

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

PEDRO MURILO DA SILVA PEREIRA

LOCALIZAÇÃO DE FALTAS E ALOCAÇÃO DE PMUS EM SEPS UTILIZANDO
MEDIÇÃO SINCROFASORIAL E SVM

CURITIBA

2023

PEDRO MURILO DA SILVA PEREIRA

LOCALIZAÇÃO DE FALTAS E ALOCAÇÃO DE PMUS EM SEPS UTILIZANDO
MEDIÇÃO SINCROFASORIAL E SVM

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica – Sistemas de Potência, no Departamento de Engenharia Elétrica, pertencente ao Setor de Tecnologia da Universidade Federal do Paraná, como parte das atividades requeridas para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Ricardo Schumacher
Coorientador: Prof. Dr. Alexandre Rasi Aoki

CURITIBA

2023

DADOS INTERNACIONAIS DE CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO (CIP)
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
SISTEMA DE BIBLIOTECAS – BIBLIOTECA DE CIÊNCIA E TECNOLOGIA

Pereira, Pedro Murilo da Silva

Localização de faltas e alocação de PMUs em SEPs utilizando medição sincrofasorial e SVM / Pedro Murilo da Silva Pereira. – Curitiba, 2023.

1 recurso on-line : PDF.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Paraná, Setor de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

Orientador: Ricardo Schumacher

Coorientador: Alexandre Rasi Aoki

1. Energia elétrica – Medição. 2. Sistemas de energia elétrica – Controle. 3. Falhas de energia elétrica. 4. Aprendizado de máquinas. I. Universidade Federal do Paraná. II. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. III. Schumacher, Ricardo. IV. Aoki, Alexandre Rasi. V. Título.

Bibliotecário: Elias Barbosa da Silva CRB-9/1894



TERMO DE APROVAÇÃO

Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação ENGENHARIA ELÉTRICA da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da Dissertação de Mestrado de **PEDRO MURILO DA SILVA PEREIRA** intitulada: **Localização de Falhas e Alocação de PMUs em SEPs Utilizando Medição Sincrofasorial e SVM**, sob orientação do Prof. Dr. RICARDO SCHUMACHER, que após terem inquirido o aluno e realizada a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua APROVAÇÃO no rito de defesa.

A outorga do título de mestre está sujeita à homologação pelo colegiado, ao atendimento de todas as indicações e correções solicitadas pela banca e ao pleno atendimento das demandas regimentais do Programa de Pós-Graduação.

Curitiba, 28 de Julho de 2023.

Assinatura Eletrônica
01/08/2023 19:55:59.0
RICARDO SCHUMACHER
Presidente da Banca Examinadora

Assinatura Eletrônica
03/08/2023 10:36:35.0
GUSTAVO HENRIQUE DA COSTA OLIVEIRA
Avaliador Interno (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

Assinatura Eletrônica
01/08/2023 22:29:31.0
LUCAS PIOLI REHBEIN KURTEN IHLENFELD
Avaliador Externo (UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO
PARANÁ)

Assinatura Eletrônica
01/08/2023 21:07:49.0
CLODOMIRO UNSIHUAY-VILA
Avaliador Interno (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

Este trabalho é dedicado à minha mãe Isabel Cristina e à minha esposa Aline de Oliveira que sempre me deram todo suporte necessário para superar os obstáculos e me encorajaram

AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha esposa Aline de Oliveira por ser o suporte e inspiração para seguir em frente com o mestrado.

Aos meus pais, pelo dom da vida e particularmente à minha mãe Isabel Cristina por ter me guiado durante toda minha vida pelo caminho certo e por ser minha primeira professora e me orientar nos primeiros passos na vida de estudante.

Aos meus orientador e coorientador, professores Ricardo Schumacher e Alexandre Rasi Aoki, por toda ajuda, orientação, incentivo, paciência e cordialidade sempre presentes, na sala de aula e nas diversas reuniões de orientação.

E a todos que contribuíram de alguma forma para o desenvolvimento deste mestrado.

*"Não é o conhecimento acumulado que nos torna sábios,
mas a humildade com que o abraçamos e o compartilhamos com os outros"*
(Nelson Mandela)

RESUMO

Mesmo com todos os avanços que os sistemas elétricos tiveram ao longo das últimas décadas, todos os sistemas elétricos estão sujeitos diariamente a falhas, sendo assim, o processo de localização e identificação da causa raiz destas falhas com agilidade é fundamental, reduzindo a indisponibilidade do sistema e aumentando a qualidade e confiabilidade do sistema. Ao longo das últimas décadas, diversos estudos avaliando diversas técnicas e algoritmos de localização de faltas em sistemas elétricos foram feitos, porém, muitas destas técnicas dependem de equipamentos com altas taxas de amostragem ou alta capacidade de processamento. Com o rápido avanço dos dispositivos de medição presentes nos sistemas elétricos, em especial das unidades de medição síncrona, do inglês *Phasor Measurement Units* (PMUs), os operadores dos sistemas elétricos passaram a ter acesso a uma quantidade abundante de dados que necessitam de um prévio processamento para disponibilizar aos operadores recursos que facilitem a compreensão do estado do SEP, dando aos operadores uma visão geral do sistema em tempo real. Neste contexto, este trabalho tem como objetivo desenvolver uma técnica de processamento e análise dos dados disponibilizados por PMUs instaladas em um SEP operando em condições reais, a fim de indicar o ponto do sistema onde a falta está ocorrendo. A técnica proposta recebe como entrada o módulo da tensão nas barras do sistema nas quais PMUs foram instaladas. Para identificar o momento no qual o sistema está operando em condição de falta foi utilizado o algoritmo *Support Vector Machine* (SVM) não supervisionado, com kernel linear, configurado para atuar como um detector de anomalias. Os dados identificados como sendo provenientes de uma falta no sistema são pré-processados de forma a padronizar o sinal de todos os pontos de medição e realçar a característica do sinal de tensão no momento em que uma falta ocorre. Na sequência, todos os dados extraídos do sistema operando em uma condição de falta são analisados pelo algoritmo de localização de faltas, utilizando o algoritmo SVM supervisionado com kernel linear, com o objetivo de indicar a barra do sistema aonde está ocorrendo a falta ou a barra do sistema que está conectada a linha onde está ocorrendo a falta. Além da análise da precisão da técnica proposta, este trabalho também irá avaliar o problema de localização da falta do ponto de vista do problema de alocação de PMUs. Nesse contexto, será apresentado um estudo avaliando o impacto causado pela redução do número de PMUs no processo de localização de faltas no sistema, assim como, quais pontos da rede são os mais indicados para se instalar as PMUs. A técnica proposta foi avaliada por meio de simulações feitas através do software ANAREDE e ANATEM, utilizando como referência o sistema *New England* de 39 barras e 10 geradores do IEEE.

Palavras-chaves: PMU. localização de falta. aprendizado de máquina. SVM. sistemas elétricos de grande porte.

ABSTRACT

Even with all the advancements that electrical systems have had over the past decades, all power systems are susceptible to failures on a daily basis. Therefore, the process of promptly locating and identifying the root cause of these failures is crucial, reducing system unavailability and increasing the quality and reliability of the system. Over the past few decades, several studies evaluating various fault location techniques and algorithms in electrical systems have been conducted. However, many of these techniques depend on equipment with high sampling rates or high processing capacity. With the rapid advancement of measurement devices present in electrical systems, particularly Phasorial Measurement Units (PMUs), electrical system operators now have access to an abundant amount of data that requires preprocessing to provide operators with resources that facilitate understanding the state of the electrical system. This facilitates the system operation process and provides operators with an overall view of the system in real time. In this context, the objective of this work is to develop a technique for processing and analyzing the data provided by PMUs installed in a real operating electrical system to indicate the location of the fault within the system. The proposed technique takes as input the voltage magnitude at the system buses where PMUs have been installed. To identify the moment when the system is experiencing a fault, an unsupervised Support Vector Machine (SVM) algorithm with a linear kernel was used, configured to act as an anomaly detector. The data identified as coming from a system fault is preprocessed to standardize the signal from all measurement points and enhance the characteristic of the voltage signal at the moment a fault occurs. Subsequently, all data extracted from the system operating under fault conditions is analyzed by the fault location algorithm, using a supervised SVM algorithm with a linear kernel, aiming to indicate the system bus where the fault is occurring or the system bus connected to the line where the fault is occurring. In addition to evaluating the accuracy of the proposed technique, this work will also assess the fault location problem from the perspective of PMU allocation. In this context, a study will be presented evaluating the impact caused by reducing the number of PMUs in the fault location process, as well as identifying the most suitable points in the network for PMU installation. The proposed technique was evaluated through simulations conducted using the ANAREDE and ANATEM software, using the IEEE's 39-bus, 10-generator New England system as a reference.

Key-words: PMU. fault location. machine learning. SVM. large electrical systems.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIGURA 1 – Senoide e seu fasor	24
FIGURA 2 – Arquitetura genérica de uma PMU	25
FIGURA 3 – Hierarquia dos sistemas de medição fasorial e níveis de concentradores de dados fasoriais	26
FIGURA 4 – Grandezas de entrada e saída de uma PMU	28
FIGURA 5 – Representação do processo de conversão de uma distribuição normal para uma padronizada	28
FIGURA 6 – Margem máxima do hiper plano para um SVM treinado com amostras para 2 classes	30
FIGURA 7 – Representação gráfica dos diferentes tipos de kernels que podem ser utilizados no algoritmo SVM	31
FIGURA 8 – Índice AUC para diferentes curvas ROC	35
FIGURA 9 – Curva ROC ideal	36
FIGURA 10 – Curva ROC com sobreposição das classes	36
FIGURA 11 – Pior cenário da curva ROC	37
FIGURA 12 – Interface do <i>Publish or Perish</i> com os resultados de uma pesquisa utilizando o banco de dados <i>Google Scholar</i>	39
FIGURA 13 – Fluxograma do processo de análise de alocação das PMUs proposto	53
FIGURA 14 – Fluxograma	54
FIGURA 15 – Diagrama do sistema de 39 barras do IEEE	56
FIGURA 16 – (a) Módulo da tensão na barra 3 em uma simulação aonde esta ocorrendo um curto circuito na barra 18 aos 12 segundos (b) Módulo da tensão na barra 3 em uma simulação aonde esta ocorrendo um curto circuito entre as barras 1 e 2 aos 17 segundos	63
FIGURA 17 – Módulo da tensão em todas as barras do sistema no momento em que a falta de curto-circuito ocorre entre as barras 17 e 18	64
FIGURA 18 – (a) Janela de tempo classificada como normal (b) Janela aonde uma anomalia foi encontrada no módulo da tensão	65
FIGURA 19 – (a) Módulo da tensão na barra 3 (b) Módulo da tensão na barra 3 após etapa de pré processamento	67
FIGURA 20 – Módulo de tensão pré processado de todas as barras do sistema no momento em que um curto circuito ocorre na na barra 18	68
FIGURA 21 – Trade-off do problema de detecção entre a taxa de falso positivo e falso negativo	71
FIGURA 22 – Curva ROC gerada para o método de detecção de falta proposto	72

FIGURA 23 – Resultados obtidos para a solução de localização de faltas (a) Relação entre a precisão da solução e o número de PMUs (b) PMUs mais relevantes no sistema para o problema de localização de falta	75
FIGURA 24 – Representação do sistema com a probabilidade da falta esta ocorrendo em cada barra (a) Sistema operando em condição de falta com um curto circuito ocorrendo na barra 15 (b) Sistema operando em condição de falta com um curto circuito ocorrendo na linha entre as barras 8 e 7	77

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – Palavras chave escolhidas	38
TABELA 2 – Artigos encontrados por combinação de palavras chave	39
TABELA 3 – número de artigos para pesquisa encontrados através do <i>Publish or Perish</i>	39
TABELA 4 – número de artigos publicados por ano após a filtragem de títulos	40
TABELA 5 – Artigos selecionados a partir do processo de levantamento bibliográfico	41
TABELA 6 – Comparativo dos artigos selecionados	47
TABELA 7 – Dados de barras do sistema de 39 barras do IEEE	57
TABELA 8 – Dados de linha do sistema de 39 barras do IEEE	58
TABELA 9 – Parâmetros dos geradores	59
TABELA 10 – Parâmetros estimados dos geradores	59
TABELA 11 – Parâmetros dos PSS de cada gerador	59
TABELA 12 – Parâmetros dos AVR de cada gerador	60
TABELA 13 – Associação de arquivos no Programa Anatem	61

LISTA DE ABREVIATURAS E DE SIGLAS

ANAREDE	Análise de Redes Elétricas
ANATEM	Análise de Transitórios Eletromecânicos
AUC	<i>Area Under the Curve</i>
CDF	<i>IEEE Common Data Format</i>
CEPEL	Centro de Pesquisas de Energia Elétrica
CNN	<i>Convolutional Neural Network</i>
DFT	<i>Discrete Fourier Transform</i>
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i>
FP	<i>False Positive</i>
FPR	<i>False Positive Rate</i>
GPS	<i>Global Positioning System</i>
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
ONS	Operador Nacional do Sistema Elétrico
PDCs	<i>Phasor Data Concentrators</i>
PMU	<i>Phasor Measurement Unit</i>
PMUs	<i>Phasorial Measurement Units</i>
RBF	<i>Radial basis function</i>
RMS	<i>Root Mean Square</i>
ROC	<i>Receiver Operating Characteristic</i>
SCADA	<i>Supervisory Control and Data Acquisition</i>
SEP	sistema elétrico de potência
SIN	Sistema Interligado Nacional
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
TCs	Transformadores de Corrente

TN	<i>True Negative</i>
TP	<i>True Positive</i>
FP	<i>False Positive</i>
FN	<i>False Negative</i>
TPR	<i>True positive rate</i>
TPs	Transformadores de Tensão
VC	Vapnik–Chervonenkis
WAMS	<i>Wide Area Measurement System</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	Contexto	16
1.2	Objetivo	19
1.3	Justificativa	19
1.4	Estrutura da dissertação	20
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	22
2.1	Localização de faltas	22
2.2	Dispositivo de medição sincrofasorial	23
2.2.1	Representação fasorial de uma senoide	23
2.2.2	Arquitetura de uma PMU	25
2.2.3	Hierarquia do Sistemas de Medição Fasorial	26
2.2.4	Dados gerados	27
2.3	Padronização de sinais	28
2.4	Maquina de vetores de suporte	29
2.4.1	SVM para detecção de anomalias	31
2.4.2	SVM multiclasse	33
2.5	Curva ROC e índice AUC	34
2.6	Considerações finais	36
3	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	38
3.1	Artigos analisados	40
3.2	análise dos artigos	46
3.3	considerações finais do capítulo	47
4	MATERIAIS E MÉTODOS	48
4.1	Materiais	48
4.1.1	Recursos computacionais	48
4.1.2	Linguagem de programação	48
4.1.2.1	Bibliotecas	48
4.1.3	Anatem	49
4.1.4	Anarede	51
4.2	Método	51
4.2.1	Método de análise do impacto causado pelo número de PMUs alocadas	51
4.2.2	Processo de localização de faltas	52
4.2.3	Sistema de referencia	55
4.2.3.1	Dados de barra	55
4.2.3.2	Dados de linha	55
4.2.3.3	Modelo dos geradores	55
4.2.3.4	Modelo dos controladores	56
4.2.3.5	Estabilizadores de sistema de energia (PSS)	56
4.2.3.6	Modelo do regulador automático de tensão (AVR)	57

4.2.4	Simulação do sistema	57
4.2.5	Coleta de dados das PMUs	63
4.2.6	Deteccção de anomalias	64
4.2.7	Pré processamento do sinal	66
4.2.8	Localização de falta	67
5	TESTES E ANÁLISE DOS RESULTADOS	70
5.1	Algoritmo de detecccção de falta	70
5.2	Algoritmo de localização de faltas	73
5.3	Avaliação do impacto causado pelo número de PMUs	74
5.4	Análise da alocação das PMUs no sistema	75
6	CONCLUSÃO	78
6.1	Trabalhos futuros	79
	REFERÊNCIAS	80

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONTEXTO

Devido ao crescimento do sistema elétrico Brasileiro, sua operação vêm se tornando cada vez mais complexa. Em um sistema elétrico de potência (SEP) no qual a maior parte das unidades geradoras estão localizadas a grandes distâncias dos centros de carga, as unidades de geração e as cargas são interligadas por longas linhas de transmissão que se estendem ao longo de todo o país.

Para garantir a confiabilidade operativa, qualidade e segurança o processo de monitoramento é de suma importância (SAHA; ROSOLOWSKI, 2010). Neste contexto, o processo de supervisão e aquisição de dados é fundamental para o constante fornecimento de energia elétrica. Na prática, o processo de operação e monitoramento da rede elétrica é a partir da análise dos eventos que ocorrem na rede e, por este motivo, o estudo destes eventos elétricos é de interesse das concessionárias de energia e do Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS).

Todos os fatores citados fazem com que o monitoramento sincronizado, geograficamente independente e em tempo real passe a ser cada vez mais necessário.

Tradicionalmente e de forma amplamente difundida, a operação e monitoramento do SEP é feita através de sistemas do tipo *Supervisory Control and Data Acquisition* (SCADA). O SCADA é um sistema que monitora e controla infraestruturas críticas, incluindo SEPs. Ele coleta dados de sensores e dispositivos em tempo real e fornece aos operadores uma interface gráfica que permite monitorar o status do sistema e, em alguns casos, tomar ações de controle em resposta a eventos ou condições específicas. Apesar de já amplamente difundido, sistemas do tipo SCADA tradicionais não são capazes de analisar as dinâmicas de tempo real do SEP devido à sua baixa resolução e medições não sincronizadas no tempo. De acordo com Cardoso (2017), sistemas do tipo SCADA possuem algumas limitações no que diz respeito à detecção de eventos que ocorrem em intervalos de tempo muito curtos, sendo este fator visto como um dos principais limitadores deste tipo de sistema no processo de operação das redes elétricas modernas.

Outra tecnologia que vem ganhando espaço nos últimos anos no contexto de monitoramento e controle de SEPs é o *Wide Area Measurement System* (WAMS). O WAMS é um sistema de medição que coleta informações em tempo real de todo o sistema elétrico de uma área ampla, normalmente abrangendo uma região geográfica continental. Ele é projetado para medir e monitorar uma série de parâmetros elétricos, tais como tensão, corrente, frequência e ângulo de fase, em diferentes pontos do

sistema de energia . Além disso, o WAMS usa tecnologias de comunicação para coletar essas informações e transmiti-las para centros de controle, onde são processadas e analisadas para garantir a estabilidade e confiabilidade do sistema elétrico (DAS et al., 2022). A tecnologia dos sistemas WAMS são especialmente úteis para monitorar a estabilidade dos SEPs em tempo real e prever eventos críticos, assim como detectar distúrbios em larga escala e permitir uma resposta rápida aos eventos que afetam a rede.(SAHA; ROSOLOWSKI, 2010)

Os sistemas WAMS desempenham um papel fundamental na identificação e localização de faltas em SEPs devido à capacidade de monitorar e coletar dados em tempo real em uma ampla área geográfica (DAS et al., 2022).

Os métodos de localização de eventos têm como principal objetivo apontar a posição na rede aonde um evento está ocorrendo e os métodos implementados até o momento neste contexto podem ser categorizados em dois tipos (SAHA; ROSOLOWSKI, 2010).

O primeiro tipo são os métodos convencionais que costumam se basear na impedância da linha e/ou na análise de ondas viajantes. Estes métodos, apesar de funcionais, dependem do conhecimento prévio das características elétricas da rede e dependem de dispositivos de medição próximos ao local da falha e com altas taxas de amostragem, próximas de 1kHz, o que ultrapassa a capacidade das PMUs, e uma perfeita sincronia no processo de amostragem em diferentes pontos da rede (SAHA; ROSOLOWSKI, 2010).

O outro tipo são os métodos denominados de wide-area, onde na primeira etapa a linha ou a região em que a falta ocorreu é localizada e a exata posição da falta ao longo da linha é determinada em um segundo estágio (YIN; FAN, 2010a).

Este trabalho tem como foco o primeiro estágio do problema de localização de faltas utilizando o método de *wide-area*, particularmente na condição na qual o número de pontos de medição é limitado. Para implementação do método foi utilizada como premissa a necessidade de encontrar técnicas de processamento que fossem rápidas e eficientes para o processo de localização de faltas no SEP em tempo real.

Para o teste de validação de uso do método proposto foi utilizado como sistema de referência o padrão IEEE de 10 geradores e 39 barras. Este sistema é normalmente referenciado como “Sistema de 10 geradores do Sistema de Potência de New England” que representa um sistema real.

O processo de extração de dados do sistema se deu por meio de simulações feitas através do software ANAREDE e ANATEM, no qual foram efetuadas simulações do sistema operando em condição de curto-circuito em cada uma das linhas e barras do sistema.

Após a geração dos dados simulados, os sinais são segmentados em janelas com tamanho fixo e para cada janela de dados é efetuada a classificação não supervisionada do sinal, através da técnica SVM, com o objetivo de localizar discrepâncias (anomalias) dentro da janela. Para aquelas janelas onde as anomalias são localizadas, é efetuado o pré-processamento do sinal.

O pré-processamento do sinal se inicia com cálculo da média e do desvio padrão da última janela analisada que não possui nenhuma anomalia. Após o cálculo, estes parâmetros são utilizados no cálculo da padronização da janela onde a falta foi identificada. Neste trabalho, o método desenvolvido para localização de faltas utiliza como principal característica de localização o sinal padronizado do módulo da tensão nas barras do sistema.

Para identificar o momento em que uma falta ocorre no sistema foi estimado um limiar de detecção que é utilizado de forma global na aplicação, indicando o momento em que uma falta tem início e término. Com o uso deste limiar, além de atribuir à aplicação a capacidade de identificar o momento exato em que uma falta está ocorrendo no sistema, pode atribuir ao método a capacidade de segmentar as amostras que correspondem ao momento da falta, assim como, a capacidade de ativar a etapa de localização da falta somente nesta janela de tempo, o que atribui ao método um menor uso do recurso computacional disponível.

Utilizando as amostras segmentadas do sinal de tensão padronizado, no momento em que ocorre uma falta, é efetuado então o treinamento de um algoritmo de classificação supervisionado chamado máquina de vetores de suporte, do inglês *Support Vector Machine*, com kernel linear. O processo de treinamento do algoritmo de classificação foi feito a partir do perfil da tensão padronizada em cada ponto de medição do sistema. Esse perfil é dado pelas amostras de tensão adquiridas em cada ponto de medição do sistema em um mesmo intervalo de tempo. Para avaliar o desempenho do classificador, utilizou-se o método de validação cruzada '6-folds'.

Além de propor um algoritmo de localização de faltas em SEPs, este trabalho também irá propor uma metodologia de alocação de PMUs dentro do SEP com o objetivo de otimizar a velocidade do processo de localização da falta, assim como encontrar qual é o número de PMUs que devem ser instaladas e onde elas devem ser instaladas para que o algoritmo de localização de faltas apresente a melhor relação entre o custo investido para implantação das PMUs e o resultado apresentado pelo algoritmo de localização. A metodologia proposta será descrita em detalhes e os resultados obtidos a partir desta metodologia, para o sistema de teste avaliado, serão apresentados e discutidos.

1.2 OBJETIVO

O objetivo geral deste trabalho é contribuir com a localização de faltas em tempo real em SEPs de grande porte por meio do processamento de dados advindos de unidades de medição fasorial sincronizada. Os objetivos específicos incluem:

- Avaliar técnicas de pré-processamento para dados extraídos por múltiplas PMUs a fim de identificar a técnica que melhor indica a posição da falha no sistema;
- Implementar algoritmo utilizando técnicas de aprendizado de máquina para detectar o momento em que o sistema está operando em condição de falta;
- Implementar algoritmo utilizando técnicas de aprendizado de máquina para estimar a localização de uma falta no sistema em tempo real;
- Propor uma estratégia de alocação de PMUs com o intuito de melhorar a performance do algoritmo de localização de faltas em um cenário no qual o número de PMUs é reduzido.

1.3 JUSTIFICATIVA

Devido aos diversos tipos de falta que podem ocorrer em um SEP e aos complexos estados em que um sistema pode se encontrar após um evento, o desenvolvimento de uma solução capaz de localizar faltas em tempo real pode ser um desafio.

Os sistemas de localização de faltas desempenham um papel crucial em SEPs, oferecendo benefícios significativos para a operação confiável e eficiente da rede. Esses sistemas são projetados para detectar e localizar falhas, como curtos-circuitos ou circuitos abertos, que ocorrem na rede de elétrica. Uma das principais razões pelas quais os sistemas de localização de faltas são essenciais é sua contribuição para minimizar as interrupções de energia e reduzir o tempo de inatividade. Quando ocorre uma falha em um sistema elétrico de energia, ela pode interromper o fornecimento de eletricidade, causando apagões e inconvenientes para os consumidores. Ao identificar rapidamente e com precisão a localização das falhas, esses sistemas permitem tempos de resposta mais rápidos para equipes de reparo, facilitando a restauração rápida da energia. Isso não apenas melhora a satisfação do cliente, mas também reduz as perdas econômicas associadas às interrupções de energia. Investir em sistemas robustos de localização de faltas é crucial para manter uma infraestrutura resiliente e eficiente que atenda às crescentes demandas da sociedade moderna.

Devido a estes fatores, nos últimos anos, tem havido um aumento significativo nos investimentos realizados pelas empresas responsáveis pela operação de SEPs

em soluções de localização de faltas. Essas empresas reconhecem a importância crucial de detectar e localizar rapidamente as falhas que ocorrem na rede elétrica, visando melhorar a confiabilidade do fornecimento de energia e reduzir os impactos das interrupções para os consumidores.

Esses investimentos impulsionam a pesquisa científica nessa área, pois as empresas buscam soluções inovadoras e avançadas que atendam às suas necessidades específicas. Isso cria um ambiente propício para que a comunidade científica se envolva em estudos e projetos relacionados à localização de faltas, incentivando a realização de pesquisas acadêmicas, publicações científicas e colaborações entre universidades e empresas.

Com o avanço das tecnologia dos dispositivos de medição presentes nos SEPs, uma quantidade massiva de dados esta sendo gerada. Um dos dispositivos que tem grande destaque no processo de monitoramento dos SEPs são as PMUs.

Para tirar vantagem da considerável quantidade de dados gerados pelas unidades de medição sincrofasorial (PMU), este trabalho propõe um método de localização de faltas baseado no algoritmo de classificação SVM. O uso dos dados provenientes das PMUs são altamente precisos e possuem uma alta taxa de amostragem, permitindo uma análise detalhada e em tempo real do sistema elétrico. A combinação de dados sincrofasoriais e o algoritmo SVM permite uma detecção e localização rápidas das faltas no sistema elétrico. Isso é especialmente importante para a operação e o controle em tempo real, permitindo que as ações corretivas sejam tomadas de forma rápida e eficiente para minimizar os impactos das faltas.

Com o objetivo de encontrar a melhor relação custo-benefício no uso de PMUs para a finalidade de localizar faltas em um SEP, este trabalho propõe uma estratégia de posicionamento das PMUs, apresentando quais são os melhores pontos do sistema para se instalar as PMUs, assim como, avaliando qual é o impacto causado na solução de localização de faltas proposto quando o numero de PMUs instaladas no sistema é reduzido.

1.4 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Esta dissertação está distribuída em seis capítulos. O primeiro contém a introdução do documento, composta pela contextualização, objetivos e justificativa do trabalho. No segundo capítulo é apresentada a fundamentação teórica, que discorre a respeito do conceito das soluções, técnicas e métodos estudados na pesquisa que sustenta esta dissertação. Uma revisão bibliográfica, realizada através de um processo sistemático de pesquisa de referências na literatura, é mostrada no capítulo três.

O quarto capítulo abrange os materiais e métodos, abordando os recursos

físicos, programas e equipamentos utilizados na pesquisa e técnicas empregadas nas etapas de tratamento das informações das PMUs, demonstrando como foram desenvolvidos os programas e processados os dados do sistema.

O capítulo cinco apresenta os testes e análise dos resultados obtidos a partir do sistema de referência o IEEE de 39 barras. Uma discussão a respeito das simulações realizadas encerra o capítulo.

No capítulo seis estão a conclusão e proposição de trabalhos futuros que possam dar sequência à pesquisa ou dela se beneficiarem.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo serão abordados os fundamentos dos principais elementos abordados neste trabalho, sendo eles o software de simulação Anatem/Anarede, dispositivo de medição sincrofasorial e maquina de vetor de suporte. Para estes elementos será apresentando seus históricos, principais funcionalidades, características e conexão com a proposta do trabalho. Além dos temas acima apontados, serão apresentado os conceitos relativos a etapas de preparação do sinal.

2.1 LOCALIZAÇÃO DE FALTAS

O processo de restauração de SEPs de grande escala requer métodos para localizar e isolar falhas que venham a ocorrer na linha com eficiência (LI et al., 2019).

Conforme apresentado por Li et al. (2019), técnicas de localização de falhas são utilizados para apontar em que ponto específico do sistema esta ocorrendo uma falta. Os métodos utilizados até o momento neste contexto podem ser categorizados em duas classes. 1) Método convencional e 2) algoritmos de wide-area.

Os métodos convencionais costumam ser baseados impedância, ondas viajantes e métodos utilizando inteligência artificial.

Métodos baseados em impedância calculam a corrente de falta com base na medida da tensão e na impedância do barramento que é um valor conhecido, para determinar a distancia entre o ponto de falta e o ponto de medição. Este tipo de método assume que a carga é estática e costuma ser bastante dependente dos parâmetros das linhas (CHEN; JIAO, 2018).

Os métodos baseado em ondas viajantes vem sendo aplicado em SEPs desde 1950, relacionando a diferença de tempo do tempo de propagação de uma onda no barramento para determinar a localização da falha. Este método requer alta precisão na sincronização das medições e alta taxa de amostragem (CHEN; JIAO, 2018).

Os métodos baseados em inteligência artificial, treinam algoritmos como redes neurais ou SVM com características extraídas do sistema. Geralmente os dados brutos do sistema precisam ser previamente processados, e após este pré-processamento os dados são tratados como características do sistema.

Nos métodos de wide-area, primeiramente a região com problema é localizada (sendo esta região uma linha especifica do sistema ou uma região aproximada) e então um segundo método é utilizado para determinar a posição exata (WANG et al., 2011a).

2.2 DISPOSITIVO DE MEDIÇÃO SINCROFASORIAL

A medições das grandezas elétricas dos SEPs foram inicialmente utilizadas como entrada para métodos de estimação de estados estáticos e estes estimadores foram projetados para prover, em tempo real, o estado de operação atual do sistema, afim de dar segurança aos operadores em suas tomadas de decisão, porem, era reconhecido que este tipo de tecnologia não possibilitaria medições simultâneas em uma alta taxa de amostragem em diferentes pontos de um SEP com extensões continentais (PHADKE, 2002).

Com o intuito de aumentar o monitoramento dos sistemas elétricos em tempo real e melhorar os sistemas de medição, em meados dos anos de 1980 foi introduzido o conceito de medição de fasor sincronizada com o advento das Unidades de medição sincrofasorial, do ingles *Phasor Measurement Unit* (PMU). Desde então, o uso de PMUs no processo de medição de grandezas elétricas em um SEP de grande porte tem recebido grande atenção dos pesquisadores relacionados ao campo.

O desenvolvimento das tecnologias por trás das PMUs foi conduzido inicialmente pela "Virginia Tech" por diversos patrocinadores ao longo de vários anos, aonde os principais interessados/investidores era o departamento de energia dos Estados unidos, os institutos de pesquisa de sistemas elétricos e a fundação nacional de ciência dos Estados unidos (PHADKE, 2002).

As unidades de medição sincrofasorial, comumente conhecida como PMU, são dispositivos utilizados na medição da magnitude e fase de um fasor elétrico, como tensão ou corrente, utilizando uma fonte comum de tempo sincronizada.

Os fasores elétricos tem sido objeto de estudo para os pesquisadores a muito tempo, pois tais informações são de particular importância desde a etapa de planejamento e despacho, até a operação do sistema em regime contínuo.

2.2.1 Representação fasorial de uma senoide

O sinal elétrico senoidal puro pode ser representado matematicamente pela equação 2.1:

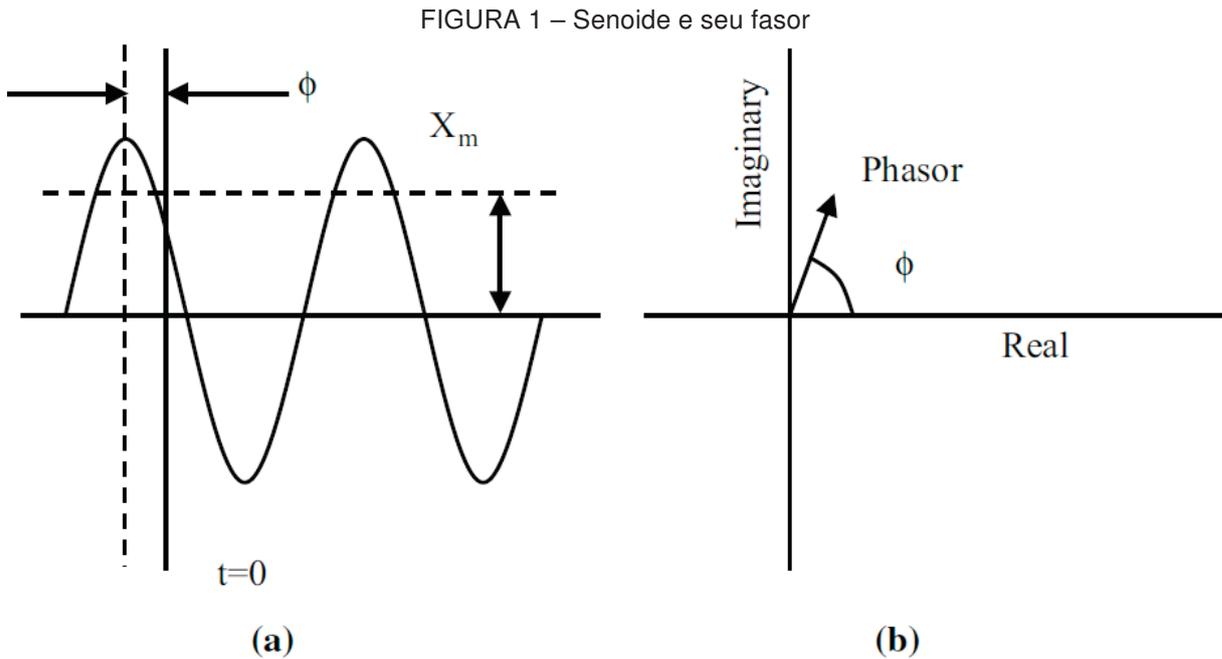
$$x(t) = \text{Re} \{ X_m \cdot e^{j(\omega \cdot t + \phi)} \} = \text{Re} [\{ e^{j(\omega \cdot t)} \} X_m \cdot e^{j \cdot \phi}] \quad (2.1)$$

Onde ω é a frequência do sinal em radianos por segundo e ϕ o ângulo de fase em radianos. X_m é a amplitude máxima do sinal. O valor médio quadrático, do inglês *Root Mean Square* (RMS) utilizado para calcular potências ativa e reativa em um sistema CA, é dado por $\frac{X_m}{\sqrt{2}}$.

A representação do sinal senoidal na forma fasorial, a partir da equação 2.1 é dada pelo número complexo X .

$$x(t) \leftrightarrow X = \left(\frac{X_m}{\sqrt{2}}\right)e^{j\theta} = \left(\frac{X_m}{\sqrt{2}}\right)[\cos\phi + j\text{sen}\phi] \quad (2.2)$$

Uma senoide e sua representação fasorial são apresentadas na figura 1.



Uma senoide **(a)** e sua representação na forma de fasor **(b)**

FONTE: Adaptado de Phadke e Thorp (2017)

Embora a definição apresentada acima considere um sinal puro, porém na prática, o sinal elétrico está comumente contaminado por componentes em outras frequências. Uma das técnicas empregadas para efetuar o tratamento deste tipo de sinal é a transformada discreta de Fourier, do inglês *Discrete Fourier Transform* (DFT), ou a transformada rápida de Fourier, do inglês *Fast Fourier Transform* (FFT), das amostras do sinal que se deseja analisar. Além disso, a definição de fasor também implica que o sinal é imutável ao longo do tempo, entretanto, na prática só é possível considerar o fasor para um intervalo de tempo determinado (PHADKE; THORP, 2017).

Para efetuar a análise de um sinal, primeiramente é necessário efetuar o processo de amostragem do mesmo, porém, este processo requer filtragem do sinal, com a limitação da banda a uma frequência inferior à metade da frequência de amostragem aplicada. Isto é necessário para evitar a sobreposição das amostras no domínio da frequência, efeito que em inglês é conhecido como *alias*, que poderia provocar distorção do sinal e erro nas medições. Tais filtros são conhecidos como *anti-aliasing* e geralmente do tipo passa-baixa, analógicos ou digitais, dependendo dos requisitos da aplicação. A introdução de filtros nesta etapa provoca o deslocamento de fase do

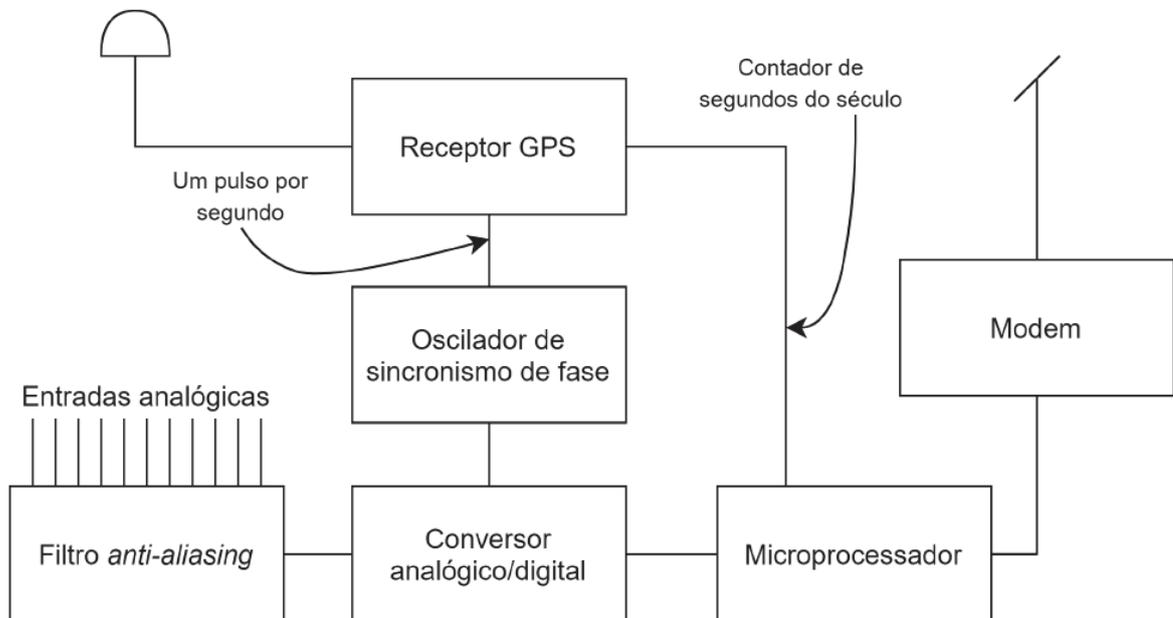
signal original, que deve ser compensado para a correta determinação dos fasores. Considerando a utilização de N amostras de um sinal $x(t)$ na frequência nominal f_0 de um SEP, tais que $x_k, k = 0, 1, \dots, N - 1$, o fasor é dado por:

$$x(t)X_N = \frac{\sqrt{2}}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x_k e^{-jk \frac{2\pi}{N}} \quad (2.3)$$

2.2.2 Arquitetura de uma PMU

Uma vez encontrado o método de cálculo do fasor, é de suma importância que cada fasor estimado esteja relacionado a uma estampa de tempo, que será utilizada para garantir que amostras de sinais que fazem parte de um mesmo sistema possam ser comparadas de forma correspondente, mesmo que estas amostras sejam obtidas em duas localidades distantes. Este objetivo é alcançado através da sincronização de uma rede de medição via receptores de sinal de um sistema de posicionamento global, do inglês *Global Positioning System* (GPS). Dependendo da solução, pode ser utilizado um sinal da instalação ou da PMU. O sinal fasorial sincronizado resultante é denominado sincrofasor. A figura 2 ilustra a estrutura em blocos de uma PMU genérica (PHADKE; THORP, 2017).

FIGURA 2 – Arquitetura genérica de uma PMU



FONTE: Adaptado de Phadke e Thorp (2017)

Os sinais analógicos referenciados são as amostras de corrente e tensão disponíveis nos enrolamentos secundários de Transformadores de Tensão (TPs) e Transformadores de Corrente (TCs) existentes em subestações. São coletadas tensão e corrente trifásicas de forma que a medição de sequência positiva possa ser realizada. Após a filtragem *anti-aliasing* um conversor analógico/digital transfere as informações

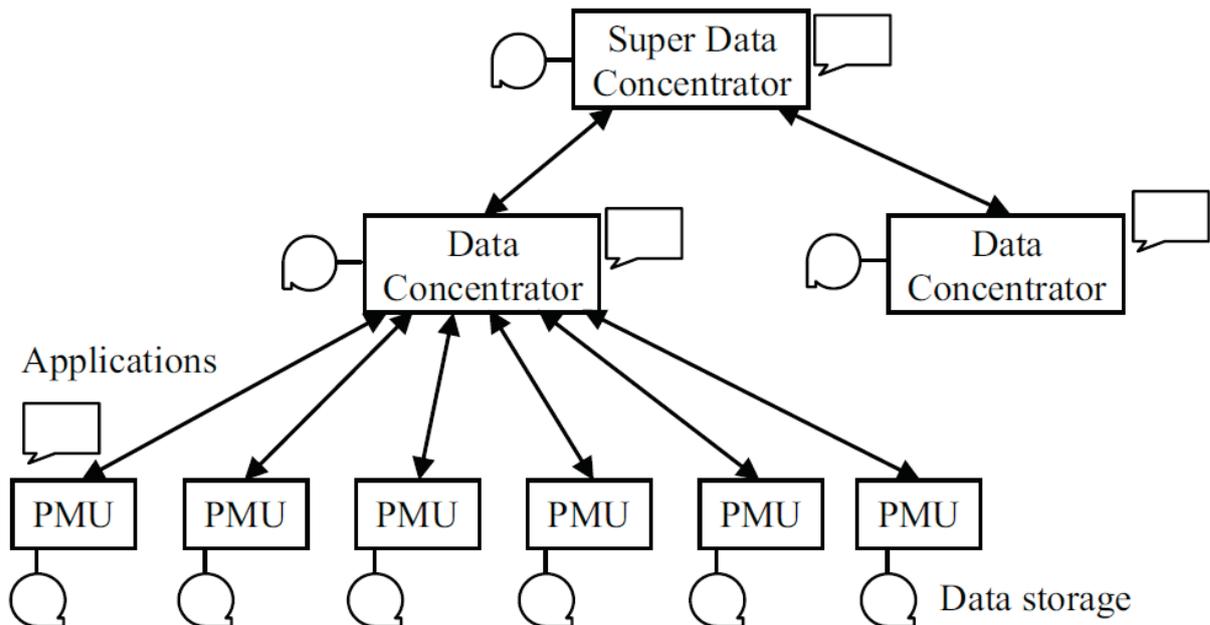
processadas a um microprocessador onde os algoritmos de cálculo dos fasores são executados. O sinal de GPS é utilizado para sincronismo de fase do conversor A/D e do microprocessador, que aplica a estampa de tempo ao fasor calculado e então os dados podem ser transmitidos via modem a uma estação remota. Além das estimativas de sequência positiva de tensões e corrente, ângulo de fase, frequência, taxa de variação de frequência, potências ativa e reativa são outras medidas tipicamente disponíveis em uma PMU Phadke e Thorp (2017).

2.2.3 Hierarquia do Sistemas de Medição Fasorial

As PMUs comumente são instaladas nas subestações dos SEPs e a localização destas subestação aonde estes dispositivos são instalados dependem do objetivo que se deseja atingir com as medições obtidas. O processo de definição do melhor posicionamento de uma PMU em SEPs é um assunto estudado por diversos pesquisadores como Nuqui e Phadke (2005), Pal et al. (2014) e Gou e Abur (2001)

Na maior parte das aplicações, os dados obtidos através das PMUs são tratados em um local remoto em relação ao local aonde elas estão posicionadas, sendo assim, uma infraestrutura envolvendo as PMUs, links de comunicação, e concentradores de dados deve existir com o objetivo de melhorar o desempenho do sistema de monitoramento. A arquitetura geral de tal sistema é apresentada na figura 3.

FIGURA 3 – Hierarquia dos sistemas de medição fasorial e níveis de concentradores de dados fasoriais



FONTE: Adaptado de Phadke e Thorp (2017)

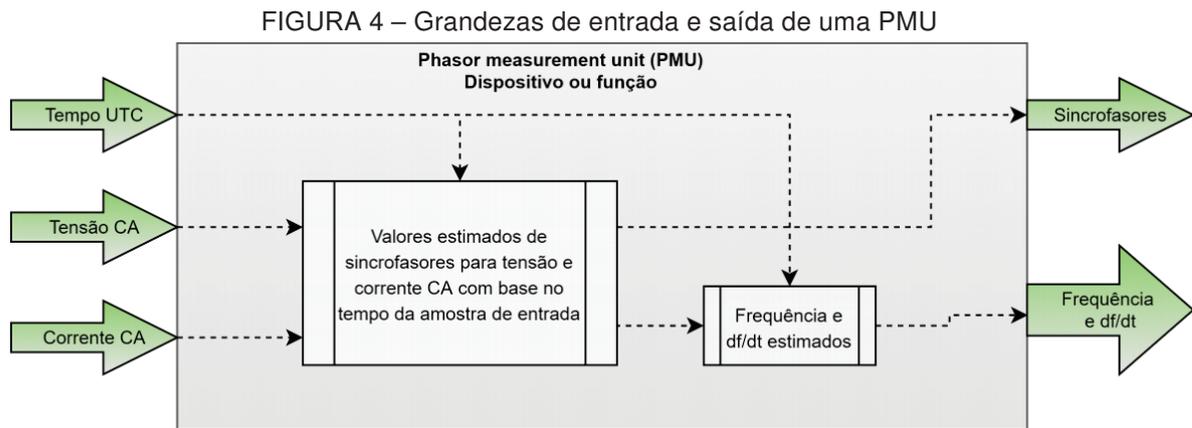
A figura 3 apresenta um cenário no qual as PMUs estão localizadas na subestação de um SEP e estão fornecendo dados de tensão, corrente e frequência de todos os barramentos monitorados. As medições são armazenadas em um dispositivo de

armazenamento local, que pode ser acessado remotamente de qualquer lugar para analisar eventuais falhas no sistema ou para propósitos de diagnóstico. A capacidade de armazenamento local é limitada, sendo assim o processo de armazenamento dos dados é rotativo, ou seja, dados antigos podem ser sobre-escritos por dados mais recentes, porém, os dados que correspondem a um evento relevante que ocorreu no SEP pode ser marcado para evitar que esta informação seja perdida.

O dispositivo localizado no próximo nível da Hierarquia é comumente chamado de concentrador de dados fasoriais, do inglês *Phasor Data Concentrators* (PDCs), é o dispositivo responsável por agregar os dados gerador por um conjunto de PMUs, rejeitar dados ruins, organizar os dados baseando-se em suas estampas de tempo e criar um conjunto de dados coerentes que representem o estado do sistema em tempo real. Os PDCs também podem ser utilizados para agregar dados armazenados em outros PDCs de forma a representar os dados gerador por um conjunto de PMUs em uma grande região do sistema que engloba mais de um PDC.

2.2.4 Dados gerados

O primeiro padrão para sistemas de medição sincrofasorial publicado pelo IEEE foi o de número 1244-1995, com especificações a respeito da sincronização, precisão e amostragem de sinal. Não tratava ainda de requisitos de medição ou hierarquia de dados, incluídos quando da substituição pelo IEEE C37.118-2005 (IEEE... , 2011). Este, por sua vez, foi dividida em duas normas: IEEE Std C37.118.1-2011, com requisitos para medições e IEEE Std 27.118.2-2011, com os requisitos de comunicação de dados. Estas revisões foram superadas por duas normas, atualmente vigentes: IEC-IEEE 60255-118-1:2018, que versa sobre as medições e a IEEE C37.247TM-2019, que estabelece os padrões para PDC. Conforme a figura 4, os valores de entrada são a referência de tempo e as tensões e correntes do sistema de potência sob observação. O sinal de tempo deve ser um padrão UTC com precisão suficiente para o atendimento aos requisitos de sinais de entrada previstos pelo fabricante da PMU. As saídas serão os sincrofasores, frequência e a taxa de variação de frequência. Também podem estar disponíveis, valores calculados de potência ativa (MW), reativa (Mvar) e sinais discretos indicando estado lógico das PMUs, PDCs ou da instalação, conforme o caso. A norma IEEE Std C37.247TM-2019 define requisitos funcionais para o alinhamento de tempo dos dados, transferência de dados, comunicação, formato de dados e conversão de coordenadas, conversão de taxa de informe de dados, ajuste de fase e monitoramento do sistema. Quanto a requisitos de desempenho esta norma trata de tempo de processamento do PDC, precisão de processamento de dados e robustez ante condições de operação degradada (IEEE... , 2011).



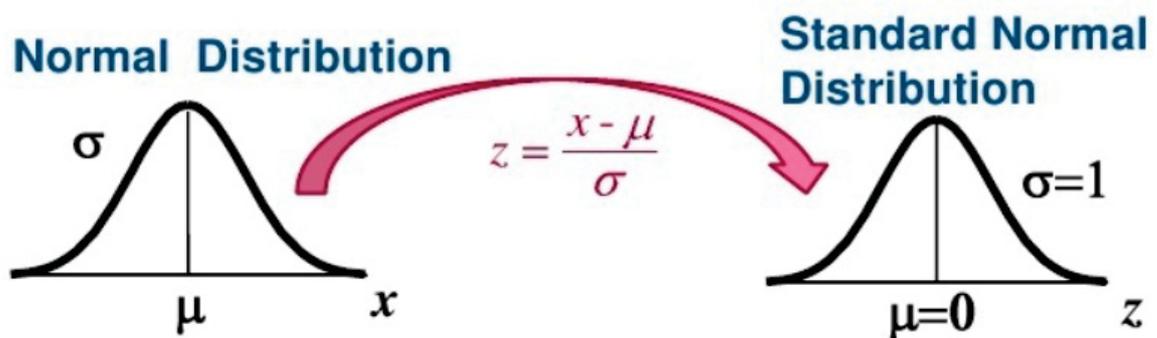
2.3 PADRONIZAÇÃO DE SINAIS

Na maior parte dos casos o conjunto de dados de entrada utilizados no processo de treinamento de um algoritmo de classificação irá conter dados com alta variabilidade de magnitude, unidade ou alcance e este tipo de variabilidade pode ser um problema para alguns tipos de algoritmo (AFSHARI, 2017). Se a variabilidade dos sinais não for considerada, os sinais com maior amplitude terão maior peso no processo de treinamento do que os sinais com menor amplitude, e esta diferença na característica dos sinais irá causar um desbalanceamento no processo de treinamento do algoritmo.

Os métodos mais utilizados e discutidos de escalonamento são a normalização e a padronização. Neste trabalho somente o método de padronização será abordado.

O processo de padronização de sinais tem como objetivo re-dimensionar o sinal de forma que o mesmo tenha as propriedades de uma distribuição padrão normal com $\mu = 0$ and $\sigma = 1$, aonde μ é a média e σ é o desvio padrão em relação a média.

FIGURA 5 – Representação do processo de conversão de uma distribuição normal para uma padronizada



O valor padronizado de um sinal para cada amostra é calculado através da equação 2.4

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (2.4)$$

O processo de padronização de um sinal para que sua média seja 0 e seu desvio padrão esteja próximo de 1 não é importante somente em situações onde se é necessário comparar medições que possuem diferentes unidades, este tipo de pré-processamento é um pré-requisito para diversos tipos de algoritmos de otimização e algoritmos de aprendizado de máquina como SVM, perceptron, redes neurais e etc.

2.4 MAQUINA DE VETORES DE SUPORTE

A máquina de vetores de suporte foi inicialmente proposta por Cherkassky (1997) e desde a sua divulgação gerou altíssimo nível de interesse de toda a comunidade de pesquisa de assuntos relacionados a aprendizado de máquina.

As máquinas de vetores de suporte, do inglês *Support Vector Machine*, são um conjunto de algoritmos de aprendizado supervisionado ou não supervisionado utilizadas comumente para problemas de classificação, regressão e detecção de anomalias que consistem no cálculo de um hiperplano de separação equidistante aos conjuntos de dados presentes na etapa de treinamento do algoritmo de forma a minimizar o erro de classificação empírico e maximizar a margem de separação entre os conjuntos (CHERKASSKY, 1997).

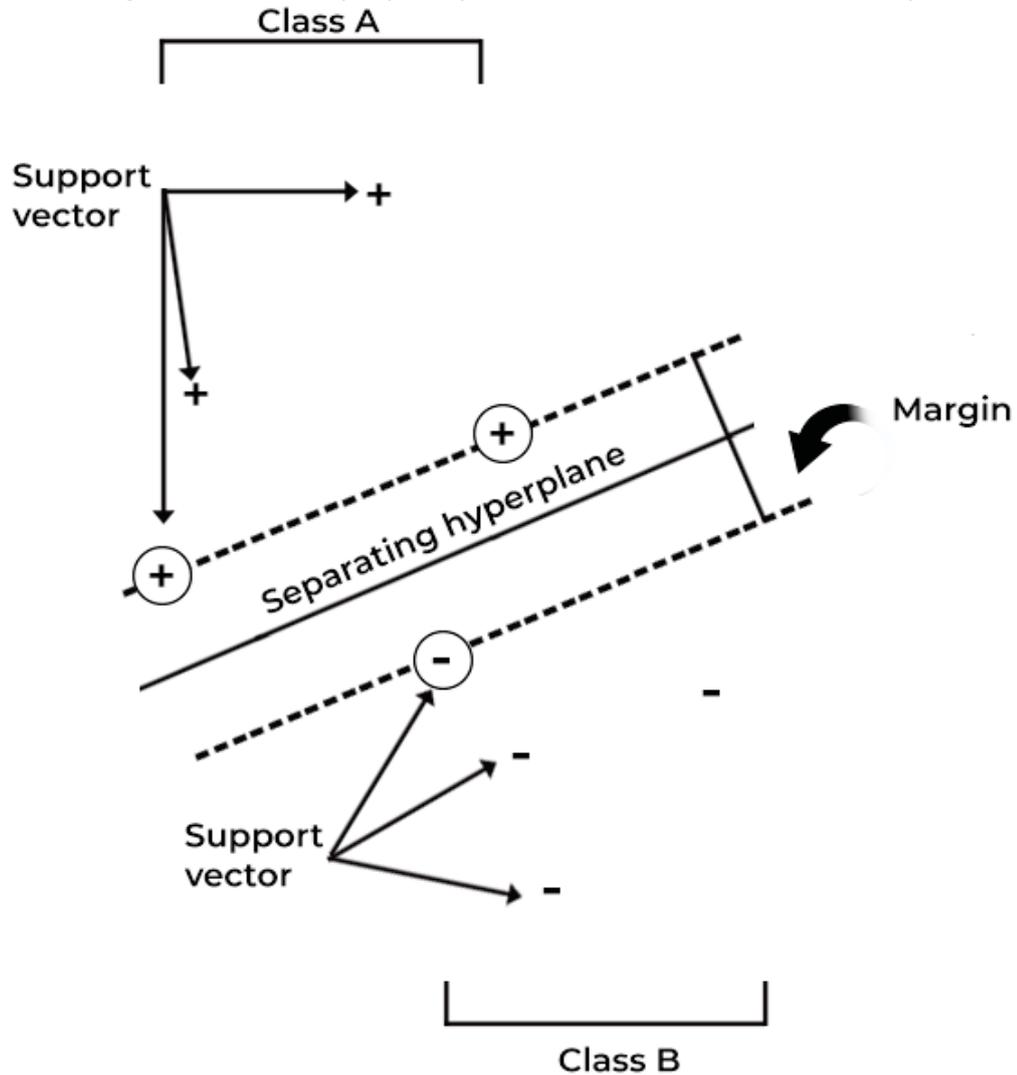
Os dados de treinamento são representados como pontos no espaço, em que cada ponto pode ter N dimensões (características) e podem ser rotulados como pertencente a uma das classes. A figura 6 apresenta de forma visual um exemplo de hiperplano para um SVM treinado para separar dois conjuntos de dados.

Como visto na figura 6, a margem refere-se à largura máxima da fatia que corre paralela ao hiperplano sem nenhum vetor de suporte interno. Tais hiperplanos são mais fáceis de definir para problemas linearmente separáveis; no entanto, para problemas ou cenários da vida real, muitas vezes os conjuntos de dados não podem ser linearmente separáveis, o que pode dar origem a classificações incorretas.

Uma das principais vantagens do SVM é a sua capacidade de lidar com dados que não são linearmente separáveis, utilizando técnicas como kernel trick. Isso permite que o algoritmo encontre soluções não lineares para problemas que não podem ser resolvidos por meio de algoritmos de classificação linear, como o perceptron.

Outra vantagem do SVM é sua capacidade de lidar com grandes conjuntos de dados de forma eficiente. O algoritmo seleciona apenas alguns dos pontos de dados de treinamento para definir o hiperplano de separação. Isso significa que o SVM é menos suscetível ao *overfitting* quando comparado a outros algoritmos como árvores

FIGURA 6 – Margem máxima do hiper plano para um SVM treinado com amostras para 2 classes



FONTE: Adaptado de Kanade (2022)

de decisão.

Recentes estudos tem reportador que o algoritmo SVM é capaz de entregar altas performance em processos de classificação comparado com outros algoritmos de aprendizado de maquina (SRIVASTAVA; BHAMBHU, 2010).

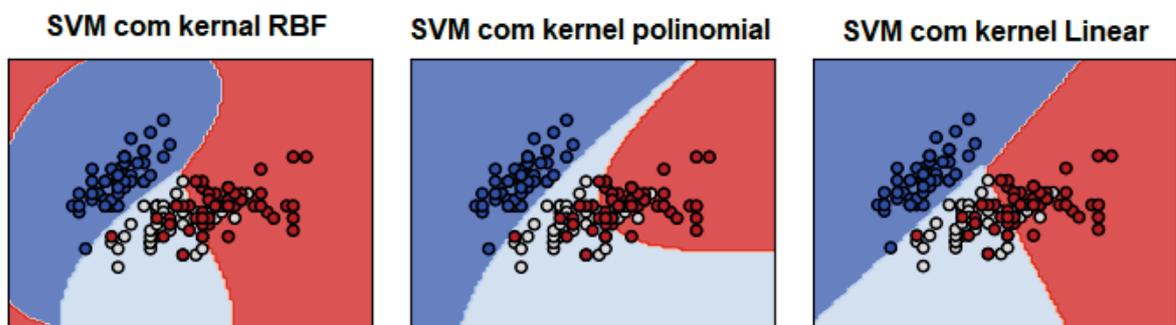
O algoritmo SVM é baseado na teoria Vapnik–Chervonenkis (VC) que explica o processo de aprendizado computacional por meio do ponto de vista estatístico.

Este método mapeia o vetor de entrada em um plano multi-dimensional, e cria uma superfície de separação em um ponto equidistante aos conjuntos apresentados pelos vetores de entrada. Para construir esta superfície de separação o método encontra duas superfícies paralelas que sejam capazes de separa os dados, entretanto, estas superfícies estarão posicionadas na fronteira dos conjuntos. A superfície de separação ótima é calculada a partir destas superfícies paralelas em um ponto que maximize a

distancia entre as superfícies. De acordo com Cherkassky (1997), quanto maior for a distancia entre o plano de separação e as superfícies localizadas na fronteira dos conjuntos, menor será o erro de classificação.

Existem vários tipos de kernels que podem ser usados no SVM, sendo os mais comuns o kernel linear, o polinomial e o RBF, do ingles *Radial Basis Function*. Cada um desses kernels tem suas próprias propriedades e é adequado para diferentes tipos de problemas. A figura 7 apresenta de forma gráfica a diferença entre os diferentes tipos de kernel citados:

FIGURA 7 – Representação gráfica dos diferentes tipos de kernels que podem ser utilizados no algoritmo SVM



FONTE: O autor (2023)

É importante notar que a escolha do kernel adequado depende do problema específico e da natureza dos dados. Em alguns casos, um kernel linear pode ser suficiente para obter uma boa separação entre as classes. Porém, se os dados são intrinsecamente não lineares, é mais provável que um kernel polinomial ou RBF seja necessário para alcançar uma boa performance de classificação.

2.4.1 SVM para detecção de anomalias

Uma das possíveis aplicações das máquinas de vetores de suporte são em problemas de detecção de anomalias, além de seu uso comumente conhecido em tarefas de classificação e regressão. A detecção de anomalias, é o processo de identificação de pontos de dados que se desviam significativamente da maioria dos dados. SVMs podem ser particularmente eficazes para esta tarefa devido à sua capacidade de criar um limite de decisão robusto. (CHANG; LIN, 2007)

Na fase de treinamento, um SVM padrão é treinado usando os dados rotulados. No entanto, no contexto da detecção de anomalias, os dados não são rotulados, o que significa que não há classes específicas atribuídas aos pontos de dados. O objetivo é encontrar um hiperplano que melhor separe a maioria dos pontos de dados de possíveis anomalias. O SVM visa maximizar a margem, ou seja, a distância entre o hiperplano e os pontos de dados mais próximos.

Para resolver o problema de detecção de anomalias com dados não rotulados, uma variante do SVM chamada "*One-Class SVM*" proposta por Que e Lin (2011) é frequentemente usada. O SVM de uma classe é treinado usando apenas dados normais, assumindo que os anomalias são raros e significativamente diferentes da maioria dos pontos de dados. Ele aprende a definir um limite que engloba os dados normais e visa maximizar a margem em torno dele. Isso permite identificar anomalias como pontos de dados fora do limite definido.

One-class SVM é uma extensão do SVM para lidar com dados não rotulados. Como técnica madura para detecção de *outliers*, o one-class SVM tem sido amplamente utilizado em muitas aplicações.

Depois que o modelo SVM de uma classe é treinado, um limite pode ser definido para classificar os pontos de dados como normais ou discrepantes. A distância de um ponto de dados do limite de decisão pode ser usada como uma medida de sua anormalidade. Os pontos de dados que ultrapassam um determinado limite são classificados como anomalias.

Para um vetor de treino $x_i \in R^n$, $i = 1, \dots, l$, where l é o numero de observações e n é o numero de características, o problema de otimização resolvido pelo *One-class SVM* é dado pela equação 2.5:

$$\begin{aligned} \min_{\omega, \xi, \rho} \quad & \frac{1}{2} \omega^T \omega - \rho + \frac{1}{vl} \sum_{i=1}^l \xi_i \\ \text{subject to} \quad & \omega^T \phi(x_i) \geq \rho - \xi_i \\ & \xi_i \geq 0, i = 1, \dots, l \end{aligned} \quad (2.5)$$

Sendo, $v \in (0, 1)$ é um parâmetro e $\phi(x_i)$ é uma função para mapear x_i em um vetor de dimensão superior. Para endereçar o problema do alta dimensionalidade de $\phi(x_i)$, é possível propor a solução aonde ω de (1) é uma combinação linear de todos $\phi(x_i)$ com coeficiente α :

$$\omega = \sum_{i=1}^l \alpha_i \phi(x_i) \quad (2.6)$$

Resolvendo as equações 2.5 e 2.6, a função de decisão do *One-class SVM* é:

$$\begin{aligned} f(x) &= \omega^T \phi(x) - \rho \\ &= \sum_{i=1}^l \alpha_i \phi(x_i)^T \phi(x) - \rho \end{aligned} \quad (2.7)$$

2.4.2 SVM multiclasse

As máquinas de vetor de suporte são originalmente projetadas para tarefas de classificação binária, onde o objetivo é separar os pontos de dados em duas classes. No entanto, conforme apresentado por Crammer et al. (2002) as SVMs podem ser estendidas para lidar com problemas de classificação multiclasse por meio de várias técnicas. Uma abordagem comum é a estratégia "um contra todos" ou "um contra resto".

Na estratégia "um contra todos", um classificador SVM binário separado é treinado para cada classe, considerando-a como a classe positiva e as classes restantes como a classe negativa. Por exemplo, se houver N classes, N classificadores SVM binários serão treinados. Durante a previsão, cada classificador atribui um ponto de dados a uma das classes, e a classe com maior confiança ou probabilidade é selecionada como a classe prevista.

Durante a fase de treinamento, cada classificador SVM binário é treinado independentemente usando os dados rotulados. Os dados de treinamento para cada classificador consistem em amostras da classe positiva (a classe atual sendo considerada) e amostras de todas as outras classes combinadas como a classe negativa. O SVM aprende a encontrar um limite de decisão que melhor separe a classe positiva da classe negativa.

Para cada classificador binário, o SVM aprende uma função de decisão com base no kernel selecionado (por exemplo, linear, polinomial, RBF). Essa função de decisão pega os atributos de entrada e os mapeia para um espaço de dimensão superior, se necessário, aonde é realizada a separação entre as classes positivas e negativas. A função de decisão fornece uma medida de confiança ou probabilidade para cada classe.

Durante a previsão, o ponto de dados é passado por cada classificador binário. A função de decisão de cada classificador produz uma pontuação de confiança ou probabilidade para o ponto de dados pertencente à classe positiva. A classe com a pontuação de confiança mais alta é então selecionada como a classe predita para o ponto de dados.

A aplicação do SVM para classificação multiclasse nos permite estender seu uso além dos problemas binários. Ao treinar vários classificadores SVM binários e usar a estratégia um contra todos, podemos classificar efetivamente os pontos de dados em várias classes. De acordo com Wu et al. (2004) SVMs oferecem vantagens como a capacidade de lidar com dados não lineares por meio do uso de diferentes funções de kernel e o potencial para boa generalização e robustez em espaços de alta dimensão.

2.5 CURVA ROC E ÍNDICE AUC

A curva de características operacionais do receptor, do inglês *Receiver Operating Characteristic* (ROC), é uma técnica utilizada para avaliar a capacidade de um classificador binário de discriminar entre duas classes, comparando a taxa de verdadeiros positivos (sensibilidade) com a taxa de falsos positivos (especificidade).

A sensibilidade e a especificidade são dois conceitos importantes usados na avaliação de sistemas de classificação. Esses conceitos medem o desempenho de um sistema em termos de sua capacidade de identificar corretamente os verdadeiros positivos e verdadeiros negativos. Aqui está uma explicação detalhada da diferença entre eles:

Sensibilidade é a capacidade de um sistema em detectar corretamente todos os casos positivos. É a proporção de verdadeiros positivos (casos corretamente identificados como positivos) em relação ao número total de casos positivos reais. Uma alta sensibilidade indica que o sistema é bom em identificar casos positivos, minimizando falsos negativos (casos positivos classificados erroneamente como negativos).

A especificidade é a capacidade de um sistema em detectar corretamente todos os casos negativos. É a proporção de verdadeiros negativos (casos corretamente identificados como negativos) em relação ao número total de casos negativos reais. Uma alta especificidade indica que o sistema é bom em identificar casos negativos, minimizando falsos positivos (casos negativos classificados erroneamente como positivos).

A curva ROC é plotada com a taxa de verdadeiros positivos, do inglês *True Positive Rate* (TPR) no eixo Y e a taxa de falsos positivos, do inglês *False Positive Rate* (FPR) no eixo X. A TPR é a fração de casos positivos corretamente identificados pelo classificador, enquanto que a FPR é a fração de casos negativos que foram incorretamente identificados como positivos. A curva ROC é uma representação gráfica da relação entre a sensibilidade e a especificidade do classificador em diferentes pontos de corte.

O processo de cálculo da curva ROC envolve a avaliação do classificador em diferentes pontos de corte. Para entender esse processo, é necessário compreender alguns conceitos importantes, como verdadeiros positivos (*True Positive* (TP)), falsos positivos (*False Positive* (FP)), verdadeiros negativos (*True Negative* (TN)) e falsos negativos (*False Negative* (FN)). TP são as instâncias que foram corretamente classificadas como pertencentes à classe positiva. FP são as instâncias que foram incorretamente classificadas como pertencentes à classe positiva, mas que na verdade pertencem à classe negativa. TN são as instâncias que foram corretamente classificadas como pertencentes à classe negativa, e FN são as instâncias que foram incorretamente classificadas como pertencentes à classe negativa. O cálculo da taxa

TPR e FPR são dadas pelas equações 2.8 e 2.9:

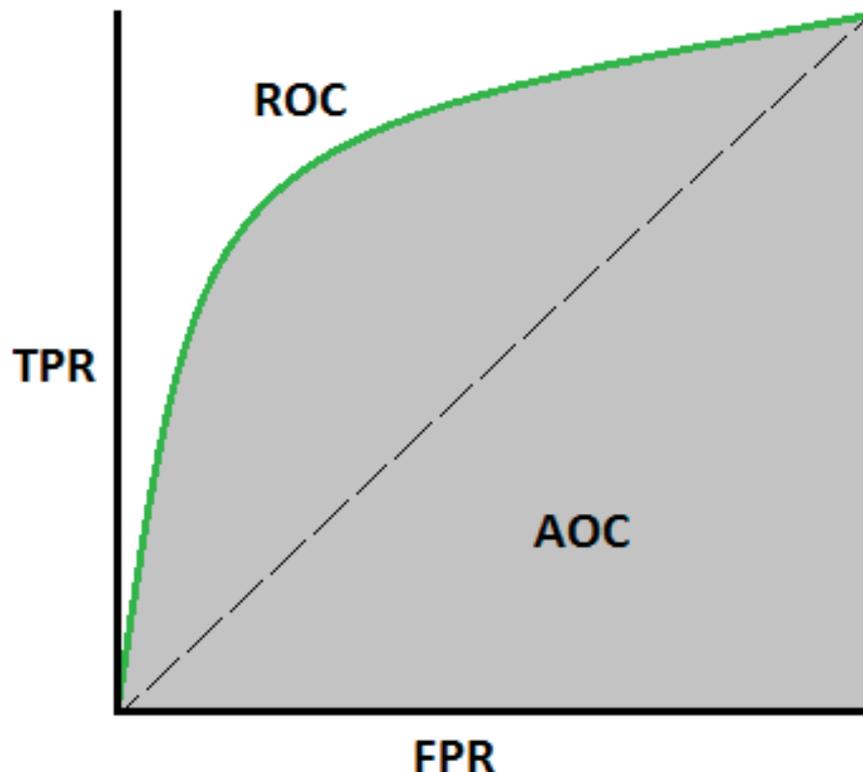
$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.8)$$

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP} \quad (2.9)$$

A área sob a curva, do inglês *Area Under the Curve* (AUC) é a área sob a curva ROC. Ele é um número que varia entre 0,5 e 1 e mede a capacidade geral do classificador em diferenciar entre as duas classes. Quanto maior o índice AUC, melhor é o desempenho do classificador. Valores próximos de 1 indicam que o classificador é muito bom na discriminação das duas classes, enquanto valores próximos de 0,5 indicam que o classificador não é capaz de discriminar entre as classes.

A figura 8 ilustra a relação entre a curva ROC e o índice AUC apresentado nesta sessão

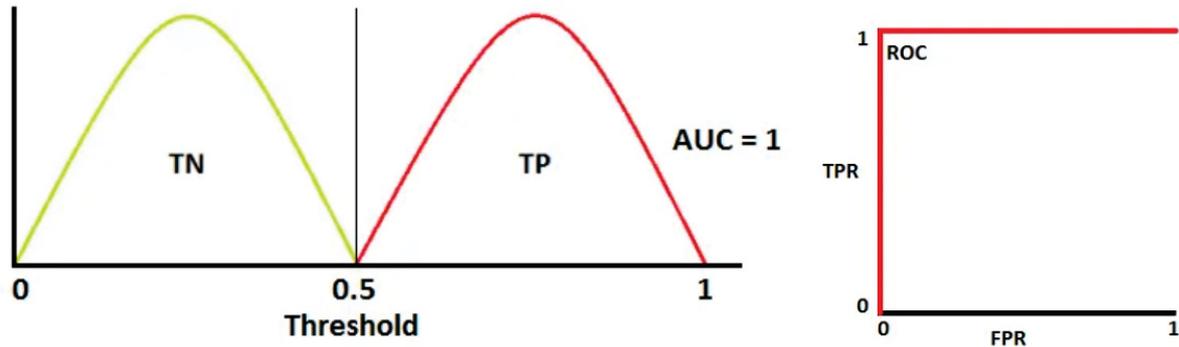
FIGURA 8 – Índice AUC para diferentes curvas ROC



FONTE: O autor (2023).

A seguir serão apresentados alguns gráficos relacionando a curva ROC com a distribuição dos conjuntos de dados que a geraram. Nestes exemplos, a curva de distribuição vermelha representa a classe positiva e a curva de distribuição verde representa a classe negativa.

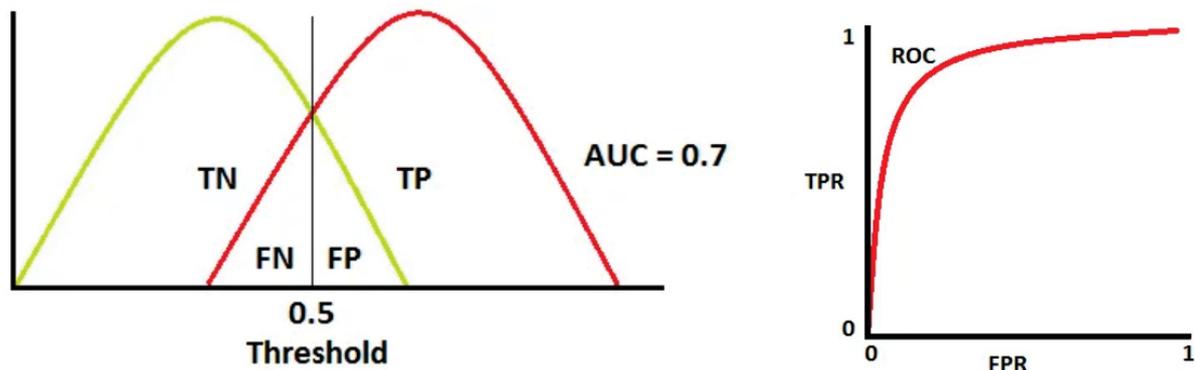
FIGURA 9 – Curva ROC ideal



FONTE: Narkhede (2022).

A figura 9 apresenta uma situação ideal. Quando duas curvas não se sobrepõem significa que o modelo possui uma medida ideal de separabilidade. Ele é perfeitamente capaz de distinguir entre a classe positiva e a classe negativa.

FIGURA 10 – Curva ROC com sobreposição das classes



FONTE: Narkhede (2022).

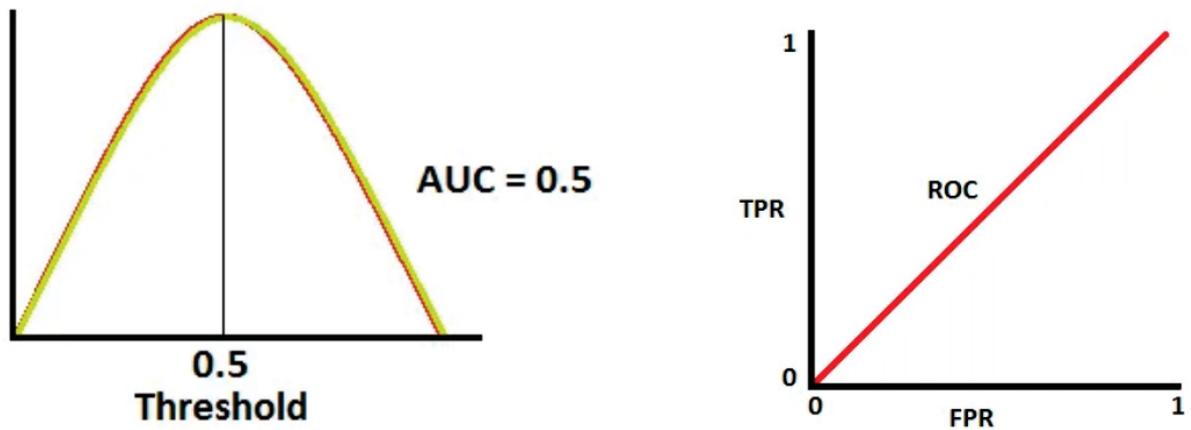
Quando duas distribuições se sobrepõem, como apresentado na figura 10, introduzimos erros do tipo 1 e do tipo 2. Dependendo do limiar, podemos minimizá-los ou maximizá-los. Quando a AUC é 0.7, significa que há uma chance de 70% de o modelo conseguir distinguir entre a classe positiva e a classe negativa.

A figura 11 é a pior situação. Quando a AUC é aproximadamente 0.5, o modelo não possui capacidade de discriminação para distinguir entre a classe positiva e a classe negativa

2.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo foram abordados os aspectos fundamentais deste trabalho, apresentando as ferramentas de simulação que foram utilizadas para o desenvolvimento deste trabalho, explorando os conceitos da padronização de sinais e sua importância no processo de treinamento de algoritmos de aprendizado de máquina e apresentando

FIGURA 11 – Pior cenário da curva ROC



FONTE: Narkhede (2022).

fundamentação teórica do método denominado SVM para classificação e detecção de anomalias em sinais.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

O processo de levantamento da literatura e de seleção das referências utilizadas neste trabalho foi feita através na metodologia proposta por Ensslin et al. (2010) denominada Proknow-C. A primeira etapa do método em questão consiste na escolha de palavras chave que melhor caracterizem e descrevam os trabalhos que serão avaliados. As palavras chaves devem ser selecionadas com base em 2 eixos de pesquisa: aplicação (Eixo 1) e metodologia (Eixo 2). Para este trabalho, as palavras chaves selecionadas são apresentadas pela tabela 1

TABELA 1 – Palavras chave escolhidas

Eixo1	Eixo 2
PMU	Event location
Power system	Machine Learning real time

FONTE: O autor (2023)

A partir das palavras chaves selecionadas foi efetuada a busca por trabalhos relacionados, aonde o processo de busca foi feito utilizando as palavras chaves selecionadas de forma cruzada.

Devido a grande quantidade de trabalhos disponíveis atualmente, o processo de busca de artigos relevantes pode ser um grande desafio, sendo assim, o software *Publish or Perish* foi escolhido para auxiliar neste processo de pesquisa e levantamento da base bibliográfica.

Publish or Perish é um software de análise de citações que utiliza diferentes bancos de dados como Google scholar, PubMed, OpenAlex, Scopus dentre outros, que em conjunto com algumas palavras chave fornecidas pelo usuário, ele retorna uma lista de artigos relacionados. Além da lista de artigos relacionados ao tema, o software fornece algumas estatísticas relacionadas ao processo de pesquisa, calculando o número de citações por ano, o número de citações por autor e alguns índices de qualidade referente as pesquisas efetuadas (Figura: 12).

As pesquisas através do software *Publish or Perish* foram feitas principalmente na base de dados do Google Scholar para todas as possíveis combinações de palavras-chave, sempre utilizando uma palavra do eixo de aplicação e outra do eixo de metodologia, resultando em 8 diferentes combinações. A tabela 2 apresenta os resultados iniciais do processo de pesquisa.

Para o dado conjunto de palavras chaves utilizadas no processo de pesquisa, um total de 7336 artigos foram encontrados. Os resultados do processo de pesquisa

FIGURA 12 – Interface do *Publish or Perish* com os resultados de uma pesquisa utilizando o banco de dados *Google Scholar*

The screenshot shows the Publish or Perish software interface. The search terms are 'PMU AND Machine learning' on Google Scholar. The results table shows the following data:

Cites	Per year	Rank	Authors	Title	Year	Publication	Publisher	Type
h 113	28.25	1	A Shahsavari, M.F...	Situational awareness in distribut...	2019	... on Smart Grid	ieeexplore.ieee.org	
h 36	2.77	2	P Trachian	Machine learning and windowed ...	2010	IEEE PES General Meeting	ieeexplore.ieee.org	
h 9	2.25	3	FL Giando, AE Laz...	Fault classification in power distri...	2019	... on Intelligent System ...	ieeexplore.ieee.org	
h 1	1.00	4	N Taghipourbatar...	A machine learning framework fo...	2022	... on Power Systems	ieeexplore.ieee.org	
h 19	4.75	5	H Li, Y Weng, E Fa...	A hybrid machine learning frame...	2019	... Conference on Smart G...	ieeexplore.ieee.org	
h 6	2.00	6	A Karplow, R Che...	Detection of bad PMU data using...	2020	2020 IEEE Power R...	ieeexplore.ieee.org	
h 3	3.00	7	H Mirshekari, R Da...	Machine Learning-Based Fault Lo...	2022	Sensors	mdpi.com	
h 16	8.00	8	X Zheng, B Wang...	Generative adversarial networks...	2021	IEEE Open Access Journal ...	ieeexplore.ieee.org	
h 8	4.00	9	AA Hai, T Dokic...	Transfer Learning for Event Detect...	2021	IEEE ...	ieeexplore.ieee.org	
h 141	8.81	10	Z Wang, AR Childr...	Support vector machine learning...	2007	NeuroImage	Elsevier	
h 3	1.50	11	M Amroune, A Bou...	Real-time voltage stability monit...	2021	Wide Area Power Systems...	Springer	
h 1	1.00	12	NT Bazargani, G D...	A Machine Learning Framework L...	2022	arXiv preprint arXiv ...	arxiv.org	
h 0	0.00	13	T Dokic, R Baembi...	Machine Learning Using a Simple...	2022	... on Smart Grid ...	ieeexplore.ieee.org	
h 81	16.20	14	J Wang, D Shi, Y L...	Distributed framework for detect...	2018	IEEE Transactions on ...	ieeexplore.ieee.org	
h 52	6.50	15	D Nguyen, R Barek...	Smart grid line event classificatio...	2015	2015 Sixth International ...	ieeexplore.ieee.org	
h 24	3.00	16	B Yang, J Yamazak...	Big data analytic empowered grid...	2015	2015 12th International ...	ieeexplore.ieee.org	
h 3	0.50	17	D Bienstock, A Sh...	Machine learning with PMU data	2017	2017 NASPI Work ...	naspi.org	
h 96	24.00	18	W Li, D Deka, M C...	Real-time faulted line localization...	2019	IEEE Transactions on ...	ieeexplore.ieee.org	

FONTE: O Autor (2023).

TABELA 2 – Artigos encontrados por combinação de palavras chave

Eixo 2	Eixo 1	
	PMU	Power system
Event location	390	903
Fault location	999	1000
Machine Learning	1000	1000
real time	1000	998

FONTE: O autor (2023)

foram comparados e são apresentados na tabela 3

TABELA 3 – número de artigos para pesquisa encontrados através do *Publish or Perish*

Combinação de palavras chave	Artigos	Citações	Citações/artigo
PMU x Event Location	436	7842	17.99
PMU x Fault Location	999	15942	15.96
PMU x Machine learning	1000	14488	14.49
PMU x Real time	1000	25670	25.67
Power system x Event Location	903	14910	16.51
Power system x Fault Location	1000	26417	26.42
Power system x Machine learning	1000	42045	42.05
Power system x Real time	998	81760	81.92
Total Artigos	7336		

FONTE: O autor (2023)

Para reduzir o tamanho do conjunto de análise, foram mantidos somente os artigos publicados em fontes relevantes como IEEE, Elsevier, Springer Science Direct e Wiley e foram removidos os resultados duplicados, livros e patentes. A pesquisa inicial contemplava um total de 7336 artigos e após a filtragem ficaram 5972.

Dando sequência à metodologia, para encontrar os artigos que estão mais relacionados a área de interesse deste trabalho, foram analisados os títulos dos artigos encontrados. Nesta etapa do processo foi tentado reduzir o máximo possível o número de artigos, deixando somente aqueles que realmente pareciam ter relação direta com o trabalho, deixando somente aqueles trabalhos que apresentavam uma combinação das palavras chave selecionadas no título.

Após a análise dos títulos o número de artigos foi reduzido para 98 que estão espalhados dentro de uma janela de tempo de 11 anos, conforme apresentado pela tabela 4.

TABELA 4 – número de artigos publicados por ano após a filtragem de títulos

Ano de publicação	número de artigos
2010	4
2011	5
2012	3
2013	4
2014	4
2015	9
2016	9
2017	7
2018	18
2019	9
2020	15
2021	12

FONTE: O autor (2023)

O próximo passo, de acordo com o processo proposto por Ensslin et al. (2010) consiste na leitura do resumo dos artigos filtrados com o objetivo de verificar se o artigo tem relação com o trabalho apresentado. Após a leitura dos resumos foi possível reduzir o número de artigos para 28.

Na sequência, a introdução e conclusão de todos os artigos foram lidos, com o intuito de avaliar a relevância do artigo, seguindo da leitura completa do artigo caso o artigo fosse relevante e sua proposta fosse aderente ao trabalho apresentado.

Após a análise completa dos artigos resultantes, foram escolhidos no total 11 artigos, listados na tabela 5, finalizando o processo de seleção do portfólio bibliográfico.

3.1 ARTIGOS ANALISADOS

No trabalho de Li et al. (2019) é proposto um método de localização de faltas em linhas de alta tensão, em tempo real, baseado em redes neurais convolucionais, do inglês *Convolutional Neural Network* (CNN), utilizando a tensão nos barramentos do sistema. Diferente dos métodos que são baseados somente nos dados adquiridos através das

TABELA 5 – Artigos selecionados a partir do processo de levantamento bibliográfico

número	Ano	Título
1	2019	Real-Time Faulted Line Localization and PMU Placement in Power Systems Through Conv
2	2019	Detecting the location of short-circuit faults in active distribution network using PMU-based state estimation
3	2019	Fault location in distribution network based on phasor measurement units (PMU)
4	2018	PMU-Based Event Localization Technique for Wide_AreaPower System
5	2018	Accurate fault location method of distribution network with limited number of PMUs
6	2018	Permanent Fault Location in Distribution System Using Phasor Measurement Units (PMU) in Phase Domain.
7	2015	Fault location in distribution feeders with optimally placed PMU's
8	2015	A new algorithm for fault location on transmission lines by optimal PMU placement
9	2012	PMU-based fault location using voltage measurements in large transmission networks
10	2011	Principal components fault location based on WAMS/PMU measure system
11	2010	PMU data-based fault location techniques

FONTE: O autor (2023)

PMUs, o método proposto também baseia também nas características da rede elétrica atribuindo ao método a capacidade de interpretar fisicamente o sistema avaliado, o que aumenta a robustez do processo de localização. Os testes do método proposto foram feitos através de simulações utilizando como referencia o sistema IEEE de 39 barras e de 68 barras. A simulação das faltas no sistema foram feitas considerando que somente uma linha do sistema estivesse em condição de falta por simulação, sendo as faltas avaliadas

- Curto-circuito trifásico;
- Curto-circuito de apenas uma linha com o terra;
- Curto-circuito de duas linhas com o terra;
- Curto-circuito entre linhas;

Antes da etapa de localização da falta, o dados aqistados pelas PMUs são avaliados pelo método de detecção de faltas proposto por Xie et al. (2014) para identificar se o sistema esta operando em condição de falta. Assumindo que o processo de detecção da falta ocorreu com sucesso, as medições das PMUs coletadas antes e durante a falta são utilizadas como entrada do processo de localização de falta. Com

o intuito de aumentar a performance da solução de localização e reduzir os custos de implantação do mesmo em uma condição de operação real, uma estratégia de posicionamento das unidades de medição é proposta e validada através do método proposto. O método de posicionamento das PMUs proposto baseá-se nos dados do processo de otimização da função de perda do algoritmo de treinamento do CNN. Através do método proposto foi possível efetuar a localização da região da falta no sistema com uma pequena vizinhança e alta taxa de acerto utilizando um pequeno conjunto de dados (com cerca de 7% das barras do sistema de referencia).

Gholami et al. (2020) propõe um algoritmo para localização e identificação de curto-circuitos em sistemas de distribuição baseado em estimação de estados. Estimação de estados é o processo capaz de extrair a melhor estimação das condições do sistema a partir de medições comumente feitas nas sub-estações do sistema ou extraídas de pseudo-medidas como dados históricos ou dados de previsão. O método proposto utiliza os fasores de tensão e corrente obtidos por meio das PMUs, assim como, os resultados do processo de estimação de estados anteriores a falta. Para atingir o objetivo proposto, o processo de estimação de estados no formato retangular proposto por Gholami et al. (2018) é utilizado para estimar as diferentes variáveis de estado do sistema de distribuição em uma condição de falta. Para reduzir o tempo de convergência do algoritmo as pseudo-medidas e as medições do fluxo são convertidas em medidas de injeção de corrente no barramento e de fluxo de corrente respectiva. Utilizando como base o algoritmo de estimação de estados modificado apresentado anteriormente um algoritmo de localização de faltas é proposto capaz de identificar a barra ou a linha aonde esta ocorrendo a falta. A avaliação da performance do método proposto foi feita através da simulação de diferentes cenários de falta utilizando como base um sistema de distribuição de 77 barras genérico do reino unido. Os resultados apresentados pelo método proposto demonstraram que ele é mais preciso e confiável do que os métodos baseados em estimação de estados tradicionais e é capaz de determinar precisamente a real localização da falta em um curto tempo de execução.

Dashtdar e Dashtdar (2019) avalia o impacto que o aumento do número de PMUs pode causar na precisão de uma solução de localização de faltas. O método apresentado neste estudo utiliza a matriz de impedância do sistema entre diferentes condições de operação como base do algoritmo localização da falta, sendo a localização da falta obtida minimizando a função objetivo apresentada no artigo. A performance do método proposto foi avaliada através de simulações feitas em um sistema de distribuição de 14 barras genérico. As simulações feitas contemplaram 4 tipos diferentes de falta com as resistências de curto-circuito variando entre 0, 25 e 50 ohms para cada simulação efetuada. Os resultados apresentados pelo estudo apresentam um aumento na precisão da solução de localização de faltas conforme o número de PMUs utilizadas para monitorar o sistema aumentam, porem este ganho de precisão também tem forte

relação com as barras que estão sendo monitoradas pelas PMUs. Algumas barras do sistema utilizado para testes, quando monitoradas, demonstram ter maior impacto na precisão geral do sistema do que outras, indicando que o posicionamento das PMUs também é um fator importante na performance geral da solução de localização de falta quando se deseja reduzir o número de PMUs alocadas.

Kim et al. (2018) propõe um processo de localização de eventos em SEPs de grande extensão utilizando unidades de medição fasorial (PMU - *Phasor measurement unit*). Para aplicações reais de localização de eventos baseada em PMU, é necessário considerar a insuficiência de dados causada pela falta de PMUs no sistema, falhas de comunicação e mau funcionamento de PMU porque dados insuficientes de PMU não podem garantir a observabilidade do evento em toda a rede. Para garantir possíveis localizações de eventos em um sistema real é proposto um método de localização de faltas que combina um algoritmo de análise zonal offline e um algoritmo de estimativa de localização de evento online. Para efetuar o processo de análise offline das zonas é utilizado o método de clusterização K-mean para agrupar as barras do sistema em diferentes grupos que são nomeados como zonas elétricas. Para efetuar o processo de clusterização das barras do sistema o autor propôs o uso da correlação dos sinais de tensão das barras como fator de agrupamento. Antes de efetuar a localização dos eventos eles precisam ser detectados e para isso o autor propõe o uso de um algoritmo de detecção de eventos baseado em wavelets. Dado que o evento foi detectado, para efetuar a localização da evento foi proposto um algoritmo de localização de eventos composto de 2 estágios, aonde o primeiro estágio é responsável por indicar a zona aonde o evento ocorreu, utilizando as zonas definidas pelo algoritmo de clusterização, e o segundo estágio é responsável por indicar a seção específica da zona aonde o evento está ocorrendo. O processo de validação deste método foi feito sob de dados reais coletados de uma parte do SEP dos estados unidos localizada na região sudoeste do país. Mesmo utilizado dados reais, o algoritmo proposto demonstrou ser bastante robusto e atingiu resultados bastante satisfatórios.

Chen e Jiao (2018) apresenta um estudo que explora o uso de PMU em somente uma das terminações de uma linha de transmissão com o objectivo de localizar com precisão a posição da linha aonde a falta esta ocorrendo. O método proposto é composto de duas etapas: Na primeira etapa, com base nos parâmetros do modelo utilizado, após a ocorrência de uma falta, as medições de tensão e corrente de uma PMU que esta instalada em uma das terminações da linha serão coletadas para calcular a tensão na outra terminação da linha. Tendo em mãos os valores de tensão nas extremidades da linha e as características de comprimento e impedância da linha, a distancia até o ponto da falta pode ser calculada. A precisão do algoritmo proposto foi verificada a partir de simulações de transiente eletromagnético e os resultados destas simulações demonstraram que o algoritmo proposto não é afetado pela resistência

de transição ou pelo tipo de falta. Comparado com métodos de localização de faltas tradicionais, o algoritmo proposto demonstrou que não existe a necessidade de instalar PMUs em ambas terminações de uma linha de transmissão, o que reduz o investimento em equipamentos

As faltas com alta impedância que comumente ocorrem nas redes de distribuição e a dificuldade de localiza-las são geralmente relacionadas a baixa tensão das redes de distribuição. Estes tipos de falta geralmente são causadas pelo contato da linha com objetos com alta impedância como galhos de árvores. Com o objetivo de resolver este problema Khaleghi et al. (2018) propõe um método de localização de faltas de alta impedância em sistemas de distribuição utilizando PMUs instaladas em determinados pontos do sistema.

O método proposto para localização da falta parte do pressuposto de que a tensão e a corrente em ambas terminações de uma linha são conhecidas, entretanto esta informação é conhecida somente para algumas barras do sistema aonde as PMUs foram instaladas. Para obter esta informação das demais barras do sistema o autor propõe um método capaz de calcular os valores de tensão e corrente das barras que não possuem PMU a partir do valor de tensão e corrente conhecidos em conjunto com as informações que caracterizam o sistema como comprimento das linhas e impedância. Levando em conta que os valores de tensão e corrente de todas as barras do sistema são conhecidas, o autor aplica o método de Newton-Raphson para calcular o fluxo de potência do sistema, aonde, o um desbalanceamento no fluxo de potência em duas iterações do métodos pode indicar a presença de uma falta de alta impedância. Dado que uma falta de alta impedância foi detectada, a distancia até o local da falta é calculado utilizando os dados de tensão, corrente e impedância do sistema.

Ao avaliar do método proposto foi feita através de simulações em um sistema genérico proposto pelo autor. Os resultados dos testes demonstraram que a taxa de erro do método proposto é menor do que 1%

O método proposto por Rajeev et al. (2015) de localização de faltas consiste em três etapas que são executadas simultaneamente para encontrar a localização real da falha. Na primeira etapa, a distância da falha é calculada com base nos dados de sincrofasor disponíveis da PMU localizada em uma extremidade do alimentador. Na segunda etapa, é calculado o barramento associado à localização da falha na rede principal com base nos dados de sincrofasor disponíveis nas PMUs localizadas em ambas as extremidades do alimentador. A terceira etapa envolvida no esquema proposto é o cálculo da distância da falha no subalimentador. Para o cálculo da distância da falha, são utilizados os dados de sincrofasor disponíveis nas PMUs localizadas em ambas as extremidades do alimentador em anel.

O algoritmo é testado em um sistema de 7 barras e nos sistemas padrão IEEE

de 14 e 30 barramentos. A alocação das PMUs é otimizada usando um algoritmo de busca binária. Uma vez que as PMUs são colocadas de forma otimizada, o teste passa para o esquema de localização e diagnóstico de falhas. Esse esquema identifica com precisão a localização de uma falha em alimentadores de distribuição em anel e radiais.

Observou-se que o problema de alocação das PMUs não possui uma solução única e, dependendo do ponto de partida, o esquema de otimização pode produzir conjuntos diferentes de soluções ótimas com o mesmo número mínimo de PMUs, mas em locais diferentes.

No artigo apresentado por Rezaei Jegarluei et al. (2014) é apresentada uma solução para o problema de localização de faltas capaz de localizar as faltas com base na variação da impedância do sistema. O método proposto utiliza como entrada dados obtidos por meio de PMUs espalhadas pelo sistema. Através dos dados extraídos das PMUs, os valores de tensão e corrente são estimados para as barras aonde não se possui PMUs durante o evento de falta. Os resultados deste cálculos fornece ao algoritmo a informação de qual ponto da rede esta causando a falha. O algoritmo proposto é avaliado nos sistemas de teste IEEE de 14, 30, 39 e 118 barramentos

Jiang et al. (2012) Apresenta um método de localização de falta que consiste na análise da matriz de impedância do sistema, comparando a matriz do sistema antes da ocorrência do evento com a matriz gerada durante a ocorrência do evento de falta. A Matriz de impedância pré-falta é utilizada como referencia para definir o estado base do sistema e caso esta condição se altere, isso indica que uma falta esta ocorrendo. Após identificar a ocorrência de um evento de falta, os dados de tensão das PMUs presentes na rede são coletados e barra mais proxima ao ponto da falta é localizada. Com base na informação de quais linhas estão conectadas a barra suspeita, o algoritmo proposto identifica aquela que possui a maior probabilidade de ser a fonte da falha e efetua uma análise detalhada sobre esta linha utilizando os dados de impedância do sistema obtidos durante a falta. Caso seja constatado que a linha selecionado seja a raiz do problema, a informação obtida é apresentada ao operador. O processo de análise em questão pode ser efetuada N vezes durante um evento, atribuindo a este algoritmo a capacidade de localizar múltiplas faltas no sistemas caso elas ocorram ao mesmo tempo

No estudo apresentado por Wang et al. (2011b) é proposto um novo método de localização de falhas baseado na Análise de Componentes Principais (PCA), no qual são utilizados dados de informação sincronizada fornecidos pelo sistema de medição WAMS/PMU. O método PCA é uma ferramenta matemática eficiente para reduzir dimensões. Portanto, a matriz de estado, composta por informações de sincrofasor brutas em relação a vários pontos e tempos, é comprimida de forma eficaz. Através das características-chave restantes, os correspondentes escores dos componentes

principais podem ser obtidos. Os resultados da simulação têm mostrado que, com base nesses escores, o componente de falha pode ser confirmado com precisão. Um grande número de testes de simulação comprovou totalmente que os resultados da análise de componentes principais são precisos e confiáveis.

O estudo feito por Yin e Fan (2010b) revisa várias técnicas de localização de falhas para linhas de transmissão e apresenta métodos de localização de falhas baseados em PMUs. O artigo apresenta e debate diferentes tipos de métodos que foram estudados ao longo dos anos, apresentando seus pontos positivos e negativos. A localização de falhas baseada em ondas viajantes foi uma das primeiras técnicas propostas para esta finalidade. Ela calcula a localização da falha medindo o tempo relativo em que a onda viajante chega às extremidades da linha de transmissão. No entanto, a alta taxa de amostragem limita sua aplicação. Em seguida, também foi desenvolvida a localização de falhas com base na impedância. Este método mede a tensão e corrente de uma ou duas extremidades da linha de transmissão para calcular a impedância de falha. Assim, a localização da falha pode ser conhecida se a impedância da linha de transmissão for uniforme. Além disso, é apresentado um método baseado no modelo de linha de transmissão de parâmetro distribuído. Neste método, pressupõe-se que os dados de duas extremidades sejam medidos por PMUs. Também são apresentados os resultados de simulação de métodos de localização de falhas baseados na impedância de sequência negativa e em modelos de linha de transmissão de parâmetro distribuído.

3.2 ANÁLISE DOS ARTIGOS

De forma a estabelecer um referencial comparativo entre os artigos analisados nesta revisão sistemática, foi montada a tabela 6 indicando se nos estudos realizados o método proposto nesta dissertação foi utilizado (S-Sim) ou (N-Não). Para efetuar esta análise comparativa, os seguintes critérios foram utilizados:

- O método proposto é independente dos parâmetros do sistema;
- O método proposto possibilita a operação em tempo real;
- O estudo propõe algum tipo de estratégia de alocação das PMUs;
- O estudo avalia o impacto causado ao método proposto quando o número de PMUs é reduzido.

TABELA 6 – Comparativo dos artigos selecionados

Critério	Artigos											Método proposto
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	
Independência dos parâmetros	N	S	N	S	N	N	S	N	N	N	N	S
Operação em tempo real	S	N	S	N	S	N	S	S	S	S	S	S
Estratégia de posicionamento	S	N	N	N	N	S	S	S	N	N	N	S
Impacto do número de PMUs	N	N	S	N	S	S	S	N	N	N	N	S

FONTE: O autor (2023)

3.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Dentre as técnicas encontradas nas referências pesquisadas fazem parte do trabalho a ser desenvolvido o uso de técnicas de aprendizado de máquina aplicadas ao problema de localização de faltas na rede elétrica, assim como o uso de algoritmos de detecção de anomalias e a avaliação do desempenho do sistema em função do número de PMUs alocadas.

4 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo serão apresentados os materiais e métodos utilizados no desenvolvimento deste trabalho. Dentre os materiais constam os equipamentos utilizados, como plataforma computacional, informações relacionadas aos pacotes de programas utilizados, sistema de teste de referencia, e bibliotecas para programação em python. Quanto à metodologia serão apresentados o fluxograma do processamento dos dados coletados e os algoritmos implementados durante o processo de desenvolvimento.

4.1 MATERIAIS

4.1.1 Recursos computacionais

Durante todo o desenvolvimento dos algoritmos de processamento dos dados foi utilizado um computador comercial, com processador AMD®Ryzen™5 5600G CPU @ 3.9 GHz, placa de video NVIDIA®G-Force™RTX3060 e memória RAM de 32 GB. Sistema operacional instalado Windows 11 Pro, Versão 22H2.

4.1.2 Linguagem de programação

Para todo o desenvolvimento deste projeto foi utilizada a linguagem de programação Python. Python é uma linguagem de programação de alto nível, interpretada, de propósito geral. Ela foi criada por Guido van Rossum em 1989, com o objetivo de ser uma linguagem fácil de ler e escrever. Pelo fato dela ser uma linguagem interpretada, não requerendo uma etapa de compilação para ser executada, além de estar disponível em diversas plataformas, como Windows, MacOS e Linux Pine (2019). Existem bibliotecas disponíveis para carregamento de dados, visualização, estatística, processamento de linguagem natural, processamento de imagens, entre outras Müller e Guido (2016). Tendo em vista às aplicações que se espera desenvolver neste projeto, consideradas as facilidades acima mencionadas, os pacotes disponíveis para pesquisa de aplicações de aprendizado de máquina, o custo zero e as opções de suporte com os próprios desenvolvedores e grupos de usuários, Python é uma ferramenta que reúne todas as condições de suportar a implementação dos algoritmos computacionais necessários para este projeto. O pacote Python utilizado está na versão 3.11 e todas suas dependências foram instaladas através do gerenciador de dependências PIPENV na versão 2022.12.19.

4.1.2.1 BIBLIOTECAS

Pacotes utilizados:

- **Numpy:** Numpy reúne um conjunto completo de ferramentas para computação numérica em Python. A base de utilização da ferramenta é o ndarray. Este objeto é fundamental para a construção de vetores e matrizes, largamente utilizados em aplicações que demandam a manipulação de grande quantidade de dados, como no caso do processamento dos dados em uso neste trabalho. ndarrays em Numpy oferecem operações aritméticas rápidas e com capacidade de broadcasting ou seja, aplicação de operadores matemáticos como multiplicação e soma, por exemplo, a diversos elementos em uma única operação, sem utilização de loops. Dispõe ainda de ferramentas de álgebra linear, geração de números randômicos e transformadas de Fourier, entre outras.
- **Matplotlib:** Matplotlib é uma biblioteca abrangente para criar visualizações estáticas, animadas e interativas em Python. Esta biblioteca pode ser usada para a visualização dos dados para melhor compreensão das diversas etapas de processamento, facilitando o processo de análise dos dados e resultados obtidos.
- **SciKit-Learn:** Scikit-learn é uma biblioteca gratuita, de código aberto, para Aprendizado de Máquina em Python. Ela também fornece uma seleção de recursos eficientes para modelagem estatística, análise e mineração de dados, além de suporte ao aprendizado supervisionado e não supervisionado. Considerada uma das soluções mais versáteis e populares do mercado, sua construção é baseada na interação com outras bibliotecas Python, numéricas e científicas, como NumPy e SciPy e Matplotlib.

4.1.3 Anatem

Para efetuar a simulação dinâmica do sistema foi utilizada a ferramenta Análise de Transitórios Eletromecânicos (ANATEM).

O programa de ANATEM, em desenvolvimento pela Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (CEPEL), é uma ferramenta computacional utilizada para simulações do desempenho dinâmico dos SEPs no domínio do tempo, visando a análise não linear da estabilidade transitória de sistemas de potência de grande porte e a realização de estudos de estabilidade à frequência fundamental tanto na operação como no planejamento de sistemas (OLIVEIRA et al., 1994).

É resultado de um esforço do CEPEL com o objetivo de dar continuidade à capacitação tecnológica em desenvolvimento de aplicações computacionais na área de dinâmica de sistemas de energia elétrica e proporcionar ao setor uma ferramenta na qual fatores importantes como eficiência, confiabilidade, precisão e robustez foram devidamente exploradas e conjugados com as particularidades e necessidades do setor elétrico brasileiro, mas propício também para aplicações internacionais.

Fruto de pesquisa de muitos anos, atualmente o ANATEM é utilizado amplamente pelo setor elétrico brasileiro em praticamente todos os estudos envolvendo dinâmica e transitórios eletromecânicos de usinas elétricas do Sistema Interligado Nacional (SIN) (CEPEL, 2022). O ANATEM foi adotado pelo ONS em seus Procedimentos de Rede para Estudos de Sistemas Elétricos como ferramenta oficial para estudos de estabilidade, sendo solicitado a todos os agentes que o adotem, permitindo assim uma comunicação com linguagem única.

O constante aperfeiçoamento do programa ANATEM e da correspondente base de dados dinâmicos do SIN tem produzido resultados de simulação com alto grau de precisão e que tem permitido melhores tomadas de decisão nos âmbitos do planejamento da expansão ou da operação do sistema.

O ANATEM utiliza um esquema de solução implícito alternado para solução do modelo completo do SEP, constituído por uma série de equações algébricas e diferenciais de primeira ordem. Neste esquema, a cada passo de integração, a regra trapezoidal é utilizada para resolução das equações diferenciais e as grandezas representativas do efeito da rede elétrica são determinadas através de solução direta. Estas equações são resolvidas de forma alternada até que a tolerância exigida pela convergência do método de solução seja alcançada (OLIVEIRA et al., 1994).

Esta ferramenta possui a capacidade de representação dos principais componentes dinâmicos do SEP, tais como geradores síncronos, dispositivos FACTS, elos de corrente contínua, motores de indução, cargas estáticas ou dinâmicas, usinas eólicas e sistemas de controle de forma geral. Os sistemas de controle podem ser representados por modelos predefinidos ou, em especial, por controladores definidos pelo usuário que conferem ao ANATEM uma flexibilidade de modelagem e precisão de resultados únicas, devido à grande variedade de blocos elementares disponíveis para a montagem dos controladores e a solução robusta e eficiente destes blocos mesmo quando combinados de forma complexa e em grande quantidade. Ressalta-se ainda que o programa está dimensionado e projetado para a eficiente e robusta simulação de sistemas de grande porte, como é o caso do SIN (CEPEL, 2022).

Para efetuar as simulações através do Anatem um conjunto de arquivos de parametrização que são necessários, sendo estes utilizados como entrada do processo de simulação. Muitos destes arquivos são estáticos e representam a estrutura e as características do sistema simulado, porém, existe um dos arquivos cuja a extensão é STB que contem os parâmetros intrínsecos a simulação e este arquivo deve ser construído manualmente pelo usuário.

Como o processo de criação destes arquivos deve ser feito de forma manual para a execução das simulações, foi implementada uma biblioteca em Python para facilitar o processo de geração deste arquivo de parametrização de forma que fosse

possível automatizar o processo de geração dos dados de simulação com menor interação humana possível.

Após o término de cada simulação um relatório final com os resultados da simulação é gerado no formato de tabela em um arquivo de texto.

4.1.4 Anarede

O software Análise de Redes Elétricas (ANAREDE) desenvolvido pelo CEPEL, é um software destinado a análise de SEPs em regime permanente que reúne uma coleção de programas que fornecem instruções para o computador efetuar estas análises. Tais quais:

- Fluxo de carga;
- Equivalente de redes;
- Análise de contingências;
- Análise de sensibilidade de tensão e de fluxo;
- Análise de segurança de tensão.

4.2 MÉTODO

O trabalho proposto neste documento encontra-se dividido em 2 etapas. Uma das etapas esta relacionada ao algoritmo responsável pela alocação das unidades de medição sincrofasorial, de forma a encontrar a melhor relação entre o numero de PMUs distribuídas dentro do sistema e a taxa de acerto do sistema de localização de falta proposto. A outra etapa esta relacionada ao sistema de localização de faltas em si. Nesta seção serão apresentados ambos algoritmos e será detalhado como eles foram implementados.

4.2.1 Método de análise do impacto causado pelo número de PMUs alocadas

Para avaliar o impacto causado ao algoritmo de localização de faltas proposto em função da redução do número de PMUs no sistema, foi feita a implementação de um algoritmo cíclico capaz de avaliar a relevância individual de cada PMUs alocada no sistema, aonde a PMU com menor relevância dentro da composição analisada é removida e o processo de avaliação se inicia novamente para uma nova composição de PMUs.

O algoritmo implementado inicia o processo de análise avaliando o impacto da remoção de somente uma PMUs do sistema, aonde a escolha da PMU a ser removida é

feita de forma incremental, avaliando a relevância da remoção da PMU posicionada na barra 1 até a barra 39. Ao termino de cada ciclo de teste é avaliado o impacto causado pela remoção de cada uma das PMUs, aonde a PMU com maior relevância é aquela que ao ser removida, causou a maior redução na precisão geral da solução para a composição analisada. Seguindo esta logica, a PMUs que teve menor relevância para a composição analisada é removida e uma nova composição é gerada com uma PMU a menos.

A partir do momento em que uma nova composição é gerada, o processo de análise se inicia novamente, avaliando o impacto da remoção de cada uma das PMUs que fazem parte desta nova composição. Este processo se repete de forma cíclica até que a composição de PMUs no sistema possua somente 3 PMU.

O processo de análise do impacto da alocação das PMUs proposto é apresentado na imagem 13

4.2.2 Processo de localização de faltas

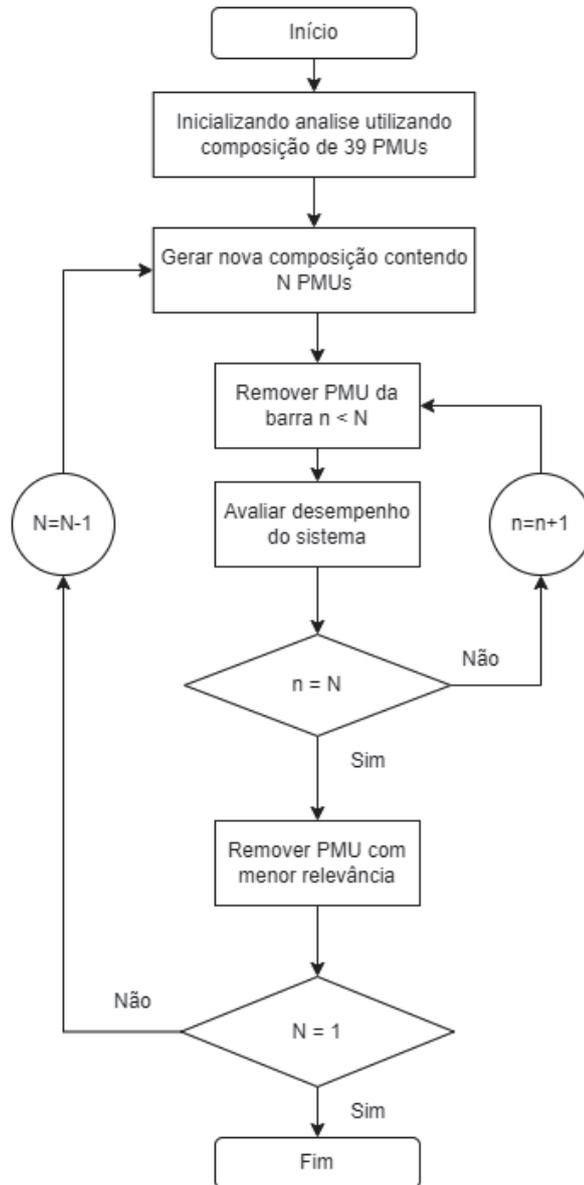
O processo de aquisição e tratamento dos dados das PMUs, assim como, seu pré-processamento e caracterização afim de identificar a posição de uma falta no sistema segue o fluxograma proposto na figura 14.

O fluxograma começa com a geração de dados de PMUs através de simulação. Todas as simulações devem ser feitas sobre o mesmo sistema de referencia de forma que as características do sistema sejam mantidas entre as simulações. Para efetuar as simulações do sistema foi utilizado o software Anarede e Anatem e os resultados de cada simulação foram salvos em um arquivo de texto.

Uma vez que os dados estão disponíveis, todos os sinais são segmentados em janelas com tamanho fixo para serem analisadas pelo algoritmo de detecção de anomalias. Após a segmentação, cada uma das janelas que compõe o sinal são analisadas e aquelas janelas aonde uma anomalia é detectada são enviadas para a etapa de pré processamento do sinal. Isso é feito usando um algoritmo de detecção de anomalias que é capaz de separar o conjunto de dados em duas classes, aonde uma destas classes representam as anomalias do sinal. Para encontrar o ponto de separação ideal entre estas classes, um limiar de detecção foi previamente definido, que indica se o sistema esta operando em condições normais ou em condição de falta. Se as amostras analisadas indicarem que o sistema está operando em condições normais, novas amostras serão analisadas

O pré processamento dos dados da janela é feito com base nos parâmetros de média e desvio padrão da ultima janela normal. O objetivo do pré processamento de um sinal é preparar os dados de forma a garantir que eles estejam adequados para

FIGURA 13 – Fluxograma do processo de análise de alocação das PMUs proposto



FONTE: O autor (2023).

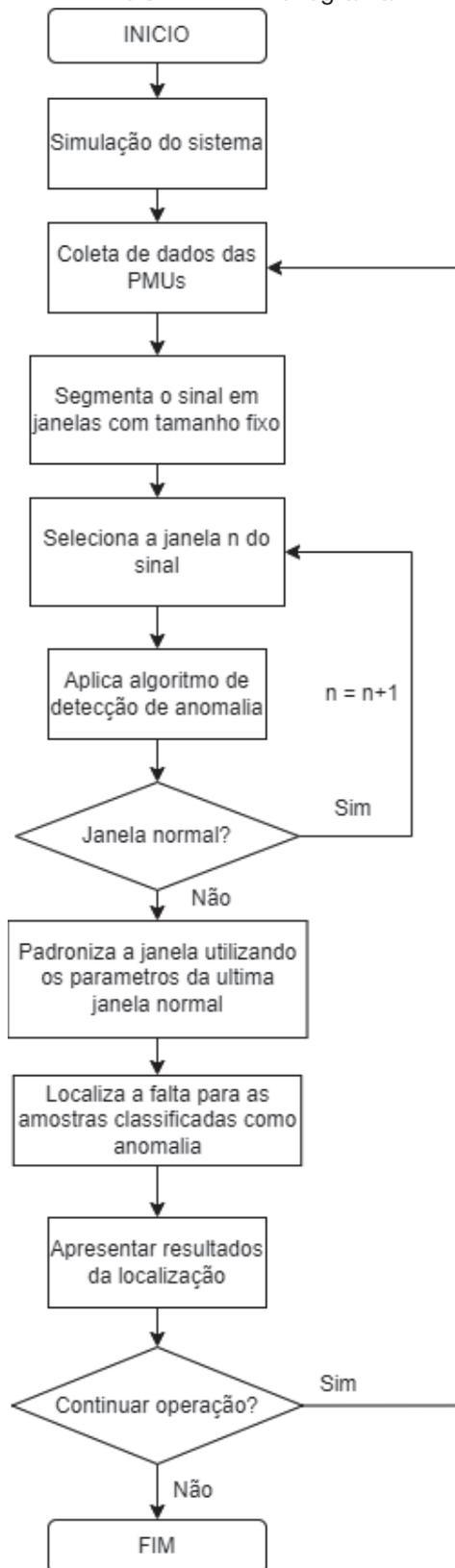
serem utilizados pelas etapas sub-sequentes do algoritmo proposto.

O algoritmo de localização de falta implementado analisa os dados de PMUs de diversos pontos do sistema e tem como objetivo identificar a barra do sistema aonde esta ocorrendo a falta ou que esta conectada a linha aonde ocorreu a falta.

Finalmente, as informações sobre a falha detectada, incluindo a localização e o tempo, são apresentadas ao operador para que ele possa tomar medidas para resolver a falha.

Este fluxograma ilustra como a solução de localização de faltas utilizando dados

FIGURA 14 – Fluxograma



FONTE: O autor (2023)

de PMUs funciona para detectar e localizar faltas no SEP, fornecendo informações precisas e em tempo real para o operador do sistema.

Todas as etapas descritas neste fluxograma serão descritas em detalhes nos capítulos a seguir.

4.2.3 Sistema de referencia

Para efetuar os teste a validação do algoritmo proposto foi utilizado o sistema de referência padrão do *Institute of Electrical and Electronics Engineers* (IEEE) de 39 barras e 10 geradores.

O sistema de 39 barras do IEEE, comumente conhecido como *New England IEEE 39-Bus System*, é um sistema de teste amplamente utilizado na análise e pesquisa de SEPs, pois ele é uma representação simplificada de um SEP real e é usado como um benchmark para testar e comparar vários algoritmos de análise e controle de SEPs.

O sistema de 39 barras foi desenvolvido pelo IEEE que também é parte do *IEEE Common Data Format* (CDF) e foi apresentado inicialmente no artigo publicado por Athay et al. (1979)

O Sistema IEEE de 39 barras consiste em 39 barras, 54 ramos e 10 geradores. O sistema foi projetado para representar um SEP de tamanho moderado, com uma mistura de barras de transmissão e distribuição. O sistema possui vários geradores, que estão conectados a diferentes barras e são usados para fornecer energia ao sistema. O sistema também possuem diversas cargas e capacitores shunt que são utilizados para representar a demanda de potência ativa e reativa do sistema.

O diagrama elétrico do sistema de 39 barras é apresentado na figura 15 e todos os parâmetros deste sistema serão apresentados nos próximos capítulos deste trabalho.

4.2.3.1 DADOS DE BARRA

A tabela 7 apresenta os dados de potência e tensão do sistema de referencia, aonde os dados apresentados estão na base de MVA. Note que o gerador 2 será considerado como o nó *swing* e o gerador 1 representa um aglomerado de um grande número de geradores.

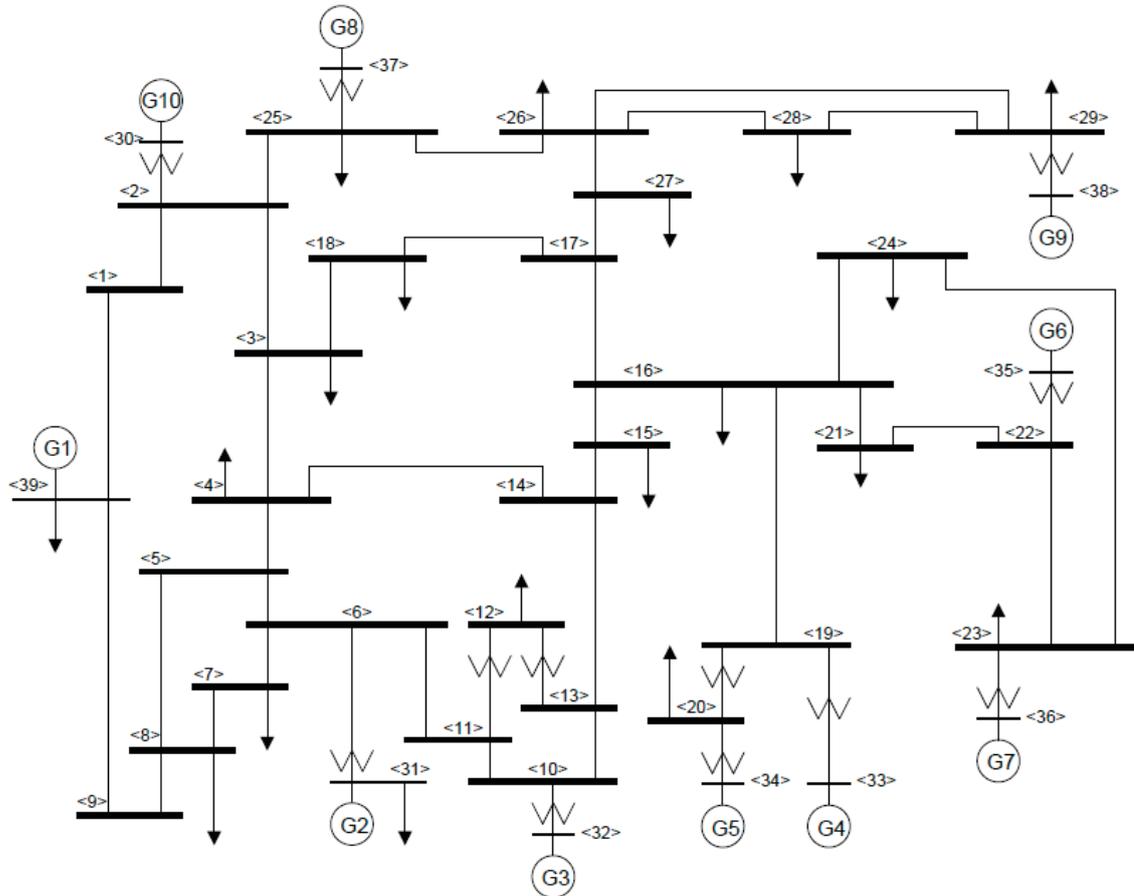
4.2.3.2 DADOS DE LINHA

A tabela 8 apresenta os dados de linha do sistema de 39 barras do IEEE, aonde os dados apresentados estão na base de MVA a 60Hz.

4.2.3.3 MODELO DOS GERADORES

O sistema de 39 barras do IEEE é composto por 10 geradores e todos eles serão representados por um modelo de 6º ordem estimado por (RAMOS et al., 2013).

FIGURA 15 – Diagrama do sistema de 39 barras do IEEE



FONTE: O autor (2023).

Os parâmetros estimados dos geradores serão apresentados nas tabelas 9 e 10 a seguir:

4.2.3.4 MODELO DOS CONTROLADORES

Todos os geradores do sistema são equipados com AVRs (*Automatic Voltage Regulators*) e PSSs (*Power System Stabilizers*). Estes geradores utilizam o mesmo modelo de controlador se diferenciando apenas pelos seus correspondentes parâmetros de acordo com a especificação do sistema apresentada por (ATHAY et al., 1979)

4.2.3.5 ESTABILIZADORES DE SISTEMA DE ENERGIA (PSS)

Cada gerador do sistema está relacionado a um PSS do tipo δ e ω com dois blocos de mudança de fase. O PSS utilizado na simulação deste sistema foi especificado por (HISKENS, 2013) e são especificados na tabela 11.:

TABELA 7 – Dados de barras do sistema de 39 barras do IEEE

Barra	Tipo	Tensão	Ângulo	Carga		Gerador		
		[PU]	[Grau]	[MW]	[Mvar]	[MW]	[Mvar]	Nº
1	PQ	-	-	0,00	0,00	0,00	0,00	-
2	PQ	-	-	0,00	0,00	0,00	0,00	-
3	PQ	-	-	332,00	2,4	0,00	0,00	-
4	PQ	-	-	500,00	184,00	0,00	0,00	-
5	PQ	-	-	0,00	0,00	0,00	0,00	-
6	PQ	-	-	0,00	0,00	0,00	0,00	-
7	PQ	-	-	233,80	84,00	0,00	0,00	-
8	PQ	-	-	522,00	176,00	0,00	0,00	-
9	PQ	-	-	0,00	0,00	0,00	0,00	-
10	PQ	-	-	0,00	0,00	0,00	0,00	-
11	PQ	-	-	0,00	0,00	0,00	0,00	-
12	PQ	-	-	7,50	88,00	0,00	0,00	-
13	PQ	-	-	0,00	0,00	0,00	0,00	-
14	PQ	-	-	0,00	0,00	0,00	0,00	-
15	PQ	-	-	320,00	153,00	0,00	0,00	-
16	PQ	-	-	329,00	32,30	0,00	0,00	-
17	PQ	-	-	0,00	0,00	0,00	0,00	-
18	PQ	-	-	158,00	30,00	0,00	0,00	-
19	PQ	-	-	0,00	0,00	0,00	0,00	-
20	PQ	-	-	628,00	103,00	0,00	0,00	-
21	PQ	-	-	274,00	115,00	0,00	0,00	-
22	PQ	-	-	0,00	0,00	0,00	0,00	-
23	PQ	-	-	247,50	84,60	0,00	0,00	-
24	PQ	-	-	308,60	-92,00	0,00	0,00	-
25	PQ	-	-	224,00	47,20	0,00	0,00	-
26	PQ	-	-	139,00	17,00	0,00	0,00	-
27	PQ	-	-	281,00	75,50	0,00	0,00	-
28	PQ	-	-	206,00	27,60	0,00	0,00	-
29	PQ	-	-	283,50	26,90	0,00	0,00	-
30	PV	1,0475	-	0,00	-	250,00	-	Gen10
31	Vθ	0,9820	0	-	-	-	-	Gen2
32	PV	0,9831	-	0,00	-	360,00	-	Gen3
33	PV	0,9972	-	0,00	-	632,00	-	Gen4
34	PV	1,0123	-	0,00	-	508,00	-	Gen5
35	PV	1,0493	-	0,00	-	650,00	-	Gen6
36	PV	1,0635	-	0,00	-	560,00	-	Gen7
37	PV	1,0278	-	0,00	-	540,00	-	Gen8
38	PV	1,0265	-	0,00	-	830,00	-	Gen9
39	PV	1,0300	-	1104,00	-	1000,00	-	Gen1

FONTE: O autor (2023).

4.2.3.6 MODELO DO REGULADOR AUTOMÁTICO DE TENSÃO (AVR)

Todos os geradores do sistema são equipados com um AVR. Os parâmetros do AVR são definidos conforme apresentado na tabela 12 abaixo:

4.2.4 Simulação do sistema

A simulação do sistema de referencia foi feita através dos softwares Anarede e Anatem apresentado nas sessões 4.1.4 e 4.1.3 respectivamente. Todas as simulações feitas utilizaram como base os arquivos de simulação provenientes da task force RAMOS et al. (2015).

Para efetuar as simulações dinâmicas do sistema através do Anatem é necessário fornecer ao software alguns arquivos de parametrização que serão utilizados

TABELA 8 – Dados de linha do sistema de 39 barras do IEEE

Da Barra	Para Barra	R	X	B
1	2	0,0035	0,0411	0,6987
1	39	0,0010	0,0250	0,7500
2	3	0,0013	0,0151	0,2572
2	25	0,0070	0,0086	0,1460
3	4	0,0013	0,0213	0,2214
3	18	0,0011	0,0133	0,2138
4	5	0,0008	0,0128	0,1342
4	14	0,0008	0,0129	0,1382
5	6	0,0002	0,0026	0,0434
5	8	0,0008	0,0112	0,1476
6	7	0,0006	0,0092	0,1130
6	11	0,0007	0,0082	0,1389
7	8	0,0004	0,0046	0,0780
8	9	0,0023	0,0363	0,3804
9	39	0,0010	0,0250	1,2000
10	11	0,0004	0,0043	0,0729
10	13	0,0004	0,0043	0,0729
13	14	0,0009	0,0101	0,1723
14	15	0,0018	0,0217	0,3660
15	16	0,0009	0,0094	0,1710
16	17	0,0007	0,0089	0,1342
16	19	0,0016	0,0195	0,3040
16	21	0,0008	0,0135	0,2548
16	24	0,0003	0,0059	0,0680
17	18	0,0007	0,0082	0,1319
17	27	0,0013	0,0173	0,3216
21	22	0,0008	0,0140	0,2565
22	23	0,0006	0,0096	0,1846
23	24	0,0022	0,0350	0,3610
25	26	0,0032	0,0323	0,5130
26	27	0,0014	0,0147	0,2396
26	28	0,0043	0,0474	0,7802
26	29	0,0057	0,0625	1,0290
28	29	0,0014	0,0151	0,2490
12	11	0,0016	0,0435	0,0000
12	13	0,0016	0,0435	0,0000
6	31	0,0000	0,0250	0,0000
10	32	0,0000	0,0200	0,0000
19	33	0,0007	0,0142	0,0000
20	34	0,0009	0,0180	0,0000
22	35	0,0000	0,0143	0,0000
23	36	0,0005	0,0272	0,0000
25	37	0,0006	0,0232	0,0000
2	30	0,0000	0,0181	0,0000
29	38	0,0008	0,0156	0,0000
19	20	0,0007	0,0138	0,0000

FONTE: O autor (2023).

para elaborar a dinâmica de simulação do sistema assim como informar ao simulador os parâmetros do sistema, sendo os principais arquivos envolvidos neste processo listados abaixo:

- Arquivo PWF: Arquivo de texto que contem os dados das barras e linhas do sistema utilizado pelo software Anarede para calcular o fluxo de potência do sistema.
- Arquivo HIS: Arquivo de fluxo de potência convergido salvo como arquivo histórico

TABELA 9 – Parâmetros dos geradores

Gerador nº	H	R_a	X'_d	X'_q	X_d	X_q	T'_{do}	T'_{go}	X_1
1	500,0	0,0	0,0060	0,0080	0,0200	0,0190	7,00	0,70	0,0030
2	30,3	0,0	0,0697	0,1700	0,2950	0,2820	6,56	1,50	0,0350
3	35,8	0,0	0,0531	0,0876	0,2495	0,2370	5,70	1,50	0,0340
4	28,6	0,0	0,0436	0,1660	0,2620	0,2580	5,69	1,50	0,0295
5	26,0	0,0	0,1320	0,1660	0,6700	0,6200	5,40	0,44	0,0540
6	34,8	0,0	0,0500	0,0814	0,2540	0,2410	7,30	0,40	0,0224
7	26,4	0,0	0,0490	0,1860	0,2950	0,2920	5,66	1,50	0,0322
8	24,3	0,0	0,0570	0,0911	0,2900	0,2800	6,70	0,41	0,0280
9	34,5	0,0	0,0570	0,0587	0,2106	0,2050	4,79	1,96	0,0298
10	42,0	0,0	0,0310	0,0080	0,1000	0,0690	10,20	0,10	0,0125

FONTE: O autor (2023).

TABELA 10 – Parâmetros estimados dos geradores

Gerador nº	X''_d	T'_{do}	T''_{go}
1	0,004	0,050	0,035
2	0,050	0,050	0,035
3	0,045	0,050	0,035
4	0,035	0,050	0,035
5	0,089	0,050	0,035
6	0,040	0,050	0,035
7	0,044	0,050	0,035
8	0,045	0,050	0,035
9	0,045	0,050	0,035
10	0,025	0,050	0,035

FONTE: O autor (2023).

TABELA 11 – Parâmetros dos PSS de cada gerador

Gerador nº	K	T_w	T1	T2	T3	T4	$V_{Pss,Max}$	$V_{Pss,Min}$
1	$1,0/(120\pi)$	10,0	5,0	0,60	3,00	0,50	0,20	-0,20
2	$0,5/(120\pi)$	10,0	5,0	0,40	1,00	0,10	0,20	-0,20
3	$0,5/(120\pi)$	10,0	3,0	0,20	2,00	0,20	0,20	-0,20
4	$2,0/(120\pi)$	10,0	1,0	0,10	1,00	0,30	0,20	-0,20
5	$1,0/(120\pi)$	10,0	1,5	0,20	1,00	0,10	0,20	-0,20
6	$4,0/(120\pi)$	10,0	0,5	0,10	0,50	0,05	0,20	-0,20
7	$7,5/(120\pi)$	10,0	0,2	0,02	0,50	0,10	0,20	-0,20
8	$2,0/(120\pi)$	10,0	1,0	0,20	1,00	0,10	0,20	-0,20
9	$2,0/(120\pi)$	10,0	1,0	0,50	2,00	0,10	0,20	-0,20
10	$1,0/(120\pi)$	10,0	1,0	0,05	3,00	0,50	0,20	-0,20

FONTE: O autor (2023).

(HIS) pelo programa Anarede;

- Arquivo BLT: Arquivo sugerido para definição dos modelos *built-in* de máquina síncrona;

TABELA 12 – Parâmetros dos AVR de cada gerador

Gerador nº	T_R	K_a	T_A	T_B	T_C	V_{setpoint}	$E_{\text{fd,Max}}$	$E_{\text{fd,Min}}$
1	0,01	200,0	0,015	10,0	1,0	1,0300	5,00	-5,00
2	0,01	200,0	0,015	10,0	1,0	0,9820	5,00	-5,00
3	0,01	200,0	0,015	10,0	1,0	0,9831	5,00	-5,00
4	0,01	200,0	0,015	10,0	1,0	0,9972	5,00	-5,00
5	0,01	200,0	0,015	10,0	1,0	1,0123	5,00	-5,00
6	0,01	200,0	0,015	10,0	1,0	1,0493	5,00	-5,00
7	0,01	200,0	0,015	10,0	1,0	1,0635	5,00	-5,00
8	0,01	200,0	0,015	10,0	1,0	1,0278	5,00	-5,00
9	0,01	200,0	0,015	10,0	1,0	1,0265	5,00	-5,00
10	0,01	200,0	0,015	10,0	1,0	1,0475	5,00	-5,00

FONTE: O autor (2023).

- Arquivo CDU: Arquivo sugerido para definição de modelos e topologias de Controladores Definidos pelo Usuário;
- Arquivo STB: Arquivo de texto principal do Anatem a partir do qual os demais arquivos serão associados e as dinâmicas da simulação são definidas. A execução do Anatem, tanto pela interface ou em modo batch será inicializada a partir deste arquivo.

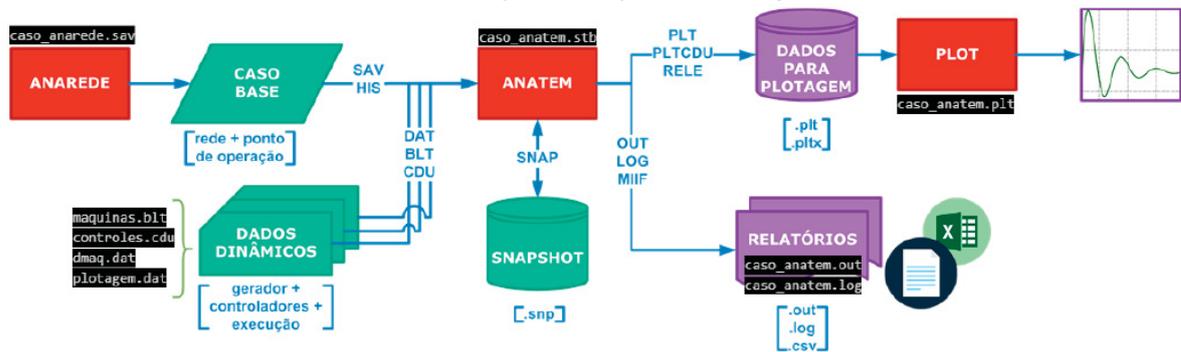
Conforme apresentado na lista acima, a execução das simulações da dinâmica do sistema através do Anatem dependem da geração de alguns arquivos através do Anarede. Para efetuar a simulação do sistema através do software Anarede, foi utilizando como entrada o arquivo PWF preenchido com os dados do sistema apresentados na sessões 4.2.3.1 e 4.2.3.2, obtendo como saída o arquivo HIS com os dados do fluxo de potência do sistema. Esta simulação foi efetuada somente uma vez devido ao fato de que o as informações do fluxo de potência do sistema são estáticas uma vez que as características do sistema serão sempre as mesmas.

Após a geração do arquivo HIS, foi feito o preenchimento do arquivo BLT com os dados apresentados na seção 4.2.3.3 e do arquivo CDU com os dados apresentados nas sessões 4.2.3.4, 4.2.3.5 e 4.2.3.6.

Todos os arquivos citados acima e a etapa da simulação na qual cada um é utilizado é apresentado pela figura 13

Levando em conta que a manipulação do arquivo STB, que contem as informação a respeito de como a simulação será feita, deve ser feita de forma manual, foi necessário efetuar a implementação de um script em Python capaz de manipular os dados presentes no arquivo STB, assim como, efetuar a chamada do interpretador do

TABELA 13 – Associação de arquivos no Programa Anatem



FONTE: Oliveira et al. (1994).

Anatem de forma automatizada para que fosse possível gerar uma grande quantidade de dados para o desenvolvimento do validação do algoritmo proposto.

A implementação deste script de manipulação foi feita com base nas informações disponíveis na documentação oficial do Anatem que informam como o arquivo STB deve ser composto, qual é a estrutura de dados esperada e quais são as tags que podem ser utilizadas para execução das simulações.

Dentro do arquivo STB foram pré definido um conjunto de parâmetros fixos e outro conjunto de parâmetros variáveis para cada simulação executada. O detalhamento dos parâmetros de simulação utilizados serão apresentados abaixo:

- Todas as simulações foram feitas utilizando um tempo máximo de simulação 60 segundos;
- O passo de integração utilizado foi de 0.016 segundos (60Hz);
- Foi utilizado como dado de saída somente o valor do módulo da tensão das barras, em pu;
- O valor das cargas dentro de uma mesma simulação variam, seguindo uma distribuições uniforme, dentro de uma janela de 5% em relação ao seu valor nominal;
- Entre diferentes simulações foi realizada a variação da carga do sistema entre -50% até 50% da carga nominal, com o objetivo de atribuir ao processo de simulação a característica de sazonalidade de um SEP real.
- Foram utilizados 2 tipos de faltas nas simulações, sendo elas:
 - Curto-circuito (trifásico) com impedância configurável em barra CA;
 - Curto-circuito em linha CA com impedância configurável.

- Não foram efetuadas simulações de curto-circuito de linha nas linhas 2-30, 25-37, 29-39, 22-35, 23-36, 19-33, 20-34, 19-20, 10-32, 12-13, 11-12 e 6-31 uma vez que estão linhas são transformadores;
- O tempo de duração de cada falta varia, seguindo uma distribuições uniforme, com valores entre 0.02 e 0.05 segundos;
- O tempo de inicio de uma falta foi definido de forma aleatória, seguindo uma distribuições uniforme, com valores entre 0 e 45 segundos;
- Quando o tipo de falta simulada é do tipo 'Curto-circuito em linha CA', a posição da linha aonde a falta irá ocorrer foi escolhida de forma aleatório, seguindo uma distribuições uniforme, com valores entre 0 e 100 por cento do comprimento total da linha;
- O valor da impedância da falta foi escolhida de forma aleatória, seguindo uma distribuições uniforme, aonde o valor da componente real e imaginaria da impedância variando entre 0.05 e 2;
- Entre diferentes simulações, a falta poderá ser removida por meio da abertura da linha ou através da extinção da falta (simulando a ocorrência de um evento temporário)

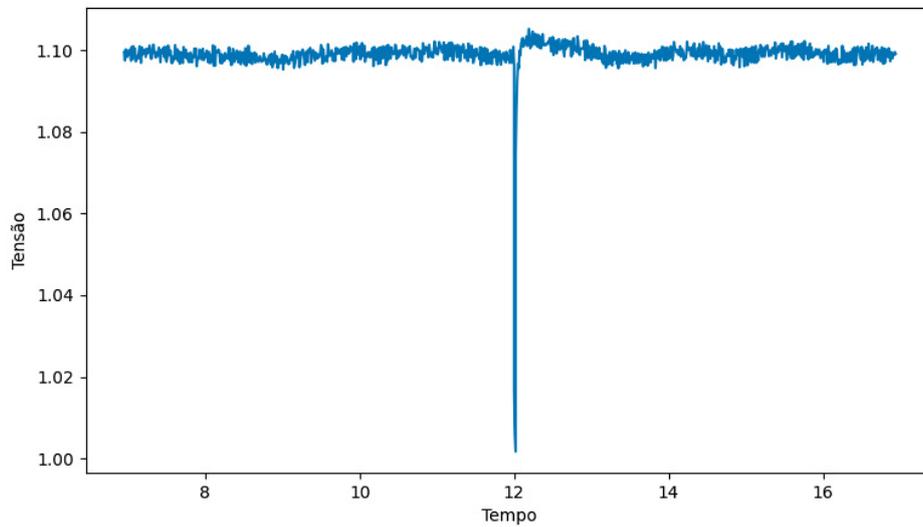
Ao termino de cada simulação feita através do Anatem foi gerado um arquivo com os resultados da simulação e alguns arquivos de log que podem ser utilizados para depurar o processo de simulação caso ocorra algum erro. Os arquivos de saída do Anatem estão listados abaixo:

- Arquivo PLT: Arquivo de plotagem com os resultados das grandezas monitoradas no domínio do tempo;
- Arquivo LOG: Arquivo de relatório com descrição dos eventos da simulação;
- Arquivo OUT: arquivo de relatório com críticas de dados, identificação de avisos, erros, eventos e estatísticas da simulação.

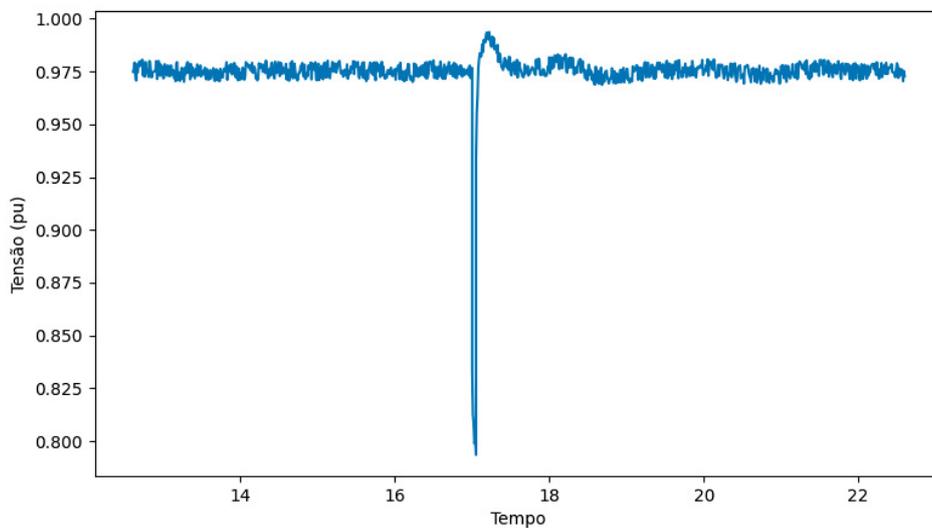
A figura 16 apresenta o valor do módulo da tensão na barra 3 do sistema resultantes de 2 simulações e efetuadas no Anatem, aonde, a figura (a) apresenta o resultado de uma simulação feita com uma falta de curto circuito na barra 18 ocorrendo aos 12 segundos e a figura (b) apresenta o resultado de uma simulação feita com uma falta de curto circuito de linha ocorrendo entre as barras 1 e 2 aos 17 segundos.

Para complementar os resultados das simulações apresentados na figura 16, a figura 17 apresenta o módulo de tensão em todas as barras do sistema dentro de

FIGURA 16 – (a) Módulo da tensão na barra 3 em uma simulação aonde esta ocorrendo um curto circuito na barra 18 aos 12 segundos
(b) Módulo da tensão na barra 3 em uma simulação aonde esta ocorrendo um curto circuito entre as barras 1 e 2 aos 17 segundos



(a)



(b)

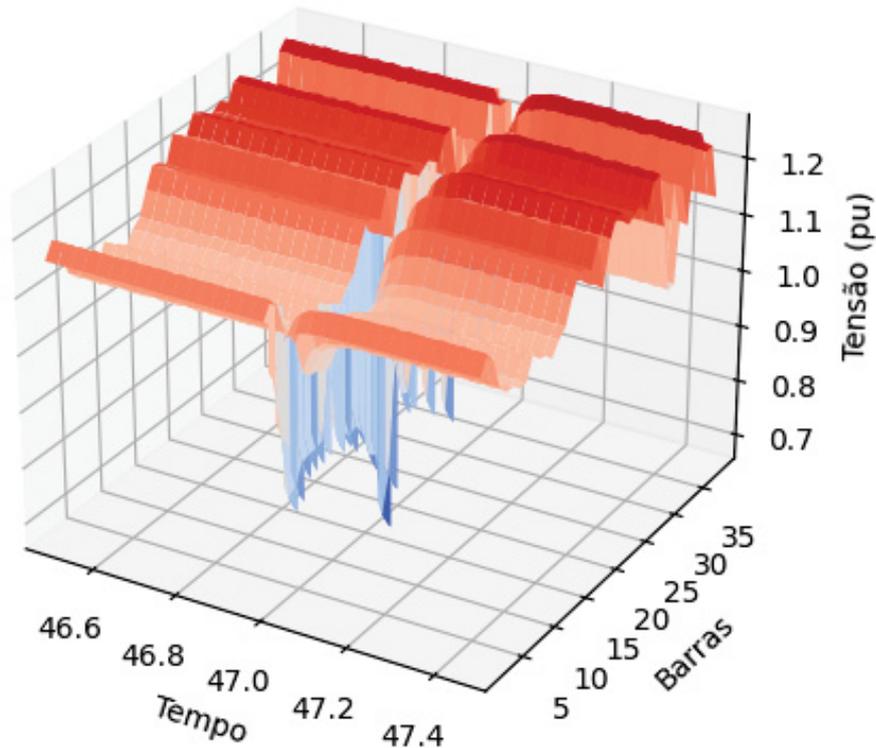
FONTE: O autor (2023).

uma janela de 1 segundo ao redor do momento em que a falta de curto circuito entre as barras 17 e 18 ocorre.

4.2.5 Coleta de dados das PMUs

Para as configurações de simulação apresentadas na seção 4.2.4, foram feitas 422 simulações de 60 segundos com o sistema operando em algum tipo de condição

FIGURA 17 – Módulo da tensão em todas as barras do sistema no momento em que a falta de curto-circuito ocorre entre as barras 17 e 18



FONTE: O autor (2023).

de falta, sendo 211 simulações para faltas de curto-circuito nas barras do sistema e 211 simulações para faltas de curto-circuito nas linhas totalizando 422 horas de dados simulados.

4.2.6 Detecção de anomalias

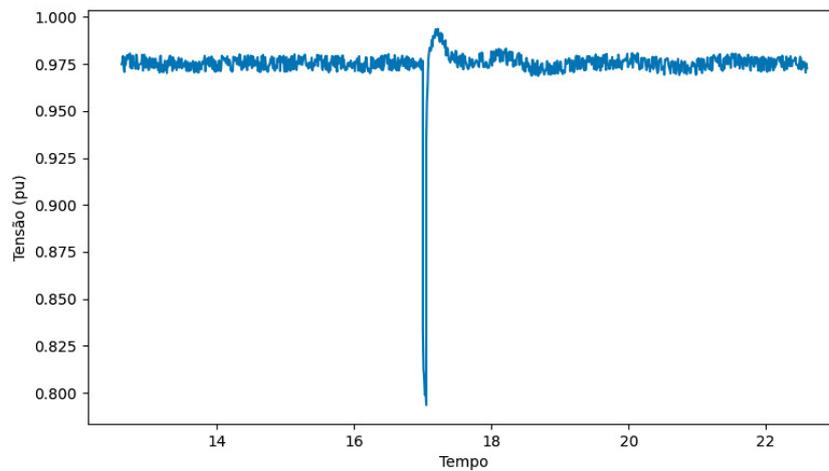
Após a etapa de coleta dos dados, os sinais são segmentados em janelas de 16.6 segundos (1000 amostras), e individualmente cada uma destas janelas passa pelo processo responsável por identificar a condição operativa do sistema dentro daquele intervalo de tempo cujo principal objeto neste processo é informar ao algoritmo se o sistema esta operando em condição de falta.

O processo de identificação da condição de operação do sistema foi feita por meio de um do algoritmo SVM, apresentado na seção 2.4.1, utilizando-se a implementação do algoritmo disponível na biblioteca *Scikit learning*.

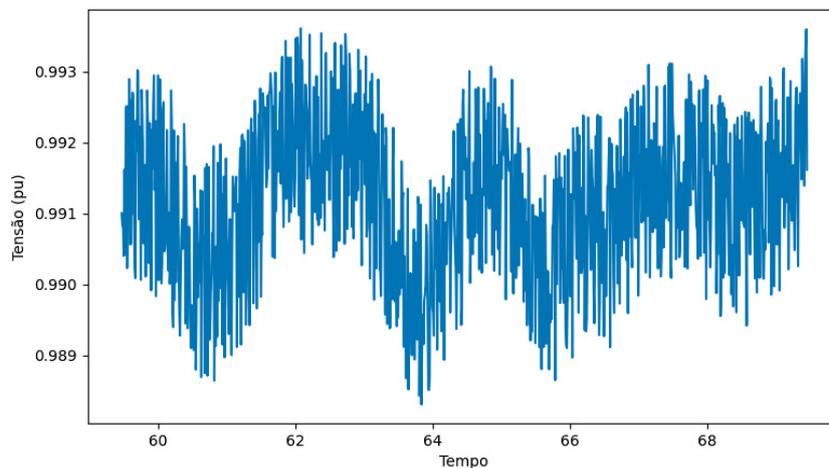
Para efetuar a classificação do sinal através do algoritmo *One-Class SVM*, foram utilizados vetores de dados que representam o módulo da tensão em cada barra do sistema. Como o algoritmo de classificação utilizado é não supervisionado, o mesmo irá atuar como um algoritmo de clusterização, não necessitando uma etapa de treinamento prévia.

A figura 18 apresenta de forma gráfica o módulo da tensão da barra 3 em dois instantes diferentes de tempo, sendo a figura (a) a representação de um intervalo de tempo no qual o sistema esta operando em condições normais e a figura (b) representa um intervalo de tempo no qual uma anomalia foi encontrada no módulo de tensão da barra.

FIGURA 18 – (a) Janela de tempo classificada como normal
(b) Janela aonde uma anomalia foi encontrada no módulo da tensão



(a)



(b)

FONTE: O autor (2023).

Levando em conta que o problema de detecção de falta abordado para a aplicação proposta pode ser considerado como um problema de classificação binário foi utilizada a curva ROC e o índice AUC para avaliar sua performance.

4.2.7 Pré processamento do sinal

Antes do módulo da tensão obtido por meio das PMUs ser utilizado pelo algoritmo de localização de faltas ele deve ser pré processamento com o objetivo de realçar as amostras do sinal obtido em um momento de falta, assim como, padronizar os dados obtidos de diferentes pontos do sistema. O objetivo principal desta etapa de pré-processamento é preparar o sinal de forma que possa ser usado com eficiência e precisão pelo algoritmo de localização de falta.

Para efetuar a padronização dos sinais obtidos de diferentes pontos do sistema foi efetuado o calculo da média e do desvio padrão do módulo da tensão obtido em cada uma das barras do sistema.

O calculo destes parâmetros de padronização são feitos a partir dos dados relacionados da ultima janela de tempo que foi classificada como normal para uma dada barra do sistema. O calculo da média e do desvio padrão do sinal é apresentado pela equação 4.1 e 4.2

$$\mu_b = \frac{\sum_0^n X_n}{N} \quad (4.1)$$

$$\sigma_b = \sqrt{\frac{\sum_0^n |X_n - \mu|}{N}} \quad (4.2)$$

Aonde μ_b e σ_b são a média e o desvio padrão, respectivamente, do módulo da tensão de uma única barra do sistema operando em condições normais e X_n representa as amostras do módulo de tensão obtido desta barra.

Utilizando os parâmetros calculados com base na ultima janela de tempo obtida para cada uma das barras do sistema, as janelas na qual uma anomalia foi detectada é padronizada utilizando o parâmetro calculado. A padronização dos sinais foi feita através da equação 4.3.

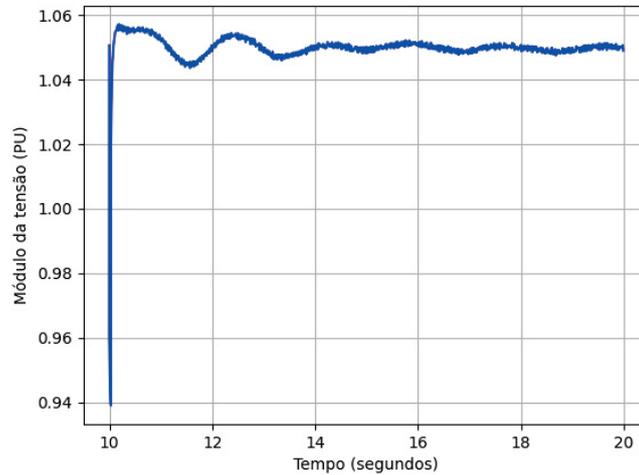
$$X_{norm} = \frac{|x_n - \mu_b|}{\sigma_b} \quad (4.3)$$

Aonde μ_b e σ_b são a média e o desvio padrão, respectivamente, do módulo da tensão de uma única barra do sistema operando em condições normais e x_f representa as amostras do módulo de tensão obtidas através das simulações do sistema operando em condição de falta.

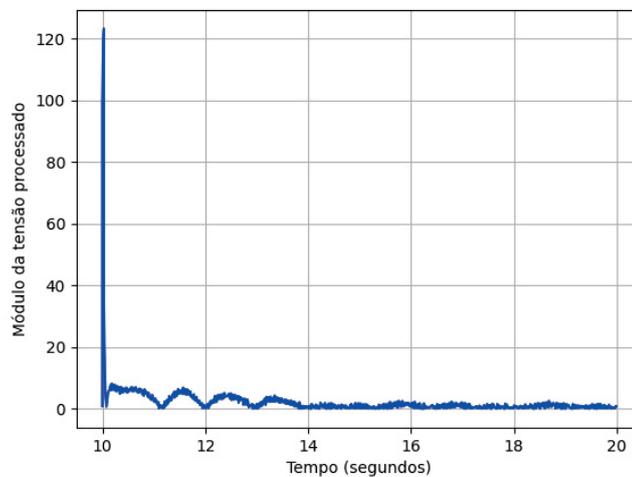
A figura 19 exhibe o resultado do pré processamento do sinal do módulo da tensão obtido da barra 3 no momento em que uma falta esta ocorrendo instante T=10 segundos. A figura (a) representa o sinal bruto obtido pela PMU e a figura (b) é o sinal pré processado. Nesta figura é possível observar que todo os dados obtidos após a

ocorrência do evento estão bem próximos de 0 e a amostras referente ao evento em si possuem um destaque significativo dentro do sinal como um todo.

FIGURA 19 – (a) Módulo da tensão na barra 3
(b) Módulo da tensão na barra 3 após etapa de pré processamento



(a)



(b)

FONTE: O autor (2023).

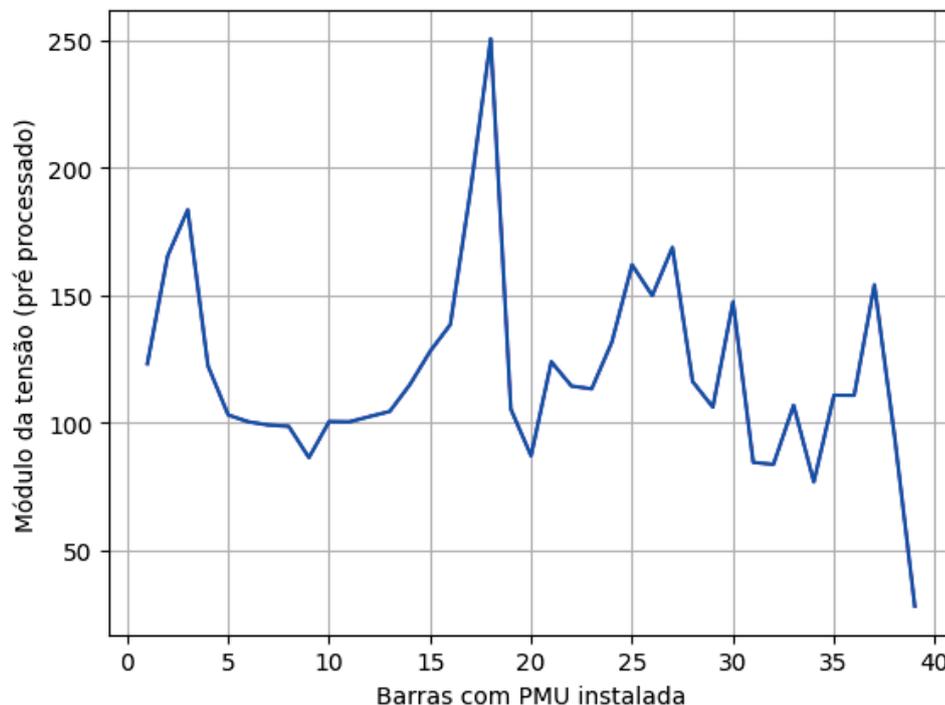
4.2.8 Localização de falta

Uma vez que é identificada a presença de uma falta no sistema, o algoritmo de localização de falta é acionado para indicar em qual barra do sistema esta ocorrendo a falta. Para efetuar a implementação do método de localização de falta proposto foi utilizado como base o algoritmo de aprendizado de maquina SVM.

Para efetuar o treinamento do algoritmo SVM foram segmentadas as amostras pré processadas do módulo da tensão, obtida das barras do sistema em um mesmo

instante de tempo no momento, que foram classificadas pelo algoritmo de detecção de anomalias como uma amostra anômala. O número de amostras do vetor que representam o estado atual do sistema é igual ao número de PMUs que estão instaladas no sistema. Para a validação inicial do algoritmo de localização de faltas foi considerado que todas as barras do sistema possuíam uma PMU, sendo assim, o vetor de amostras utilizado no processo de treinamento do algoritmo é de 39 amostras conforme apresentado na figura 20.

FIGURA 20 – Módulo de tensão pré processado de todas as barras do sistema no momento em que um curto circuito ocorre na barra 18



FONTE: O autor (2023).

A figura 20 representa o módulo de tensão pré processado de todas as barras do sistema no exato instante de tempo em que um curto circuito ocorre na barra 18 do sistema.

Cada um dos vetores de amostras obtidos foram devidamente categorizados, aonde a classe a qual um vetor pertence está relacionada a barra do sistema onde a falta está ocorrendo.

Após categorizar todos os conjuntos de amostras é efetuada a separação destes em dois sub-conjuntos, aonde um dos sub-conjuntos foi utilizado para efetuar o treinamento do algoritmo e o outro sub-conjunto foi utilizado na etapa de validação do modelo obtido. O processo de seleção dos vetores de amostra que fazem parte de cada sub-conjuntos foi feito de forma aleatória, utilizando uma proporção aonde 80% dos vetores foram utilizados para treinamento do algoritmo e 20% foi utilizado na etapa de validação do modelo.

Conforme foi apresentado na seção 2.4, o algoritmo SVM pode ser implementado utilizando diferentes tipos de *kernels* o que atribui ao algoritmo a capacidade de resolver problemas linearmente separáveis, através do uso de um *kernel* linear, ou problemas não linearmente separáveis através do uso de *kernels* como função de base radial, do ingles *Radial basis function* (RBF) ou Polinomial. Para escolher o melhor tipo de kernel para o conjunto de dados utilizados, foram feitos testes de validação para cada um dos tipos de *kernel* disponível dentro da biblioteca *Scikit learning* e foi constatado que em termos de precisão a diferença no resultado final era baixa, porem, em termos de tempo de execução o processo de classificação do SVM utilizando *kernel* linear foi em torno de 30% menor do que os outros *kernels*, e por este motivo a implementação do método proposto foi feita utilizando o SVM com *kernel* linear.

No que diz respeito aos hiper parâmetros utilizados para geração do modelo, somente o formato da função de decisão utilizada pelo algoritmo foi alterada para 'OVO' em relação aos valores padrões disponibilizados pela biblioteca *Scikit learning*. A função de decisão 'OVO' possibilita que o algoritmo seja capaz de criar classes individuais para cada conjunto de dados, aonde a comparação entre as classes é feita 1 vs 1, ao invés de 1 vs resto que é o valor padrão utilizado pela biblioteca

Afim de validar a performance do modelo de classificação treinado foi utilizado o método comumente conhecido como *6-folds*. O método de validação *6-folds* é uma técnica de validação cruzada específica, onde os dados são divididos em 6 conjuntos ou "folds". O algoritmo é treinado usando 4 desses conjuntos e testado usando o conjunto restante. Esse processo é repetido 5 vezes, cada vez usando um conjunto diferente como conjunto de teste. A precisão média é então calculada a partir dos resultados dos testes.

O calculo a média dos resultados obtidos para cada etapa da validação cruzada foi feito através do calculo do *F1 score*. O *F1 score* pode ser interpretado como o calculo da media harmonica e de forma bastante simples, ela é uma maneira de visualizarmos as métricas *Precision* e *Recall* juntas, aonde a métrica *Precision* é dada pelas previsões positivas corretas em relação às previsões positivas totais e a métrica *Recall* é dada pelas previsões positivas corretas em relação ao total de positivos reais. O calculo do *F1 score* é apresentado pela equação 4.4

$$F1_{Score} = 2x \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (4.4)$$

O objetivo desta técnica é garantir que o modelo desenvolvido esteja generalizando bem para novos dados. Ao utilizar diferentes conjuntos de dados para testar, é possível avaliar como o modelo se comporta em diferentes situações e minimizar o viés de dados.

5 TESTES E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Neste capítulo serão apresentados os resultados e testes dos algoritmos implementados com dados extraídos por meio de simulação do sistema de referência apresentado na seção 4.2.3.

Para a execução dos testes apresentados nesta seção, foram feitas 422 simulações de 60 segundos com o sistema operando em algum tipo de condição de falta, sendo 211 simulações para faltas de curto-circuito nas barras do sistema e 211 simulações para faltas de curto-circuito nas linhas totalizando 422 horas de dados simulados.

5.1 ALGORITMO DE DETECÇÃO DE FALTA

Para efetuar a análise inicial de algoritmo de detecção de faltas proposto na seção 4.2.6 foi considerado que o sistema de referência possuía PMUs instaladas em todas as barras do sistema.

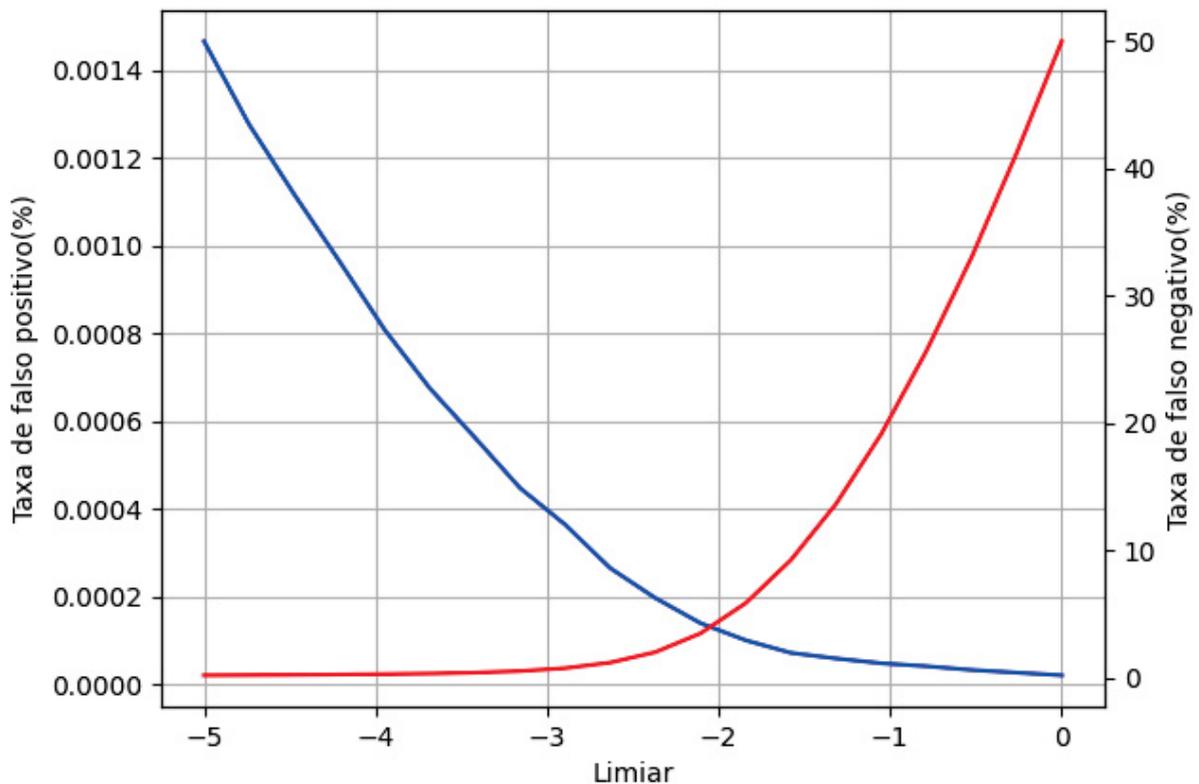
A avaliação do modelo de detecção de faltas foi feita a partir de um conjunto de dados de testes que correspondem a 20% do conjunto de dados simulados, aonde os outros 80% do conjunto de dados foi utilizado na etapa de definição do limiar de detecção da falta.

No problema de detecção de anomalias, o limiar de detecção desempenha um papel fundamental na determinação de quais instâncias serão consideradas como anomalias. O processo de escolha desse limiar é uma etapa importante para garantir a eficácia e a precisão do modelo de detecção. Existem várias abordagens para selecionar o limiar de detecção, e a escolha depende do contexto do problema e dos requisitos específicos. Para este trabalho, a escolha do limiar de detecção será feita a partir da análise de trade-off. Conforme apresentado pela figura 21 (aonde a curva azul representa a taxa de falsos negativos e a curva vermelha a taxa de falsos positivos), para o sistema de detecção de anomalias proposto, existe um trade-off entre a taxa de falso positivo e falso negativo que deve ser considerado no momento da definição do limiar de detecção.

Para este caso em particular, limiares menores fazem com que a solução de detecção seja menos seletivo, classificando amostras obtidas em momentos em que o sistema esta operando em condição de falta como uma amostras normal, por outro lado limiares maiores fazem com o o sistema seja mais seletivo, reduzindo a taxa de falsos negativos, porem aumentando a taxa de falsos positivos. Como no problema em questão o que mais importa é que todas as amostras de falta sejam classificadas como

tal, o limiar selecionado foi -1, minimizando a taxa de falsos negativos da solução, sem aumentar demais a taxa de falsos positivos.

FIGURA 21 – Trade-off do problema de detecção entre a taxa de falso positivo e falso negativo



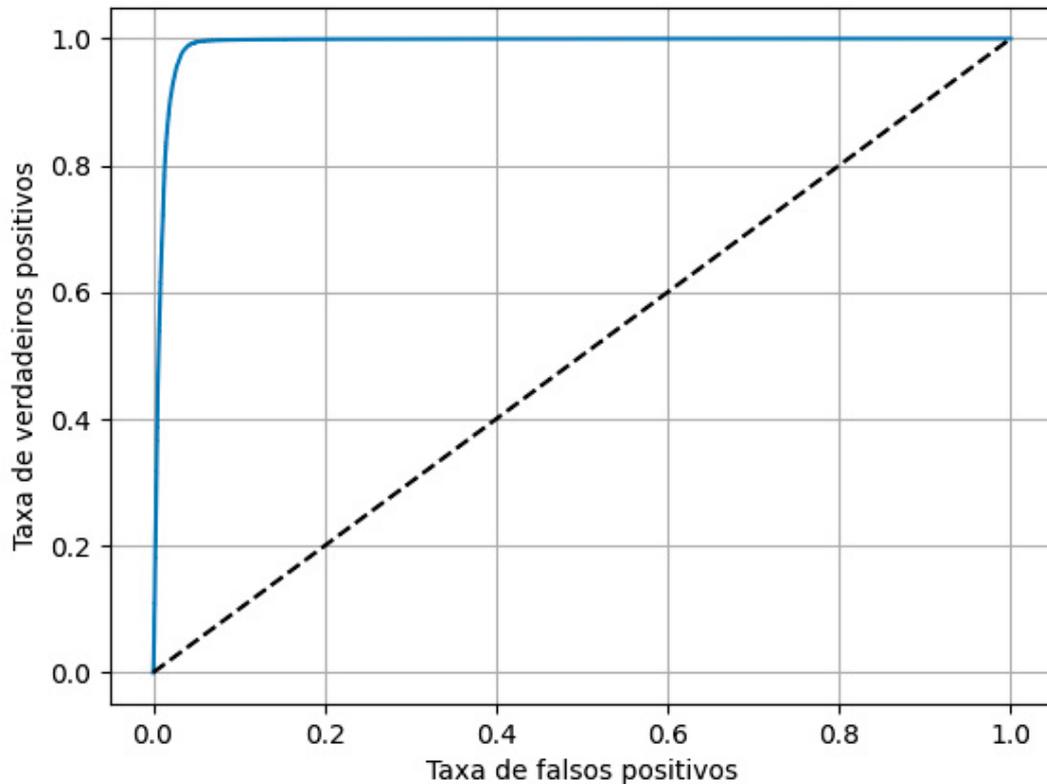
FONTE: O autor (2023).

Levando em conta que o problema de detecção de falta abordado para a aplicação proposta pode ser considerado como um problema de classificação binário foi utilizada a curva ROC e o índice AUC explicados na sessão 2.5 para avaliar sua performance. A escolha destes métodos de avaliação foi feita porque permitem avaliar o desempenho de um modelo de classificação binário de maneira visual e quantitativa.

Após análise dos resultados obtidos a partir dos testes feitos para o algoritmo de detecção de faltas a curva ROC apresentada na figura 22 foi gerada.

Para se analisar a curva ROC deve-se considerar que o ponto (0,1) representa a situação ideal, no qual todas as amostras positivas foram classificadas corretamente como positivas, enquanto todas as amostras negativas foram classificadas corretamente como negativas. Por outro lado, o ponto (1,0) representa a situação pior, na qual todas as amostras negativas foram classificadas incorretamente como positivas. Em complemento a curva ROC, no canto inferior direito do gráfico esta sendo apresentado o valor do índice AUC calculado a partir da curva ROC gerada. Um modelo com AUC-

FIGURA 22 – Curva ROC gerada para o método de detecção de falta proposto



FONTE: O autor (2023).

ROC próximo de 1 é considerado muito bom, enquanto um modelo com AUC-ROC próximo de 0,5 é considerado ruim.

Além das análises da performance do algoritmo de detecção proposto, para garantir que o sistema proposto seja capaz de operar em tempo real, também foi medido o tempo que o algoritmo leva para avaliar uma janela de 1000 amostras (16.6 segundos de dados) e identificar se dentro desta janela ocorreu um evento de falta. A medição feita por meio desta análise considera somente o tempo que o algoritmo leva para processar uma janela com 1000 amostras, levando em conta que todas as amostras já foram obtidas e armazenadas. Para efetuar esta análise foram avaliados no total 6000 sinais e o tempo de processamento das janelas destes sinais é em média 0.013 segundos. Considerando que as PMUs possuem uma taxa de amostragem de 60Hz (0.016 segundos) é possível afirmar que o algoritmo proposto é capaz de avaliar uma janela completa de 1000 amostras antes do recebimento de uma nova amostra da janela seguinte, o que indica que o algoritmo seria capaz de operar em tempo real levando em consideração que o tempo limite da análise seria o tempo que as PMUs levam para fornecer novas amostras ao sistema.

Com base na explicação apresentada a respeito dos métodos utilizados para

avaliar o desempenho do algoritmo proposto é possível inferir que o algoritmo proposto teve o funcionamento esperado para o propósito do trabalho, sendo capaz de detectar o momento em que uma falta está ocorrendo no sistema de forma satisfatória e garantindo que o processo de detecção seja feito dentro de um intervalo de tempo satisfatório, garantindo que o mesmo seja utilizado em uma operação em tempo real.

5.2 ALGORITMO DE LOCALIZAÇÃO DE FALTAS

Assim como foi feito no processo de avaliação do algoritmo de detecção de faltas, para efetuar a análise inicial do algoritmo de localização de faltas proposto na seção 4.2.8 foi considerado que o sistema de referencia possuía PMUs instaladas em todas as barras do sistema. A avaliação do modelo de detecção de faltas foi feita a partir de um conjunto de dados de testes que correspondem a 20% do conjunto de dados simulados, aonde os outros 80% do conjunto de dados foi utilizado na etapa de treinamento do modelo.

Através das técnicas e processos de validação apresentados na seção 4.2.8 foi gerado um modelo de SVM com kernel linear capaz de identificar a barra na qual esta ocorrendo a falta com uma taxa de acerto de 84.2% considerando que PMUs foram alocadas em todas as barras do sistema.

Mesmo apresentando uma taxa de acerto inferior a alguns métodos propostos em outros artigos analisados, o método proposto se capaz de localizar as faltas de forma satisfatória, mesmo diante de uma quantidade de dados dão diversificada. Este fator demonstra que o sistema proposto, apesar de simples demonstrou ser robusto as variáveis existentes em um sistema real como impedância de curto circuito variável, diferentes tipos de falhas e sazonalidade.

Além das análises da performance do algoritmo de localização proposto, para garantir que o sistema proposto seja capaz de operam em tempo real, também foi medido o tempo que o algoritmo leva para processar a janela de dados. Para esta análise foi considerado o pior caso, aonde a janela de dados possui um total de 39 amostras, fazendo com que o processo de calculo do conjunto de dados seja mais demorado. Para efetuar esta análise foram avaliados no total 6000 sinais e o tempo de processamento das janelas destes sinais é em média 0.005 segundos. Considerando que as PMUs possuem uma taxa de amostragem de 60Hz (0.016 segundos) é possível afirmar que o algoritmo proposto é capaz de avaliar uma janela completa de 39 amostras antes do recebimento de uma nova amostra da janela seguinte, o que indica que o algoritmo seria capaz de operar em tempo real levando em consideração que o tempo limite da análise seria o tempo que as PMUs levam para fornecer novas amostras ao sistema.

5.3 AVALIAÇÃO DO IMPACTO CAUSADO PELO NÚMERO DE PMUS

Levando em conta que em um cenário real o número de PMUs alocadas em um SEP de grande porte pode ser reduzida, é importante que a alocação destes dispositivos seja feita de forma precisa, a fim de encontrar a melhor relação entre o gasto necessário para compra e implantação destes dispositivos no sistema e o benefício que eles irão trazer como resultado. A fim de analisar o impacto causado pela redução das PMUs alocadas no sistema, foi feita uma análise utilizando a metodologia apresentada na seção 4.2.1. Levando em conta que o método proposto é composto por 2 algoritmos com propósitos diferentes, nesta seção serão apresentados os resultados obtidos a partir da análise da redução das PMUs no sistema para o algoritmo de detecção de faltas e para o algoritmo de localização de faltas.

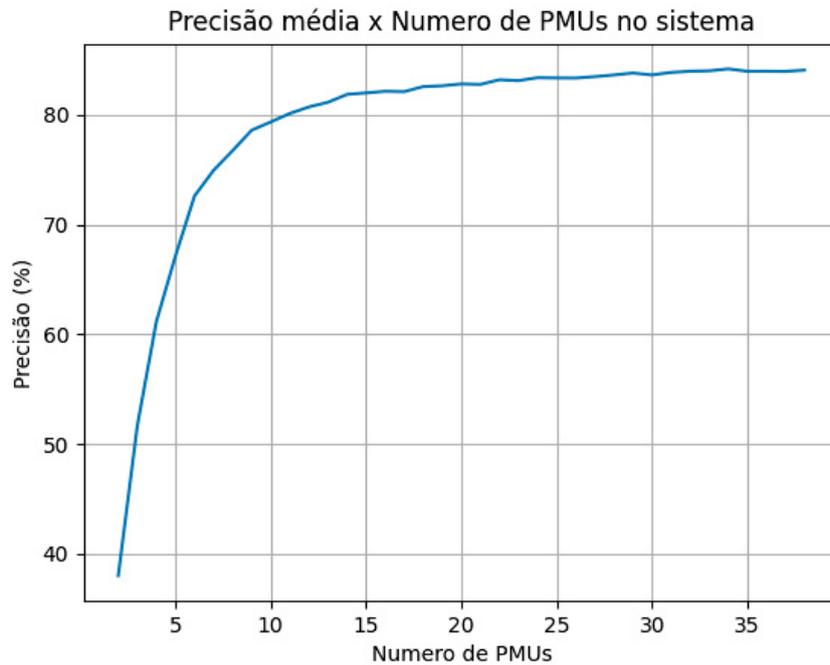
Para que os dados gerados a partir da análise proposta na seção 4.2.1 fossem capaz de generalizar bem o comportamento da solução, o processo de redução do número de PMUs e seleção das barras com maior relevância no sistema foi feito 30 vezes.

O gráfico 23(a) apresenta os resultados da precisão da solução de localização de faltas em função do número de PMUs alocadas no sistema de teste e o gráfico 23(b) representa a relevância de cada uma das PMUs diante do problema de localização de faltas.

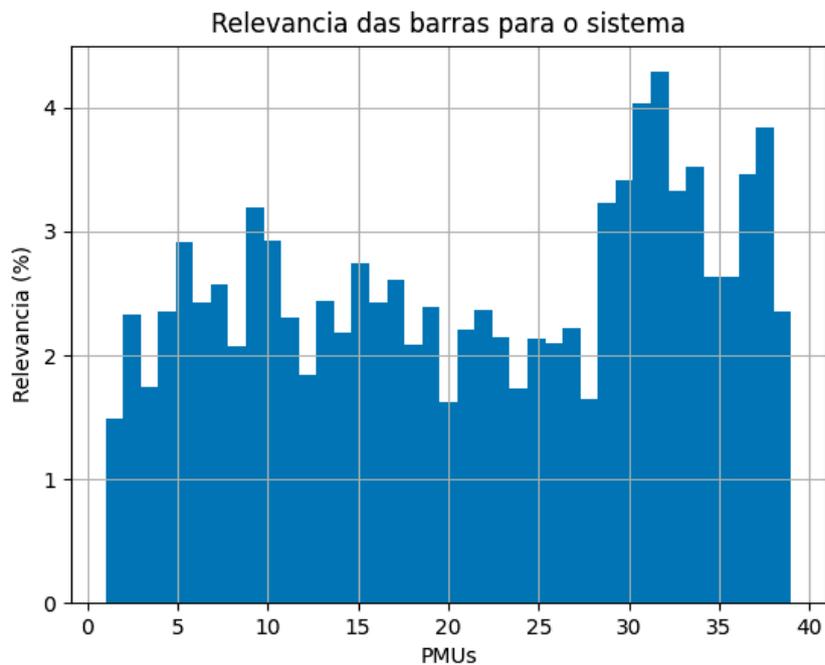
Levando em conta que o objetivo principal desta análise é avaliar qual seria o melhor número de PMUs alocadas no sistema de forma que esta redução não impacte no resultado final do processo de localização de falta, com base no resultado apresentado pelo gráfico 23(a) é possível observar que o menor número de PMUs no qual a precisão do sistema se mantém satisfatória é de 11 PMUs.

Utilizando esta informação do número mínimo de PMUs necessárias para garantir a precisão da solução em conjunto com os dados de relevância das PMUs apresentados pelo gráfico 23(b), foi constatado que as 11 barras mais relevantes do sistema para se instalar as PMUs, com o objetivo de efetuar a localização de faltas no sistema em questão, são as barras 38, 37, 31, 33, 35, 32, 30, 15, 10, 9 e 5. Efetuando uma análise cruzada entre as barras selecionadas e a estrutura do sistema de referencia utilizado foi possível notar que estas são todas barras de geração e a ordem de relevância de cada barra está correlacionada com a potência de geração dos geradores conectados a estas barras. Essa conclusão revela a importância de se instalar PMUs em barras com geração, especialmente naquelas aonde a potência gerada é relativamente alta.

FIGURA 23 – Resultados obtidos para a solução de localização de faltas
 (a) Relação entre a precisão da solução e o número de PMUs
 (b) PMUs mais relevantes no sistema para o problema de localização de falta



(a)



(b)

FONTE: O autor (2023).

5.4 ANÁLISE DA ALOCAÇÃO DAS PMUS NO SISTEMA

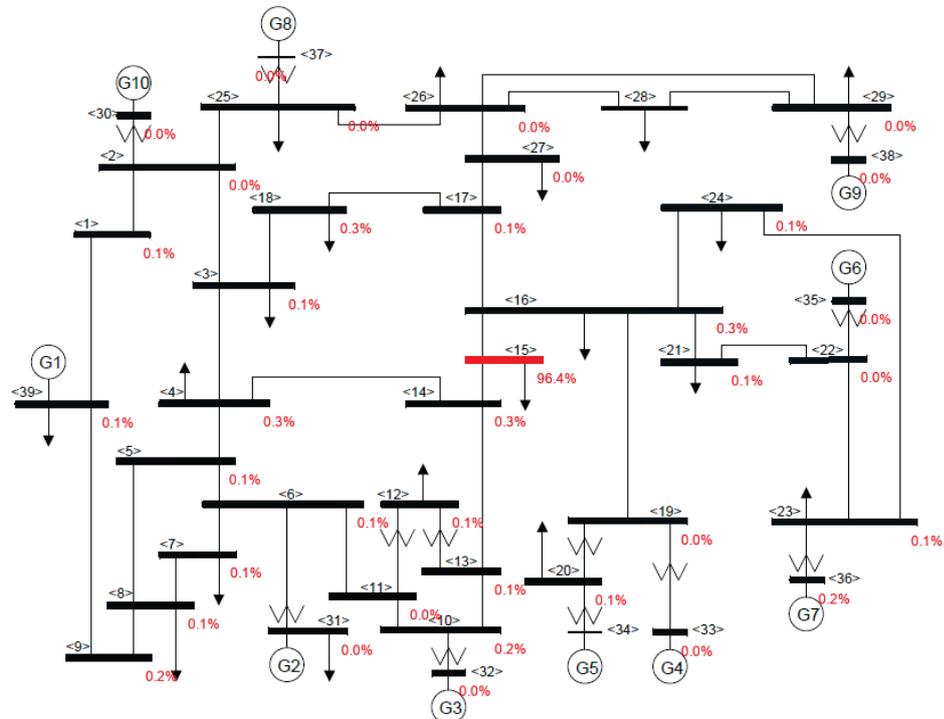
Para analisar o comportamento do algoritmo de localização de faltas proposto, levando em conta os resultados obtidos na seção 5.3 no qual foi identificado que

as barras mais relevantes do sistema são 38, 37, 31, 33, 35, 32, 30, 15, 10, 9 e 5 foram efetuadas algumas simulação com o objetivo de avaliar a acurácia do algoritmo proposto utilizando a melhor alocação das PMUs encontrada.

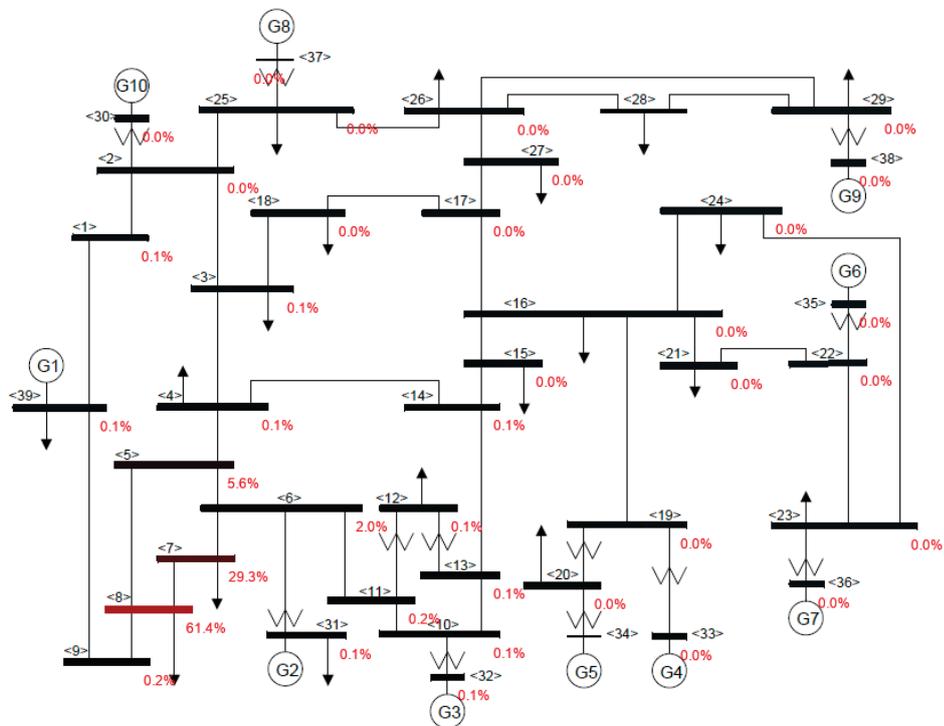
A figura 24(a) apresenta o resultado do algoritmo de localização de falta proposto em uma condição na qual o sistema monitorado está sofrendo uma falta de curto circuito na barra 15. Nestas situações o algoritmo proposto se mostrou bastante eficiente exibindo de forma bem clara a posição da falta no sistema.

Em complemento a uma falta de curto-circuito em uma barra do sistema, a figura 24(b) apresenta o resultado do algoritmo de localização de falta proposto operando sobre uma condição na qual o sistema monitorado está sofrendo uma falta de curto circuito de linha entre as barras 8 e 7. Neste cenário a probabilidade da falta é reduzida, dificultando a identificação exata da posição da falta no sistema. Com base no resultado apresentado sabe-se que a falta esta ocorrendo na linha que interliga as barras 8 a 7, porem, com base nas análises feitas, a posição exata da linha não pode ser obtida através do algoritmo proposto.

FIGURA 24 – Representação do sistema com a probabilidade da falta esta ocorrendo em cada barra
 (a) Sistema operando em condição de falta com um curto circuito ocorrendo na barra 15
 (b) Sistema operando em condição de falta com um curto circuito ocorrendo na linha entre as barras 8 e 7



(a)



(b)

FONTE: O autor (2023).

6 CONCLUSÃO

Os sistemas elétricos de potência, que vêm crescendo em tamanho e complexidade ao longo dos últimos anos, sempre estarão sujeitos a falhas, sejam elas causadas por meios externos ou internos. Em caso de avaria, o elemento avariado deve ser desligado do resto do sistema de forma a minimizar os danos e eliminar a situação de emergência. Esta ação deve ser realizada com rapidez e precisão por um conjunto de dispositivos de proteção automática. Ao mesmo tempo, quando ocorre uma falta em uma linha (distribuição ou transmissão), é muito importante que a concessionária identifique o local da falta o mais rápido possível para melhorar a confiabilidade do serviço. Se a localização de uma falta não puder ser identificada rapidamente e isso produzir uma interrupção prolongada da linha durante um período de pico de carga, podem ocorrer graves perdas econômicas e uma perda na confiabilidade do serviço prestado. Todas essas circunstâncias vêm aumentando a importância dos estudos de pesquisa de localização de faltas, atraindo a atenção de diversos pesquisadores.

Diante deste cenário, o presente trabalho apresenta uma técnica de processamento e análise dos dados disponibilizados por PMUs instaladas em um SEP operando em condição de falta a fim de indicar o ponto do sistema onde a falta está ocorrendo.

A técnica apresentada tem como entrada o módulo da tensão sincronizado. Tais sinais são então pré-processados. A técnica de pré-processamento utilizada foi baseada na fórmula de padronização de sinais, porém ela foi modificada com o objetivo de destacar o valor do módulo da tensão no momento em que uma falta está ocorrendo.

Os dados pré-processados foram analisados por um algoritmo de detecção de anomalias implementado utilizando o algoritmo SVM não supervisionado, com o objetivo de identificar o momento no qual o sistema está operando sob condição de falta e posteriormente, todos os dados extraídos do sistema em uma condição de falta são analisados pelo algoritmo de localização de faltas, implementado utilizando o algoritmo SVM com kernel linear, com o objetivo de indicar a barra do sistema aonde está ocorrendo a falta ou a barra do sistema que está conectada a linha aonde está ocorrendo a falta. Além da análise da precisão da técnica proposta, neste trabalho foi apresentado um estudo avaliando o impacto causado pela redução do número de PMUs no processo de localização de faltas no sistema, a fim de identificar qual a quantidade mínima de PMUs que são necessárias para atingir um resultado satisfatório no processo de localização de faltas, assim como identificar a relevância de cada PMUs dentro da técnica de proposta.

Os resultados obtidos indicam que a técnica proposta tem potencial no processo

de localização de falta, apresentando alta taxa de acerto com PMUs alocadas somente em 28% das barras do sistema. Entretanto, embora o resultados obtido seja satisfatório, a técnica proposta se limita a indicar a barra aonde a falta está ocorrendo, não sendo possível identificar com exatidão a linha ou a posição da linha na qual falta está ocorrendo.

6.1 TRABALHOS FUTUROS

Nesta seção são apresentados alguns temas considerados pertinentes para a continuidade da pesquisa realizada neste trabalho:

- Aplicar outros métodos de aprendizado de máquina para verificar qual método tem melhor desempenho para o algoritmo proposto;
- Avaliar o impacto causado à técnica de localização de faltas proposta utilizando dados de faltas de alta impedância;
- Incluir novas classes no processo de classificação que representem as linhas do sistema, afim de atribuir a técnica a capacidade de identificar a linha na qual esta ocorrendo uma falta;
- Incluir uma nova etapa ao processo de análise com o objetivo de identificar a posição da linha aonde esta ocorrendo a falta, sem a necessidade de informar a técnica as características do sistema;
- Realizar testes em outros sistema com maior ou menor porte afim de avaliar a generalização do método proposto.

REFERÊNCIAS

- AFSHARI, M. **Descriptive Statistics**. 2017. Disponível em: <https://statisticstechs.weebly.com/descriptive-statistics/normal-distribution>. Acesso em: 3 mai. 2017. Citado 1 vez na página 28.
- ALMEIDA, R. Metodologia de apoio à operação de sistemas elétricos de potência baseada em identificação de sistemas com aplicação em aprendizado de máquina. **SBSE 2022**, 2021. Citado 0 vez na página 28.
- ATHAY, T.; PODMORE, R.; VIRMANI, S. A Practical Method for the Direct Analysis of Transient Stability. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, PAS-98, n. 2, p. 573–584, 1979. DOI: 10.1109/TPAS.1979.319407. Citado 2 vezes nas páginas 55, 56.
- CARDOSO, P. Deep Learning Applied to PMU Data in Power Systems. **FEUP**, 2017. Citado 1 vez na página 16.
- CEPEL. **ANATEM**. 2022. Disponível em: <https://see.cepel.br/manual/anatem/index.html>. Acesso em: 28 out. 2022. Citado 2 vez na página 50.
- CHANG, C.-C.; LIN, C.-J. LIBSVM: A library for support vector machines. **ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology**, v. 2, jul. 2007. Citado 1 vez na página 31.
- CHEN, X.; JIAO, Z. Accurate Fault Location Method of Distribution Network with Limited Number of PMUs. In: 2018 China International Conference on Electricity Distribution (CICED). [S.l.: s.n.], 2018. P. 1503–1507. DOI: 10.1109/CICED.2018.8592074. Citado 3 vezes nas páginas 22, 43.
- CHERKASSKY, V. The Nature Of Statistical Learning Theory. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 8, n. 6, p. 1564–1564, 1997. DOI: 10.1109/TNN.1997.641482. Citado 3 vezes nas páginas 29, 31.
- GRAMMER, K.; SINGER, Y.; CRISTIANINI, N.; SHAW-TAYLOR, J.; WILLIAMSON, B. On the Algorithmic Implementation of Multiclass Kernel-based Vector Machines. **J. Mach. Learn. Res**, v. 2, jan. 2002. Citado 1 vez na página 33.

DAS, S.; SANTOSO, S.; ANANTHAN, S. N. Fault Location on Transmission Lines. In: **FAULT Location on Transmission and Distribution Lines: Principles and Applications**. [S.l.: s.n.], 2022. P. 49–94. DOI: 10.1002/9781119121480.ch3. Citado 2 vez na página 17.

DASHTDAR, M.; DASHTDAR, M. Fault Location in Distribution Network Based on Phasor Measurement Units (PMU). **The Scientific Bulletin of Electrical Engineering Faculty**, v. 19, p. 38–43, out. 2019. DOI: 10.1515/sbeef-2019-0019. Citado 1 vez na página 42.

ENSSLIN, L.; ENSSLIN, S. R.; LACERDA, R. T. d. O.; TASCA, J. E. ProKnow-C, knowledge development process-constructivist. **Processo técnico com patente de registro pendente junto ao INPI. Brasil**, v. 10, n. 4, p. 2015, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 38, 40.

GHOLAMI, M.; ABBASPOUR, A.; MOEINI-AGHTAIE, M.; FOTUHI-FIRUZABAD, M.; LEHTONEN, M. Detecting the Location of Short-Circuit Faults in Active Distribution Network Using PMU-Based State Estimation. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 11, n. 2, p. 1396–1406, 2020. DOI: 10.1109/TSG.2019.2937944. Citado 1 vez na página 42.

GHOLAMI, M.; TEHRANI FARD, A. A.; MOEINI-AGHTAIE, M. Linear Voltage Based State Estimator for Active Distribution System Including Phasor Measurement Unit (PMU). In: 2018 Electrical Power Distribution Conference (EPDC). [S.l.: s.n.], 2018. P. 1–6. DOI: 10.1109/EPDC.2018.8536296. Citado 1 vez na página 42.

GOU, B.; ABUR, A. An improved measurement placement algorithm for network observability. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 16, n. 4, p. 819–824, 2001. DOI: 10.1109/59.962432. Citado 1 vez na página 26.

HISKENS, I. **IEEE PES Task Force on Benchmark Systems for Stability Controls**. [S.l.: s.n.], 2013. [http://www.sel.eesc.usp.br/ieee/IEEE39/New_England_Reduced_Model_\(39_bus_system\)_MATLAB_study_report.pdf/](http://www.sel.eesc.usp.br/ieee/IEEE39/New_England_Reduced_Model_(39_bus_system)_MATLAB_study_report.pdf/). Citado 1 vez na página 56.

IEEE Standard for Synchrophasor Measurements for Power Systems. **IEEE Std C37.118.1-2011 (Revision of IEEE Std C37.118-2005)**, p. 1–61, 2011. DOI: 10.1109/IEEESTD.2011.6111219. Citado 2 vez na página 27.

JIANG, Q.; LI, X.; WANG, B.; WANG, H. PMU-Based Fault Location Using Voltage Measurements in Large Transmission Networks. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 27, n. 3, p. 1644–1652, 2012. DOI: 10.1109/TPWRD.2012.2199525. Citado 1 vez na página 45.

KANADE, V. **What Is a Support Vector Machine**. 2022. Disponível em: <https://www.spiceworks.com/tech/big-data/articles/what-is-support-vector-machine/>. Citado 0 vez na página 30.

KHALEGHI, A.; OUKATI, M.; AHSAAE, M. Permanent fault location in distribution system using phasor measurement units (PMU) in phase domain. **International Journal of Electrical and Computer Engineering**, v. 8, p. 2709–2720, out. 2018. DOI: 10.11591/ijece.v8i5.pp.2709-2720. Citado 1 vez na página 44.

KIM, D.-I.; WHITE, A.; SHIN, Y.-J. PMU-Based Event Localization Technique for Wide-Area Power System. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 33, n. 6, p. 5875–5883, 2018. DOI: 10.1109/TPWRS.2018.2824851. Citado 1 vez na página 43.

LI, W.; DEKA, D.; CHERTKOV, M.; WANG, M. Real-Time Faulted Line Localization and PMU Placement in Power Systems Through Convolutional Neural Networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 34, n. 6, p. 4640–4651, 2019. DOI: 10.1109/TPWRS.2019.2917794. Citado 3 vezes nas páginas 22, 40.

MÜLLER, A. C.; GUIDO, S. **Introduction to Machine Learning with Python: a guide for data scientists**. [S.l.: s.n.], 2016. ISBN 9788578110796. arXiv: arXiv:1011.1669v3. Citado 1 vez na página 48.

NARKHEDE, S. **Understanding AUC - ROC Curve**. 2022. Disponível em: <https://towardsdatascience.com/understanding-auc-roc-curve-68b2303cc9c5>. Citado 0 vezes nas páginas 36, 37.

NUQUI, R.; PHADKE, A. Phasor measurement unit placement techniques for complete and incomplete observability. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 20, n. 4, p. 2381–2388, 2005. DOI: 10.1109/TPWRD.2005.855457. Citado 1 vez na página 26.

OLIVEIRA, S.; RANGEL, R.; THOMÉ, L.; BAITELLI, R.; GUIMARÃES, C. H. Programa ANATEM para Simulação do Desempenho Dinâmico dos Sistemas Elétricos de Potência. In. Citado 2 vezes nas páginas 49, 50, 61.

PAL, A.; SANCHEZ-AYALA, G. A.; CENTENO, V. A.; THORP, J. S. A PMU Placement Scheme Ensuring Real-Time Monitoring of Critical Buses of the Network. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 29, n. 2, p. 510–517, 2014. DOI: 10.1109/TPWRD.2013.2279172. Citado 1 vez na página 26.

PHADKE, A. Synchronized phasor measurements-a historical overview. In: IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exhibition. [S.l.: s.n.], 2002. v. 1, 476–479 vol.1. DOI: 10.1109/TDC.2002.1178427. Citado 2 vez na página 23.

PHADKE, A.; THORP, J. **Synchronized Phasor Measurements and Their Applications**. [S.l.]: Springer International Publishing, 2017. (Power Electronics and Power Systems). ISBN 9783319505848. Disponível em: https://books.google.com.br/books?id=mBT%5C_DQAAQBAJ. Citado 3 vezes nas páginas 24–26.

PINE, D. J. **Introduction to Python for Science and Engineering**. [S.l.: s.n.], 2019. DOI: 10.1201/9780429506413. Citado 1 vez na página 48.

QUE, Z.; LIN, F. One-class SVM probabilistic outputs, p. 1–61, 2011. DOI: 10.1109/IEEESTD.2011.6111219. Citado 1 vez na página 32.

RAJEEV, A.; S, A. T.; KHAN, F. Z. Fault location in distribution feeders with optimally placed PMU's. In: 2015 International Conference on Technological Advancements in Power and Energy (TAP Energy). [S.l.: s.n.], 2015. P. 438–442. DOI: 10.1109/TAPENERGY.2015.7229659. Citado 1 vez na página 44.

RAMOS, H.; FERNANDES, C.; GERIN-LAJOIE, G.; GIBBARD; KUIAVA, R. IEEE PES Task Force on Benchmark Systems For Stability Controls Technical Report TR-18: Benchmark Systems for Small-Signal Stability Analysis and Control, 2015. Citado 1 vez na página 57.

RAMOS, R. A.; KUIAVA, R.; FERNANDES, T. C. C.; PATACA, L. C.; MANSOUR, M. R. **IEEE PES Task Force on Benchmark Systems for Stability Controls**. [S.l.: s.n.], 2013. [http://www.sel.eesc.usp.br/ieee/IEEE39/New_England_Reduced_Model_\(39_bus_system\)_PacDyn_ANATEM_study_report.pdf/](http://www.sel.eesc.usp.br/ieee/IEEE39/New_England_Reduced_Model_(39_bus_system)_PacDyn_ANATEM_study_report.pdf/). Citado 1 vez na página 55.

REZAEI JEGARLUEI, M.; DOBAKHSHARI, A.; RANJBAR, A.; TAYEBI, A. A new algorithm for fault location on transmission lines by optimal PMU placement.

International Transactions on Electrical Energy Systems, v. 25, jun. 2014. DOI: 10.1002/etep.1948. Citado 1 vez na página 45.

SAHA, M.; ROSOLOWSKI, E. **Fault Location on Power Networks**. [S.l.]: Springer International Publishing, 2010. (Power Electronics and Power Systems). ISBN 9781848828858. Disponível em: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-1-84882-886-5>. Citado 4 vezes nas páginas 16, 17.

SRIVASTAVA, D.; BHAMBHU, L. Data classification using support vector machine. **Journal of Theoretical and Applied Information Technology**, v. 12, p. 1–7, fev. 2010. Citado 1 vez na página 30.

WANG, Z.; ZHANG, Y.; ZHANG, J. Principal components fault location based on WAMS/PMU measure system. In: 2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting. [S.l.: s.n.], 2011. P. 1–5. DOI: 10.1109/PES.2011.6039102. Citado 1 vez na página 22.

_____. _____. In: 2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting. [S.l.: s.n.], 2011. P. 1–5. DOI: 10.1109/PES.2011.6039102. Citado 1 vez na página 45.

WU, T.-f.; LIN, C.-J.; WENG, R. Probability Estimates for Multi-Class Classification by Pairwise Coupling. v. 5, fev. 2004. Citado 1 vez na página 33.

XIE, L.; CHEN, Y.; KUMAR, P. R. Dimensionality Reduction of Synchrophasor Data for Early Event Detection: Linearized Analysis. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 29, n. 6, p. 2784–2794, 2014. DOI: 10.1109/TPWRS.2014.2316476. Citado 1 vez na página 41.

YIN, H.; FAN, L. PMU data-based fault location techniques. In: NORTH American Power Symposium 2010. [S.l.: s.n.], 2010. P. 1–7. DOI: 10.1109/NAPS.2010.5618973. Citado 1 vez na página 17.

_____. _____. In: NORTH American Power Symposium 2010. [S.l.: s.n.], 2010. P. 1–7. DOI: 10.1109/NAPS.2010.5618973. Citado 1 vez na página 46.