A Tabela 9 apresenta os erros dos métodos compreendidos em intervalos, mostrando a porcentagem de ocorrência dos erros.

Apesar do erro máximo absoluto, para o modelo Kalman, ter um valor elevado quando comparado com o modelo AR (Tabela 8), pode-se perceber que os valores com erros maiores que 3 km ocorreram em 0,1 % dos casos testados e já os erros menores de 0,1 km se destacam, porque ocorrem com maior frequência, sendo 99,6 % dos casos (Tabela 9).

Vale ressaltar, também, que o algoritmo AR, em 100 % dos casos, obteve desempenho com erros menores que 0,1 km. Esse valor, é aproximadamente o mesmo previamente calculado como a precisão de métodos baseados em ondas viajantes com a frequência de amostragem utilizada.

5.3.2 Resultados em 230 kV

Nessa seção avalia-se os resultados do sistema 230 kV, quando as metodologias propostas foram aplicadas. A descrição dos casos simulados foi apresentada na Seção 5.1.

As Fig.36 e Fig.37 [2] mostram o erro absoluto médio obtido em função da distância e do tipo de falta respectivamente. Sendo assim, cada barra do gráfico representa uma média de resultados do algoritmo para as diversas situação apresentadas fixando o valor apresentado no eixo x:

Figura 36: Erros de localização em função da distância (Sistema 230 kV)

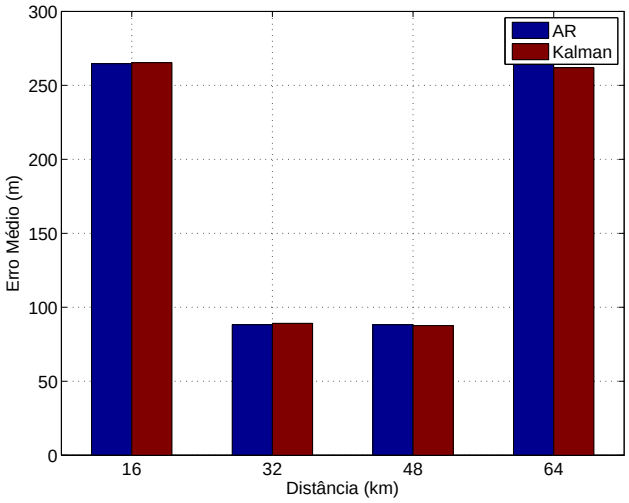
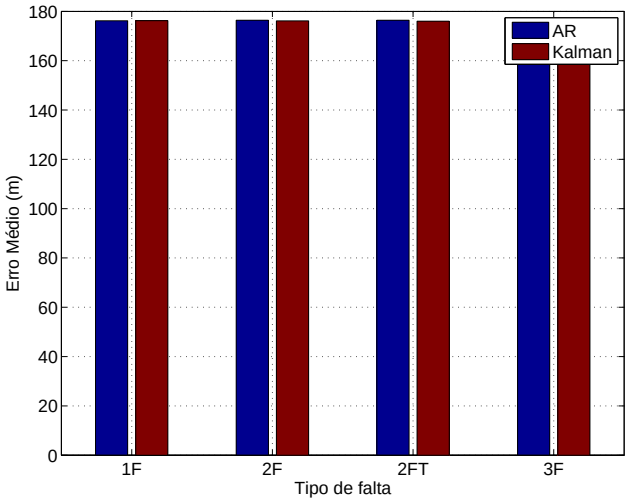


Figura 37: Erros de localização em função do tipo de falta (Sistema 230 kV)

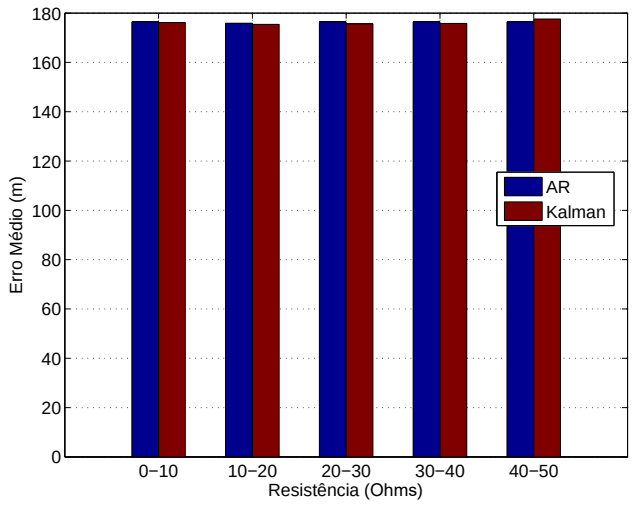


[2] 1F - Monofásica;
2F - Bifásica;
2FT - Bifásica c/ Terra;
3F - Trifásica.

As metodologias aplicadas obtiveram resultados semelhantes tanto para o tipo de falta quanto para a distância da falta. Nota-se, na Fig.36, que os erros, nas extremidades da LT, são maiores que os demais. Esse fato nos leva a pensar que a consideração de uma modelo de propagação de onda sem perdas pode ter efeitos sobre os erros de localização. Esse fato pode ser melhor observado, se compararmos os tempos e os erros presentes na Eq.1. Isso é, por exemplo, para uma falta que ocorreu no centro da LT deve-se ter $t_1 - t_2 = 0$, logo a influência da velocidade de propagação da onda (u) não é significante para o resultado, porém no caso de falta nas extremidade das LT a influência de u contribui significativamente para o resultado. Conclui-se, então, que a consideração ideal pode guiar para alguns erros dos métodos.

As Fig.38, Fig.39 e Fig.40 mostram, respectivamente, o erro absoluto médio obtido em função da resistência de falta para o terra, da resistência de falta entre fases e do ângulo de incidência da falta. Os resultados são apresentados em intervalos e, assim, cada barra do gráfico representa uma média de resultados do algoritmo para cada intervalo.

Figura 38: Erros de localização em função da resistência de falta para o terra (Sistema $230\,kV$)



Os resultados apresentados, nas Fig.38, Fig.39 e Fig.40, mostram que os parâmetros analisados não têm influência significativa sobre os algoritmos propostos, visto que o erro absoluto médio é semelhante para todos os casos.

A Fig.41 mostra a distribuição normal de todos os casos simulados e a Tabela 10 apresenta os resultados globais dos métodos:média, desvio padrão, erro mínimo e máximo.

Figura 39: Erros de localização em função da resistência de falta entre fases (Sistema $230\,kV$)

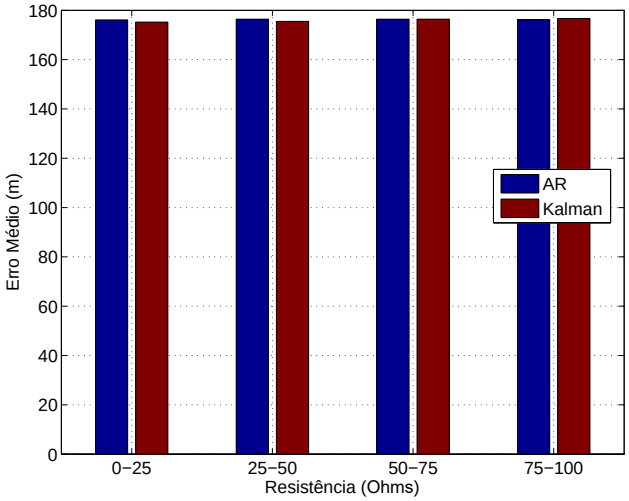


Figura 40: Erros de localização em função do ângulo de incidência (Sistema $230\,kV$)

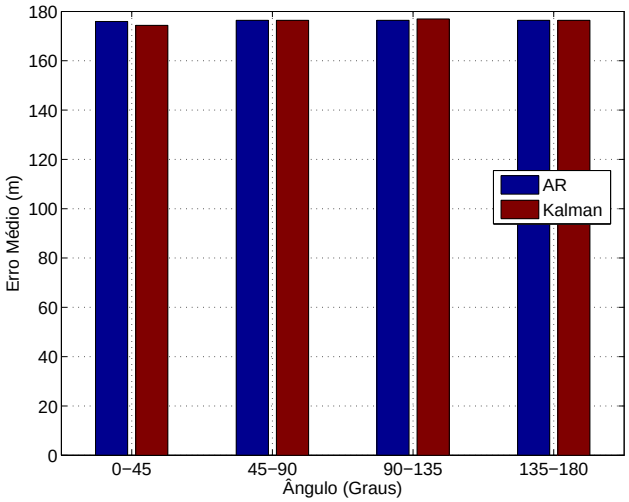


Figura 41: Distribuição normal dos resultados obtidos (Sistema $230\,kV$)

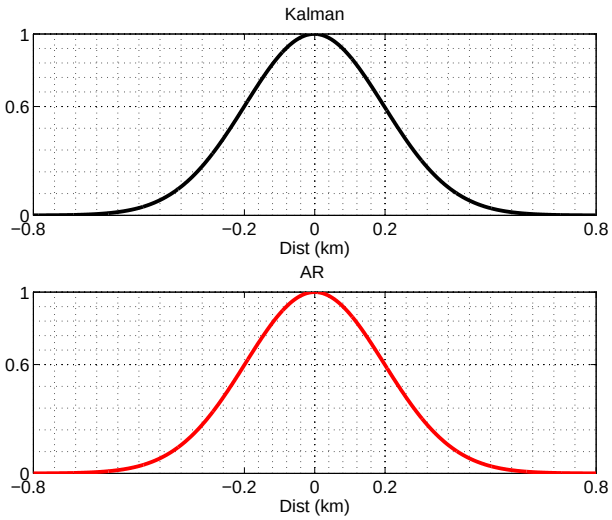


Tabela 10: Resultados globais dos algoritmos de localização (Sistema $230\,kV$)

Método	**Média (m)**	**Desvio (m)**	**Erro Min (m)**	**Erro Max (m)**
AR	0	197,1	88,2	264,6
Kalman	0	197,1	9,5	460,0

A partir da Tabela 10, pode-se observar o bom comportamento dos modelos apresentados nas diversas situações testadas, destacando-se o resultado de erro médio. Observa-se, no entanto, um erro máximo de $460\,m$ para o algoritmo Kalman.

5.4 Resultados Qualitativos

Nessa parte do trabalho, analisam-se os aspectos qualitativos de cada método, suas principais características, semelhanças e diferenças. Os métodos AR e Kalman se assemelham em vários aspectos, sendo as principais semelhanças apresentadas a seguir:

- necessitam de sincronismo temporal entre as medidas em ambos os terminais, além de terem sua exatidão limitada pela frequência de amostragem, ao serem utilizadas em conjunto com a Teoria de Ondas Viajantes;
- necessitam de uma medida em cada terminal da LT;
- funcionam como detector de distúrbios, não apenas de curtos-circuitos. Associado à Teoria de Ondas Viajantes, pode-se localizar o foco de qualquer distúrbio ou perturbação no SEP;
- não necessitam de simulações prévia;
- não dependem, portanto, não são sensíveis ao posicionamento do sensor de campo magnético.

Apesar dos métodos AR e Kalman assemelharem-se em vários aspectos, existem algumas diferenças que podemos destacar. No método Kalman:

- os parâmetros do Filtro Kalman são atualizados a cada nova amostra de campo magnético. Com isso, a detecção via Filtro Kalman pode ser feita de maneira *on-line*, ou seja, não é necessário um novo modelo ou uma atualização dos parâmetros, pois o modelo dinâmico se alto adapta às diferentes condições;
- necessita de boas condições iniciais para sua convergência;
- necessita de inversão de matriz para recalcular os parâmetros do modelo.

No método AR podemos destacar as seguintes diferenças, do método Kalman:

- precisa de atualização dos parâmetros ao longo do tempo, pois a amplitude e a frequência do sistema podem sofrer variações;
- não necessita de condições iniciais para a convergência;
- tem maior precisão para localização de faltas;
- existem diversos algoritmos para determinar os parâmetros do modelo, inclusive métodos recursivos que não necessitam de inversão de matriz.

Nota-se que a metodologia com base em filtro Kalman tem grande potencial para aplicações em tempo real, em que o sistema é monitorado em tempo real por um equipamento dedicado e o distúrbio pode ser localizado segundos depois do ocorrido. Já a abordagem AR tem grande potencial para aplicações em que se está interessado em localizar apenas um distúrbio isolado e os dados do sistema são salvos e posteriormente processado em um computador externo ao mesmo.

Capítulo 6

Considerações Finais

6.1 Conclusão

Esse trabalho apresentou uma análise da viabilidade de localizar faltas em SEPs, por meio da análise do campo magnético próximo à LT. A modelagem AR e a estimativa de sinal, por um Filtro Kalman colaboraram para a detecção do distúrbio e a metodologia utilizou uma análise no domínio do tempo da propagação de onda ao longo da linha de transmissão.

A análise dos métodos levou em consideração as respostas do algoritmo para os principais parâmetros que afetam a amplitude e o transitório dos sinais de falta. Assim, destacam-se aqui quatro parâmetros, os quais são: tipos de falta, ângulo de falta, resistência de falta e local da falta. Para realizar essa análise, foram simulados 8000 casos de uma sistema de $440\,kV$ e 1600 casos de um sistema de $230\,kV$. Os casos simulados englobaram diversas combinações dos parâmetros citados.

A metodologia proposta apresentou resultados encorajadores: os percentuais de erro médio encontrados para localização de faltas, utilizando detecção baseada em modelagem AR e estimador Kalman, foram iguais a zero em todos os casos de ambos os sistemas. É importante destacar que o algoritmo obteve bom desempenho, independentemente dos parâmetros que afetam a forma de onda da falta.

Ao final, notou-se que o uso de uma abordagem não invasiva, para a solução de problemas relativos à localização de faltas, mostrou-se uma alternativa promissora, dada a sua capacidade de monitorar as informações do sistema a partir do campo magnético, além de evitar o uso de TCs que estão sujeitos a saturações em seu material ferromagnético.

Destaca-se também que os métodos propostos não necessitam de simulações prévias para sua implementação, o que não é praticado pelos métodos que envolvem inteligência computacional. Os resultados obtidos não dependem da resistência de falta, o que não é observado nos relés de distâncias baseados em impedância. Entretanto, o método é limitado pela frequência de amostragem do sinal e a utilização de tal técnica exige mais estudo com relação a hardware e implementação física do método.

Sendo assim, considerou-se a metodologia proposta como promissora e viável, sendo digna de estudos futuros e aperfeiçoamentos.

6.2 Trabalhos Futuros

Algumas recomendações podem ser feitas para aprimorar o presente método: ao longo do trabalho, percebeu-se que o filtro Kalman poderia ser melhor avaliado para que sua convergência seja mais eficaz. Logo, uma análise no sentido das condições inicias e do nível de ruído do sinal, focada em SEPs, poderia trazer melhoras para o método.

Além do mais, notou-se que o sinal de ângulo entre as componentes, nas direções e horizontais e verticais do campo magnético, pode ter um potencial considerável para aprimorar a detecção da falta, evitando os falsos alarmes, além de possuir um grande potencial para a classificação de faltas. As análises em coordenadas polares poderiam ser melhor exploradas para uma possível metodologia de classificação de falta ou, até mesmo, para outras análises de harmônicos e distúrbios.

Podemos propor novas metodologias que explorem o caráter não invasivo. Na literatura, existem diversas técnicas com proposta invasiva que poderíamos explorar amplamente para aplicação em sistemas não invasivos. As análises de padrões no domínio da frequência, associadas as técnicas de inteligência computacional, podem nos dar bons resultados, assim como os métodos já analisados para abordagens invasivas.

Como a análise não invasiva é uma abordagem nova na literatura, as possibilidades de novas técnicas para localização de faltas são extensas e não se esgotam, nesse trabalho. Podem ser exploradas não somente para a localização de faltas, mas também para a na classificação de faltas, monitoração de harmônicos, proteção etc.

Referências

1 COURY, D. *Um estimador ótimo aplicado à proteção dos sistemas elétricos de potência,1987*. Dissertação (Mestrado) — Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo.

2 ANEEL. Procedimentos de distribuição de energia elétrica no sistema elétrico nacional - módulo 8 - qualidade da energia elétrica. *Agência Nacional de Energia Elétrica, 2008*.

3 AURANGZEB P. A. CROSSLEY, P. G. M. Fault location on a transmission line using high frequency travelling waves measured at a single line end. *Power Engineering Society Winter Meeting*, 2000, v. 4, p. 2437–2442, 2000.

4 ELHAFFAR, M. L. A. Travelling waves based earth fault location in 400kV transmission network using single end measurement. *Large Engineering Systems Conference on Power Engineering*, 2004, p. 53–56, 2004.

5 MAGNAGO, F. H.; ABUR, A. Fault location using wavelets. *Transactions on Power Delivery*, 1998, IEEE, v. 13, n. 4, p. 1475–1480, 1998.

6 YAMAGUCHI, H.; KATAOKA, T. Effect of magnetic saturation on the current limiting characteristics of transformer type superconducting fault current limiter. *Applied Superconductivity, IEEE Transactions on*, 2006, v. 16, n. 2, p. 691–694, June 2006. ISSN 1051-8223.

7 RICHARDS, G.; TAN, O. Fault location for transmission lines with current-transformer saturation. *Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings C*, 1983, v. 130, n. 1, p. 22–27, January 1983. ISSN 0143-7046.

8 PUSTULKA, M.; LUKOWICZ, M. Fault location under ct saturation for overhead transmission lines based on asynchronous measurements and anns. In: *Power Systems Computation Conference (PSCC), 2014*. [S.l.: s.n.], 2014. p. 1–7.

9 ELHAFFAR, A.; LEHTONEN, M. Effect of current transformer transient models on the detection of traveling waves. In: *Power Engineering, 2006 Large Engineering Systems Conference on*. [S.l.: s.n.], 2006. p. 158–162.

10 ELHAFFAR, A.; LEHTONEN, M. High frequency current transformer modeling for traveling waves detection. In: *Power Engineering Society General Meeting, 2007. IEEE*. [S.l.: s.n.], 2007. p. 1–6. ISSN 1932-5517.

11 EL-ZONKOLY, A. M.; DESOUKI, H. Wavelet entropy based algorithm for fault detection and classification in facts compensated transmission line. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2011, Elsevier, v. 33, n. 8, p. 1368–1374, 2011.

12 NIAKI, A. H. M.; AMIRI, I. D. The impact of shunt-facts devices on distance relay performance. In: *2015 2nd International Conference on Knowledge-Based Engineering and Innovation (KBEI)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 348–354.

13 AHSAEE, M. G.; SADEH, J. A novel fault-location algorithm for long transmission lines compensated by series facts devices. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2011, v. 26, n. 4, p. 2299–2308, Oct 2011. ISSN 0885-8977.

14 LIAN, B.; SALAMA, M. 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*, 1996, Taylor & Francis, v. 24, n. 1, p. 83–115, 1996.

15 CHENG, Y. et al. One-terminal impedance fault location algorithm for single phase to earth fault of transmission line. In: *Power and Energy Engineering Conference (APPEEC), 2010 Asia-Pacific*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1–6.

16 LIMA, D. et al. Electrical power systems fault location with one-terminal data using estimated remote source impedance. In: *Power and Energy Society General Meeting (PES), 2013 IEEE*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 1–5. ISSN 1944-9925.

17 COMMITTEE, P. S. R. et al. IEEE guide for determining fault location on ac transmission and distribution lines. *IEEE Std C37.114-2004*, 2005, p. 1–44, June 2005.

18 LIAO, Y.; ELANGOVAN, S. Unsynchronised two-terminal transmission-line fault-location without using line parameters. *Generation, Transmission and Distribution, IEEE Proceedings-*, 2006, v. 153, n. 6, p. 639–643, November 2006. ISSN 1350-2360.

19 KEZUNOVIC, M.; PERUNICIC, B. Automated transmission line fault analysis using synchronized sampling at two ends. In: *Power Industry Computer Application Conference, 1995. Conference Proceedings., 1995 IEEE*. [S.l.: s.n.], 1995. p. 407–413.

20 LAWRENCE, D. J.; CABEZA, L.; HOCHBERG, L. Development of an advanced transmission line fault location system. ii. algorithm development and simulation. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, 1992, v. 7, n. 4, p. 1972–1983, Oct 1992. ISSN 0885-8977.

21 SAHA, M. M.; IZYKOWSKI, J. J.; ROSOLOWSKI, E. *Fault location on power networks*. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2009.

22 NIAZY, I.; SADEH, J. Wavelet-based one-terminal fault location algorithm for aged cables without using cable parameters applying fault clearing voltage transients. In: *Power System Technology (POWERCON), 2010 International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1–6.

23 MEGAHED, A. et al. Wavelet based fault location technique for two and three terminal lines. In: *Power and Energy Society General Meeting, 2012 IEEE*. [S.l.: s.n.], 2012. p. 1–7. ISSN 1944-9925.

24 LI, Z. Hilbert-huang transform based application in power system fault detection. In: *Intelligent Systems and Applications, 2009. ISA 2009. International Workshop on*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 1–4.

25 GIRGIS, A.; MAKRAM, E. Application of adaptive kalman filtering in fault classification, distance protection, and fault location using microprocessors. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 1988, v. 3, n. 1, p. 301–309, Feb 1988. ISSN 0885-8950.

26 CHOWDHURY, F.; CHRISTENSEN, J.; ARAVENA, J. Power system fault detection and state estimation using kalman filter with hypothesis testing. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, 1991, v. 6, n. 3, p. 1025–1030, Jul 1991. ISSN 0885-8977.

27 SINHA, A.; CHOWDOJU, K. Power system fault detection classification based on PCA and PNN. In: *Emerging Trends in Electrical and Computer Technology (ICETECT), 2011 International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 111–115.

28 XIAOHUA, Y. et al. Wavelet neural network based fault detection method in power system. In: *Mechanic Automation and Control Engineering (MACE), 2011 Second International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 1864–1867.

29 YAN, F.; LIU, W.; TIAN, L. Fault location for 10kV distribution line based on traveling wave-ANN theory. In: *Power Engineering and Automation Conference (PEAM), 2011 IEEE*. [S.l.: s.n.], 2011. v. 2, p. 437–440.

30 SARAVANAN, N.; RATHINAM, A. A comparitive study on ANN based fault location and classification technique for double circuit transmission line. In: *Computational Intelligence and Communication Networks (CICN), 2012 Fourth International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2012. p. 824–830.

31 GRACIA, J.; MAZON, A.; ZAMORA, I. Best ANN structures for fault location in single-and double-circuit transmission lines. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, 2005, v. 20, n. 4, p. 2389–2395, Oct 2005. ISSN 0885-8977.

32 CHANDA, N.; FU, Y. ANN-based fault classification and location in MVDC shipboard power systems. In: *North American Power Symposium (NAPS), 2011*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 1–7.

33 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, 1999.

34 JORGE D.C.AND COURY, D. Artificial neural network approach to distance protection of transmission lines. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 1998, v. 13, n. 1, p. 102–108, Janeiro 1998.

35 PURUSHOTHAMA, G. et al. Ann applications in fault locators. *International journal of electrical power & energy systems*, 2001, Elsevier, v. 23, n. 6, p. 491–506, 2001.

36 MORETO, M. *localização de faltas de alta impedância em sistemas de distribuição de energia: uma metodologia baseada em redes neurais artificiais. 2005*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

37 NETO G. M. VIEIRA, L. B. F. M. A. A. C. J. A. O. Classificação e localização de faltas em um sistema de distribuição industrial contendo harmônicos. *The 8th Latin-American Congress on Electricity Generation and Transmission - CLAGTEE 2009*, 2009, CLAGTEE, v. 8, n. B-672, 2009.

38 LUGRIN, G. et al. On the use of the time reversal of electromagnetic fields to locate lightning discharges. In: IEEE. *Lightning Protection (ICLP), 2012 International Conference on*. [S.l.], 2012. p. 1–4.

39 SARLAK, M.; SHAHRTASH, S. High-impedance faulted branch identification using magnetic-field signature analysis. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, 2013, IEEE, v. 28, n. 1, p. 67–74, 2013.

40 SARTORI, C. A. F.; SEVEGNANI, F. X. Fault classification and detection by wavelet-based magnetic signature recognition. *Magnetics, IEEE Transactions on*, 2010, IEEE, v. 46, n. 8, p. 2880–2883, 2010.

41 MAGNAGO, F. H.; ABUR, A. IEEE guide for determining fault location on ac transmission and distribution lines. *IEEE Standard*, 2004, IEEE, n. C37.114, p. 1475–1480, 2004.

42 FERREIRA, K. J.; EMANUEL, A. E. A noninvasive technique for fault detection and location. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, 2010, IEEE, v. 25, n. 4, p. 3024–3034, 2010.

43 OPPENHEIM, A. V. et al. *Discrete-Time Signal Processing*. [S.l.]: Prentice-hall Englewood Cliffs, 1989.

44 FERREIRA, K. J. *Fault Location for Power Transmission Systems Using Magnetic Field Sensing Coils*. Degree of Master, 1998.

45 IEEE Standard for a Precision Clock Synchronization Protocol for Networked Measurement and Control Systems. *IEEE Std 1588-2008 (Revision of IEEE Std 1588-2002)*, 2008, p. 1–269, July 2008.

46 MILLS, D. Internet time synchronization: the network time protocol. *Communications, IEEE Transactions on*, 1991, v. 39, n. 10, p. 1482–1493, Oct 1991. ISSN 0090-6778.

47 UESUGI, Y. et al. Sntp server and client system for home use. In: *Consumer Electronics, 2009. ISCE '09. IEEE 13th International Symposium on*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 981–983.

48 LIU, H. et al. Performance analysis of time synchronization precision of ptp in smart substations. In: *Precision Clock Synchronization for Measurement, Control, and Communication (ISPCS), 2015 IEEE International Symposium on*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 37–42.

49 RUIFENG, L. et al. The application of precision clock synchronization technology based on ptp(ieee1588) in traveling wave fault location system. In: *Advanced Power System Automation and Protection (APAP), 2011 International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2011. v. 2, p. 1631–1635.

50 EMANUEL, A. et al. A non-contact technique for determining harmonic currents present in individual conductors of overhead lines. *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, 1983, IEEE, n. 3, p. 596–603, 1983.

51 JOHNSON, D. E. et al. *Análisis básico de circuitos eléctricos*. [S.l.]: Prentice Hall, 1991.

52 WOLD, H. *A study in the analysis of stationary time series.* [S.l.]: JSTOR, 1939.

53 AGUIRRE, L. A. *Introdução à identificação de sistemas–Técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais.* [S.l.]: Editora UFMG, 2004.

54 STOICA, P.; MOSES, R. L. *Introduction to spectral analysis.* [S.l.]: Prentice hall Upper Saddle River, 1997.

55 KALMAN, R. E. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Fluids Engineering*, 1960, American Society of Mechanical Engineers, v. 82, n. 1, p. 35–45, 1960.

56 SIMON, D. *Optimal state estimation: Kalman, H infinity, and nonlinear approaches.* [S.l.]: John Wiley & Sons, 2006.

57 AIDALA, V. J. Kalman filter behavior in bearings-only tracking applications. *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, 1979, IEEE, n. 1, p. 29–39, 1979.

58 SASIADEK, J.; WANG, Q. Sensor fusion based on fuzzy kalman filtering for autonomous robot vehicle. In: IEEE. *Robotics and Automation, 1999. Proceedings. 1999 IEEE International Conference on.* [S.l.], 1999. v. 4, p. 2970–2975.

59 NING, X.; FANG, J. An autonomous celestial navigation method for leo satellite based on unscented kalman filter and information fusion. *Aerospace Science and Technology*, 2007, Elsevier, v. 11, n. 2, p. 222–228, 2007.

60 GELB, A. *Applied optimal estimation.* [S.l.]: MIT press, 1974.

61 DASH R. K. JENA, G. P. P. K.; ROUTRAY, A. An extended complex kalman filter for frequency measurement of distorted signals. *Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2000, IEEE, v. 49, n. 4, p. 746–753, 2000.

62 NISHIYAMA, K. A nonlinear filter for estimating a sinusoidal signal and its parameters in white noise: On the case of a single sinusoid. *IEEE Transaction on signal Processing*, 1997, IEEE, v. 45, n. 4, p. 970–981, 1997.

63 HAN, W.-S. R. e. J. B. P. S.-K. Practical direction of arrival estimator using constrained robust kalman filtering. *13th International Conference on Control, Automation and Systems*, 2013, IEEE, v. 13, p. 1284–1287, 2013.

64 STANDARD, D. of D. I. *Electric power, alternating current MIL-STD-1399.* [S.l.]: Department of Defense Interface Standard Section 300B, 1992.

65 OLESKOVICZ, M. *Aplicação De Redes Neurais Artificiais Na Proteção De Distância.* Tese (Doutorado) — Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2001.

66 SANTOS, R. C. D. *Algoritmo Baseado em Redes Neurais Artificiais para a Proteção de Distância de Linhas de Transmissão.* Tese (Doutorado), 2004.

67 MEYER, W. S.; LIU, T.-h. *Alternative transients program (ATP) rule book.* [S.l.]: Canadian/American EMTP User Group, 1987.

68 DOMMEL, H. W. *Electromagnetic Transients Program: Reference Manual:(EMTP theory book)*. [S.l.]: Bonneville Power Administration, 1986.

69 OLESKOVICZ D.V. COURY, R. A. M. Redes neurais artificiais aplicadas a classificação rápida de faltas em sistemas elétricos de potência. *SBA Controle e automação*, 2000, IEEE, 2000.

70 MARPLE, S. *Digital spectral analysis with applications*. [S.l.]: Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, Inc., 1987.