

**INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DE SANTA
CATARINA – CÂMPUS FLORIANÓPOLIS
DEPARTAMENTO ACADÊMICO DE METAL MECÂNICA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECATRÔNICA**

ARTUR SARTORI WEBER FILHO

**PREDIÇÃO DE FALHAS EM BUCHAS CONDENSIVAS ATRAVÉS DE
MÉTODOS DE REGRESSÃO**

FLORIANÓPOLIS, 2022.

**INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DE SANTA
CATARINA – CÂMPUS FLORIANÓPOLIS
DEPARTAMENTO ACADÊMICO DE METAL MECÂNICA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECATRÔNICA**

ARTUR SARTORI WEBER FILHO

**PREDIÇÃO DE FALHAS EM BUCHAS CONDENSIVAS ATRAVÉS DE
MÉTODOS DE REGRESSÃO**

Trabalho de Conclusão de Curso submetido
ao Instituto Federal de Educação, Ciência e
Tecnologia de Santa Catarina como parte
dos requisitos para obtenção do título de
Engenheiro em Engenharia Mecatrônica.

Orientador:
Prof. Me. Gregory Chagas da Costa Gomes

FLORIANÓPOLIS, 2022.

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor.

FILHO, Artur Sartori Weber

**PREDIÇÃO DE FALHAS EM BUCHAS CONDENSIVAS ATRAVÉS DE
MÉTODOS DE REGRESSÃO / Artur Sartori Weber FILHO; orientação
de Gregory Chagas da Costa Gomes. - Florianópolis,
SC, 2023.**
61 p.

**Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) - Instituto Federal
de Santa Catarina, Câmpus Florianópolis. Bacharelado
em Engenharia Mecatrônica. Departamento
Acadêmico de Metal Mecânica.
Inclui Referências.**

**1. Predição. 2. Séries Temporais. 3. Buchas Condensivas.
4. Regressão. I. Chagas da Costa Gomes, Gregory.
II. Instituto Federal de Santa Catarina. III. PREDIÇÃO
DE FALHAS EM BUCHAS CONDENSIVAS ATRAVÉS DE MÉTODOS
DE REGRESSÃO.**

Predição de falhas em buchas condensivas através de métodos de regressão

ARTUR SARTORI WEBER FILHO

Este trabalho foi julgado adequado para obtenção do título de Engenheiro em Engenharia Mecatrônica e aprovado na sua forma final pela banca examinadora do Curso de Engenharia Mecatrônica do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Santa Catarina.

Florianópolis, 20 de dezembro, 2022.

Banca Examinadora:

Gregory Chagas da Costa Gomes, Mestre

David de Melo Souza, Doutor
WEG S.A.

Francisco Rafael Moreira da Mota, Doutor
Instituto Federal de Santa Catarina

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, agradeço a Deus por permitir a realização de mais uma etapa importante para a minha vida. É com alegria que procuro exercer essa vocação que Ele escolheu para mim, com comprometimento e persistência busco honrar essa escolha.

Aos meus pais, Artur e Virgínia, por todo o suporte dado e oportunidades proporcionadas, além de todo amor incondicional.

À minha namorada, Eduarda, pelo amor e carinho em todos os momentos, e por contribuir com minha evolução e amadurecimento para a construção de uma vida juntos.

À minha irmã, Júlia, por todo o apoio e atenção nos momentos em que eu precisei, pela dedicação e amor demonstrados como uma irmã mais velha que protege e cuida.

Aos meus amigos de curso, Daniel, Pedro, Lucas, Matheus e todos os outros representados por eles, por enfrentarem grandes e cansativas batalhas comigo durante todos estes anos, e por serem alegria e suporte em todos os momentos.

Ao meu orientador Gregory, representando todo o corpo docente e servidores do IFSC – Campus Florianópolis, por toda dedicação, carinho e trabalho realizado.

Finalmente, aos meus amigos da WEG, por toda a oportunidade e aprendizado destes últimos meses juntos, dentro e fora do ambiente de trabalho. Agradeço também a todos os meus outros colegas das demais empresas em que tive experiências de trabalho.

RESUMO

O presente trabalho acadêmico tem como motivação a proposição do desenvolvimento de um algoritmo para análise e predição da tendência de falha em buchas condensivas, componentes de transformadores de potência. Para tal objetivo, foram empregadas técnicas estatísticas clássicas de regressão linear e regressão não linear - caso exponencial -, aliado aos conceitos de predição de séries temporais. Desta forma, com o fim de validar o algoritmo desenvolvido neste trabalho, foram utilizadas bases de dados que apresentam amostras de monitoramento de buchas condensivas que vieram a falhar, trazendo os dados de capacitância e do fator de dissipação – tangente (δ) - para estas buchas, grandezas essas que são utilizadas nas principais técnicas de monitoramento de buchas condensivas. Diferentes tamanhos de janelas de amostragem foram utilizados para avaliar qual resultaria em um menor erro de predição. Por fim, os resultados apresentados mostraram a eficácia do algoritmo na predição de rompimento dos limiares de alarme, os quais foram calculados a partir das normas existentes para a operação de buchas condensivas.

Palavras-chave: Bucha condensiva, Algoritmo de predição, Capacitância, Tangente Delta.

ABSTRACT

The present work had as motivation the proposition of developing an algorithm for the analysis and prediction of failure tendency in condensive bushings, which are power transformer components. For this purpose, classical statistical techniques of linear regression and non-linear regression (exponential case) were employed, combined with time series prediction concepts. Thus, in order to validate the algorithm developed in this work, databases were used that presented monitoring samples of condensive bushings that came to fail bringing the capacitance and dissipation factor - tangent (δ) - data for these bushings, these magnitudes that are used in the main condensive bushing monitoring techniques. Different sizes of sampling windows were used to evaluate which would result in a smaller prediction error. Finally, the presented results showed the effectiveness of the algorithm in predicting the disruption of the alarm thresholds, which were calculated from the existing standards for the operation of condenser bushings.

Keywords: Condensive bushing, Prediction algorithm, Machine learning, Capacitance, Delta Tangent.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Estrutura do transformador de potência em blocos.....	14
Figura 2.2 – Comparação do campo elétrico entre uma bucha condensiva (lado esquerdo) e outra não-condensiva (lado direito).	16
Figura 2.3 – Vista superior em corte da bucha condensiva.....	17
Figura 2.4 – Estrutura interna de uma bucha condensiva	17
Figura 2.5 – Transformador em chamas após falha de bucha	20
Figura 2.6 – Distribuição dos modos de falhas em buchas tipo OIP	20
Figura 2.7 – Representação dos resíduos em uma regressão linear	27
Figura 3.1 – Fluxograma de trabalho proposto.....	29
Figura 3.2 – Visualização do banco de dados com Pandas	31
Figura 3.3 – Falha observada pelo aumento da tangente delta (δ) durante o monitoramento na usina 1	32
Figura 3.4 – Falha observada pelo aumento da capacitância e da tangente delta (δ) durante o monitoramento na usina 2	33
Figura 3.5 – Falha observada pelo aumento da capacitância e da tangente delta (δ) durante o monitoramento na usina 3	33
Figura 3.6 – Estudo de estabilidade dos dados para cálculo do valor inicial, período de um dia.....	36
Figura 3.7 – Estudo de estabilidade dos dados para cálculo do valor inicial, período de uma semana.....	36
Figura 4.1 – Falha observada pelo aumento da tangente delta (δ) durante o monitoramento na usina 4	39
Figura 4.2 – Falha observada pelo aumento da tangente delta (δ) durante o monitoramento na usina 5	40
Figura 4.3 – Teste de estabilidade dos dados, Usina 2	41
Figura 4.4 – Teste 1 falha lenta, janela de dados com uma semana de amostras	42
Figura 4.5 – Erro de predição teste 1, janela de dados com um dia de amostras.....	43
Figura 4.6 – Erro de predição teste 1, janela de dados com uma semana de amostras.....	44

Figura 4.7 – Erro de predição teste 1, janela de dados com um mês de amostras...	45
Figura 4.8 – Teste 1 falha rápida, janela de dados com uma semana de amostras..	46
Figura 4.9 – Erro de predição teste 2, janela de dados com um dia de amostras.....	46
Figura 4.10 – Erro de predição teste 2, janela de dados com uma semana de amostras.....	47
Figura 4.11 – Erro de predição teste 2, janela de dados com um mês de amostras .	47
Figura 4.12 – Teste 3 falha uniforme, janela de dados com um mês de amostras....	48
Figura 4.13 – Erro de predição teste 3, janela de dados com um dia de amostras...	49
Figura 4.14 – Erro de predição teste 3, janela de dados com uma semana de amostras.....	50
Figura 4.15 – Erro de predição teste 3, janela de dados com um mês de amostras .	50
Figura 4.16 – Predição de 1 semana, janela de dados com 1 dia de amostras	52
Figura 4.17 – Predição de 1 semana, janela de dados com 1 semana de amostras	52
Figura 4.18 – Predição de 1 semana, janela de dados com 1 mês de amostras	53
Figura 4.19 – Predição de 1 mês, janela de dados com 1 dia de amostras	53
Figura 4.20 – Predição de 1 mês, janela de dados com 1 semana de amostras	54
Figura 4.21 – Predição de 1 mês, janela de dados com 1 mês de amostras	54

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Tecnologia aplicada na construção de buchas.....	18
Tabela 2 – Componentes, falhas e monitoramento de buchas condensivas.....	21
Tabela 3 – Resumo dos métodos utilizados para monitoramento de buchas condensivas	22

SUMÁRIO

1	Introdução	11
1.1	Justificativa	11
1.2	Definição do Problema	12
1.3	Objetivo Geral.....	12
1.4	Objetivos Específicos	12
1.5	Estrutura do Trabalho.....	13
2	Fundamentação Teórica	14
2.1	Transformadores de potência	14
2.1.1	Buchas Condensivas	15
2.1.2	Falhas em buchas condensivas	20
2.1.3	Monitoramento <i>on-line</i> de buchas condensivas.....	22
2.2	Manutenção preditiva	24
2.2.1	Algoritmos de predição de séries temporais.....	25
2.2.2	Regressão linear, não linear e o método dos mínimos quadrados	26
3	Metodologia e desenvolvimento.....	29
3.1	Etapas do trabalho.....	29
3.2	Banco de dados	30
3.3	Recursos computacionais.....	30
3.4	Análise exploratória dos dados	31
3.5	Desenvolvimento do Algoritmo.....	33
3.5.1	Definição do valor inicial e teste de estabilidade	34
3.5.2	Calculo do limiar de alarme de falha.....	36
3.5.3	Janela de dados	37
3.5.4	Predição de valores	37
4	Apresentação dos Resultados	39
4.1	Teste 1 – Falha com desenvolvimento lento	41
4.2	Teste 2 – Falha com desenvolvimento rápido.....	45
4.3	Teste 3 – Falha com desenvolvimento uniforme	48
4.4	Distribuição do erro	50
4.5	Análise e discussão dos resultados	54
5	Considerações Finais	56
5.1	Sugestões para trabalhos futuros.....	56
	Referências	58

1 INTRODUÇÃO

Durante muito tempo a manutenção foi vista como uma área voltada para o reparo ou troca de equipamentos quebrados, em razão da falta de funcionamento. Com o desenvolvimento de técnicas de monitoramento de equipamentos utilizados no setor industrial e de produção, houve uma quebra de paradigma no setor de manutenção. Assim, deixou-se de realizar ações reativas, passando a utilizar-se de ações estratégicas de prevenção a falhas nestes equipamentos. (HOLANDA, 2016)

Portanto, a manutenção preditiva é aquela que busca realizar ações nos equipamentos, visando aumento da confiabilidade e disponibilidade, além da redução nos custos relacionados. (HOLANDA, 2016)

A importância da manutenção preditiva intensifica-se quando aplicado a equipamentos com um alto custo atribuído, como no caso dos transformadores de potência. De fundamental importância para os sistemas de distribuição elétrica, estes transformadores possuem alto valor de mercado, decorrente de diversos fatores, como sua construção e operação. (BERCHARA, 2010)

Entre os itens usualmente monitorados nos transformadores de potência estão as buchas condensivas, que tem um papel fundamental para o funcionamento destes ativos. Entretanto, embora sua importância, as buchas condensivas apresentam-se como um dos principais módulos de falhas em transformadores de potência. (SUÑÉ, 2013)

As técnicas de ciência de dados são largamente utilizadas para entender o comportamento destes equipamentos industriais através de dados extraídos do funcionamento deles. Posto isto, o presente trabalho busca desenvolver uma aplicação a partir de conceitos estatísticos para realizar a predição de possíveis falhas em buchas condensivas, construindo uma importante ferramenta de manutenção para transformadores de potência.

1.1 Justificativa

Atualmente, nota-se uma grande gama de equipamentos utilizados para o monitoramento de transformadores de potência. Estes equipamentos realizam o

monitoramento através da avaliação de grandezas medidas no próprio equipamento, procurando oferecer diagnósticos através destas medidas obtidas.

Porém, por muitas vezes as falhas ocorrem sem que se haja uma detecção prévia, ocasionando danos, e em situações mais extremas retirando os transformadores de operação.

Isso acontece por conta do tempo entre respostas e análise destes *hardware* de monitoração, que não oferecem uma resposta que permita às equipes de manutenção realizar alguma medida prévia, evitando a falha nos equipamentos.

O trabalho proposto procura desenvolver um algoritmo para diagnóstico prévio, através de técnicas de predição, de forma que se ofereça uma janela maior de tempo entre a observação da falha e a ocorrência dela de fato. O projeto proposto será desenvolvido para a aplicação específica de detecção de possíveis falhas em buchas condensivas.

1.2 Definição do Problema

Com intuito de desenvolver um algoritmo para aplicação em tarefas de predições de séries temporais, o presente trabalho irá utilizar diversas bases de dados - as quais são compostas de dados que foram simulados a partir de uma revisão sobre artigos de monitoramentos de buchas capacitivas que estavam em operação quando houve registro de falha - com o intuito de fazer a validação da solução apresentada.

1.3 Objetivo Geral

O objetivo geral do presente trabalho é

o desenvolvimento de um algoritmo para a predição de alarmes de falhas em buchas condensivas.

1.4 Objetivos Específicos

A partir do conhecimento do objetivo geral é possível traçar objetivos específicos que irão auxiliar na realização do projeto.

- a) Definir limiares de alarmes baseados nas normas existentes para a aplicação de buchas condensivas;
- b) Utilizar dos conceitos de ciência de dados no desenvolvimento do projeto;
- c) Aplicar o algoritmo desenvolvido na base de dados disponível para o projeto;
- d) Avaliar os resultados das previsões feitas a partir do algoritmo.

1.5 Estrutura do Trabalho

A estrutura do documento foi dividida em cinco capítulos; o capítulo 2 traz a fundamentação teórica, onde são abordados os conceitos que serviram de base para o estudo desenvolvido. O terceiro capítulo apresenta a metodologia e as ferramentas utilizadas durante o desenvolvimento do trabalho. Já no quarto capítulo expõe-se os resultados obtidos através do projeto desenvolvido. Por fim, o capítulo 5 exhibe as considerações finais a respeito do trabalho desenvolvido e sugestão para trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Transformadores de potência

O sistema de distribuição de energia elétrica trifásica, principal modelo adotado no Brasil e em diversos outros países, apresenta diferentes tipos de transformadores que se diferem por aspectos como potência fornecida, nível de tensão e aplicação. Os transformadores de potência estão presentes nas estações e subestações de energia elétrica, onde possuem a função de alterar os níveis de tensão para interligar os sistemas de geração, transmissão e distribuição de energia. (BERCHARA, 2010, p.4)

Estes equipamentos são considerados um dos mais importantes para o sistema elétrico, e também de maior custo. A importância destes transformadores está inteiramente ligada à continuidade do fornecimento de energia, uma vez que paradas por falha ou defeito acarretam em um corte imediato no fornecimento de energia elétrica, tendo como consequência, a aplicação de multas para concessionárias de fornecimento de energia, prejuízos para empresas de diferentes portes por perda de produção e outros problemas que agregam importância a estes equipamentos. (SOUZA, 2008, p.22)

Observa-se na Figura 2.1 os diferentes itens que constituem estes transformadores, tais como buchas de alta tensão, radiadores, tanque principal, entre outros itens. Além dos itens observados externamente, o transformador possui outros componentes internos que constituem sua construção.

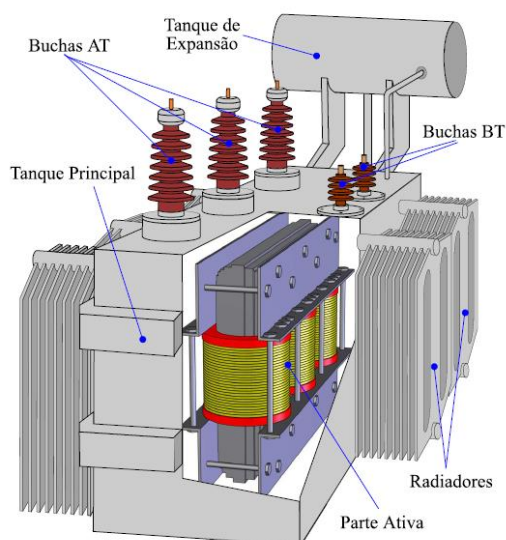


Figura 2.1 – Estrutura do transformador de potência em blocos

Fonte: (AGUIAR, 2007)

Por operar em elevados níveis de tensão e corrente elétrica, ressalta-se a importância da utilização de materiais isolantes e com uma grande rigidez dielétrica na construção dos transformadores de potência. Além disso, outro item de extrema importância é a geometria das estruturas destes equipamentos, que devem permitir uma boa distribuição do campo elétrico. (AGUIAR, 2007, p.19)

Na sequência serão apresentados com maiores detalhes as buchas de isolamento presentes em transformadores de potência. Serão abordados aspectos construtivos e suas funcionalidades, assim como as possíveis falhas que podem ocorrer em tal componente, tema de estudo do presente trabalho.

2.1.1 Buchas Condensivas

Conforme definido pela norma NBR 5034/1989, bucha é uma “peça ou estrutura de material isolante que assegura a passagem isolada de um condutor através de uma parede não isolante” (ABNT,1989).

Assim, as buchas têm como principal função, permitir a passagem de corrente elétrica entre o sistema elétrico e o interior de um equipamento em que está instalada, como exemplo dos transformadores de potência. Isto acontece através de um condutor interno presente, provendo ainda a isolação elétrica entre o ambiente externo e o ativo, no qual ela está instalada. (ALVES, 2007)

Segundo Frontin, as buchas são classificadas dois grupos: buchas não-condensivas, também chamadas de não-capacitivas, e buchas condensivas, nomeadas também de buchas capacitivas. A classificação destes componentes está principalmente ligada as tensões nominais dos equipamentos nos quais elas são empregadas. (FRONTIN, 2013, p.334)

Heredia explica que o campo elétrico presente em uma bucha aumenta proporcionalmente com o aumento da tensão nominal do condutor, portanto a região ao redor do referencial terra da bucha é a área que apresenta maior fragilidade em relação a falhas. Isso acontece pelo fato desta ser a zona mais próxima do condutor central destas peças, aumentando a probabilidade do rompimento do seu dielétrico. (HEREDIA, 2008, p.27)

A Figura 2.2 representa a distribuição do campo elétrico para as duas categorias de buchas citadas anteriormente, qual seja, buchas não-capacitivas e buchas capacitivas:

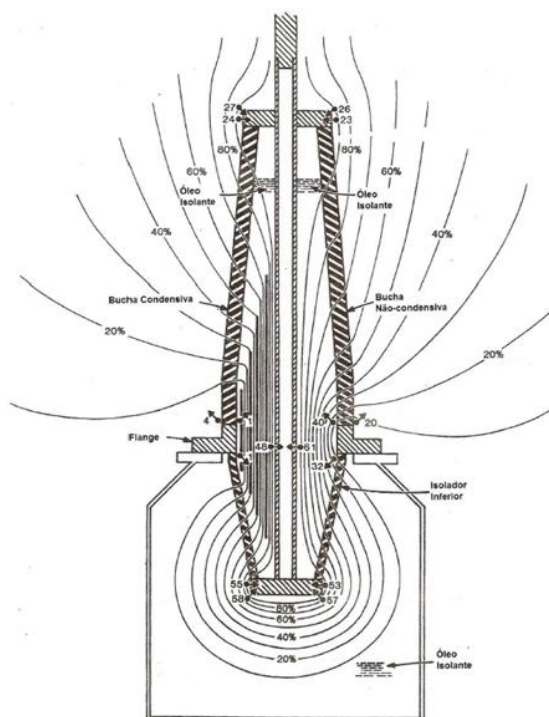


Figura 2.2 – Comparação do campo elétrico entre uma bucha condensiva (lado esquerdo) e outra não-condensiva (lado direito)

Fonte: (HEREDIA, 2008)

Por possuir uma tecnologia construtiva que permite um maior controle do seu campo elétrico, as buchas com tecnologia condensiva são largamente

empregadas em transformadores com tensões nominais mais elevadas. (AGUIAR, 2007, p.51)

A construção das buchas condensivas, representada na Figura 2.3, se dá através da disposição de camadas alternadas de um material isolante, que possua ótima rigidez dielétrica e de chapas finas de condutores, empregados ao redor de um condutor central. Essa disposição alternada de camadas de materiais isolantes e condutores faz com que a bucha se assemelhe construtivamente a um capacitor, somando-se a função de equalizar o campo elétrico da bucha. (AGUIAR, 2007, pg.51; SILVA 2021 p.34). Veja-se:



Figura 2.3 – Vista superior em corte da bucha capacitiva

Fonte: (ALVES, 2007)

Abaixo, na Figura 2.4, observar-se ainda uma outra representação da bucha condensiva, desta vez trazendo seus itens constituintes.

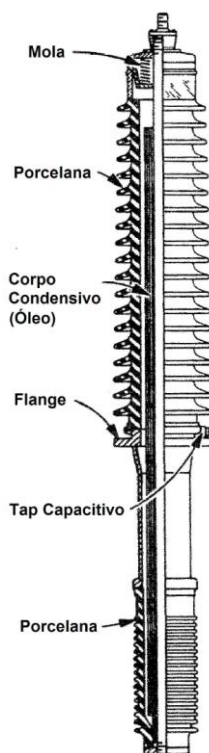


Figura 2.4 – Estrutura interna de uma bucha capacitiva

Fonte: (HEREDIA, 2008)

Dentre as tecnologias aplicadas na construção de buchas, as principais são as elencadas na Tabela 1 a seguir. Veja-se:

Tecnologia aplicada na construção de buchas
Bucha sólida ou buchas secas (<i>bulk bushing</i>).
Bucha sólida de isolamento combinada (resina epóxi e silicone).
Buchas de papel aglutinado com resina.
Bucha de papel impregnado com óleo.
Bucha de papel impregnado com resina.
Bucha isolada a gás (SF ₆).
Bucha Isolação Combinada (papel impregnado com óleo e gás SF ₆).
Bucha Isolação Combinada (papel impregnado com resina e gás SF ₆).
Bucha de fibra sintética impregnado com resina.

Tabela 1 – Tecnologia aplicada na construção de buchas

Fonte: (Adaptado de FRONTIN, 2013)

Dentre as tecnologias apresentadas, as empregadas nas buchas condensivas são as dos tipos: RBP, OIP, RIP, RIS. (HEREDIA, 2008, p.32-38)

A Bucha de papel impregnado com óleo (OIP), recebe este nome pois tem a isolamento do seu corpo capacitivo formada principalmente por papel *kraft* impregnado de óleo isolante. Esta é a bucha de isolamento com tecnologia predominante no mercado, sendo amplamente instalada em equipamentos com tensões nominais acima de 69kV. (FRONTIN, 2013, p.337; HEREDIA, 2008, p35-37)

A sua fabricação é feita em um ambiente aquecido para retirada da umidade e impregnação com óleo, para posteriormente passar por um processo de vácuo e inserção de óleo isolante. (FRONTIN, 2013, p.337; HEREDIA, 2008, p35-37)

Todos os processos citados garantem a esse tipo de buchas características como estabilidade térmica, baixo nível de descargas parciais e de tangente delta, aspectos que são muito desejáveis para aplicações desse tipo de dispositivos. (FRONTIN, 2013, p.337; HEREDIA, 2008, p35-37)

Já as Buchas de papel aglutinado com resina (RBP), são raramente aplicadas nos dias de hoje. Isto acontece pois, em razão do seu processo de fabricação, possuem grande quantidade de descargas parciais e baixa resistência dielétrica. (ABNT, 1989; HEREDIA, 2008, p.37-38)

Este tipo de bucha é constituída de um núcleo de papel resinado e folhas metálicas aglutinadas por meio de uma resina epóxi fenolítica, além disso ela utiliza porcelana em seu isolamento externo e é preenchida com óleo isolante. (ABNT, 1989; HEREDIA, 2008, p.37-38)

Com intuito de contornar os problemas apresentados pela tecnologia RBP, surgiu a Bucha de Papel Impregnado com Resina (RIP). Entretanto, os processos de fabricação são distintos, de forma que as buchas do tipo RIP apresentam uma isolamento muito maior e uma característica muito melhor no que se diz respeito a descargas parciais.

A principal diferença em termos de fabricação das buchas RIP se dá no momento da construção do seu corpo capacitivo, onde é feito um processo de aquecimento, vácuo e impregnação com resina epóxi. Em relação ao domínio do mercado de buchas, está tecnologia vem crescendo muito, principalmente pela redução do custo de seu processo de fabricação, superando as vendas das buchas OIP na Europa. (FRONTIN, 2013, p.338; HEREDIA, 2008, p.38)

Lançado somente em 2011, das tecnologias citadas a mais recente é a Bucha de Fibra Sintética Impregnado com Resina (RIS). A principal diferença deste tipo de bucha é a não utilização de papel impregnado na sua isolação do corpo capacitivo, e o uso de uma fibra sintética junto com a resina epóxi, resultando em uma característica altamente isolante e extremamente imune a umidade. Além disso não se utiliza porcelana em seu revestimento externo, que por sua vez é constituído por um material polimérico, ocasionando a redução de até 75% no peso destas buchas. (FRONTINI, 2013, p.340; HEREDIA, 2008, p.39)

2.1.2 Falhas em buchas condensivas

As falhas em buchas representam cerca de 17% das falhas totais em transformadores de potência, sendo apontada entre as principais causas de paradas por falhas destes tipos de aparelhos. Além disso, 37% das explosões que ocorrem em transformadores são causadas por falhas em buchas, gerando danos por contaminação dos enrolamentos ou até mesmo comprometendo totalmente o equipamento nas quais elas estão instaladas. Em razão das explosões causadas ainda podemos citar os riscos de acidentes com pessoas e de danos em outros equipamentos próximos ou ligados na mesma rede elétrica dos equipamentos que sofrem os acidentes. (BECHARA, 2010, p.53; DAMES; SUÑÉ, 2013, p.49)



Figura 2.5 – Transformador em chamas após falha de bucha

Fonte: (SILVA, 2007)

A Figura 2.6 demonstra os resultados de uma pesquisa realizada pela Cigré-Brasil, na qual foram apontados os principais módulos de falhas em buchas condensivas do tipo OIP (Bucha de Papel Impregnado com Óleo), que são as mais difundidas no mercado.

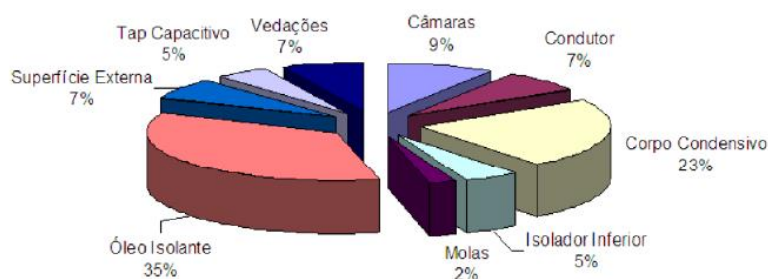


Figura 2.6 – Distribuição dos modos de falhas em buchas tipo OIP

Fonte: (CIGRÉ-BRASIL)

Conforme apontado na Figura 2.6, os módulos de falha em buchas que mais apresentam riscos para as buchas são os de corpo condensivo e de óleo isolante. As falhas em buchas estão ligadas diretamente com a perda das suas características dielétricas, comprometendo assim a isolação do dispositivo como um todo. Isso ocorre principalmente devido a penetração de umidade nas buchas sendo resultado dos problemas de vedação ou pelo processo de envelhecimento da celulose. (BECHARA, 2010, p.69; FARIA, 2012)

A norma IEEE C57.143 apresenta os principais módulos de falhas em buchas condensivas, bem como os componentes envolvidos nessas falhas e as técnicas para o monitoramento das mesmas. A Tabela 2 traz um resumo destas informações.

Componente	Fenômeno que leva a falha	Grandezas monitoradas	Técnicas de monitoramento para interpretação
Núcleo condensador	- Ingresso de umidade; - Impregnação de óleo degradado; - Desgaste do papel isolante.	- Soma das Correntes; - Fator de Potência; - Temperatura; - Descargas Parciais.	- Mudança no fator de potência.
Óleo	- Umidade; - Contaminação;	- Soma das Correntes; - Fator de Potência;	- Aumento no fator de potência da bucha.

	- Degradação térmica.	- Temperatura.	
Superfície Interna de Porcelana	- Envelhecimento; - Depósitos se instalando em porcelana inferior.	- Soma das Correntes; - Fator de Potência; - Descargas Parciais; - Correlação de temperatura negativa.	- Mudança no fator de potência; - Mudança na capacitância.
Taps	- Tap não aterrado; - Eletrodos em curto.	- Soma das Correntes; - Fator de Potência; - Descargas Parciais.	- Mudança na capacitância.
Superfície Externa de Porcelana	- Contaminação; - Descarga superficial.	- Soma das Correntes; - Fator de Potência; - Descargas Parciais.	- Mudança no fator de potência.
Condutor	- Conexões soltas na parte superior e / ou parte inferior da bucha; - Correntes circulantes na cabeça; - Rachaduras no condutor.	- Soma das Correntes; - Fator de Potência; - Temperatura.	- Mudança no fator de potência.

Tabela 3 – Componentes, falhas e monitoramento de buchas capacitivas.

Fonte: (Adaptado de FERRAZ, 2022)

A detecção precoce de uma tendência de falha através de monitoramento de buchas é tema de diversos trabalhos de pesquisa na academia e na indústria. Algumas técnicas utilizadas para monitorar buchas são apresentadas no tópico a seguir.

2.1.3 Monitoramento *on-line* de buchas condensivas

Há uma gama de técnicas conhecidas que são aplicadas para fazer o diagnóstico de buchas condensivas, pode-se citar entre elas: a análise gás dissolvido (DGA), a inspeção térmica, a inspeção visual, a medição de descargas parciais (DP), a análise da resposta da diferença dielétrica (DFR), a análise de capacitância e a análise de tangente delta. (METWALLY, 2011)

Os testes que são aplicados para a análise de buchas capacitivas, podem ser divididos em três grupos de aplicação: *on-line* com o transformador energizado, *off-line* com o transformador desenergizado e a partir de ensaios de laboratório. A Tabela 3 apresenta a relação entre os tipos de monitoramento mais conhecidos e em quais procedimentos eles poder ser aplicados:

	Tan (δ)	Capacitância	DGA	Descargas Parciais	Inspeção Visual	Inspeção Termo-gráfica	DFR (C & Tan(δ))
Com o transformador desenergizado (<i>off-line</i>)	X	X	X	-	X	-	X
Com o transformador energizado (<i>on-line</i>)	(X)*	(X)*	-	(X)*	X	X	-
Testes em laboratório	X	X	X	X	X	-	X

*Só é possível com um equipamento de medição apropriado.

Tabela 3 – Resumo dos métodos utilizados para monitoramento de buchas condensivas

Fonte: (Adaptado de DAMES)

O monitoramento da capacitância e do fator de dissipação (tangente delta[δ]) se apresentam como principais métodos para diagnóstico *on-line* de buchas capacitivas, por serem aplicados de forma não invasiva, serem medidos de forma continua e apresentarem a detecção de defeitos ainda em fase inicial. Essas duas grandezas estão diretamente relacionadas às principais causas de falhas nas buchas, como no exemplo do curto-circuito da isolação das buchas, o qual causa aumento da capacitância, e também o aumento da entrada de umidade nas buchas, que causa o aumento da tangente delta. (MACHADO, 2015)

Para que seja possível a realização de testes elétricos e monitoramento *on-line* em buchas capacitivas é necessário a aquisição do sinal analógico de tensão e corrente através do seu *tap* capacitivo. O *tap* capacitivo é um item presente nas buchas condensivas, ele é constituído por um condutor que faz a conexão de uma das duas últimas camadas capacitivas da bucha com um ponto acessível externamente a ela. Neste *tap* é possível medir grandezas que estão relacionadas a integridade do corpo condensivo da bucha através de ensaios elétricos, como também é permitida a realização do monitoramento das buchas durante a operação do transformador. Ainda, vale ressaltar que o conector do *tap* capacitivo deve ser aterrado quando não estiver sendo utilizado para medição, para que sejam evitados acidentes. (HEREDIA, 2008, p.36; SUÑÉ, 2013, p.51)

Conforme Ferraz (2022) apresenta em seu estudo através de uma pesquisa de mercado, existem hoje diversos *hardware* voltados para o monitoramento de transformadores de potência. Dos *hardware* que oferecem monitoramento para buchas condensivas, em sua maioria eles observam mudanças das grandezas de capacitância, tangente delta (δ) ou das duas grandezas de maneira simultânea.

As normas IEC 60137-2017 e IEEE C57.19.100-2012 oferecem limiares para controle das condições de operação das buchas a partir do monitoramento das grandezas de capacitância e tangente delta (δ).

Segundo a norma IEEE C57.19.100-2012, a capacitância da bucha deve ser medida em testes específicos e os valores devem ser criteriosamente comparados com os dados de placa e com testes realizados anteriormente na bucha. Caso a bucha apresente um aumento de 5% ou superior na sua capacitância medida inicialmente, deve-se avaliar se a bucha ainda está apta para operação. (IEEE, 2012)

A norma IEEE C57.19.100-2012 também oferece as recomendações em relação a medição do fator de dissipação (tangente delta [δ]), onde é apresentado que se o valor do fator de dissipação medido for o dobro do valor inicial deve-se aumentar a periodicidade dos testes feitos na bucha e caso o valor medido triplique em relação ao valor inicial a bucha deve ser retirada de operação. A norma IEC 60137-2017, ainda oferece um complemento informando que o valor máximo permitido para o fator de dissipação medido em fábrica é 0,7% absoluto, sendo que o valor típico para uma bucha condensiva é de 0,35% absoluto. (IEEE, 2012; IEC 2017)

2.2 Manutenção preditiva

Mesmo tendo o seu custo individual muito menor se comparado com o resto do transformador de potência, a bucha condensiva é um acessório de extrema importância para o funcionamento dos equipamentos de alta tensão, visto que está sujeita a grandes esforços dielétricos, e como já citado anteriormente, uma falha nesses acessórios pode condenar o transformador de potência por completo. (ALVES, 2007)

A manutenção preditiva de equipamentos, consiste na análise de dados obtidos através do monitoramento destes equipamentos durante o seu funcionamento.

As intervenções nestes equipamentos são realizadas somente quando a equipe responsável pela manutenção identificar possíveis causas de falhas através do processamento e análise dos dados obtidos. Sendo assim, as técnicas empregadas na manutenção preditiva dos equipamentos e acessórios presentes nos transformadores de potência, tem como objetivo a detecção prévia de falhas e a observação de tendências de defeitos nestes ativos. (MARQUES, 2019; SOUZA, 2008, P.25-26)

A implementação de um sistema de monitoramento de bucha capacitivas para aplicações em transformadores de potência se justifica tanto no aspecto técnico quanto no aspecto financeiro. O custo para a implementação deste tipo de monitoramento é facilmente amortizado em pouco tempo levando em conta custos, de paradas por defeitos ou falhas no equipamento, que poderiam ser detectados de maneira prévia. (ALVES, 2007)

Para a avaliação dos dados coletados existem diversos algoritmos. Se forem adquiridos dados ao longo do tempo com uma taxa fixa de amostragem é possível utilizar algoritmos de análise de séries temporais para prever tendências no comportamento das variáveis. Nos tópicos seguintes são apresentadas algumas tecnologias de algoritmos de análise de séries temporais.

2.2.1 Algoritmos de predição de séries temporais

As séries temporais (ST) consistem e um conjunto de observações de dados listados em ordem sequencial em um intervalo de tempo, este intervalo de tempo pode ser contínuo (sem interrupção) ou discreto (intervalos de tempos espaçados). Ainda é importante ressaltar que as séries temporais são formadas de três componentes principais: a tendência, a sazonalidade e o resíduo. (PARMEZAN, 2016, p.51-68)

Através da análise de séries temporais é possível extrair diversas informações, padrões e outros significados dos dados presentes nestas séries. Uma das principais e mais antigas ferramentas da área de ciência de dados é a análise preditiva aplicada através da previsão de séries temporais, este método utiliza-se de algoritmos com profundos conhecimentos estatísticos para realizar a previsão de

dados futuros dentro da série temporal a partir da observação dos dados passados. (KOTU, 2019, p.401)

Os métodos empregados para a construção de modelos preditivos de séries temporais, são provenientes de conhecimentos das áreas de estatística e inteligência artificial podendo ser agrupados em dois grupos: paramétricos e não paramétricos. (PARMEZAN, 2016, p.75)

Os métodos paramétricos têm como característica o uso prévio sobre a natureza da distribuição dos dados para a construção do modelo preditivo, fazendo com que o modelo seja parametrizado com um número finito de parâmetros. Quando se trabalha com uma amostragem pequena de dados, os métodos paramétricos costumam render bons resultados, criando estimadores com uma baixa variância. (PARMEZAN, 2016, p.77; IZBICKI, 2020, p.27 e p.53)

Os métodos denominados não-paramétricos, ao contrário dos métodos paramétricos, não levam em consideração o conhecimento prévio da distribuição dos dados no momento da descrição das propriedades dos dados. Portanto, não utilizam-se explicitamente de parâmetros para modelar o fenômeno. (PARMEZAN, 2016, p.91)

Após a apresentação dos conceitos de algoritmos de séries temporais, os próximos tópicos irão tratar dos conceitos estáticos utilizados na construção do algoritmo proposto para este trabalho.

2.2.2 Regressão linear, não linear e o método dos mínimos quadrados

A regressão linear é um modelo estatístico que se utiliza de uma forma linear para estimar uma relação de relacionamento entre uma variável dependente e uma ou mais variáveis independentes através de observações e dados coletados, desta forma a regressão linear simples pode ser descrita da seguinte forma:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (1)$$

Na Equação (1), y representa o valor da variável dependente, x representa o valor da variável independente, β_0 e β_1 correspondem aos parâmetros do modelo e ε representa as variáveis aleatórias que representam o erro. (RODRIGUES, 2012, p.23)

Supondo que exista uma relação de linear entre as variáveis x e y , o método dos mínimos quadrados se apresenta como solução para estimação dos coeficientes de regressão β_0 e β_1 , este coeficiente procura fazer tal estimação através da minimização dos resíduos do modelo de regressão, calculando valores para β_0 e β_1 para quais a soma dos quadrados do resíduo é mínima. (RODRIGUES, 2012, p.24)

Os resíduos representam a distância vertical entre os valores observados e os valores ajustados em uma regressão linear, conforme apresenta a Figura 2.7.

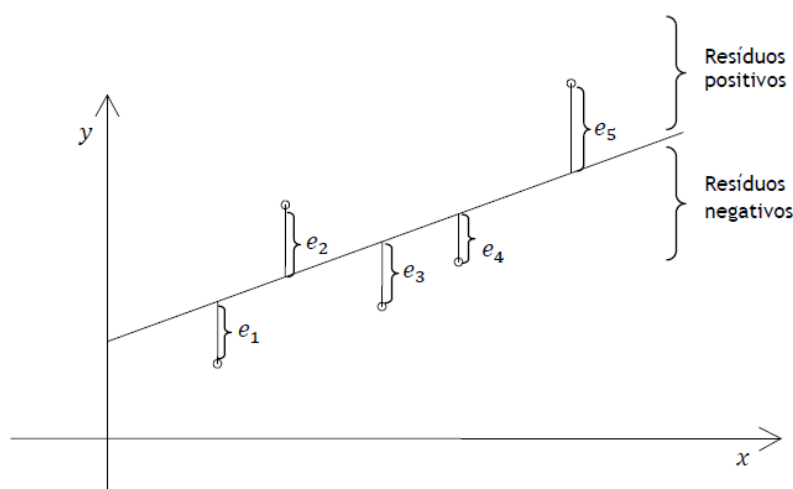


Figura 2.7 – Representação dos resíduos em uma regressão linear

Fonte: (RODRIGUES, 2012)

Utilizando-se então das coordenadas x e y dos dados observados podemos calcular o valor para os coeficientes β_0 e β_1 através das Equações (2) e (3):

$$\beta_0 = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i f(x_i) - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n f(x_i)}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \quad i = 1, \dots, n \quad (2)$$

$$\beta_1 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 \sum_{i=1}^n f(x_i) - \sum_{i=1}^n x_i f(x_i) \sum_{i=1}^n x_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \quad i = 1, \dots, n \quad (3)$$

A suposição de que a regressão linear é a melhor representação para os conjuntos de dados muitas vezes não é válida, nestes casos os modelos não lineares podem ser aplicados buscando uma melhor representação destes dados. (IZBICKI, 2020)

A regressão exponencial é uma da técnica utilizada para aplicações nestes casos em que os dados não apresentam um ajuste linear. A relação entre a variável dependente e variável independente é dada pela Equação (4): (OLIVEIRA, 2017)

$$y = \beta_1 x_i e^{\beta_0} + \varepsilon_i, i = 1, \dots, n \quad (4)$$

O método dos mínimos quadrados pode ser adaptado para o caso das regressões exponenciais, aplicando os logaritmos neperianos pode-se realizar a seguinte substituição: (OLIVEIRA, 2017)

$$y' = \ln(y) \quad (5)$$

Aplicando a Equação (5) em (6) e (7) tem-se as Equações para o cálculo dos coeficientes β_0 e β_1 :

$$\beta_0 = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y'_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y'_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \quad i = 1, \dots, n \quad (6)$$

$$\beta_1 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 \sum_{i=1}^n y'_i - \sum_{i=1}^n x_i y'_i \sum_{i=1}^n x_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \quad i = 1, \dots, n \quad (7)$$

3 METODOLOGIA E DESENVOLVIMENTO

Como já exposto no objetivo principal, a proposta deste trabalho é o desenvolvimento de um algoritmo para a predição de alarmes de falhas em buchas condensivas de potência. Nos tópicos a seguir serão expostos os métodos e ferramentas utilizados para alcançar este objetivo principal bem como os objetivos específicos já listados anteriormente, além disso também serão apresentadas as etapas de desenvolvimento do projeto.

3.1 Etapas do trabalho

O Fluxograma de trabalho proposto, apresentado na Figura 3.1, serve como guia para o entendimento das etapas de desenvolvimento dos algoritmos, que serão melhor apresentados nos próximos tópicos.

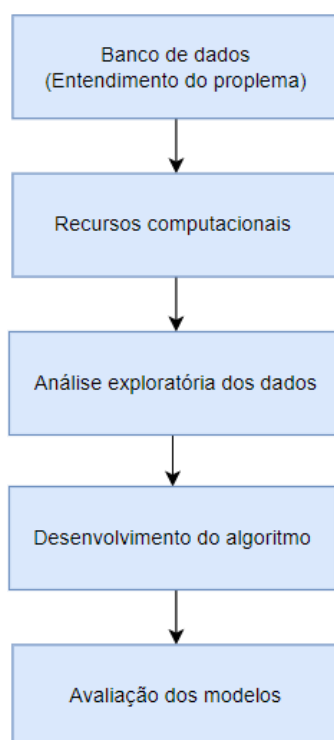


Figura 3.1 – Fluxograma de trabalho proposto

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

Os próximos tópicos apresentarão em detalhes cada uma das etapas citadas no fluxograma, com exceção da etapa de avaliação, que será tratada no capítulo 4 do presente trabalho acadêmico.

3.2 Banco de dados

A base de dados utilizada para os estudos presentes neste trabalho foi cedida pela empresa WEG, Unidade de Negócio Transmissão e Distribuição. Este banco de dados possui diversos conjuntos de dados que apresentaram amostras de simulações de monitoramentos de buchas condensivas de transformadores trifásicos de potência, contendo os atributos de capacitância, tangente delta(δ), corrente de fuga e o tempo de medição para cada uma das três fases dos transformadores monitorados.

Como já apresentado neste trabalho, os principais métodos utilizados para o monitoramento de buchas condensivas são os que utilizam medição das grandezas de capacitância e tangente delta(δ), as quais serão o alvo do estudo.

Após o conhecimento do banco de dados utilizado para desenvolvimento do projeto, serão apresentados os recursos computacionais disponíveis para o desenvolvimento deste trabalho.

3.3 Recursos computacionais

O Python é uma linguagem de alto nível, orientada a objetos, das mais populares e utilizadas em aplicações de computação científica, apresentando uma vasta coleção de bibliotecas de programação e totalmente aberta e gratuita. Ela é uma linguagem altamente difundida em ambientes acadêmicos e industriais, oferecendo códigos otimizados e de fácil entendimento. Possui ainda um grande número de pacotes para aplicações de ciência de dados, sendo compatível com uma grande variedade de *frameworks* de terceiros, e oferecendo a possibilidade de ser integrado a outras linguagens. (ROSA, 2020, p.39; BORGES, 2009, p.10-12)

Pelas razões citadas acima o Python foi a linguagem de programação escolhida para o desenvolvimento deste projeto, também foram exploradas as aplicações das suas diversas bibliotecas que serão citadas ao decorrer do desenvolvimento do trabalho.

Para o desenvolvimento dos algoritmos as IDEs utilizadas foram o Spyder, e o Google Colab. Ambos são compatíveis com a linguagem Python.

O computador utilizado durante o desenvolvimento dos algoritmos possui as seguintes configurações: 16GB de memória RAM, processador Intel(R) Core(TM) i7-1270 e uma GPU NVIDIA Quadro 600.

Após o conhecimento do banco de dados e dos recursos computacionais disponíveis, o próximo tópico apresentará o início do desenvolvimento do projeto.

3.4 Análise exploratória dos dados

A biblioteca Pandas permite a manipulação de arquivos tipo CSV, entre outros, ela foi utilizada para fazer o acesso aos dados que estavam registrados em arquivos deste tipo.

A Figura 3.2 apresenta um exemplo do formato do banco de dados utilizado nos estudos. É possível observar que os dados não possuem nenhum tipo de problema, portanto não é necessária a realização de nenhum tipo de pré-processamento destes dados.

Capacitancia_A	Capacitancia_B	Capacitancia_C	TangenteDelta_A	TangenteDelta_B	TangenteDelta_C	CorrenteFuga_A	CorrenteFuga_B	CorrenteFuga_C	Tempo
290.0207	290.0234	289.9159	0.3775	0.3756	0.3903	69.9966	70.2819	70.0962	1.0
289.8755	289.9414	290.0032	0.3891	0.3893	0.3967	69.9609	70.2799	70.0123	2.0
290.0937	289.9840	290.0556	0.3754	0.3816	0.3975	69.9157	70.2698	69.9755	3.0
289.9241	290.0784	290.1394	0.3787	0.3977	0.3883	69.9347	70.3578	69.9428	4.0
289.8914	290.2202	290.0260	0.3783	0.3888	0.3907	70.0145	70.3111	69.9703	5.0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
290.0975	295.4973	289.8344	0.3714	1.1652	0.3811	70.0000	70.0000	70.0000	525596.0
290.0496	295.5189	290.1129	0.3806	1.1741	0.3753	70.0000	70.0000	70.0000	525597.0
290.1251	295.4259	290.0030	0.3628	1.1733	0.3788	70.0000	70.0000	70.0000	525598.0
290.0966	295.5654	289.8832	0.3648	1.1612	0.3768	70.0000	70.0000	70.0000	525599.0
289.8418	295.5823	290.2397	0.3629	1.1655	0.3795	70.0000	70.0000	70.0000	525600.0

Figura 3.2 – Visualização do banco de dados com Pandas

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

Para um melhor entendimento dos dados é feito o processo de apresentação gráfica deles, procurando identificar as características presentes nos dados. No caso das séries temporais, a observação é feita com o intuito de encontrar

características como a tendência, a sazonalidade, o resíduo, a correlação entre os dados ou a autocorrelação da série.

O processo de plotagem de dados deste projeto foi todo feito por meio da biblioteca Matplotlib. A seguir serão apresentados alguns gráficos que demonstram o monitoramento da capacitância e do fator de dissipação (tangente delta $[\delta]$) de buchas condensivas em operação que vieram a falhar.

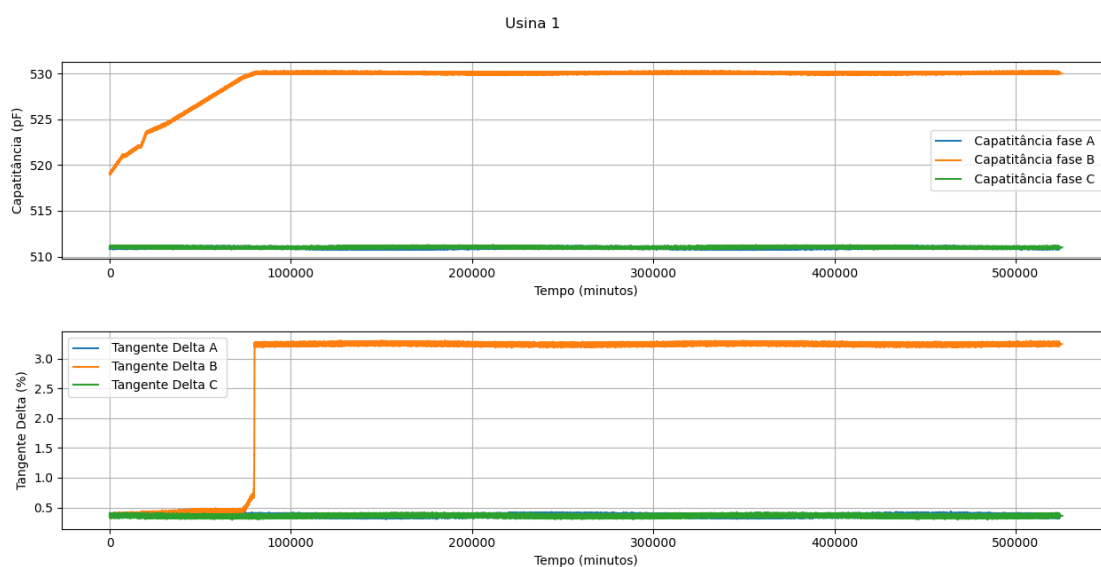


Figura 3.3 – Falha observada pelo aumento da tangente delta (δ) durante o monitoramento na usina 1

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

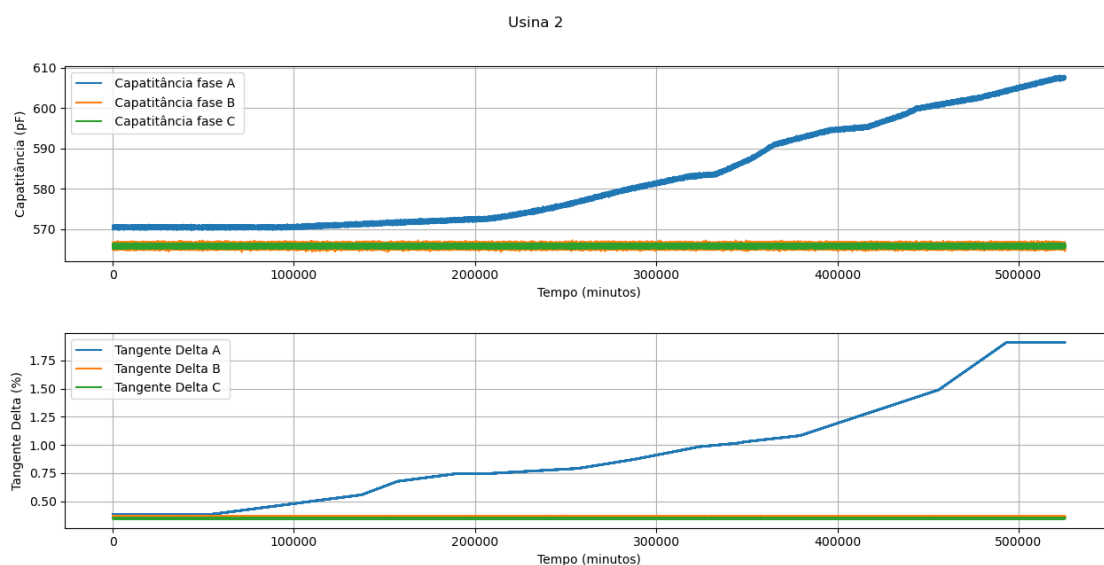


Figura 3.4 – Falha observada pelo aumento da capacitância e da tangente delta (δ) durante o monitoramento na usina 2

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

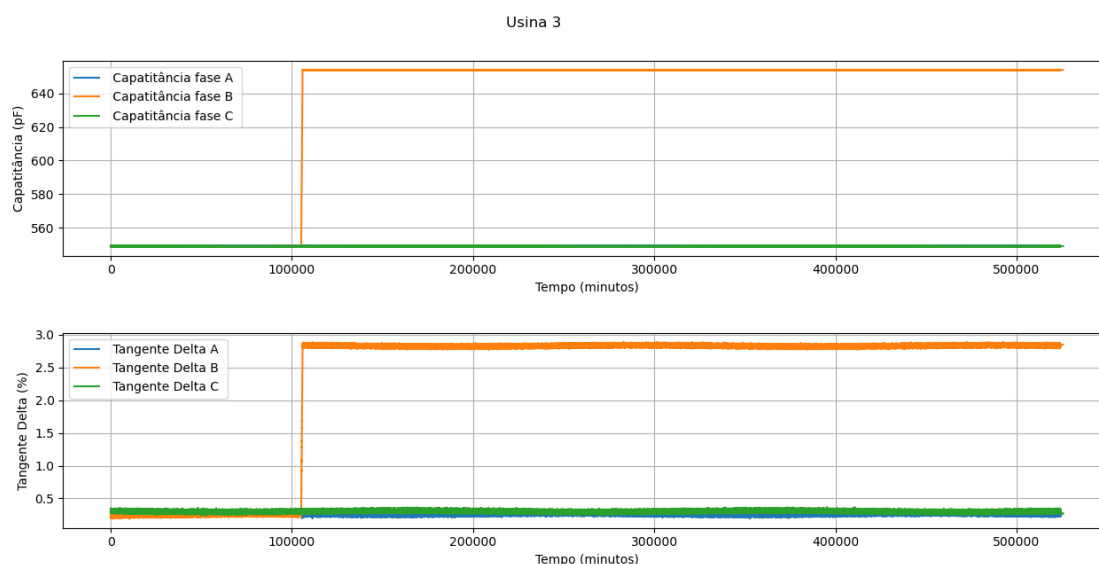


Figura 3.5 – Falha observada pelo aumento da capacitância e da tangente delta (δ) durante o monitoramento na usina 3

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

Pode-se observar que as curvas mostradas nos gráficos apresentam uma tendência de aumento dos valores medidos a partir do momento que se inicia o processo de falha das buchas, possibilitando assim a predição destas falhas por meio de algoritmos de predição de séries temporais.

3.5 Desenvolvimento do Algoritmo

Os algoritmos de predição constituem um dos principais conjuntos de ferramentas da área ciência de dados, entre estes algoritmos estão os de caráter paramétrico que como já exposto anteriormente se utilizam de dados fornecidos para criação de um modelo com parâmetros finitos. Os tópicos seguintes abordarão o desenvolvimento do algoritmo que foi desenvolvido para a aplicação proposta.

3.5.1 Definição do valor inicial e teste de estabilidade

Para esta etapa do estudo foram utilizadas as bibliotecas Numpy, que contam com recursos matemáticos para cálculos de valores como desvio padrão e mediana, e Sklearn que conta com recursos utilizados para cálculo da regressão linear.

Os valores de capacitância e do fator de dissipação para buchas capacitivas novas são fornecidos pelos fabricantes da própria bucha, porém algumas vezes os valores medidos pelos aparelhos de monitoramento destas buchas podem diferir do valor apresentado pelo fabricante, considerando ainda que estas buchas comecem a ser monitoradas após um período em que elas já estavam em funcionamento.

A primeira etapa de desenvolvimento do algoritmo proposto é a de definição dos valores iniciais para as grandezas medidas, valores estes que também servirão de base para o cálculo dos limiares de alarme, os quais são baseados nas normas IEC 60137-2017 e IEEE C57.19.100-2012, já citadas anteriormente.

O processo para definição do valor inicial das grandezas de capacitância e tangente delta (δ) se inicia através da observação das primeiras amostras destas grandezas por meio de um *hardware* de monitoramento. Para este estudo considerou-se um período de uma semana que equivale a um número de 10080 amostras. Após a obtenção destas 10080 amostras, é feito o cálculo da mediana delas e este valor calculado é considerado o valor inicial.

Para garantir a confiabilidade do valor inicial, um estudo de estabilidade dos dados é realizado a partir do valor obtido durante o período de aquisição das amostras. Este estudo de estabilidade consiste em três etapas:

- na primeira etapa, é calculado o desvio padrão do valor inicial em relação as amostras observadas;
- na segunda etapa, é calculada uma regressão linear a partir das mesmas amostras observadas. Após isso o coeficiente angular obtido por meio do cálculo da regressão é multiplicado pelo número de amostras para que se obtenha a inclinação da reta no período equivalente a uma semana de observação;

- na terceira etapa é feita a comparação entre a inclinação da reta calculada e o desvio padrão do valor inicial. Caso a inclinação da reta seja maior que o desvio padrão o valor inicial é considerado instável, o que pode significar que algum erro de leitura está ocorrendo no processo de aquisição das medições ou que a bucha já está no processo de sofrer uma falha.

As Figuras 3.6 e 3.7 apresentam os gráficos do estudo de estabilidade do sinal para o mesmo conjunto de dados, porém para o primeiro estudo foram utilizadas somente 1440 amostras, o que equivale ao período de um dia, já no segundo estudo foram utilizadas 10080 amostras o que equivale ao período de uma semana.

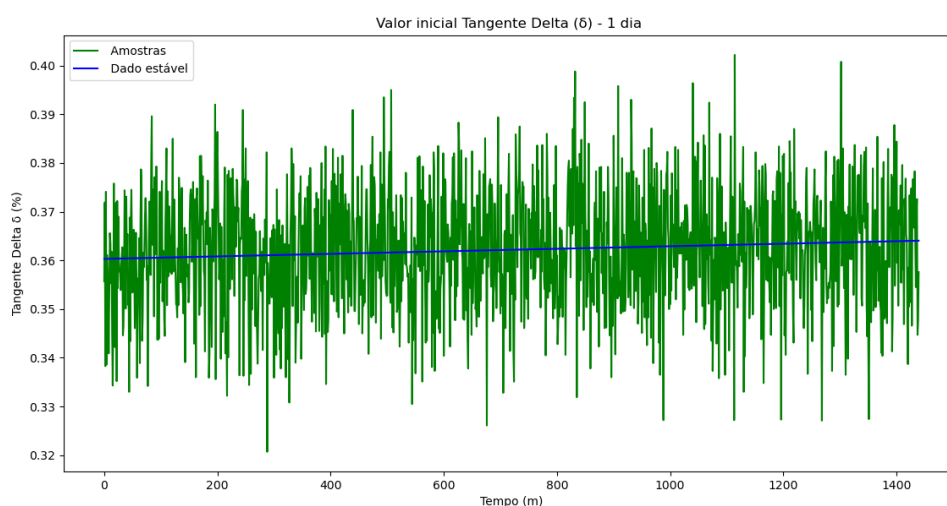


Figura 3.6 – Estudo de estabilidade dos dados para cálculo do valor inicial – período de um dia

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

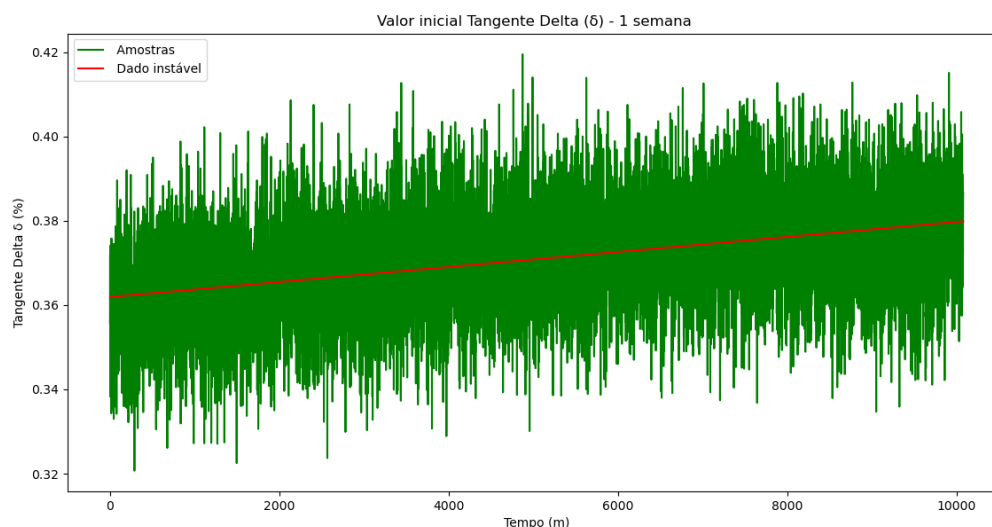


Figura 3.7 – Estudo de estabilidade dos dados para cálculo do valor inicial – período de uma semana

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

Como pode se observar o mesmo conjunto de dados considerado estável no período de um dia, já não é mais considerado estável após uma semana. É visível também que o dado apresenta uma tendência de subida ao longo do tempo, portanto o período de uma semana de teste para definição do valor inicial foi adotado com o intuito de se obter uma maior segurança na estimativa da estabilidade do dado.

3.5.2 Cálculo do limiar de alarme de falha

Após a verificação da estabilidade do valor nas medições das grandezas de capacitância e tangente delta (δ) é possível traçar os limiares para os alarmes de falha, com base nas normas já citadas. Os limiares são então calculados:

- Capacitância = valor inicial + 5%;
- Tangente delta (δ) = 2 x valor inicial ou 0,70 %.

Os limiares são os valores alvos da predição, portanto o algoritmo sempre tentará prever a tendência de aproximação das variáveis em relação ao limiar e também o tempo para que isso ocorra.

A seguir uma das partes fundamentais do processo de construção do algoritmo proposto será apresentada, a janela de dados traz o conceito de como os dados de entrada serão apresentados para a predição de dados futura.

3.5.3 Janela de dados

Levando em consideração que o algoritmo proposto será desenvolvido para uma aplicação de monitoramento *on-line* em que um novo dado será recebido a cada período tempo, será adotada a técnica de janela de dados.

O conceito de janela de dados consiste em fazer predições aplicando um modelo a uma janela de amostras consecutivas de dados. No caso do algoritmo proposto, os modelos aplicados apresentarão uma resposta a partir dos dados de entrada da chamada “Janela de dados”. Esta janela então percorrerá o banco de dados de forma cronológica fazendo o treinamento dos modelos de regressão para todo o instante t , de modo que a cada período de tempo os dados de entrada recebam uma nova observação e dispensem a mais antiga, mantendo assim a largura de entrada definida para a janela.

É importante ressaltar, que a largura de entrada da janela de dados varia de acordo com sua aplicação. Portanto, os parâmetros da janela de dados serão escolhidos de acordo com os algoritmos apresentados no próximo tópico.

3.5.4 Predição de valores

O objetivo principal do trabalho desenvolvido é o de prever o momento em que os valores das variáveis alvo, capacitância e fator de dissipação, irão romper o limiar de alarme para falhas e também calcular o tempo de antecipação com que está informação é apresentada.

Dito isso, pode-se evidenciar que o algoritmo desenvolvido neste trabalho utilizou das técnicas conhecidas de regressão linear e regressão não-linear (caso exponencial) para a tarefa de predição de séries temporais.

Como já explanado anteriormente, as regressões serão traçadas a partir dos dados de entrada da chamada “Janela de Dados” e após isso elas sofrerão uma

extrapolação em seu domínio do tempo, buscando assim observar o momento em que as suas retas e curvas extrapoladas interceptam a reta traçada pelo limiar de alarme.

Por fim, o motivo pelo qual foram escolhidos os dois modelos de regressão foi para que se obtivesse uma comparação das curvas geradas pelos modelos treinados, de forma a se analisar qual delas apresentaria uma melhor predição a cada período de tempo. Essa predição foi avaliada por meio do erro médio absoluto (MAE), que tem a sua fórmula exposta a seguir:

$$MAE = \sum_{i=0}^n |y_i - x_i| \quad (8)$$

A curva com menor erro apresentado é então a escolhida como predição.

Após a apresentação dos métodos utilizados para o desenvolvimento do algoritmo de predição, o próximo capítulo trará os resultados para a aplicação dos algoritmos nos bancos de dados.

4 APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS

Para uma primeira avaliação do algoritmo proposto optou-se pela realização de testes de predição em três bancos de dados diferentes, com falhas que apresentaram curvas de crescimento com três características distintas: lenta, rápida e uniforme.

O primeiro conjunto de dados é constituído pelos dados da Usina 2, onde pode-se observar uma falha com desenvolvimento lento para a bucha capacitiva presente na primeira fase do transformador de potência, conforme demonstrado na Figura 3.4.

O segundo conjunto de dados representa os dados da Usina 4, onde pode-se observar uma falha com desenvolvimento rápido em uma bucha capacitiva na fase B do transformador de potência, conforme apresentado na Figura 4.1.

O terceiro conjunto de dados é apresentado na Figura 4.2 e representa os dados da Usina 5, onde pode-se observar uma falha com tendência uniforme em uma bucha capacitiva na segunda fase do transformador de potência.

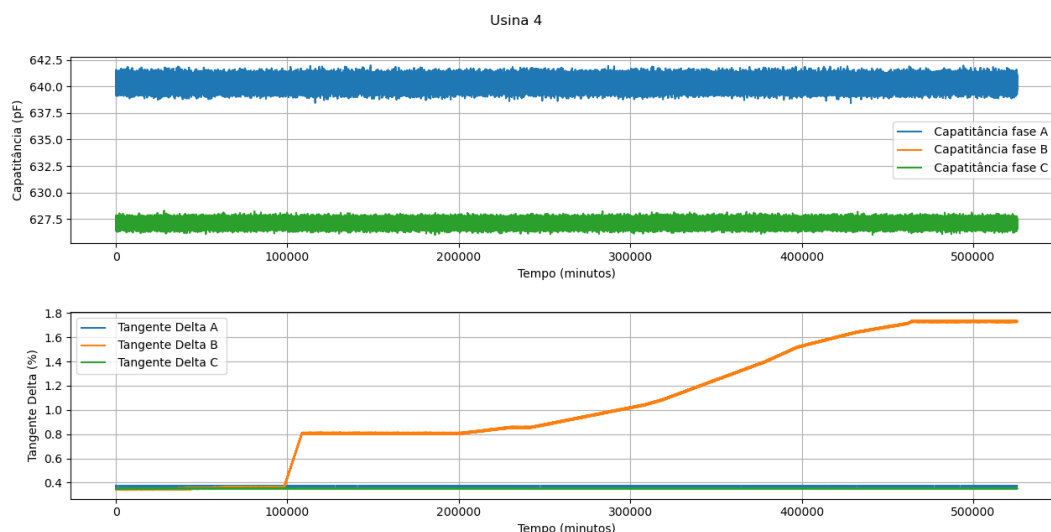


Figura 4.1 – Falha observada pelo aumento da tangente delta (δ) durante o monitoramento na usina 4

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

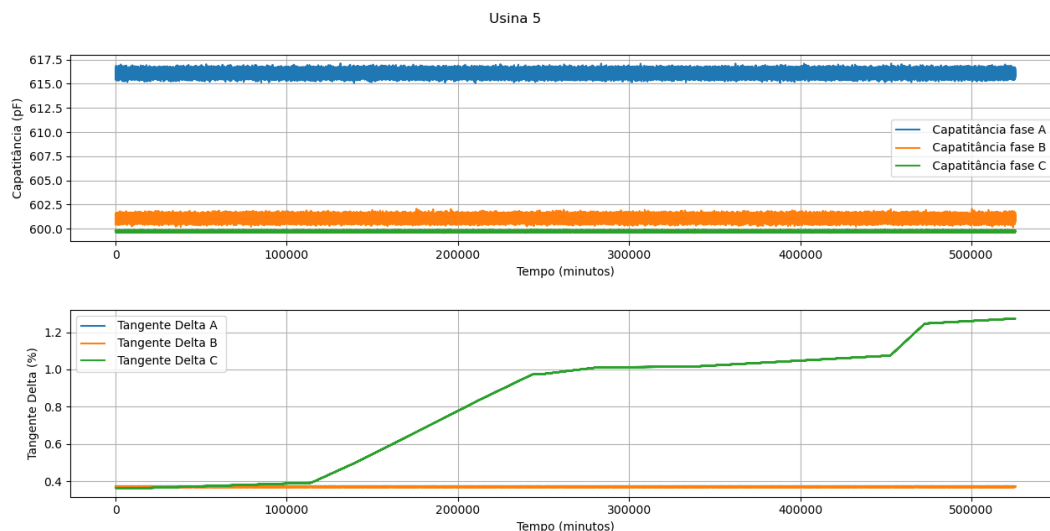


Figura 4.2 - Falha observada pelo aumento da tangente delta (δ) durante o monitoramento na usina 5

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

Os dados alvos dos testes serão aqueles em que as falhas foram evidenciadas, portanto para o primeiro conjunto de dados será feita a análise dos dados de monitoramento da capacitância da bucha presente na primeira fase do transformador, assim como também serão analisados os dados da tangente delta da segunda fase para o segundo conjunto de dados, e os dados da tangente delta da terceira fase para o terceiro conjunto de dados.

A primeira análise feita pelo algoritmo é a de cálculo do valor inicial e verificação de estabilidade do sinal. A figura 4.3 apresenta o exemplo gráfico de verificação da estabilidade do sinal monitorado em bucha condensiva.

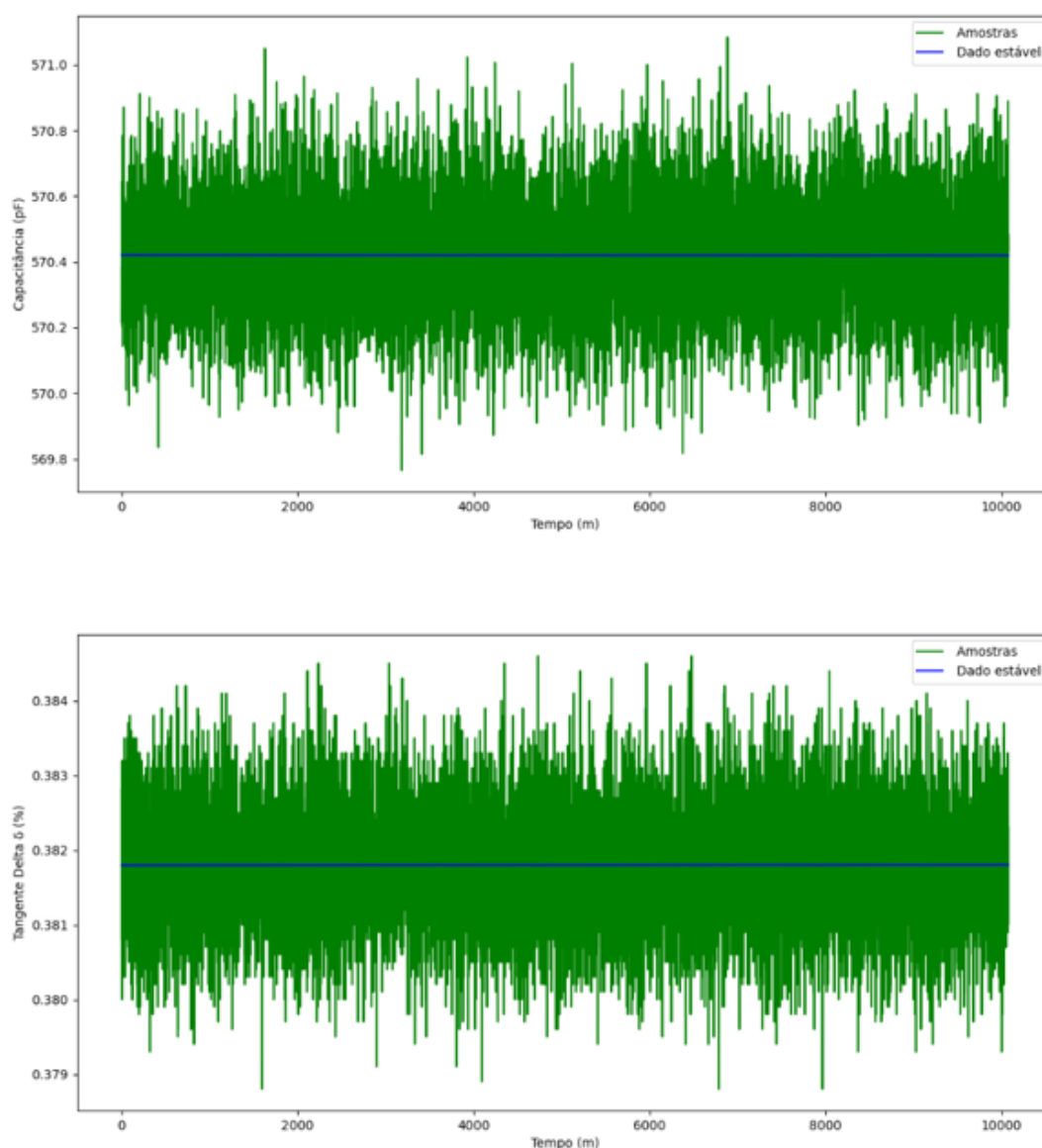


Figura 4.3 – Teste de estabilidade dos dados – Usina 2

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

Com a confirmação da estabilidade dos dados pode-se realizar o cálculo do valor inicial para as variáveis e também já se pode calcular os valores para os limiares de alarme.

A seguir serão apresentados os testes feitos para validação do algoritmo.

4.1 Teste 1 – Falha com desenvolvimento lento

O algoritmo foi testado com três janelas de dados diferentes, uma com o número de amostras equivalente a um dia, outra com um número de amostras equivalente a uma semana e a última com o número de amostras equivalente a um mês.

Desta forma, pode-se avaliar a resposta do algoritmo para as janelas de dados com diferentes larguras. Também é importante ressaltar que o período de amostragem dos bancos de dados foi ajustado para os testes, portanto os dados serão apresentados com intervalo de uma hora para cada amostra. Para isso foi feita a média das amostras a cada hora e isto possibilitou a realização das avaliações com uma maior velocidade, porém no caso das chamadas “falhas rápidas” esse maior espaçamento da amostragem dos dados pode causar uma maior imprecisão na predição.

A Figura 4.4 permite uma visualização gráfica da aplicação do algoritmo para o teste feito com os dados de capacitância registrados pelo aparelho de monitoramento de buchas condensivas, os quais apresentam a ocorrência de uma falha na Usina 2.

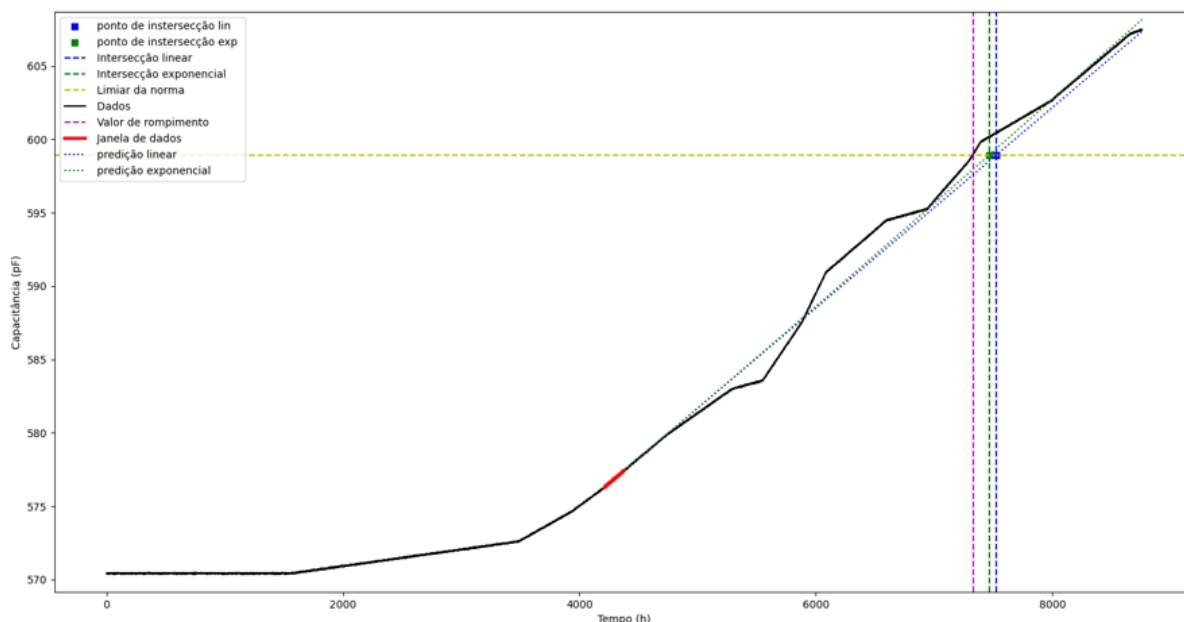


Figura 4.4 – Teste 1 falha lenta, janela de dados com uma semana de amostras

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

O gráfico apresenta a linha tracejada em amarelo para representar o limiar de alarme, o qual foi calculado em 598,94pF. A linha em lilás é a representação do momento em que o limiar é rompido de fato, esta linha tem a função somente visual e não faz parte do cálculo dos parâmetros de predição.

O banco de dados é representado através da linha preta contínua e a janela de dados é linha vermelha que percorre o banco de dados com o decorrer do tempo.

Como já exposto anteriormente, as regressões são ajustadas levando em consideração somente os dados presentes na janela de dados, portanto todos os dados que estão a frente dela nunca foram vistos pelo algoritmo. Vale ressaltar que as regressões estão sendo ajustadas somente para o período de um ano que é o mesmo período total dos bancos de dados utilizados no estudo. Pode-se observar pontos azul e verde que marcam a intercepção das regressões com o limiar de alarme.

A avaliação dos resultados obtidos no teste é feita através da análise do erro de estimação das predições em relação ao rompimento do limiar. Para isso é feito o cálculo da diferença do tempo entre a predição e o momento do rompimento. Os resultados dos erros de predição do teste 1 são apresentados nas Figuras 4.5, 4.6 e 4.7, onde são expostos os erros de respostas para diferentes janelas de dados.

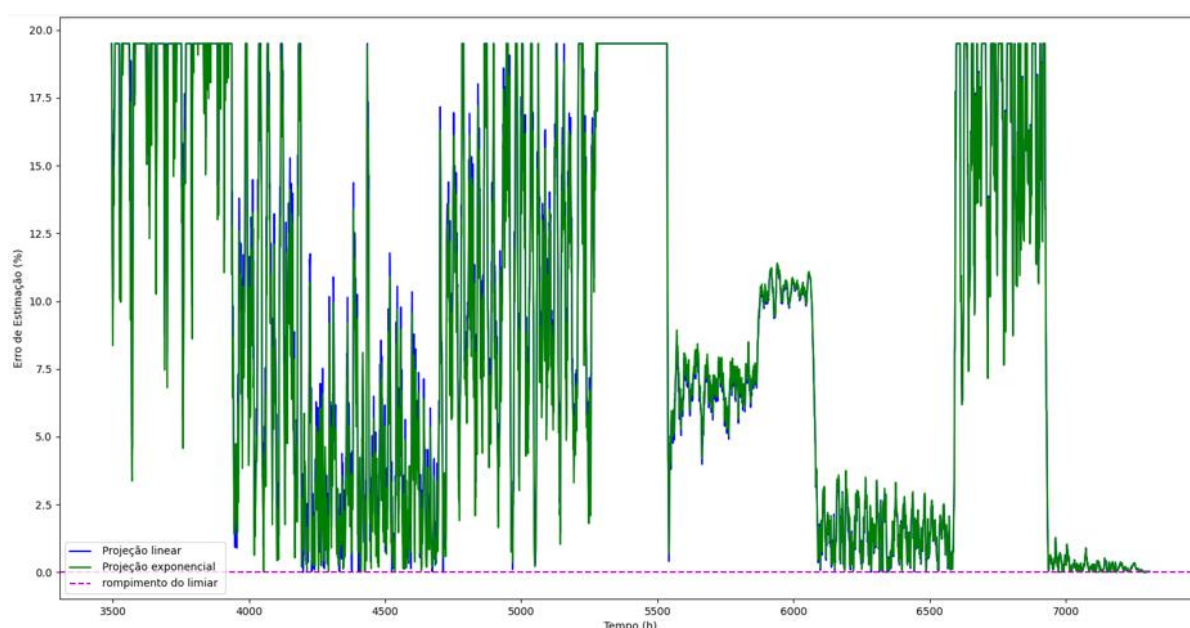


Figura 4.5 – Erro de predição teste 1, janela de dados com um dia de amostras

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

Pode-se observar na Figura 4.5 o erro de predição tanto para regressão linear quanto para a regressão exponencial. A primeira predição de rompimento do limiar acontece após 3497 horas de monitoramento e o rompimento do limiar ocorre depois de 7330. Pode-se observar também regiões onde o algoritmo deixa de detectar a perspectiva de crescimento do sinal, isso se dá pela característica do dado e pode ser indicativo de uma estabilização do sinal.

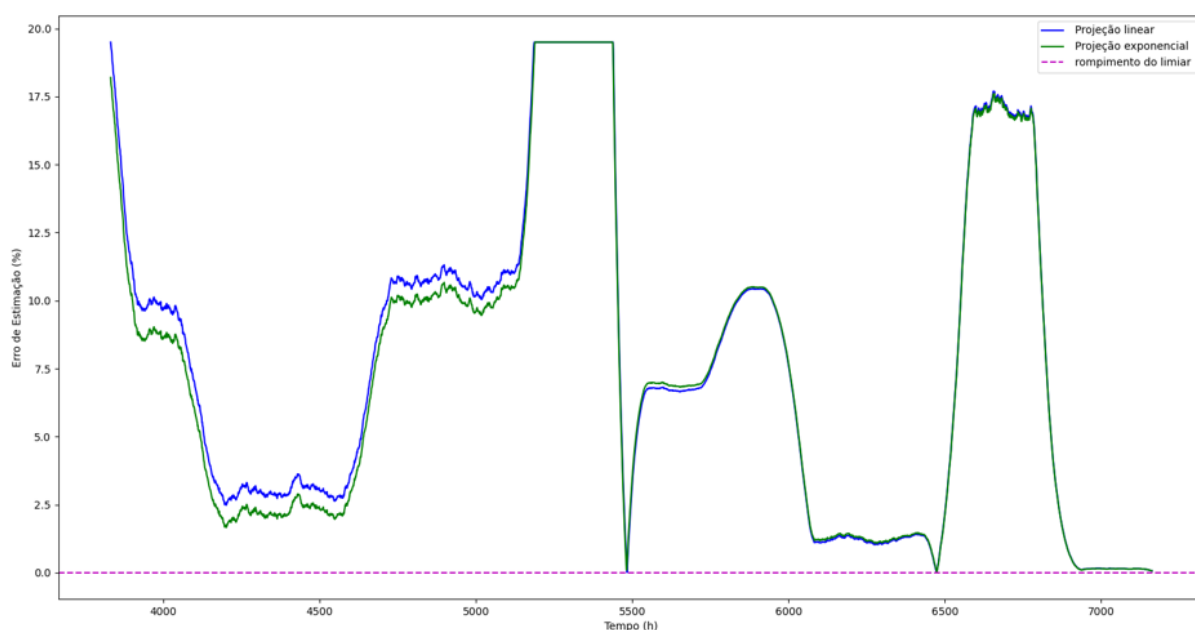


Figura 4.6 – Erro de predição teste 1, janela de dados com uma semana de amostras

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

- Primeira predição: 3833 horas de monitoramento;
- Rompimento do limiar: 7330 horas de monitoramento.

Pode-se observar pelo gráfico apresentado que a janela de dados com um número maior de amostras apresenta uma resposta mais estável em relação a outra janela. Também pode-se observar uma melhor estimativa pelo modelo de regressão exponencial inicialmente.

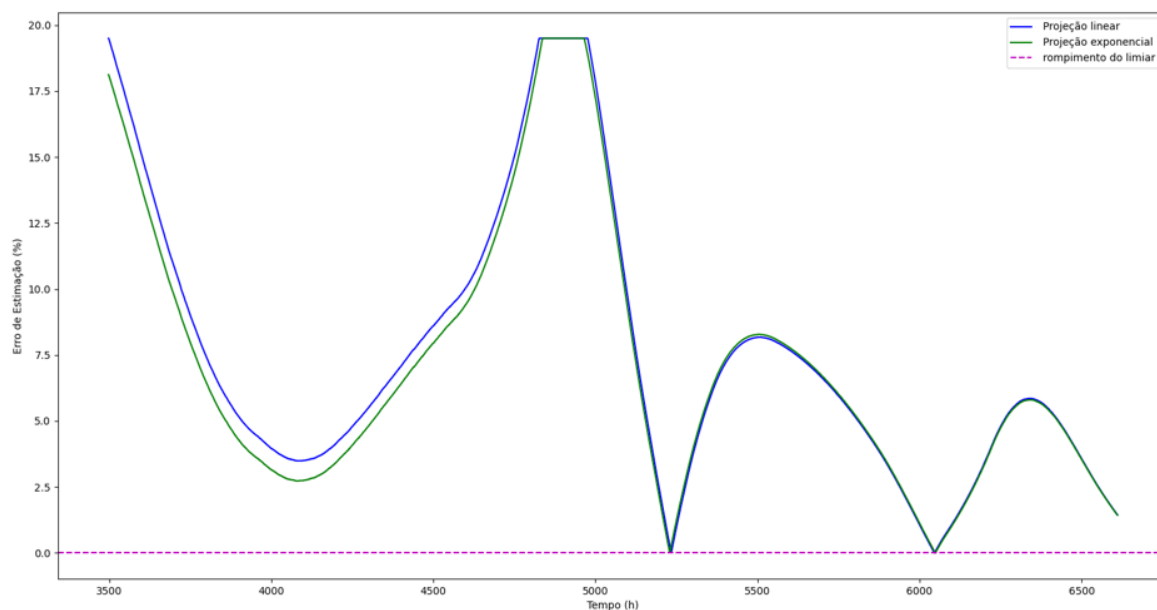


Figura 4.7 – Erro de predição teste 1, janela de dados com um mês de amostras

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

- Primeira predição: 3499 horas de monitoramento;
- Rompimento do limiar: 7330 horas de monitoramento.

O gráfico de erro da Figura 4.7 aponta uma curva com mudanças ainda mais suaves em relação ao erro de estimação. Neste gráfico também fica mais evidente os momentos em que o sinal apresenta uma característica de crescimento e de estabilização.

Nos próximos tópicos serão apresentados os resultados para os outros dois testes de forma mais objetiva, procurando assim trazer o embasamento para a discussão dos resultados obtidos.

4.2 Teste 2 – Falha com desenvolvimento rápido

A imagem 4.8 a seguir apresenta os dados de monitoramento do fator de dissipação (tangente delta) da bucha instalada no transformador de potência da Usina 4 durante a ocorrência de uma falha.

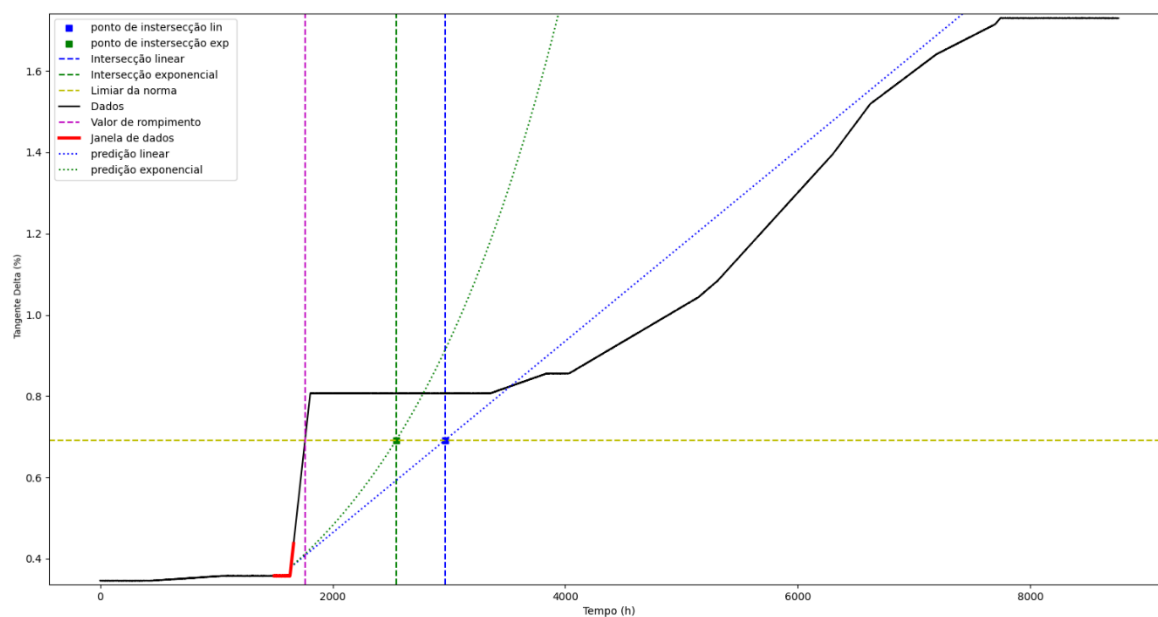


Figura 4.8 – Teste 1 falha rápida, janela de dados com uma semana de amostras

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

- Limiar de alarme: 0,692%.

Os gráficos de análise de erro são apresentados a seguir:

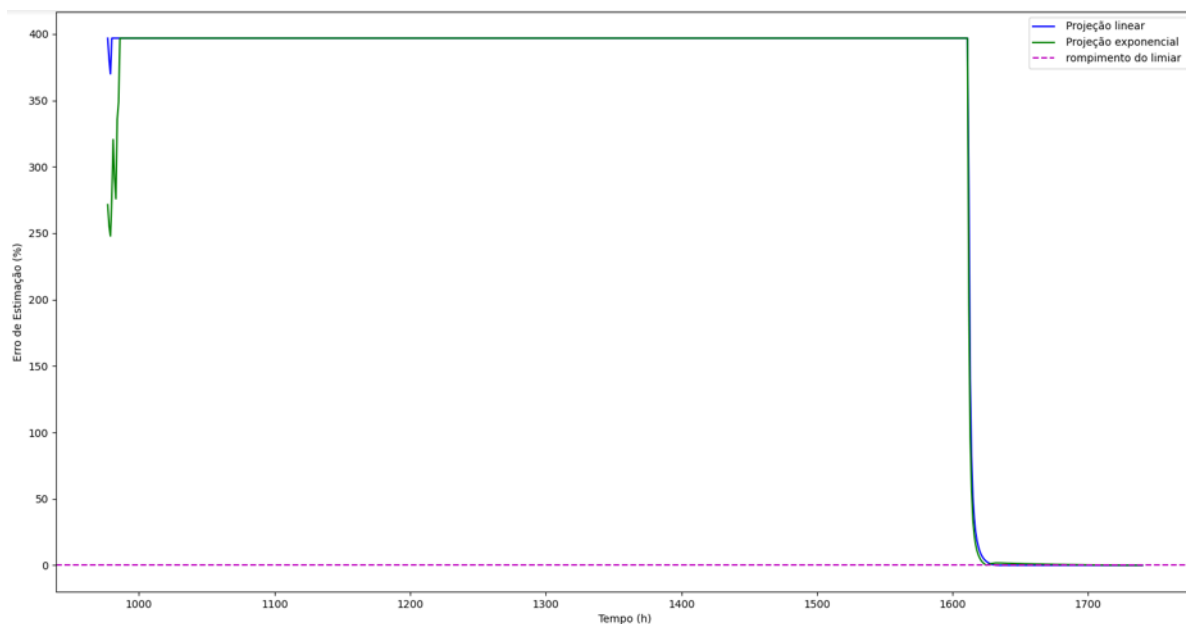


Figura 4.9 – Erro de predição teste 2, janela de dados com um dia de amostras

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

- Primeira predição: 978 horas de monitoramento;
- Rompimento do limiar: 1763 horas de monitoramento.

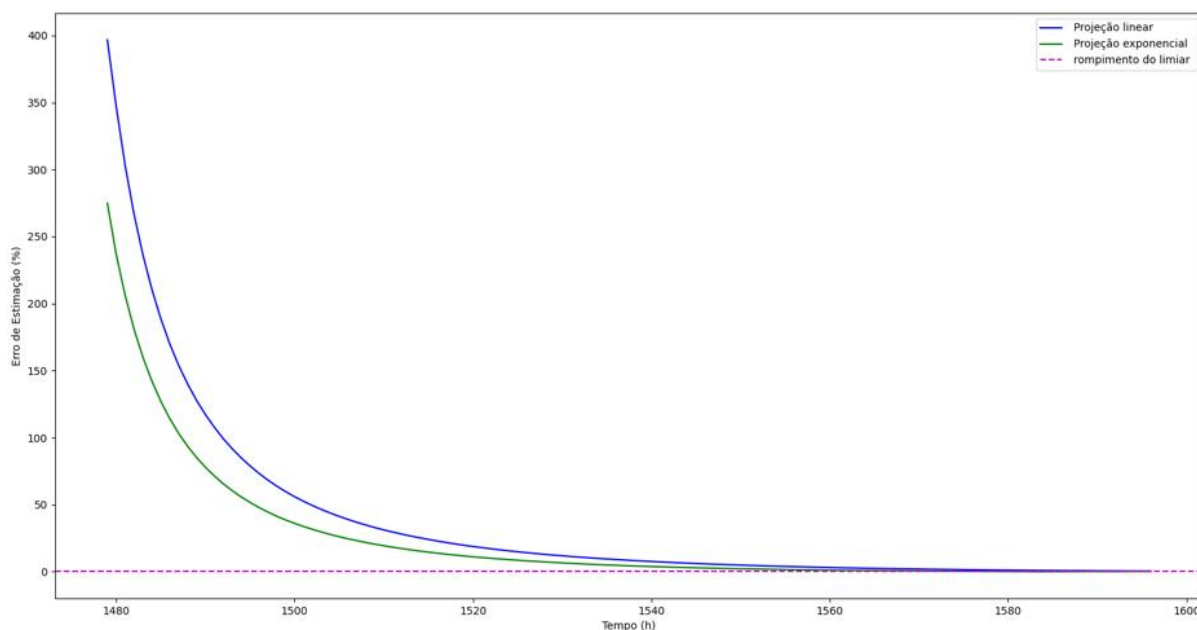


Figura 4.10 – Erro de predição teste 2, janela de dados com uma semana de amostras

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

- Primeira predição: 1480 horas de monitoramento;
- Rompimento do limiar: 1763 horas de monitoramento.

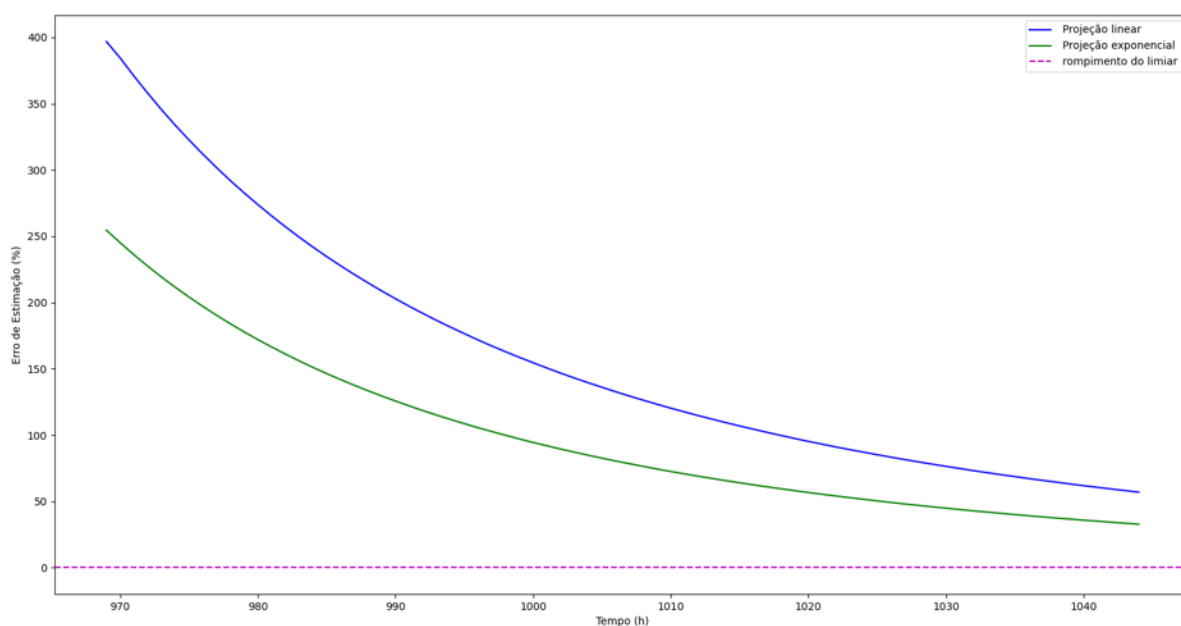


Figura 4.11 – Erro de predição teste 2, janela de dados com um mês de amostras

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

- Primeira predição: 970 horas de monitoramento;
- Rompimento do limiar: 1763 horas de monitoramento.

Pode-se observar que mesmo para uma falha considerada rápida o algoritmo apresentou uma resposta com aproximadamente 800 horas de antecedência, e com uma boa precisão por conta da característica do dado que não apresenta uma tendência de estabilização durante o período em que o sinal cresce até a falha. Ainda pode-se citar o erro grande apresentado no gráfico da Figura 4.11, isso ocorre por conta da janela com uma amostra de um mês de dados utilizada na aplicação do algoritmo para o teste em questão.

4.3 Teste 3 – Falha com desenvolvimento uniforme

A Figura 4.12 apresenta os dados de monitoramento do fator de dissipação (tangente delta) da bucha instalada no transformador de potência da Usina 5 durante a ocorrência de uma falha.

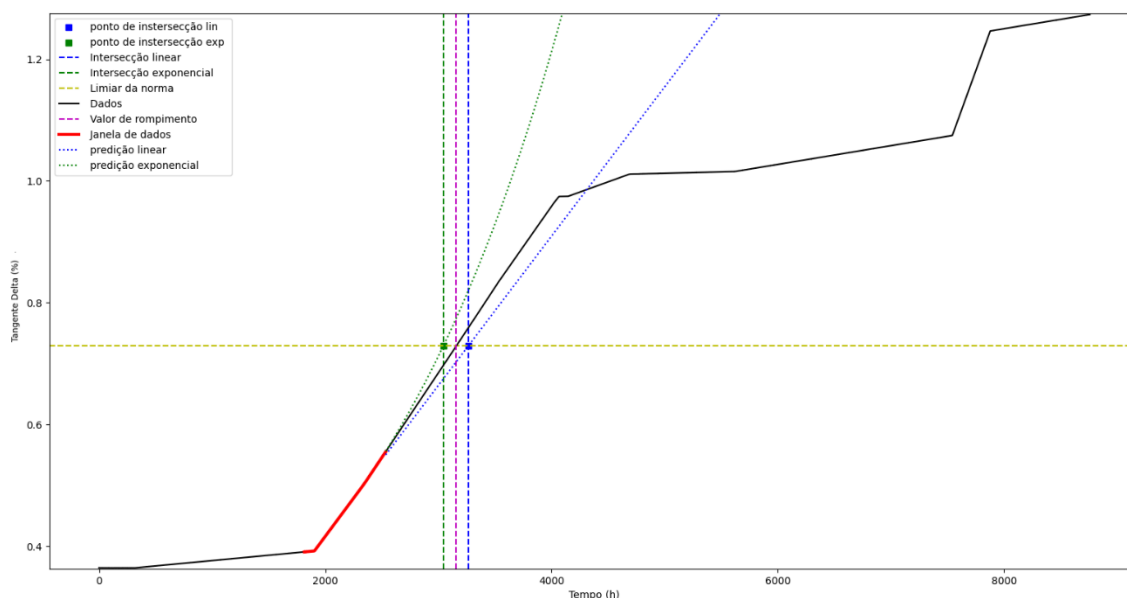


Figura 4.12 – Teste 3 falha uniforme, janela de dados com um mês de amostras

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

- Limiar de alarme: 0,7408%.

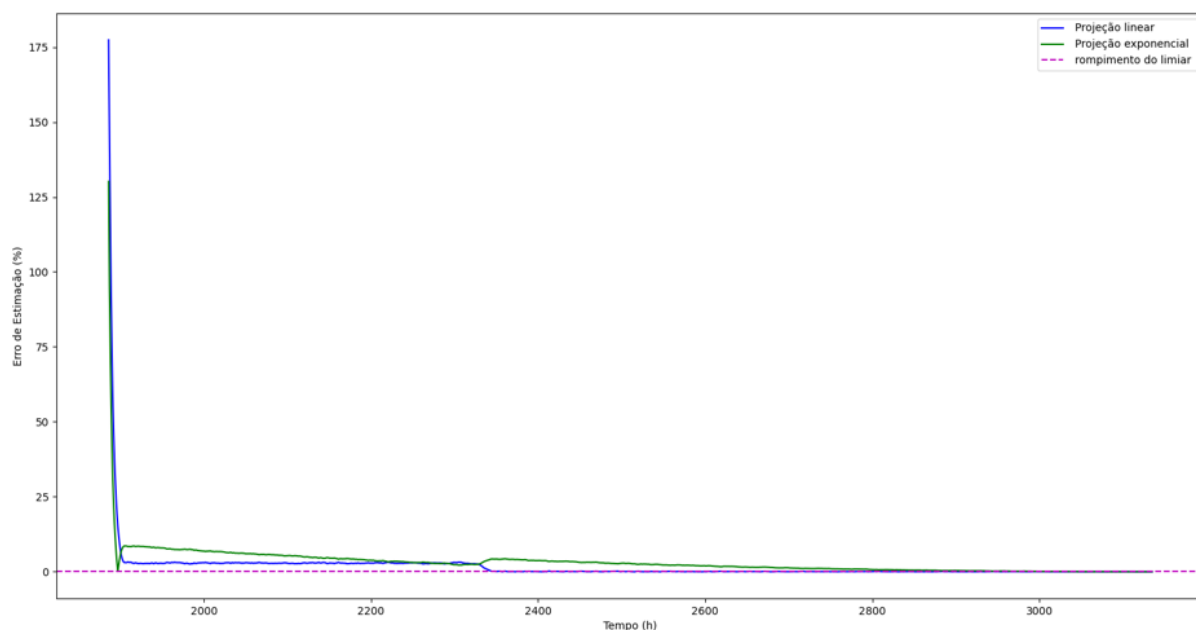


Figura 4.13 – Erro de predição teste 3, janela de dados com um dia de amostras

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

- Primeira predição: 1776 horas de monitoramento;
- Rompimento do limiar: 3158 horas de monitoramento.

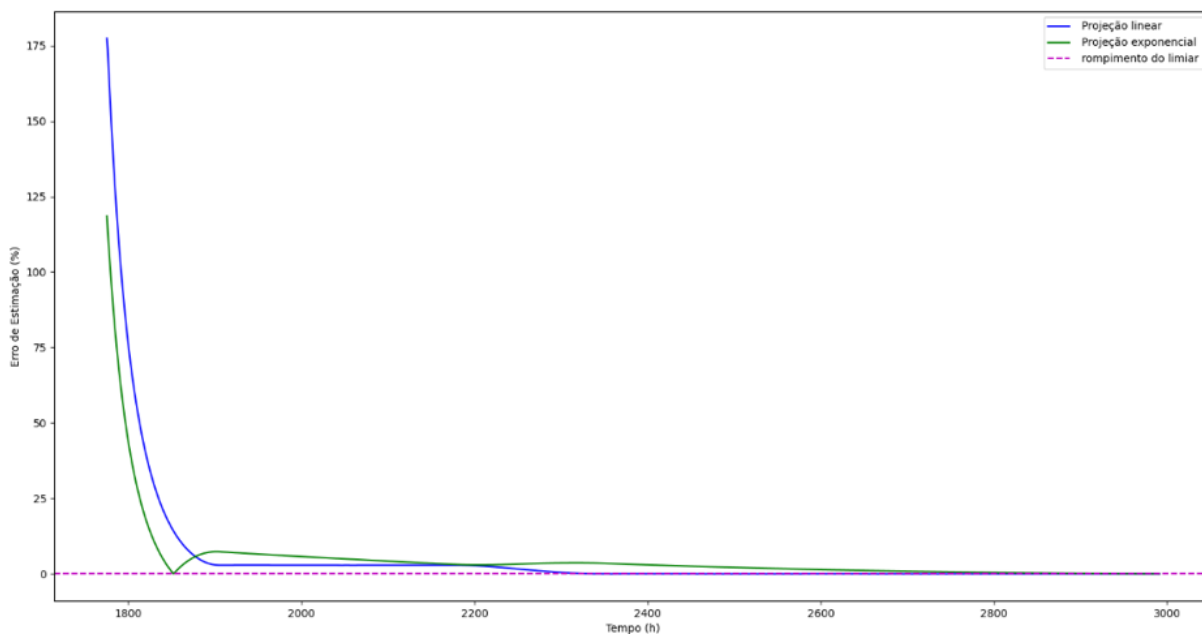


Figura 4.14 – Erro de predição teste 3, janela de dados com uma semana de amostras

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

- Primeira predição: 1776 horas de monitoramento;
- Rompimento do limiar: 3158 horas de monitoramento.

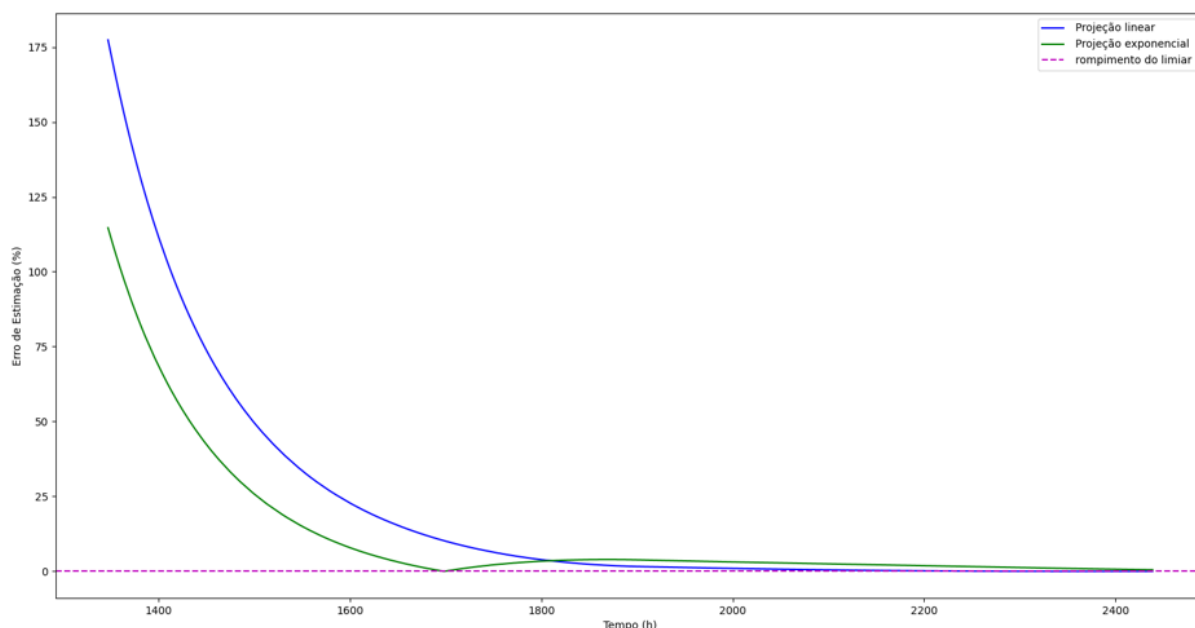


Figura 4.15 – Erro de predição teste 3, janela de dados com um mês de amostras

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

- Primeira predição: 1348 horas de monitoramento;
- Rompimento do limiar: 3158 horas de monitoramento.

Durante o teste 3 o algoritmo apresentou seus melhores resultados, isso se dá pela característica da curva do sinal monitorado, que apresenta uma tendência de crescimento contínuo e uniforme, portanto as regressões são melhor ajustadas a ela.

Os três primeiros testes buscaram observar a resposta do algoritmo para três tipos de desenvolvimento de falhas observados, sendo assim os testes foram importantes para observar o comportamento do algoritmo em relação as características dos dados monitorados. Os testes que serão apresentados no próximo tópico irão apresentar a distribuição do erro para diversas predições.

4.4 Distribuição do erro

A seguir são apresentados os resultados de testes em de um total de 106 conjuntos de dados, os quais apresentaram dados com falhas em buchas de transformadores para pelo menos uma das variáveis (capacitância ou tangente delta) que foram monitoradas nas buchas presentes nas 3 fases destes transformadores.

Buscando visualizar a distribuição do erro de predição, calculado em horas, para todos os conjuntos de dados, foram avaliadas as regressões lineares e exponenciais para dois intervalos de tempo: com 1 semana e com 1 mês de antecedência em relação ao valor real do rompimento do limiar. Estas regressões foram calculadas a partir janelas de dados de 1 dia, 1 semana e 1 mês de amostras.

As Figuras 4.16, 4.17 e 4.18 apresentam gráficos de diagramas de caixa, que permitem a visualização das distribuições de erros. Os erros são classificados em regressão linear e exponencial para falhas observadas a partir da capacitância (C) e da tangente delta (TD). As primeiras avaliações são para predições com uma semana de antecedência em relação ao rompimento do limiar.

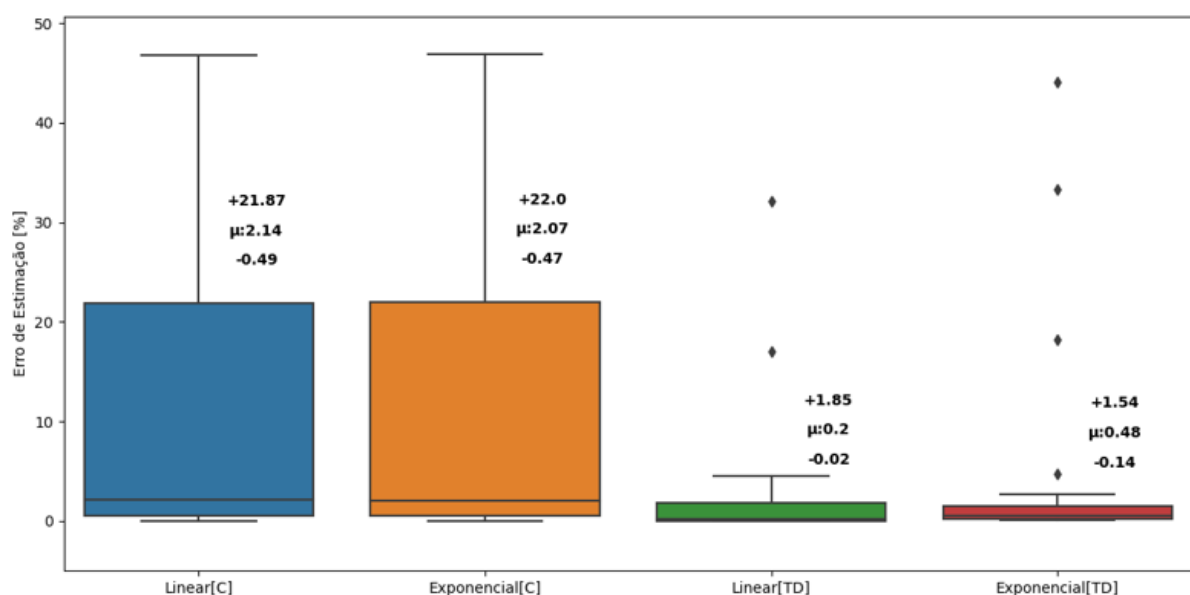


Figura 4.16 – Predição de 1 semana, janela de dados de 1 dia de dados

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

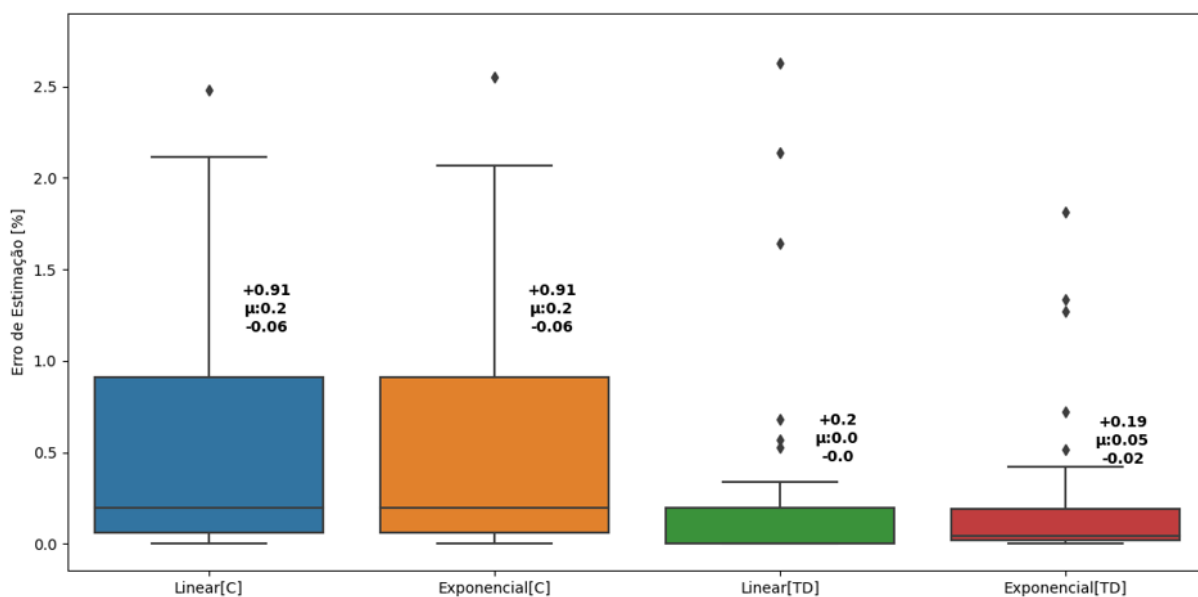


Figura 4.17 – Predição de 1 semana, janela de dados com 1 semana de amostras

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

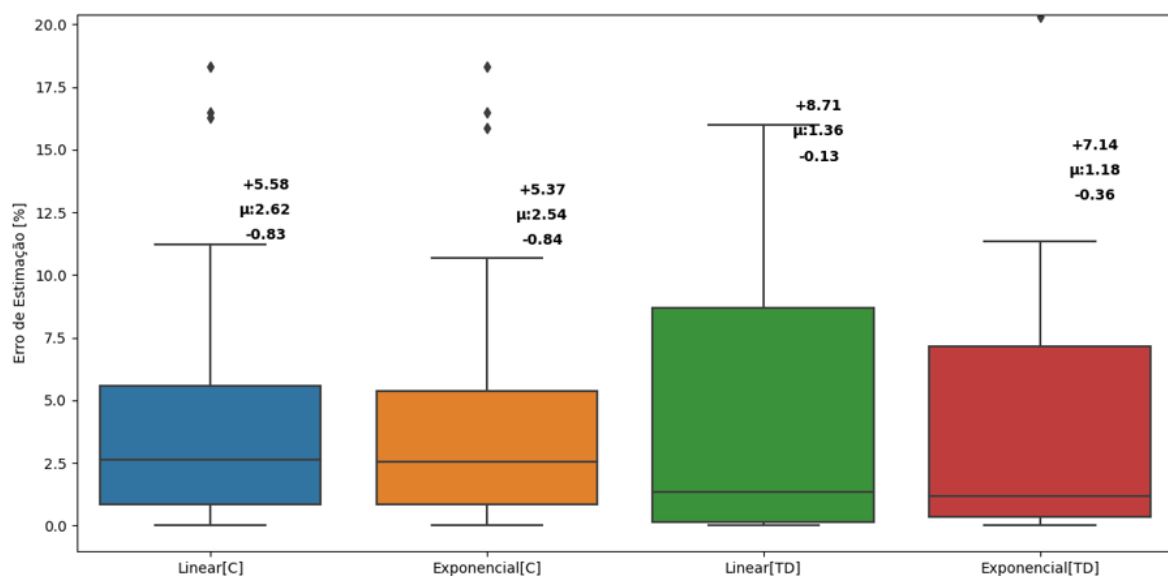


Figura 4.18 – Predição de 1 semana, janela de dados com 1 mês de amostras

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

As Figuras 4.19, 4.20 e 4.21 apresentam os resultados para a predição com um mês de antecedência em relação ao limiar.

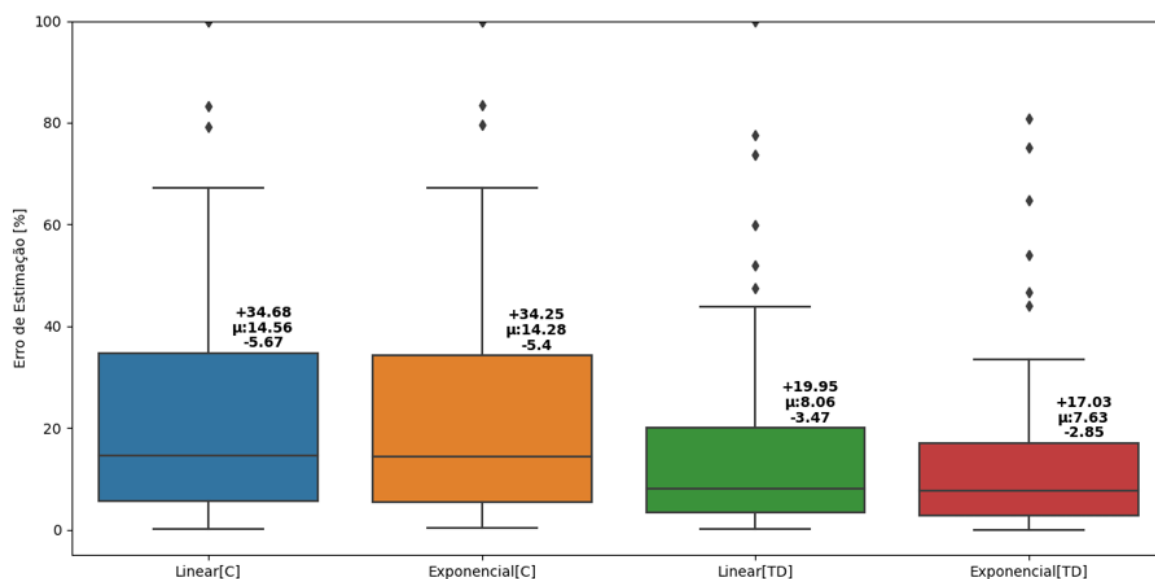


Figura 4.19 – Predição de 1 mês, janela de dados com 1 dia de amostras

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

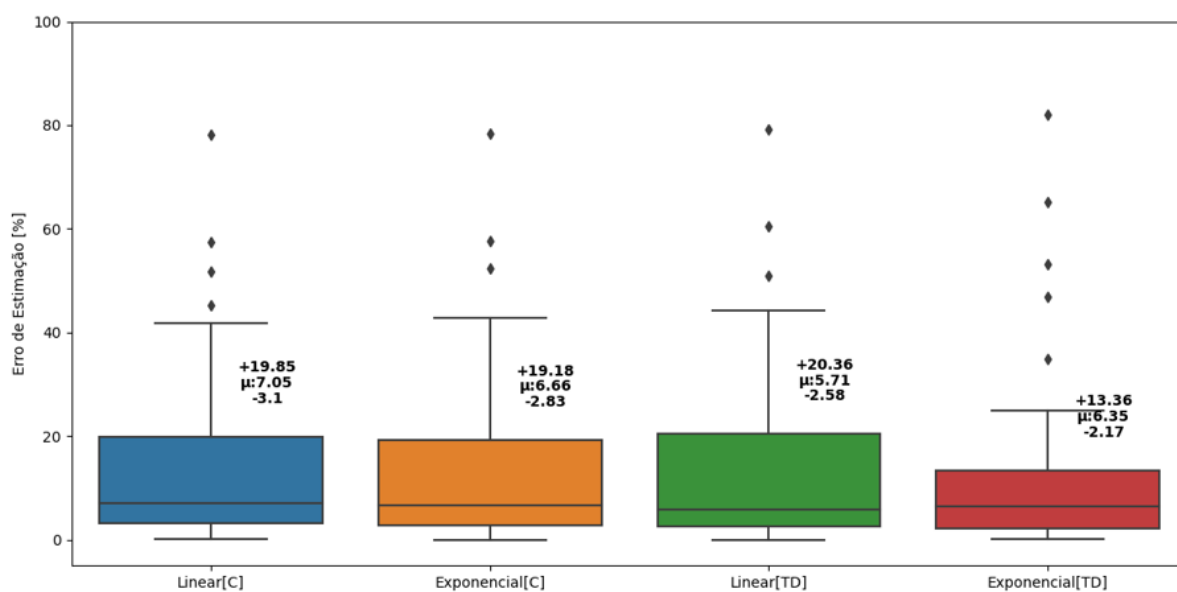


Figura 4.20 – Predição de 1 mês, janela de dados com 1 semana de amostras

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

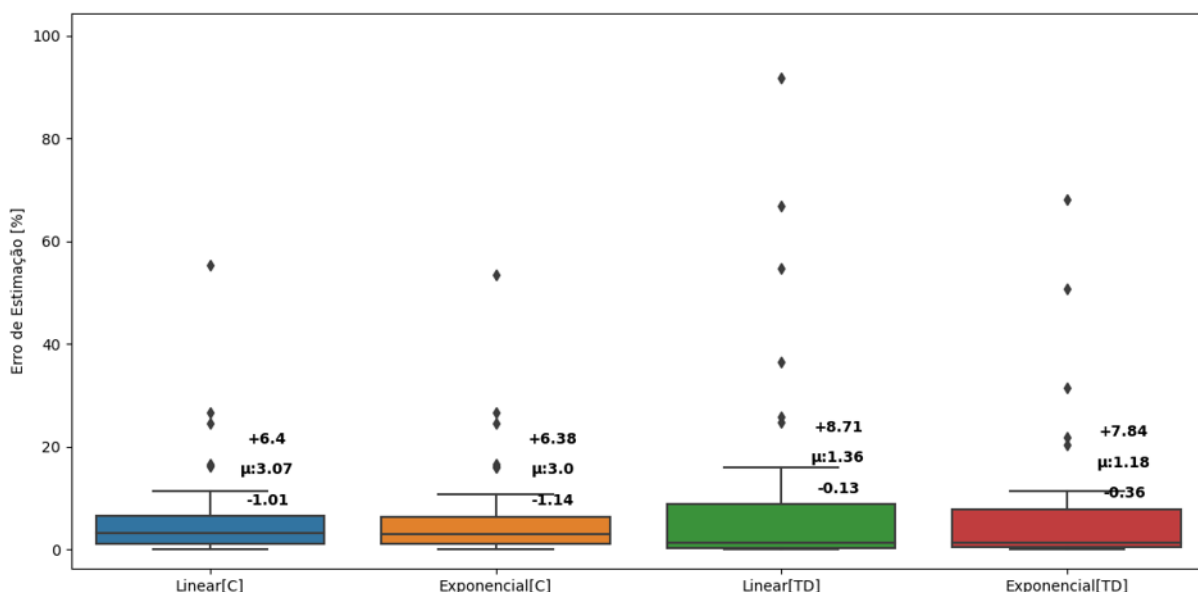


Figura 4.21 – Predição de 1 mês, janela de dados com 1 mês de amostras

Fonte: (Elaboração própria, 2022)

Ao analisar os dados apresentados pelos gráficos de diagramas de caixa, pode-se observar melhor a resposta do algoritmo para diferentes conjuntos de dados e a partir disso é possível obter melhores conclusões a respeito destas respostas. O tópico 4.5 apresenta uma breve discussão a respeito dos resultados dos testes apresentados.

4.5 Análise e discussão dos resultados

Após a apresentação dos resultados pode-se fazer alguns apontamentos a partir dos testes realizados.

A primeira percepção é a de que a resposta do algoritmo é muito dependente das características apresentada pelos sinais monitorados, porém o algoritmo consegue trazer, com precisão, a tendência de subida e também de estabilização deste sinal.

Outro apontamento importante refere-se a largura da janela de dados influenciar diretamente no ajuste das regressões calculadas, de modo que uma janela com um número menor de amostras de entrada apresenta uma sensibilidade a mudanças instantâneas no dado, como pode-se observar na distribuição de erros para janelas de dados com um dia de amostras, onde é observado uma distribuição maior de erros. Porém ela também apresentará uma resposta melhor em leituras de falhas rápidas. Essa resposta boa a falhas rápidas pode ser observada no teste 2, no

momento em que a curva apresenta uma subida acentuada em direção ao ponto de rompimento do limiar a resposta do algoritmo utilizado com uma janela de dados de um dia aponta uma predição com o erro próximo a zero.

Uma janela de dados com uma largura maior apresenta uma estabilidade maior nas suas predições e também interpreta de uma maneira melhor as tendências de subida e de estabilidade do sinal, pois quanto maior o número de dados utilizados para a predição maior será o conhecimento sobre suas características. Porém quanto maior a janela de dados maior será a influência de dados passados nas predições, fazendo com que a inclinação das regressões seja menor. Portanto, para falhas rápidas a janela de dados com uma largura grande pode não oferecer tanta precisão.

Podemos verificar a eficácia do algoritmo quando ele observa uma possível falha na bucha condensiva com aproximadamente 3800 horas de antecedência e com erro menor que 20% no caso do teste 1 que é considerado uma falha lenta, ou a detecção de uma falha rápida com 100 horas de antecedência e um erro de quase 0%.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Durante o desenvolvimento do presente trabalho foram introduzidos os transformadores de potência e a importância destes equipamentos para o sistema de distribuição elétrica, assim também como foram abordados aspectos das buchas condensivas, que são itens fundamentais para o funcionamento dos transformadores de potência, apresentando também o quanto estes itens são suscetíveis a falhas.

Levando em consideração os *hardware* presentes no mercado para o monitoramento de transformadores, inclusive os de monitoramento de buchas, e os conceitos de manutenção preditiva, procurou-se fazer o desenvolvimento de um algoritmo para a predição de possíveis falhas nas buchas.

As ferramentas utilizadas para a construção do algoritmo tiveram como base os conceitos de estatística, de séries temporais e de predição de dados futuros.

Como foi possível observar, o conjunto de dados utilizado para o estudo não apresentava nenhum padrão sazonal ou cíclico, portanto a previsibilidade de dados futuros a partir dos dados observados se tornou ainda mais difícil, por isso a opção pela análise através de métodos estáticos paramétricos foi escolhida, para que se tivesse um maior controle das predições feitas.

Com os conceitos para construção dos algoritmo definidos, foram utilizadas as técnicas de janela de dados para a divisão do banco de dados e de regressão linear e exponencial para criação do modelo de predição.

Após a apresentação dos resultados de teste feitos para diferentes conjuntos de dados, o algoritmo demonstrou uma excelente resposta, realizando predições com bastante antecedência e erros baixos.

Portanto pode-se concluir a eficácia do algoritmo para a predição de dados futuros, porém vale ressaltar que ele necessita de maiores desenvolvimentos para ser aplicável a situações reais podendo se tornar uma importante ferramenta de manutenção preditiva.

5.1 Sugestões para trabalhos futuros

Durante os testes foi observado que o algoritmo apresentou respostas com diferentes características dependendo da janela de dados utilizadas, demonstrando a importância de cada uma para o diagnóstico de futuras falhas. Portanto a primeira

proposta de aplicação futura é a de desenvolvimento de uma janela de dados dinâmica, de forma que a análise do sinal seria feita para janelas de dados de diferentes larguras de forma simultânea, onde os diagnósticos seriam baseados nas janelas que apresentassem menor erro na predição.

A segunda proposta de melhoria futura é a de implementação de um intervalo de confiança para as predições, oferecendo assim um maior domínio da resposta dada pelo algoritmo. Também seria importante a definição de uma forma mais robusta para o cálculo do erro de predição, visto que durante o monitoramento *on-line* não se tem domínio do momento de rompimento do limiar, que serviu de base para cálculo do erro durante os testes.

REFERÊNCIAS

- AGUIAR, Ezequiel Rabelo. **Análise de Resposta em Frequência Aplicada em Transformadores de Potência**. Orientador: José Luiz Silvino. 2007. 114 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, 2007. Disponível em: https://repositorio.ufmg.br/bitstream/1843/BUOS-8CBFAB/1/ezequiel_rabelo_de_aguiar.pdf. Acesso: 26 set.2022.
- ALVES, Marcos E. G.; MELO, Marcos A. C. Experiência com Monitoração On-line de Capacitância e Tangente Delta de Buchas Condensivas. *In: SEMINÁRIO NACIONAL DE PRODUÇÃO E TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELÉTRICA*, 14., 2007, Rio de Janeiro. **Anais eletrônicos** [...]. Rio de Janeiro:2007. 8 p. Disponível em: <https://www.cgti.org.br/publicacoes/wp-content/uploads/2016/03/EXPERIE%CC%82NCIA-COM-MONITORAC%CC%A7A%CC%83O-ON-LINE-DE-CAPACITA%CC%82NCIA-E-TANGENTE-DELTA-DE-BUCHAS-CONDENSIVAS.pdf> Acesso: 26 set.2022.
- BERCHARA, Ricardo. **Análise de Falhas de Transformadores de Potência**. Orientador: Augusto F. Brandão Jr. 2010. 102 f. Dissertação (Mestrado) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Departamento de Energia e Automação Elétricas, Universidade de São Paulo, 2010. Disponível em: <https://teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3143/tde-16082010-163504/pt-br.php>. Acesso: 24 set.2022.
- BORGES, Luiz Eduardo. **Python para desenvolvedores**. 1ª ed. Rio de Janeiro: 2009.
- DAMES, Corné. **Transformer Bushings: Breakdown Mechanism and the Appropriate Life-cycle Maintenance Implementation**. Disponível em: <https://www.transformer-technology.com/community-hub/technical-articles/1398-transformer-bushings-breakdown-mechanism-and-the-appropriate-life-cycle-maintenance-implementation.html>. Acesso em: 30 set.2022.
- FARIA, Ribeiro Faria; CARRAPATO, Marcelo Aparecido; BONFIM, Thiago Aparecido. Sistema de Supervisão de Alterações Capacitivas em Buchas Isolantes de Alta Tensão. *In: JORNADAS TÉCNICAS ISA*, 2012, Brasil. **Anais eletrônicos** [...]. Brasil: 2012. 10 p. Disponível em: <https://docplayer.com.br/11726149-Sistema-de-supervisao-de-alteracoes-capacitivas-em-buchas-isolantes-de-alta-tensao.html>. Acesso: 30 set.2022.
- FERRAZ, Guilherme Martinez Figueiredo. **Deteção de Falha Prematura em Transformadores de Potência por Meio de Análise de Sinais de Descargas Parciais**. Orientador: Estácio Tavares Wanderley Neto. 2022. 129 f. Tese (Doutorado) – Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Itajubá, 2022. Disponível em <https://repositorio.unifei.edu.br/jspui/handle/123456789/3356> . Acesso: 10 nov.2022.
- FRONTIN, Sergio Oliveira. et al. **Equipamentos de Alta Tensão: Prospecção e Hierarquização de Inovações Tecnológicas**. 1ª ed. Brasília: Goya Editora LTDA, 2013.

GÉRON, Aurélien. **Mãos à Obra: Aprendizado de Máquina com Scikit-Learn & TensorFlow**. Rio de Janeiro: Altas Books, 2019.

HEREDIA, Ezequiel Rabelo. **Análise de Resposta em Frequência Aplicada em Transformadores de Potência**. Orientador: José Luiz Silvino. 2007. 114 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, 2007. Disponível em: https://repositorio.ufmg.br/bitstream/1843/BUOS-8CBFAB/1/ezequiel_rabelo_de_aguiar.pdf. Acesso: 26 set.2022.

HOLANDA, Sandra Maria Santos. **Aplicação da Manutenção Preditiva por Análise De Vibrações em Equipamentos de Trens Urbanos com Plano de Manutenção Proposto**. Orientador: Tiago Leite Rolim. 2016. 96 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Pernambuco, 2016. Disponível em: <https://repositorio.ufpe.br/handle/123456789/17606> . Acesso: 4 dez 2022.

IEC60137 – Insulated Bushings for Alternating Voltages Above 1000V. Genebra: Comissão Eletrotécnica Internacional – IEC, 2017.

IEEE57.19,100 – Guide for Application of Power Apparatus Bushings. Estados Unidos da América: Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos – IEE, 2012.

IZBICKI, Rafael; SANTOS, Tiago Mendonça. **Aprendizado de Máquina: Uma Abordagem Estatística**. 1ª ed. São Carlos: 2020.

KOTU, Vijay; DESHPANDE, Bala. **Data Science: Concepts and Practice**. 2ª ed. Cambridge: Morgan Kaufmann, 2019.

MACHADO, Ézio D.; ALVES, Marcos E.G.; SANTOS, Daniel P. Comparação de Efetividade de Ensaios Off-line X Monitoração On-line de Buchas Para Detecção de Defeitos – Experiência em Campo. *In: SEMINÁRIO NACIONAL DE PRODUÇÃO E TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELÉTRICA*, 23, 2015, Foz do Iguaçu. **Anais eletrônicos** [...]. Foz do Iguaçu: 2015. 9 p. Disponível em: <http://docplayer.com.br/61564719-Comparacao-de-efetividade-de-ensaios-off-line-x-monitoracao-on-line-de-buchas-para-deteccao-de-defeitos-experiencia-de-campo.html> Acesso: 02 out.2022.

MARQUES, Ana Claudia; BRITO, Jorge Nei. Importância da manutenção preditiva para diminuir o custo em manutenção e aumentar a vida útil dos equipamentos. **Brazilian Journal of Development**, vol.5, no.7, p. 8913-8923. Jul. 2019. <https://brazilianjournals.com/ojs/index.php/BRJD/article/view/2315>. Acesso em: 05 out. 2022.

METWALLY, Ibrahim A. Failures, Monitoring and New Trends of Power Transformers. **IEEE Potentials**, vol.30, no.3, p. 36-43. mai. 2011. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/5764361>. Acesso em: 30 set. 2022.

NBR5034 – Buchas para Tensões Alternadas Superiores a 1kV. Brasil: Associação Brasileira de Normas Técnicas – ABNT, 1989.

OLIVEIRA, Luis E. S. – **Regressão** – Notas de Aula, DInf. Universidade Federal do Paraná – 2017.

PARMEZAN, Antônio Rafael Sabino. **Predição de Séries Temporais por Similaridade**. Orientador: Gustavo Enrique de Almeida. 2016. 219 f. Dissertação (Mestrado) – Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, 2016. Disponível em: https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/55/55134/tde-21112016-150659/publico/AntonioRafaelSabinoParmezan_revisada.pdf. Acesso: 05 put. 2022.

RODRIGUES, Sandra Cristina Antunes. **Modelo de Regressão Linear e suas Aplicações**. Orientador: Célia Maria Pinto Nunes. 2012. 94 f. Dissertação (Mestrado) – Universidade da Beira Interior - Covilhã, 2012. Disponível em: <https://ubibliorum.ubi.pt/handle/10400.6/1869>. Acesso: 4 dez. 2022.

ROSA, Roberto Canedo. **Aprendizagem de máquina aplicada à predição do tempo de fabricação de novos produtos**: Um estudo exploratório com foco no tipo de material utilizado em empresa de produção mecatrônica da área médica e espacial. Orientador: Sanderson César Macêdo Barbalho. 2020. 105 f. Dissertação (Mestrado) – Faculdade de Tecnologia, Universidade de Brasília, 2020. Disponível em: <https://repositorio.unb.br/handle/10482/38675?mode=full>. Acesso: 08 out. 2022.

SILVA, Paulo Roberto Costa. **Avaliação de Buchas de Transformadores Utilizando Métodos Sem Malha**. Orientador: Eduardo Henrique da Rocha Coppoli. 2021. 89 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, em associação ampla entre Universidade Federal de São João Del Rei e Centro Ferederal de Educação de Minas Gerais, 2021. Disponível em: <https://ufsj.edu.br/portal2-repositorio/File/ppgel/257-2021-01-25-DissertacaoPauloRobertoSilva.pdf>. Acesso: 24 set. 2022.

SOUZA, Denise Cascão Poli. **Falhas e Defeitos Ocorridos em Transformadores de Potência do Sistema Elétrico da Celg, Nos Últimos 28 Anos: Um Estudo de Caso**. Orientador: Cacilda de Jesus Ribeiro. 2008. 101 f. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia Elétrica e Computação, Universidade Federal de Goiás, 2018. Disponível em: https://repositorio.bc.ufg.br/tede/bitstream/tde/961/1/Dissertacao_Denise_Cascao.pdf. Acesso: 24 set. 2022.

SUÑÉ, Jaime. et al. **Guia de Manutenção para Transformadores de Potência**. Brasil: Cigré-Brasil, 2013.