

## **GRUPO DE ESTUDO DE SUBESTAÇÕES E EQUIPAMENTOS DE ALTA TENSÃO-GSE**

### **DATA MINING APLICADA À PREDIÇÃO DE FALHAS EM ATIVOS DE SUBESTAÇÕES ELÉTRICAS**

**HEMIR DA CUNHA SANTIAGO(1); MATHEUS JOSÉ DA SILVA(3); STARCH MELO DE SOUZA(1); LUCIANA DE ALBUQUERQUE ROMEIRO FRANÇA(2); PATRICIA DRAPAL DA SILVA(1); ANTÔNIO JANAEL PINHEIRO(2); ELDREY SEOLIN GALINDO(2); ISRAEL CAVALCANTE DE LUCENA(2); LORRANY FERNANDA LOPES DA SILVA(3)**

**IN FORMA SOFTWARE S/A(1); CENTRO DE ESTUDOS E SISTEMAS AVANÇADOS DO RECIFE(2); INTESA(3)**

#### **RESUMO**

Este trabalho apresenta os resultados obtidos no projeto de P&D “Sistema inteligente de manutenção preditiva baseado na automatização do processo de ensaios elétricos em equipamentos de subestações sem sensoramento” regulado pela ANEEL. O sistema desenvolvido no projeto irá proporcionar benefícios para a operação e manutenção de subestações, como atenuação do número de interrupções dos equipamentos e a redução de custos. Para tal, está em desenvolvimento um modelo de IA para predição de falhas nos ativos, utilizando a integração dos dados gerados por um testador compacto, que realiza ensaios elétricos, com o intuito de melhorar o seu desempenho.

#### **PALAVRAS-CHAVE**

Subestação, Manutenção Preditiva, Inteligência Artificial

#### **1.0 INTRODUÇÃO**

Os sistemas elétricos de potência (SEP) constituem um componente vital na infraestrutura que sustenta a sociedade moderna, proporcionando inúmeros benefícios, no entanto, a sua falta produz diversos impactos negativos em múltiplas áreas, como social, ambiental e econômica (WEEDY, 1987). Ainda, de acordo com (ZAMPOLLI, 2019), o aumento do período de atividade dos equipamentos acarreta em benefícios para a empresa e para a sociedade. Portanto, é imprescindível evitar interrupções não programadas no fornecimento de energia elétrica, reduzindo os impactos para a sociedade e para as concessionárias, uma vez que estas são remuneradas com base na disponibilidade dos ativos elétricos.

As subestações fazem parte das instalações do SEP, sendo responsáveis pela transformação, proteção, controle e manobra elétrica. De acordo com (WEEDY, 1987), dentro de uma subestação os principais ativos são: transformadores, disjuntores, para-raios, chave-seletoras e religadores. Para um bom funcionamento das subestações, a gestão desses ativos é imprescindível, desta maneira as manutenções corretivas, preventivas e preditivas são parte da rotina dos ativos (CARVALHO, 2019). Particularmente, o transformador de potencial constitui um dos equipamentos mais importantes em subestações elétricas, uma vez que a sua falha causa sérios prejuízos, por consequência, sua manutenção preditiva se torna extremamente relevante para o setor (LIAO, 2011). Esta importância motivou a escolha do transformador como ativo alvo da solução apresentada neste trabalho.

Para atingir o pleno potencial do gerenciamento desses transformadores, faz-se necessário coletar dados que reflitam a condição operacional destes equipamentos, o que inclui a situação típica e anormal, permitindo a predição de falhas ou até paradas completas dos equipamentos (RAVI, 2019). Dentre as principais grandezas elétricas dos transformadores, destacam-se a corrente, a tensão e a temperatura do enrolamento e do óleo, sendo estas coletadas através de Sistemas de Supervisão e Aquisição de Dados (do inglês, *Supervisory Control And Data Acquisition*, SCADA) (CONTRERAS-VALDES, 2020; PEHARDA, 2017).

Os dados coletados pelo SCADA são muito valiosos para o gerenciamento dos ativos (PEHARDA, 2017), desde que estas informações sejam devidamente tratadas. Para encontrar o valor contido nos dados coletados, faz-se necessário utilizar técnicas para a construção de conhecimento a partir deles, como Mineração de Dados e Inteligência Artificial (IA). Estas técnicas subsidiam inovações expressivas em diferentes áreas, enquanto apresentam incontáveis oportunidades na gestão da manutenção de equipamentos elétricos. Apesar do potencial de

transformação, a IA introduz desafios significativos para a sua adoção em subestações elétricas. Por exemplo, informações provenientes de fontes diversas, como SCADA, sistemas de gestão e operação, redes de comunicação e robustez dos equipamentos. Para lidar com esses desafios, este trabalho apresenta um sistema para predição de anormalidades ocorridas em transformadores de subestações elétricas, este sistema incorpora informações coletadas dos equipamentos, aplica os procedimentos necessários para garantir a qualidade dos dados e, por fim, utiliza estas informações na construção de modelos preditivos com base em IA.

Os resultados apresentados neste trabalho demonstram o grande potencial do sistema apresentado, sendo capaz de prever alarmes de temperatura do equipamento e falhas no sistema de proteção do mesmo. Estas descobertas podem auxiliar os operadores na tomada de decisões a respeito da condução de manutenções preditivas.

## 2.0 DESENVOLVIMENTO

Nesta seção, serão apresentados alguns conceitos necessários para o desenvolvimento do sistema apresentado neste trabalho, assim como o processo de fluxo contínuo implementado na ferramenta.

### 2.1. Inteligência Artificial

A Inteligência Artificial (IA) é uma área da computação que busca desenvolver algoritmos capazes de tomar decisões ou auxiliar na tomada de decisões. A IA encontra-se dividida em três grandes áreas: aprendizagem supervisionada, não supervisionada e por reforço (PATEL, 2019). Cada uma destas áreas tem suas vantagens e desvantagens, e a escolha pela adoção delas em um projeto depende do problema abordado. Essas áreas ainda são divididas em diversos campos que buscam resolver objetivos específicos, como: detecção de objetos, predição de eventos, entre outros. Essas soluções em sua maioria são baseadas em métodos estatísticos e otimizações matemáticas (NILSSON, 1980).

Para predição de anormalidades, a aprendizagem não supervisionada tem apresentado resultados muito promissores em diferentes áreas do conhecimento. Entre os campos da aprendizagem não supervisionada estão: clusterização, redução da dimensionalidade, extração de atributos e análises de séries temporais (PATEL, 2019).

### 2.2. Séries Temporais

Séries Temporais é um dos subcampos da estatística, amplamente utilizadas em diversas áreas, como: economia, *marketing*, ciências sociais, epidemiologia etc. (BLÁZQUEZ-GARCÍA, 2020) A modelagem de séries temporais tem como foco a análise estatística e matemática do comportamento de fenômenos ou objetos. Podendo ser considerada uma série temporal qualquer sequência de observações de uma ou mais variáveis (sensores) ao longo do tempo. Geralmente, essas observações apresentam uma regularidade, sendo observadas em intervalos constantes. A Figura 1 ilustra uma série temporal da variável temperatura do óleo de um transformador de potência, onde podemos observar que em um determinado período de tempo existem registros contínuos da temperatura e que estes oscilam de forma a apresentar padrões típicos e anormais.

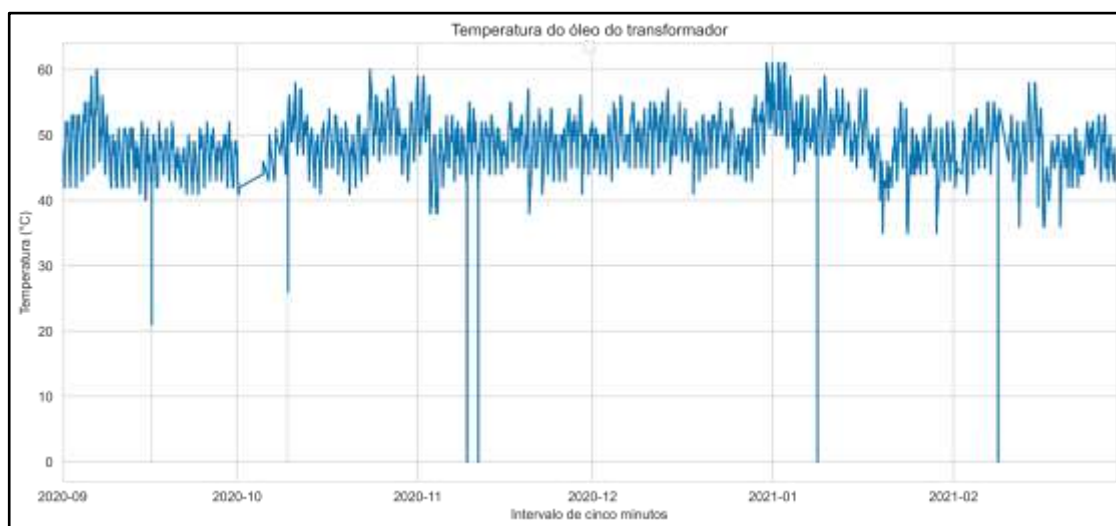


FIGURA 1. Série temporal da temperatura do óleo de um transformador. (Autores)

No contexto de séries temporais, uma anormalidade consiste em uma medição que afasta-se de forma significativa das demais observações, o que produz indícios sobre a ocorrência de um evento atípico no processo que gera os

dados (BLÁZQUEZ-GARCÍA, 2020). As oscilações anormais ilustradas na Figura 1 sugerem que algum evento indesejado induziu variações abruptas na temperatura do óleo de um transformador, sendo a predição dessas variações um dos casos de uso das séries temporais.

### 2.3. Algoritmos de Clusterização

Como mencionado na seção 2.1, a área de clusterização é uma subárea da IA. Neste trabalho, foram utilizados algoritmos de clusterização na predição de anormalidades em transformadores. Este tipo de algoritmo tem como propósito identificar a estrutura subjacente dos dados aos quais são aplicados. Assim, estes algoritmos são capazes de agrupar as amostras de dados sem a necessidade de um conhecimento prévio dos mesmos. Esta abordagem é muito útil na detecção de anormalidades, pois devido à complexidade e volume de informações analisadas, raramente dispõe-se de rótulos que identificam os dados como típicos ou anormais (BLÁZQUEZ-GARCÍA, 2020).

No processo de construção dos modelos preditivos deste trabalho, o algoritmo *K-Means* (LIKAS, 2003) foi aplicado aos dados do conjunto de treino (EKE, 2017). Este algoritmo exige a especificação do número de grupos em que as medições devem ser separadas, esses grupos são definidos por padrões em comum entre os dados. Como o número de grupos é o parâmetro mais relevante do algoritmo *K-Means*, e influencia os resultados dos modelos, aplicamos o método de *Elbow* (KODINARIYA, 2013) para selecionar a quantidade de grupos em que os dados foram separados.

### 2.4. Metodologia CRISP-DM

A metodologia CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) fornece uma visão geral do ciclo de vida de um projeto de mineração de dados. Esta metodologia é adotada em projetos de diversas áreas industriais, como setor elétrico, logística e alimentícia (WIRTH, 2000). Esta metodologia propõe a divisão de um projeto em seis fases. As atividades conduzidas nestas fases são interativas e uma fase pode ser revisitada múltiplas vezes, ver Figura 2. A adoção desta metodologia garante a sistematização das atividades e contribui para o gerenciamento de um projeto de mineração de dados.

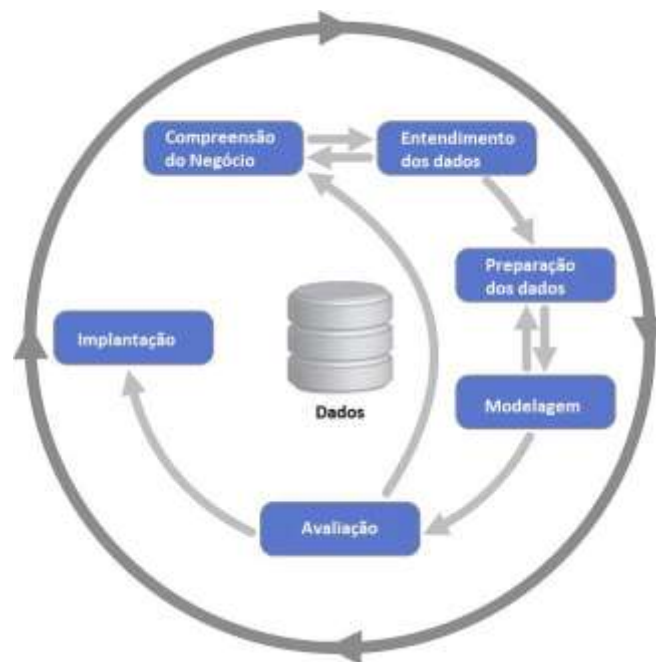


FIGURA 2. Diagrama de Etapas da CRISP-DM. (WIRTH, 2000)

### 2.5. Base de Dados

Para o desenvolvimento deste trabalho, foi obtida uma base de dados proveniente do SCADA de uma subestação da INTESA – Integração Transmissora de Energia, do Grupo Equatorial Energia S.A<sup>1</sup>. Esta base contém dados digitais (eventos gerais, alarmes e TRIP) e analógicos de um transformador de potência, sendo elas: temperatura do enrolamento, temperatura do óleo, corrente das fases A, B e C e posição do TAP. Os dados são coletados pelo sistema SCADA a cada 5 minutos e estão compreendidos no período de 01/09/2020 a 28/02/2021.

<sup>1</sup> <https://www.equatorial-t.com.br/intesa/institucional/>

Estudos anteriores apontam que a temperatura do enrolamento é a grandeza mais relevante de um transformador, podendo indicar possíveis paradas do equipamento (RODRIGUES, 2020). Por isso, os experimentos apresentados neste artigo levam em consideração apenas os dados de temperatura do enrolamento e alarme do enrolamento, de forma a identificar possíveis falhas no equipamento ou no sistema de monitoramento da temperatura.

Ao analisarmos os dados de temperatura do enrolamento, podemos observar que as medições se comportam de forma semelhante à curva Normal, com um valor máximo de 65°C, mínimo de 35°C, a média e a mediana por volta dos 51°C, ver Figura 3. Estes valores estão de acordo com as normas ABNT NBR 5416/1997 e ABNT NBR 5440/1999 (ABNT, 1997; ABNT, 1999).

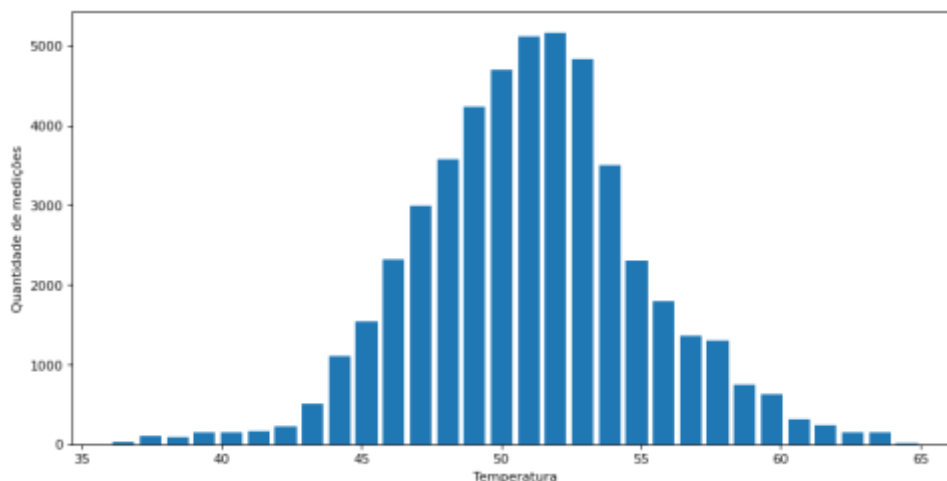


FIGURA 3. Exemplo de um histograma da temperatura do enrolamento. (Fonte: Autores)

Segundo as normas NBR 5416/1997 e NBR 5440/1999 da ABNT, os transformadores classe 55 °C têm temperatura média do enrolamento de 55 °C e a temperatura máxima de 65 °C. Analisando os dados dos alarmes identificamos que existem alarmes em momentos de baixa temperatura (ex.: abaixo de 51°C) e instantes de alta temperatura sem ocorrência de alarmes, caracterizando uma desconformidade do sistema de proteção com as normas e um risco para o transformador. Desta forma, foram considerados nos estudos os limites de temperatura definidos nas normas da ABNT mencionadas anteriormente.

## 2.6. Fluxo Geral da Aplicação

Para o sistema apresentado neste trabalho, foi definido um processo que consiste em um fluxo contínuo de análise de dados dividido em 4 grandes etapas, ver Figura 4. A primeira etapa consiste na coleta dos dados do SCADA, esses são processados na segunda etapa, que consiste na remoção de ruídos, como valores não numéricos e temperatura negativa. Outro processamento feito é a padronização dos valores garantindo que todos os valores de uma mesma variável estejam no mesmo formato (Ex: datas no padrão brasileiro e no americano)

Na terceira etapa é realizada a análise e predição de anomalias, sendo considerada a principal contribuição deste trabalho (será melhor detalhada na subseção 2.7, a seguir). Por fim, na quarta etapa, o sistema produzirá um alarme preditivo, visando avisar com antecedência a necessidade de uma manutenção no equipamento (parâmetros para manutenção definidos pelo operador), permitindo assim o agendamento da manutenção e se necessário uma parada programada.

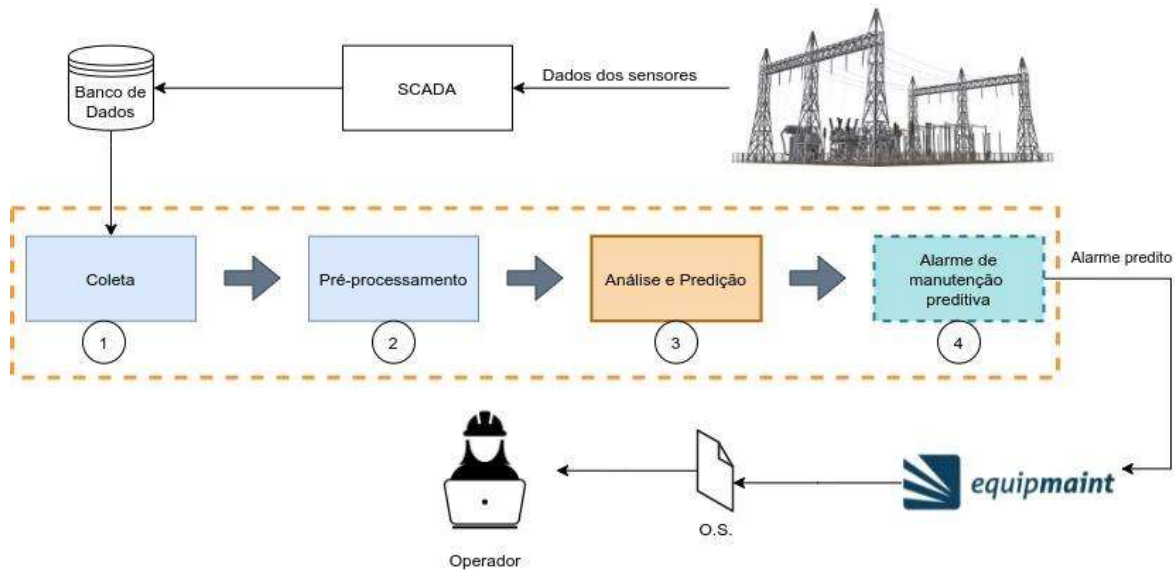


FIGURA 4. Diagrama do fluxo geral da aplicação. (Autores)

### 2.7. Análise e Predição

O processo de análise dos dados inicia com a seleção das variáveis utilizadas na modelagem do comportamento típico dos transformadores. Inicialmente, consideramos a corrente, a temperatura do óleo e do enrolamento. Na seleção das variáveis pertinentes, calculamos o coeficiente de correlação de *Pearson* (SEDGWICK, 2012), que sugeriu uma correlação forte entre as variáveis analisadas. Devido a este resultado e a partir de estudos realizados, optamos por utilizar a temperatura do enrolamento para modelar o comportamento típico e anormal do transformador. Reduzir a quantidade de variáveis apresenta inúmeros benefícios, como a tomada de decisões mais rápidas.

Após selecionar a temperatura do enrolamento como alvo das investigações, realizamos a identificação de valores faltantes e discrepantes, como temperatura do enrolamento abaixo da temperatura ambiente e ausência de medições em momentos específicos. Este tipo de medição incongruente pode interferir negativamente no desempenho de modelos de IA. Por isso, aplicamos técnicas para substituir os valores faltantes e discrepantes pela média das medições. Vale ressaltar que este procedimento é amplamente utilizado em projetos de mineração de dados.

Uma boa prática na modelagem de séries temporais para predição de anormalidades consiste em dividir as medições em dois grupos, treino e teste. Os dados foram divididos nestes grupos com base na data em que as medições foram registradas. Os dados de treino, do período entre 01/09/2020 a 31/01/2021, foram usados para construir os modelos preditivos. Por sua vez, as medições de testes, referentes ao período entre 01/02/2021 e 28/02/2021, foram utilizadas para avaliar a capacidade do modelo construído em detectar potenciais anormalidades na temperatura do enrolamento.

Na etapa da clusterização, o algoritmo *K-Means* foi configurado para dividir os dados de treino em cinco grupos, após a aplicação do método de *Elbow* (ver subseção 2.3). Essa combinação entre o algoritmo *K-Means* e os dados de treino resulta em um modelo treinado. Posteriormente, este modelo foi aplicado nas medições de teste a fim de identificar o(s) grupo(s) em que residem valores potencialmente anormais. A análise destes grupos contribui para a identificação de pontos de atenção, como temperatura elevada e período de aquecimento. Ao determinar os momentos em que ocorrem estas anormalidades, o modelo contribui para a predição de eventos indesejados, como o desgaste dos transformadores em decorrência das temperaturas elevadas.

### 3.0. RESULTADOS

O sistema apresentado neste trabalho apresenta resultados promissores, sendo capaz de identificar limiares de temperatura de forma autônoma (sem a necessidade da intervenção de um operador). Portanto, sua metodologia é considerada robusta a falhas humanas e permite a análise de uma grande quantidade de dados de forma eficaz. O resultado dessa clusterização para dados obtidos do mês de fevereiro de 2021 pode ser observado na Figura 5, onde os *clusters* em azul representam o equipamento em sua temperatura normal, já os *clusters* em laranja representam um funcionamento com aquecimento. Por sua vez, as linhas horizontais e verticais mostram a temperatura média (58°C) do *cluster* de alta temperatura e as ocorrências de alarmes do sistema de proteção, respectivamente.

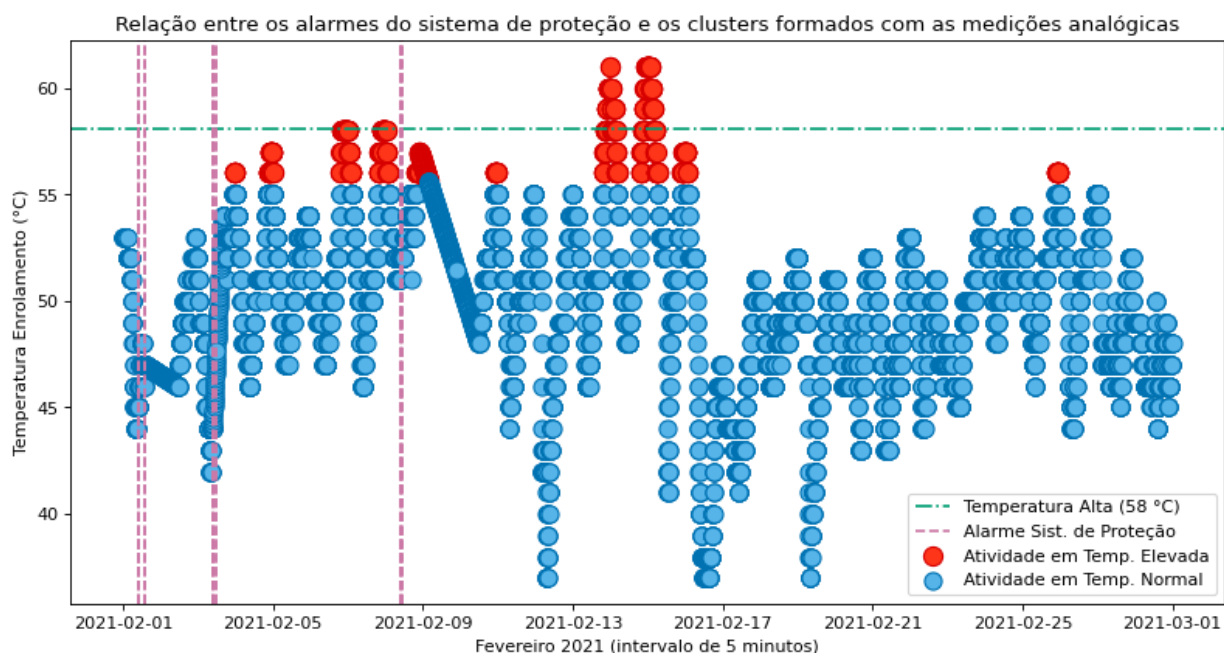


FIGURA 5. Relação entre alarmes do sistema de proteção e dois *clusters* formados com as medições analógicas. (Autores)

A partir da clusterização, o método consegue agrupar a temperatura com base em suas medições. Esta clusterização reúne temperaturas próximas entre si dentro do mesmo *cluster*, enquanto destaca medições pertencentes ao grupo que contém valores potencialmente críticos, como temperaturas elevadas. Assim, um alarme pode ser acionado quando a temperatura for atribuída pelo modelo a um grupo que reúne valores expressivamente elevados. Esse alarme possibilita que o operador tome a decisão de iniciar ou não uma manutenção preditiva.

A literatura apresenta erros de configuração gerados pela intervenção humana ou falhas ocorridas no sistema de proteção (BACEGA, 2009; LIMA, 2015). Um especialista no setor elétrico corrobora a ocorrência de falhas no sistema de proteção das subestações. Ele sugere que pode ocorrer a dessincronização entre os dados digitais e analógicos, mas com atrasos que não deveriam exceder alguns segundos. O problema identificado sugere uma falha no equipamento de proteção, o que é uma situação indesejada. A solução proposta contribuirá para identificar situações de dessincronização entre dados analógicos e digitais.

Os resultados obtidos também contribuem para determinar a duração dos momentos em que a temperatura permanece em uma faixa crítica. Pode-se observar uma tendência ascendente na duração dos momentos com temperatura elevada, ver Figura 6. Estes momentos foram registrados no mês de fevereiro de 2021. Esta figura mostra que o equipamento permanece períodos mais longos em temperaturas altas com o passar do tempo. Esse tipo de informação pode contribuir com a equipe de manutenção para determinar potenciais sobreaquecimentos no transformador, o que acelera o desgaste do equipamento. Esse conhecimento contribui para a gestão da manutenção de transformadores de potência.



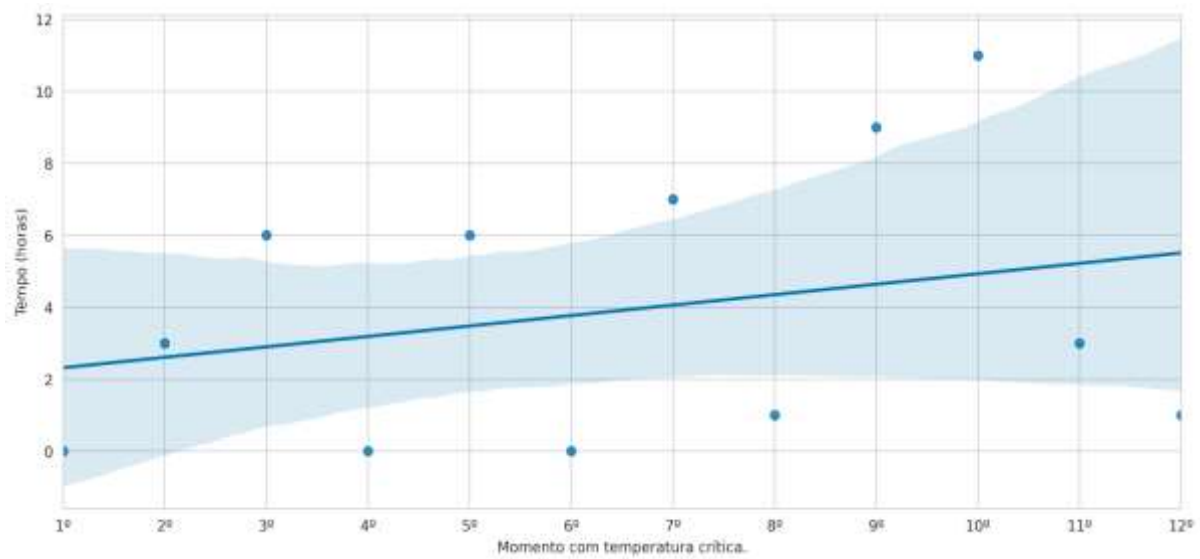


FIGURA 6. Tendência de elevação na duração dos momentos em que a temperatura do transformador encontra-se elevada. (Fonte: Autores)

#### 4.0. CONCLUSÕES

O sistema preditivo apresentado neste trabalho modela o comportamento típico de transformadores de potência, de forma autônoma, com base na temperatura do enrolamento coletada pelo supervisório da subestação. Os resultados obtidos demonstram que o sistema é promissor para auxiliar os operadores na tomada de decisão e na gestão da manutenção de transformadores de potência de subestações, reduzindo as paradas não programadas dos equipamentos e aumentando os benefícios para as empresas e a sociedade.

Os resultados obtidos também evidenciam o potencial e o baixo custo para extração de conhecimento e valor contido nos dados analógicos e digitais coletados pelo SCADA. Visto que sistemas SCADA são comuns nas subestações, o método proposto estabelece um novo indicador para tomada de decisão sobre manutenção preditiva, enquanto evita introduzir custos com a aquisição de sensores, utilizando dados existentes.

Dados os ajustes necessários, o sistema preditivo se apresenta viável para ser replicado em outros equipamentos da transmissão de energia elétrica. Como trabalho futuro, o sistema será ampliado para outros equipamentos e subestações, potencializando a vida útil dos equipamentos das subestações como um todo.

#### 5.0. AGRADECIMENTO

Os autores agradecem o suporte técnico e financeiro da INTESA - Integração Transmissora de Energia através do Programa de P&D da ANEEL para o desenvolvimento do projeto de pesquisa intitulado: "PD-05456-0002/2019: Sistema inteligente de manutenção preditiva baseado na automatização do processo de ensaios elétricos em equipamentos de subestações sem sensoramento".

#### 6.0. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABNT – Associação Brasileira de Normas Técnicas; NBR 5416 – Aplicação de cargas em transformadores de potência – Procedimento; Julho, 1997.

ABNT – Associação Brasileira de Normas Técnicas; NBR 5440 Transformadores para Redes Aéreas de Distribuição. Características Elétricas e Mecânicas - Padronização, ABNT, 1999.

BACEGA, Wilson Roberto. Modernização Da Proteção Térmica De Transformadores De Potência. 2009.

BLÁZQUEZ-GARCÍA, Ane et al. A review on outlier/anomaly detection in time series data. arXiv preprint arXiv:2002.04236, 2020.

CARVALHO, Thyago P. et al. A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. Computers & Industrial Engineering, v. 137, p. 106024, 2019.

CONTRERAS-VALDES, Arantxa et al. Predictive data mining techniques for fault diagnosis of electric equipment: a review. Applied Sciences, v. 10, n. 3, p. 950, 2020.

EKE, Samuel et al. Characterization of the operating periods of a power transformer by clustering the dissolved gas data. In: 2017 IEEE 11th International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED). IEEE, 2017. p. 298-303.

KODINARIYA, Trupti M.; MAKWANA, Prashant R. Review on determining number of Cluster in K-Means Clustering. International Journal, v. 1, n. 6, p. 90-95, 2013.

LIAO, Ruijin et al. An integrated decision-making model for condition assessment of power transformers using fuzzy approach and evidential reasoning. IEEE Transactions on power delivery, v. 26, n. 2, p. 1111-1118, 2011.

LIKAS, Aristidis; VLASSIS, Nikos; VERBEEK, Jakob J. The global k-means clustering algorithm. Pattern recognition, v. 36, n. 2, p. 451-461, 2003.

LIMA, Gustavo Sales de. Análise da importância de controladores digitais na medição da temperatura do enrolamento em transformadores a óleo. 2015. Trabalho de Conclusão de Curso. Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

NILSSON, Nils J. Principles of artificial intelligence. Morgan Kaufmann, 2014.

PATEL, Ankur A. Hands-on unsupervised learning using Python: how to build applied machine learning solutions from unlabeled data. O'Reilly Media, 2019.

PEHARDA, Domagoj; IVANKOVIĆ, Igor; JAMAN, Nikola. Using data from SCADA for centralized transformer monitoring applications. Procedia Engineering, v. 202, p. 65-75, 2017.

RAVI, Nanthiine Nair; DRUS, Sulfeeza Mohd; KRISHNAN, Prajindra Sankar. Data mining techniques for transformer failure prediction model: A systematic literature review. In: 2019 IEEE 9th Symposium on Computer Applications & Industrial Electronics (ISCAIE). IEEE, 2019. p. 305-309

RODRIGUES, Gustavo Aragão; ARAUJO, Bruno Vinicius Silveira; FERREIRA, Tarso Vilela. Gêmeos Digitais e Método dos Elementos Finitos, um Estudo de Caso: Mapeamento Térmico de Transformador. In: Congresso Brasileiro de Automação-CBA. 2020.

SEDGWICK, Philip. Pearson's correlation coefficient. Bmj, v. 345, 2012.

WEEDY, Birron Mathew et al. Electric power systems. John Wiley & Sons, 2012.

WIRTH, Rüdiger; HIPPE, Jochen. CRISP-DM: Towards a standard process model for data mining. In: Proceedings of the 4th international conference on the practical applications of knowledge discovery and data mining. London, UK: Springer-Verlag, 2000.

ZAMPOLLI, Marisa. Gestão de Ativos - Guia para aplicação da Norma ABNT ISO 55001 - Considerando as diretrizes da ISO 55002:2018. International Copper Association Latin America. 2019.

## DADOS BIOGRÁFICOS



Bacharel em Ciência da Computação pela Universidade Católica de Pernambuco (2004), Mestre e Doutor em Ciência da Computação pela UFPE (2009, 2017).

Trabalhei como coordenador de cursos técnicos, superiores e de pós-graduação na Faculdade IBRATEC (2012 a 2019). Tenho 12 anos de experiência como professor de diversas disciplinas nas áreas de Engenharia de Software, Programação e Computação Gráfica.

Atualmente, ocupo o cargo de pesquisador em projetos de P&D na In Forma Software. Desde junho/2020, participo de estágio de pós-doutorado no Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas - PPGES, na Universidade de Pernambuco (UPE).

(2) MATHEUS JOSÉ DA SILVA  
Técnico em Eletrotécnico pela Escola Técnica de Brasília (2013), Bacharel em Engenharia Civil pelo Centro



Universitário do Distrito Federal (2018) e Graduando no MBA em Gestão da Manutenção pelo IPOG. Trabalhei como Técnico de O&M na Plena Transmissoras atuando diretamente na gestão dos dados de Operação e Manutenção das Subestações e Linhas de Transmissões. Atualmente, ocupo o cargo de Analista de O&M na Equatorial Transmissão. Atuando como responsável pela gestão dos planos de manutenção das Subestações e Linhas de Transmissões, implantação de resoluções normativas emitidas pela ANEEL e Gerenciando projetos de P&D.

(3) STARCH MELO DE SOUZA  
Doutorando pelo Centro de Informática CIn/UFPE. Possui graduação em Ciência da Computação pela Universidade Federal da Paraíba (1997) e mestrado em Ciências da Computação pela Universidade Federal de Pernambuco (2014). Atualmente é Consultor Independente e pesquisador em projetos P&D ANEEL. Experiência em Diretoria de Operações em TI, Gerenciamento de Projetos, Captação e Gestão de Projetos de Inovação, Institucionalização de Processos de Melhoria da Qualidade, Desenvolvimento de Software e Fábrica de Software.

(4) LUCIANA DE ALBUQUERQUE ROMEIRO FRANÇA  
Possui graduação em Ciência da Computação pela Universidade Federal de Pernambuco (1994) e especialização em Pós-Graduação Lato Sensu MBA-Executivo em Gestão de Serviços pela Universidade Federal de Pernambuco (1999). Apresenta certificação Profissional de Gerenciamento de Projetos (PMP)® do PMI (ID 1880157). Atua com gestão de equipes de desenvolvimento de sistemas desde 1999 e como Gerente de Projetos desde 2010. Ao longo da carreira, atuou em várias áreas da TIC (Tecnologia da Informação e Comunicação): levantamento de requisitos, especificação de sistemas, desenvolvimento, qualidade, implantação e gestão. Atualmente exerce o papel de Gerente de Projetos no CESAR.

(5) PATRICIA DRAPAL DA SILVA  
Graduada em Engenharia de Controle e Automação pela UPE e mestranda em Ciência da Computação pelo Centro de Informática da UFPE. Já atuou como estagiária em desenvolvimento de software na Truewind e como testadora de software nível júnior na Accenture. Atualmente, atua como líder de projetos e pesquisadora na In Forma Software em projetos de P&D ANEEL com aplicação de inteligência artificial e ciência de dados em ativos de subestações elétricas.

(6) ANTÔNIO JANAEL PINHEIRO  
Antônio J. Pinheiro é engenheiro de software do Centro de Estudos e Sistemas Avançados do Recife. Ele recebeu graduação em Redes de Computadores pela Universidade Federal do Ceará em 2013, mestrado e doutorado em Ciência da Computação pela Universidade Federal de Pernambuco, Brasil, em 2016 e 2020, respectivamente. Tem experiência na área de Ciência da Computação, com foco em Redes de Computadores, atuando principalmente nos seguintes temas: aprendizado de máquina, análise de séries temporais, Internet das coisas, preservação de privacidade e Redes definidas por software.

(7) ELDREY SEOLIN GALINDO  
Sou formado em Bacharelado em Sistemas de Informação pela Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR) e Mestre em Ciências da Computação na Universidade Estadual de Campinas (Unicamp) onde publiquei o artigo titulado "Image Super-Resolution Improved by Edge Information" na SMC IEEE em 2019. Atuo como Engenheiro de Software Sênior e líder de projetos no Centro de Estudos e Sistemas Avançados do Recife (CESAR) e como Professor da Graduação do curso de Ciência da Computação da Faculdade CESAR School. Minhas áreas de pesquisa são, processamento de imagens, visão computacional, deep learning e big data.

(8) ISRAEL CAVALCANTE DE LUCENA  
Israel Cavalcante de Lucena é engenheiro de soluções digitais da Siemens Energy. Ele recebeu graduação em Ciência da computação pela Universidade Federal de Campina Grande em 2016, mestrado em Engenharia de Software pelo CESAR School em 2021. Tem experiência na área de Ciência da Computação, com foco em Ciência de Dados, atuando principalmente nos seguintes temas: aprendizado de máquina, análise de séries temporais, predição de falhas e computação em nuvem.

(9) LORRANY FERNANDA LOPES DA SILVA  
Graduação em Ciências Naturais (2018) pela Universidade de Brasília (UNB), graduação em Engenharia Civil (2020), pelo Centro Universitário do Distrito Federal (UDF). Atualmente atuando como analista de engenharia da Equatorial Transmissão.