



## ESTUDO COMPARATIVO SOBRE PREDIÇÃO DO ESTADO DE TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA IMERSOS EM ÓLEO MINERAL ISOLANTE POR MODELOS MATEMÁTICOS DE AJUSTE APLICADOS

COMPARATIVE STUDY ON THE PREDICTION OF THE CONDITION OF POWER TRANSFORMERS IMMERSED IN INSULATING MINERAL OIL USING APPLIED MATHEMATICAL FITTING MODELS

ESTUDIO COMPARATIVO SOBRE LA PREDICCIÓN DEL ESTADO DE TRANSFORMADORES DE POTENCIA SUMERGIDOS EN ACEITE MINERAL AISLANTE MEDIANTE MODELOS MATEMÁTICOS DE AJUSTE APLICADOS

**Vinícius Faria Costa Mendaña<sup>1</sup>, André Pereira Marques<sup>2</sup>, Yuri Andrade Dias<sup>3</sup>, & Cacilda de Jesus Ribeiro<sup>4\*</sup>**

<sup>1,3,4</sup> Universidade Federal de Goiás <sup>2</sup> Instituto Federal de Goiás

<sup>1</sup> [vinicius.fcfariacosta@gmail.com](mailto:vinicius.fcfariacosta@gmail.com) <sup>2</sup> [ap.marques@ifg.edu.br](mailto:ap.marques@ifg.edu.br) <sup>3</sup> [yuriadias@gmail.com](mailto:yuriadias@gmail.com) <sup>4\*</sup> [cacilda@ufg.com.br](mailto:cacilda@ufg.com.br)

### ARTIGO INFO.

Recebido: 24.10.2024

Aprovado: 22.11.2024

Disponibilizado: 10.12.2024

**PALAVRAS-CHAVE:** Ajuste; índice de desempenho; predição; manutenção; transformador de potência.

**KEYWORDS:** Fit; maintenance; performance index; power transformer; prediction.

**PALABRAS CLAVE:** Ajuste; índice de rendimiento; mantenimiento; predicción; transformador de potencia.

**\*Autor Correspondente:** Ribeiro, C. de J.

### RESUMO

Os transformadores de potência são fundamentais para o sistema elétrico no que concerne ao fornecimento contínuo de energia, exigindo ferramentas eficazes de manutenção preventiva. Assim, o objetivo deste trabalho é a previsão acurada dos índices de desempenho de técnicas preditivas não invasivas aplicadas à avaliação de transformadores, oferecendo uma abordagem inovadora aplicável a diferentes cenários. Além disso, o índice de desempenho geral do equipamento é utilizado como referência para apoiar a tomada de decisões. Nesse sentido, a metodologia adotada inclui o ajuste de curvas para três técnicas preditivas: análise de gases dissolvidos, ensaios físico-químicos e grau de polimerização/2FAL-Furfuraldeídos. Nos resultados, foram testados cinco tipos de ajustes (lineal, quadrático, exponencial, gaussiano e soma de senos), e as expressões analíticas que melhor modelaram os dados foram determinadas. O critério do pior caso foi considerado para calcular os intervalos de tempo de cada classificação. A validação foi realizada com divisões de dados de treinamento/teste, utilizando a Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) como métrica de desempenho. Conclui-se que o ajuste polinomial de segundo grau é o melhor ajuste para modelar os índices de desempenho, comprovando a originalidade deste trabalho.

### ABSTRACT

Power transformers are essential for the electrical system in ensuring the continuous supply of energy, requiring effective preventive maintenance tools. Thus, this study aims to accurately predict the performance indices of non-invasive predictive techniques applied to transformer

evaluation, offering an innovative approach applicable to various scenarios. Additionally, the equipment's overall performance index is used as a reference to support decision-making processes. The methodology includes curve fitting for three predictive techniques: dissolved gas analysis, physicochemical tests, and degree of polymerization/2FAL-Furfuraldehydes. The results tested five types of fittings (linear, quadratic, exponential, Gaussian, and sine sum), and the analytical expressions that best modeled the data were determined. The worst-case criterion was considered to calculate the time intervals for each classification. Validation was performed by dividing the data into training and testing sets, using the Root Mean Squared Error (RMSE) as the performance metric. It was concluded that the second-degree polynomial fitting is the best model for representing performance indices, demonstrating the originality of this work.

### RESUMEN

Los transformadores de potencia son fundamentales para el sistema eléctrico al garantizar el suministro continuo de energía, lo que requiere herramientas eficaces de mantenimiento preventivo. Por lo tanto, este estudio tiene como objetivo prever con precisión los índices de desempeño de técnicas predictivas no invasivas aplicadas a la evaluación de transformadores, ofreciendo un enfoque innovador aplicable a diversos escenarios. Además, el índice de desempeño general del equipo se utiliza como referencia para apoyar la toma de decisiones. La metodología incluye el ajuste de curvas para tres técnicas predictivas: análisis de gases disueltos, ensayos físicoquímicos y grado de polimerización/2FAL-Furfuraldeídos. Los resultados probaron cinco tipos de ajustes (lineal, cuadrático, exponencial, gaussiano y suma de senos), y se determinaron las expresiones analíticas que mejor modelaron los datos. Se consideró el criterio del peor caso para calcular los intervalos de tiempo de cada clasificación. La validación se realizó dividiendo los datos en conjuntos de entrenamiento y prueba, utilizando el Error Cuadrático Medio (RMSE) como métrica de desempeño. Se concluyó que el ajuste polinómico de segundo grado es el mejor modelo para representar los índices de desempeño, demostrando la originalidad de este estudio.



## INTRODUÇÃO

Os transformadores de potência são equipamentos estratégicos e essenciais no sistema elétrico de potência, representando grande parte dos investimentos realizados para implantação desse sistema (Marques, 2018). Nesse sentido, a inferência da confiabilidade dos equipamentos que integram esse sistema está relacionada, principalmente, à frequência com que eles são submetidos a inspeções, manutenções preventivas ou, quando necessário, corretivas (Dias, 2019).

O conceito de índice de saúde, denominado neste artigo como índice de desempenho, apresenta uma metodologia de análise para auxiliar nas ações de avaliação da condição de transformadores em serviço e no agendamento da sua manutenção (Silva et al., 2021; Silva, 2020; Suñe & Heredia, 2013). Ele consiste na combinação de resultados observacionais da operação, inspeções e ensaios de campo e de laboratório, pontuando, objetiva e quantitativamente, cada resultado (Silva et al., 2021; Silva, 2020).

Desta forma, o objetivo deste trabalho é apresentar uma ferramenta para determinar as curvas de melhor ajuste ao índice de desempenho de transformadores de potência do sistema elétrico por meio de estudos de casos reais, a fim de prever o intervalo de tempo para cada ação recomendada em função da classificação do índice de desempenho previsto pelas curvas de melhor ajuste para cada técnica preditiva não invasiva. Destaca-se assim, a sua contribuição para a eficiência energética e para os estudos de otimização e de modelagem aplicados na gestão e na manutenção preventiva correlacionados às atividades efetivas da área de Engenharia de Produção.

Neste estudo, destacam-se as técnicas preditivas de manutenção referentes à avaliação do sistema isolante (óleo-papel) do transformador de potência, a saber: análise de gases dissolvidos em óleo (AGD), ensaio físico-químico (FQ) do óleo e grau de polimerização (GP)/2FAL-Furfuraldeídos do papel celulósico. Essas técnicas são descritas como:

- **Análise de gases dissolvidos:** está entre as principais técnicas preditivas não invasivas e que não demandam, para sua aplicação, desligamento do transformador de potência, o qual é um elemento fundamental e evita altos custos e transtornos ao sistema de fornecimento de energia elétrica (Marques, 2018). Este método é considerado confiável no setor elétrico para a detecção de falhas incipientes em transformadores imersos em óleo mineral isolante, sendo amplamente usado (Dias, 2019). Ele fornece informações sobre os gases que são produzidos devido à degradação do óleo e de materiais isolantes sólidos do transformador (Ferreira, 2015; Silva, 2020; Silva et al., 2021);
- **Ensaios físico-químicos:** possibilitam verificar o estado da isolação líquida do equipamento em análise, definindo a necessidade de intervenção no óleo mineral isolante que o compõe, como, por exemplo, se este deve ser submetido a tratamento por termovácuo ou, em casos extremos, regeneração ou substituição, para assegurar a robustez dielétrica e qualidade do sistema isolante (Dias, 2019); e
- **Grau de polimerização (GP)/2FAL-Furfuraldeídos:** mede o grau de polimerização (GP) do isolante sólido de um transformador a fim de diagnosticar o envelhecimento da sua isolação sólida, requer a retirada de várias amostras de papel isolante do seu

enrolamento, o que só pode ser feito após o desligamento e retirada do óleo da unidade (Silva, 2020). Isso implica, além de grandes despesas para a empresa detentora, em risco de dano ao equipamento (Silva, 2020). Dessa forma, utiliza-se para a determinação do GP um método indireto, por meio da análise de óleo, que correlaciona a concentração de furfuraldeído (2FAL) dissolvido no óleo com o grau de polimerização (GP) do papel (Dias, 2019; Marques, 2018).

Os trabalhos publicados na literatura apresentam diferentes metodologias para o cálculo do índice de saúde de transformadores de potência (Azmi et al., 2017; Gouda & El D; Ferreira, 2015; Ribeiro, 2016; Silva, 2020; Soni & Mehta, 2022; Xie, 2019) e para previsões (Aizpurua et al., 2019; Dutta et al., 2022; Faveri, 2021; Fortes et al., 2006; Gouda & El Dein, 2019; Lin et al., 2018; Luo et al., 2022; Serrano et al., 2020; Sodré et al., 2020; Taghikhani & Gholami, 2009; Xie, 2019). Porém, destaca-se a originalidade deste artigo em relação à nova metodologia prática com o desenvolvimento de uma ferramenta integrando três técnicas preditivas, e validada por meio de estudos de casos reais de manutenção preventiva em transformadores de potência do sistema de energia brasileiro.

Outras metodologias abordam sistemas às vezes complexos e limitados a algumas técnicas preditivas específicas, como redes neurais artificiais (RNA) para prever falhas em transformadores de potência (Sodré et al., 2020), que utilizaram três cenários simulados, demonstrando que o aumento de variáveis de entrada reduz a vida útil dos transformadores. Entretanto, o modelo apresentou a limitação de necessitar de uma maior abrangência, considerando mais equipamentos nos testes.

Serrano et al. (2020) abordou a técnica *Learning To Rank* para prever falhas com base em uma série histórica mensal de dados, exigindo maior rigor na escolha dos modelos-base e seus hiperparâmetros. Outro estudo foi o uso de regressão (Faveri, 2021), que visou prever a temperatura dos transformadores de acordo com diferentes parâmetros operacionais; e a utilização de lógica fuzzy para analisar dados históricos de ensaios físico-químicos, propondo uma ferramenta sobre a análise do óleo isolante (Fortes et al., 2006), com a validação limitada a um número considerado pequeno de transformadores.

Modelos de incerteza com previsão de vida útil em transformadores em usinas nucleares foram integrados por Aizpurua et al., 2019; e redes neurais para prever concentrações de gases em transformadores foram analisadas por Lin et al., 2018.

Logo, destaca-se a importância deste trabalho em propor uma nova metodologia e ferramenta prática e eficiente, visando mitigar o impacto das falhas, diminuir os custos altos para as empresas e auxiliar as equipes de manutenção.

Desta forma, este estudo apresenta o desenvolvimento de determinação de curvas analíticas de melhor ajuste para os conjuntos de dados analisados, com uma única variável independente. Essa abordagem é justificada por:

- complementar por meio de uma nova abordagem, proporcionando uma solução prática e acessível para equipes de manutenção que necessitam de previsões confiáveis, permitindo uma tomada de decisão rápida e assertiva; e
- modelar, de maneira analítica e numericamente robusta, o estado real de operação de transformadores de potência imersos em óleo mineral isolante, facilitando sua aplicação e replicação em ambientes operacionais reais e oferecendo um custo-benefício favorável às empresas.

Assim, este trabalho prioriza a aplicabilidade e a robustez, facilitando a previsão precisa de falhas com maior agilidade e eficiência, adotando também os critérios de classificação para os índices de desempenho (Tabela 1) (Dias, 2022), com as respectivas ações recomendadas para auxiliar na tomada de decisão, mediante os conceitos: A (Excelente), B (Bom), C (Suspeito), D (Ruim) e E (Péssimo).

**Tabela 1.** Ações recomendadas em função da classificação do índice de desempenho prevido

Índice de desempenho projetado	Classificação	Ações recomendadas
$1,0000 \leq y \leq 0,8000$	A (Excelente)	Continuar a operar o equipamento normalmente
$0,8000 < y \leq 0,6500$	B (Bom)	Continuar a operar o equipamento atento à evolução dos resultados nos próximos registros
$0,6500 < y \leq 0,5000$	C (Suspeito)	Investigar e realizar outros testes a curto prazo para confirmar resultados e tendências
$0,5000 < y \leq 0,3500$	D (Ruim)	Planejar a retirada de operação do equipamento para inspeção interna, localização e correção de defeitos
$0,3500 < y \leq 0,0000$	E (Péssimo)	Remover o equipamento de operação imediatamente para inspeção interna, localização e correção de defeitos

Fonte: Dias (2022).

## METODOLOGIA

Neste artigo, utiliza-se cálculo numérico computacional para a determinação das curvas de melhor ajuste ao índice de desempenho relacionado às técnicas preditivas não invasivas relacionadas ao sistema isolante (papel-óleo) do transformador, ou seja, uma ferramenta específica para analisar o conjunto de dados, obtendo curvas de ajuste. Metodologicamente, é importante salientar que não se deve confundir interpolação com melhor ajuste, uma vez que este é um processo de suavização, dado que o número de coeficientes ajustados é muito menor que o número de pontos do conjunto (Press et al., 2011).

Na metodologia empregada são desenvolvidos cinco tipos de ajuste ao conjunto experimental de pontos relacionados ao índice de desempenho de transformadores de potência, para análise de gases dissolvidos, ensaio físico-químico e grau de polimerização/2FAL-furfuraldeídos, sendo  $y(t)$  a variável independente índice de desempenho e  $t$  a variável temporal dependente, a saber:

- linear** (1), sendo  $n = 1$ ,  $c = 0$  e  $a$  e  $b$  os coeficientes calculados para o modelo (Gouda & El Dein, 2019).
- quadrático** (1), sendo  $n = 2$  e  $a$ ,  $b$  e  $c$  os coeficientes calculados para o modelo (Gouda & El Dein, 2019).

$$y(t) = at^n + bt^{n-1} + ct^{n-2} \quad (1)$$

- **exponencial** (2), sendo  $a$  e  $b$  constantes calculadas para o modelo.

$$y(t) = a \cdot \exp(-bt) \quad (2)$$

- **gaussiano** (3), sendo  $a$ ,  $b$  e  $c$  constantes determinadas para o modelo.

$$y(t) = a \cdot \exp\left(-\left(\frac{t-b}{c}\right)^2\right) \quad (3)$$

- **soma de senos** (4), sendo  $a_i$ ,  $b_i$  e  $c_i$  constantes calculadas para o modelo, fazendo-se  $i = 1$ .

$$y(t) = \sum_i a_i \cdot \sin(b_i t + c_i) \quad (4)$$

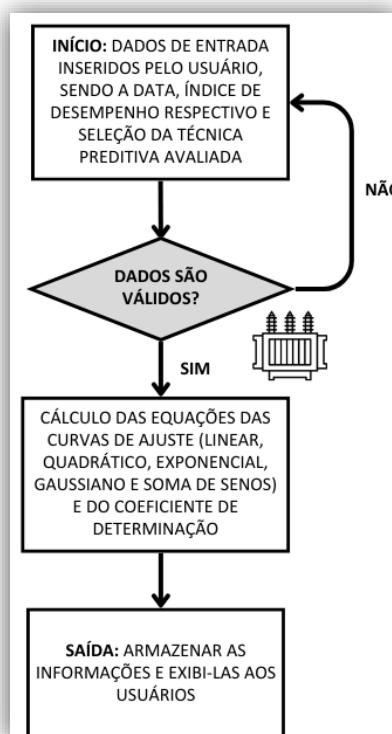
Para avaliar a qualidade do modelo proposto, utiliza-se o coeficiente de determinação  $R^2$ , em (5), sendo  $y_{exp}$ ,  $y_{model}$  e  $y_{av}$ , nessa ordem, o valor experimental do índice de desempenho, o valor calculado do índice de desempenho e o valor médio do índice de desempenho (Gouda & El Dein, 2019).

$$R^2 = 1 - \left[ \frac{\sum (y_{exp} - y_{model})^2}{\sum (y_{exp} - y_{av})^2} \right] \quad (5)$$

Para o correto funcionamento da ferramenta, deve-se ter as seguintes condições (Figura 1):

- **dados de entrada**: valor do índice de desempenho e a data de registro, no formato dia, mês e ano;
- **processamento**: ferramenta com condições de contorno;
- **dados de saída**: a equação da curva de ajuste e o valor do coeficiente de determinação,  $R^2$ , como em (5).

**Figura 1.** Fluxograma das principais etapas de execução da ferramenta de melhor ajuste proposta



Fonte: Atores (2024).

Como condições de contorno das modelagens propostas em (1) até (5), considera-se que:

- a curva seja decrescente no intervalo considerado, uma vez que o índice de desempenho do transformador de potência deve diminuir com o passar do tempo de uso se não houver manutenção a fim de evitar que ele falhe; e
- o valor inicial do índice de desempenho seja unitário, uma vez que, para  $t = 0$ , o equipamento deve estar em seu melhor estado de uso, isto é, ser novo. Matematicamente, isso equivale a fazer  $\lim_{t \rightarrow 0^+} y(t) = 1$ .

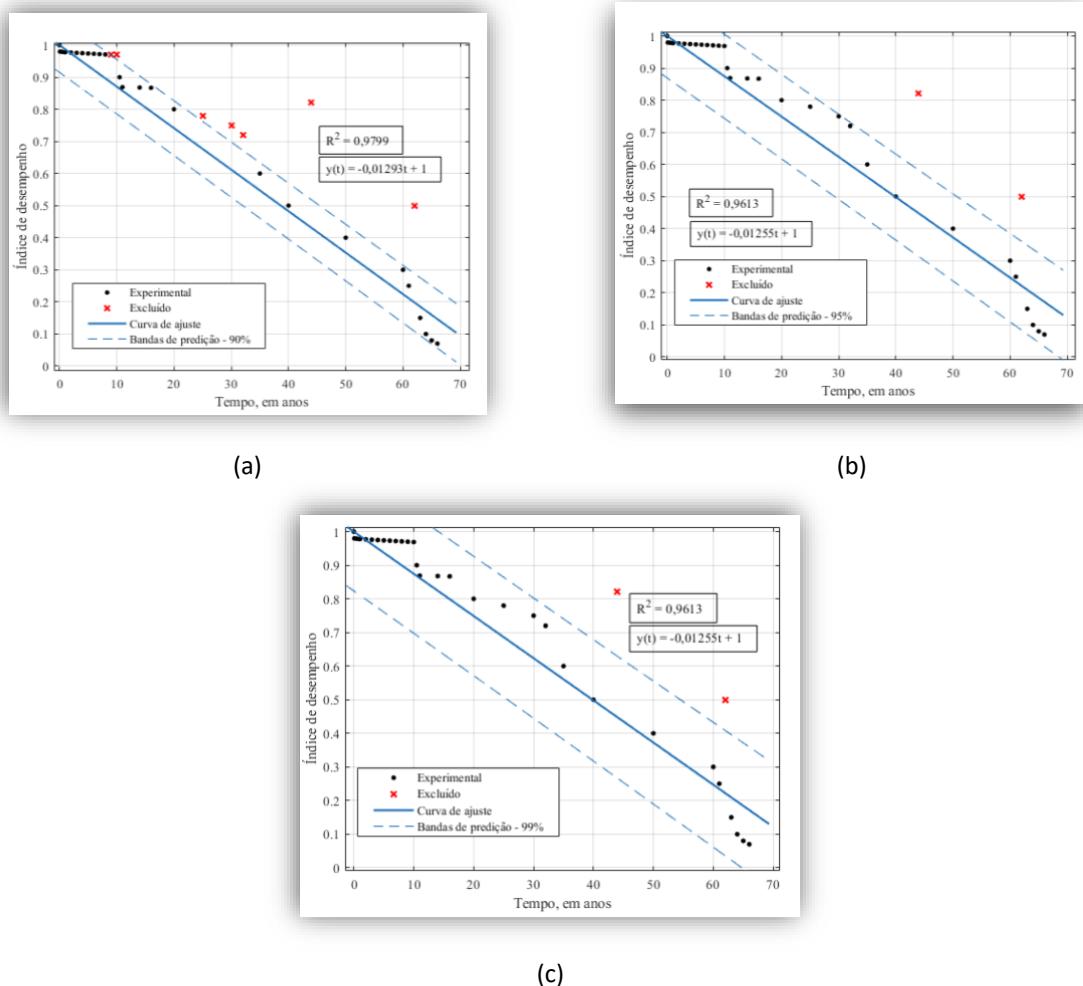
## RESULTADOS

### ANÁLISE DOS GASES DISSOLVIDOS (AGD)

O primeiro modelo de ajuste proposto neste trabalho é o linear, isto é, o índice de desempenho do transformador,  $y(t)$ , é modelado como uma reta decrescente. O intervalo de predição da ferramenta pode ser ajustado em 90%, 95% ou 99%, como ilustrado na Figura 2.

Quanto mais próximas de 100% estiverem as bandas de predição, maiores são as margens observadas de ajuste do conjunto, ou seja, mais distantes elas ficam da curva de ajuste. Embora para bandas de predição de 90% o ajuste obtido por  $R^2 = 0,9799$ , Figura 2(a), seja melhor do que para bandas de predição de 95% ( $R^2 = 0,9613$ ) e 99% ( $R^2 = 0,9613$ ), Figura 2(b) e Figura 2(c), neste trabalho, as escolhidas são de 99%, uma vez que se eliminam menos pontos do conjunto para obtenção da reta de ajuste.

**Figura 2.** Ajuste linear ao conjunto da AGD utilizando bandas de predição de: (a) 90%, (b) 95% e (c) 99%, com pontos excluídos, pelo método de quadrados mínimos linear



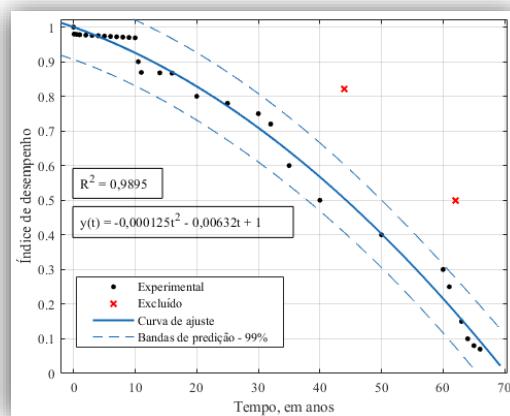
Fonte: Autores (2024).

Na realidade, como não são conhecidos os pontos que apresentam erros grosseiros de medição, a exclusão de *outliers* é evitada. Dessa maneira, a equação de ajuste linear para AGD encontrada é dada em (6), a qual só possui sentido físico se considerado  $t \geq 0$  e  $y(t) \geq 0$ .

$$y(t) = -0,01255t + 1 \quad (6)$$

Em seguida, o ajuste quadrático é apresentado na Figura 3. Em relação ao ajuste linear, o polinômio do segundo grau modela com maior acurácia o conjunto de pontos de AGD, com  $R^2 = 0,9895$ . O polinômio de segundo grau, em (7), que ajusta o conjunto tem validade somente para  $t \geq 0$  e  $y(t) \geq 0$ .

**Figura 3.** Ajuste quadrático ao conjunto da AGD utilizando bandas de predição de 99%, com pontos excluídos, pelo método de quadrados mínimos linear

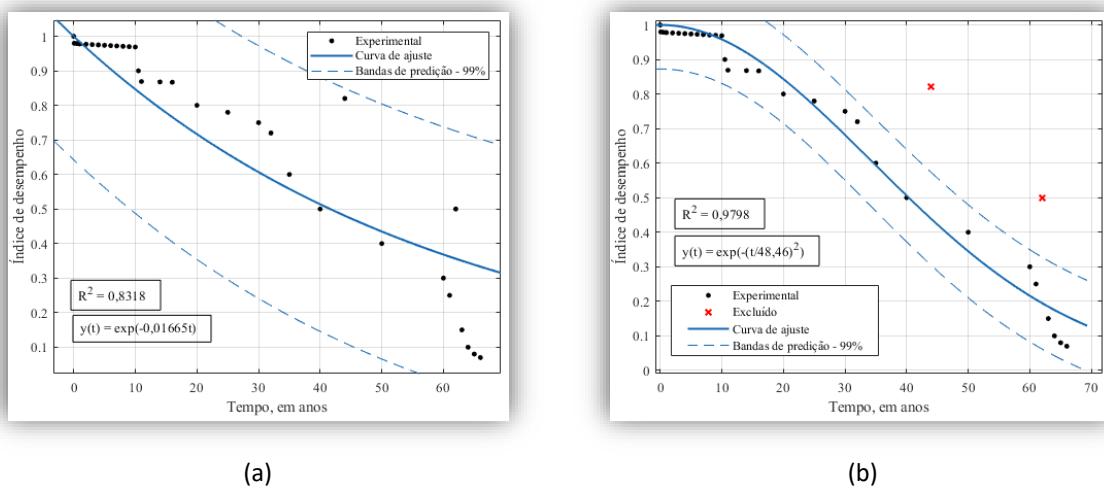


Fonte: Autores (2024).

$$y(t) = -0,0001255t^2 - 0,00632t + 1 \quad (7)$$

Os ajustes exponencial e gaussiano, Figura 4(a) e Figura 4(b), revelam, entre si, qualidades de ajuste distintas: para a primeira curva,  $R^2 = 0,8318$ , enquanto para a segunda,  $R^2 = 0,9800$ . Ambos os ajustes são muito interessantes para o estudo de caso, uma vez que funções com termos exponenciais são amplamente utilizadas para modelar confiabilidade e tempo de vida útil de transformadores de potência.

**Figura 4.** Ajuste ao conjunto da AGD utilizando bandas de predição de 99%, com pontos excluídos, pelo método de quadrados mínimos não linear: (a) exponencial e (b) gaussiano



Fonte: Autores (2024).

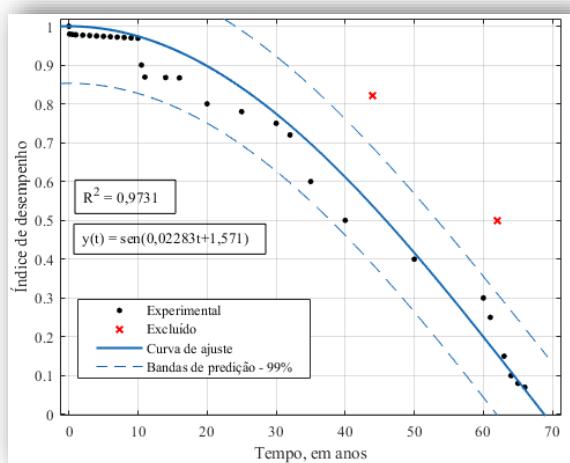
As curvas de ajuste exponencial e gaussiana têm validade somente para  $t \geq 0$ , nessa ordem, (8) e (9). É preciso notar que, em ambas as modelagens,  $\lim_{t \rightarrow \infty} y(t) = 0$ , o que faz com que o transformador de potência falhe para um  $t$  muito grande. Na prática, isso não é observado, uma vez que esses equipamentos possuem vida útil limitada.

$$y(t) = \exp(-0,01665t) \quad (8)$$

$$y(t) = \exp\left(-\left(\frac{t + 1,183}{49,76}\right)^2\right) \quad (9)$$

O ajuste por soma de senos (Figura 5) traz uma forma de curva envolvendo função trigonométrica.

**Figura 5.** Ajuste por soma de senos ao conjunto da AGD utilizando bandas de previsão de 99%, com pontos excluídos, pelo método de quadrados mínimos não linear



Fonte: Autores (2024).

No ajuste por soma de senos, em (10), o aumento do número de termos da série produz oscilações entre os pontos experimentais e isso não é desejado. A validade de (10) é para  $0 \leq t \leq t_0$ , sendo  $t_0$  a primeira raiz positiva de  $y(t)$ . Para valores maiores que  $t_0$ ,  $y(t) = 0$ .

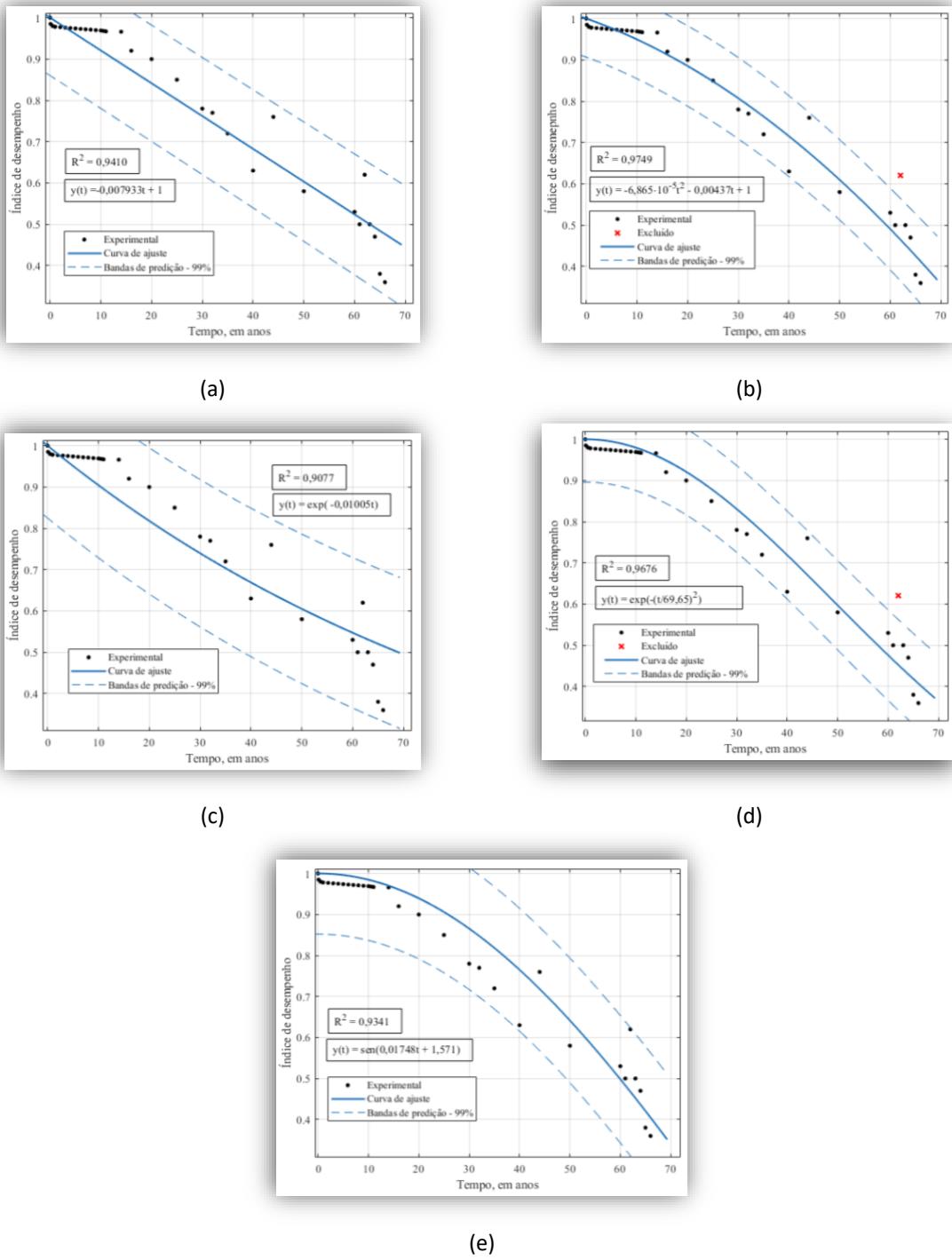
$$y(t) = \sin(0,02283t + 1,571) \quad (10)$$

As curvas de ajuste, de (6) até (10), têm validade para quando o transformador de potência ainda não tiver falhado. O melhor ajuste obtido para a Análise de Gases Dissolvidos foi o quadrático ( $R^2 = 0,9895$ ), seguido pelo gaussiano ( $R^2 = 0,9798$ ), soma de senos ( $R^2 = 0,9731$ ), linear ( $R^2 = 0,9613$ ) e exponencial ( $R^2 = 0,8779$ ).

#### ENSAIOS DE FÍSICO-QUÍMICOS

Para o ensaios físico-químicos, foram utilizadas: as curvas de ajuste linear, Figura 6(a) e em (11); quadrático, Figura 6(b) e em (12); exponencial, Figura 6(c) e em (13); gaussiano, Figura 6(d) e em (14); e soma de senos, Figura 6(e) e em (15).

**Figura 6.** Ajustes ao conjunto de ensaios físico-químicos utilizando bandas de previsão de 99%, com pontos excluídos, pelo método de quadrados mínimos linear e não linear: (a) linear, (b) quadrático, (c) exponencial, (d) gaussiano e (e) soma de senos



Fonte: Autores (2024).

$$y(t) = -0,007933t + 1 \quad (11)$$

$$y(t) = -6,865 \cdot 10^{-5}t^2 - 0,00437t + 1 \quad (12)$$

$$y(t) = \exp(-0,01005t) \quad (13)$$

$$y(t) = \exp\left(-\left(\frac{t}{69,65}\right)^2\right) \quad (14)$$

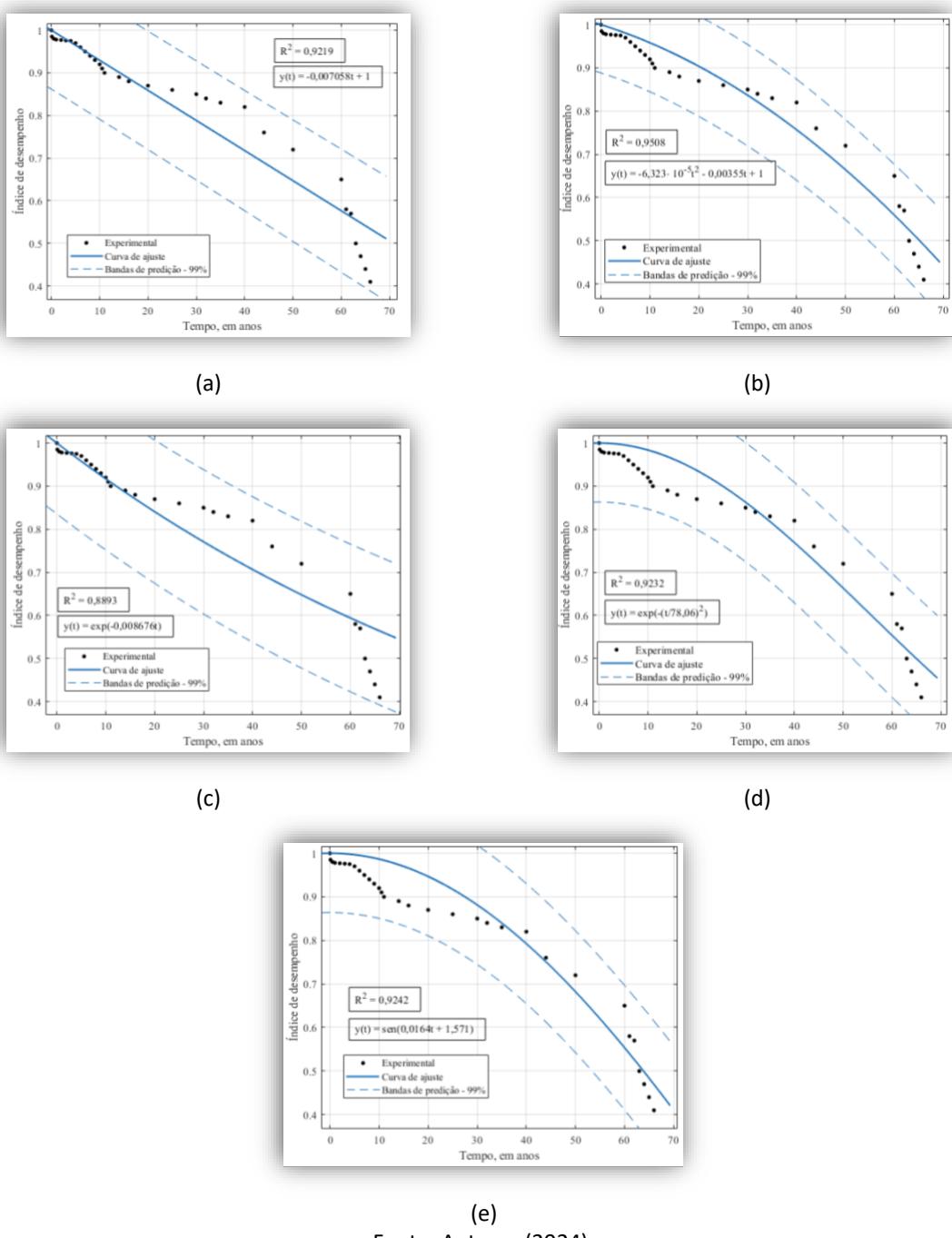
$$y(t) = \sin(0,01748t + 1,571) \quad (15)$$

As curvas de ajuste, de (11) até (15), têm validade para  $y(t) \geq 0$ ,  $t \geq 0$  e para quando o transformador de potência ainda não tiver falhado. O melhor ajuste obtido para o ensaio físico-químico foi o quadrático ( $R^2 = 0,9749$ ), seguido pelo gaussiano ( $R^2 = 0,9676$ ), linear ( $R^2 = 0,9410$ ), soma de senos ( $R^2 = 0,9314$ ) e exponencial ( $R^2 = 0,9077$ ).

### GRAU DE POLIMERIZAÇÃO/2FAL-FURFURALDEÍDOS

Para o grau de polimerização (GP)/2FAL-Furfuraldeídos, foram utilizadas: as curvas de ajuste linear, Figura 7(a) e em (16); quadrático, Figura 7(b) e em (17); exponencial, Figura 7(c) e em (18); gaussiano, Figura 7(d) e em (19); e soma de senos, Figura 7(e) e em (20).

**Figura 7.** Ajustes ao conjunto de grau de polimerização/2FAL-Furfuraldeídos utilizando bandas de predição de 99%, com pontos excluídos, pelo método de quadrados mínimos linear e não linear: (a) linear, (b) quadrático, (c) exponencial, (d) gaussiano e (e) soma de senos



Fonte: Autores (2024).

$$y(t) = -0,007058t + 1 \quad (16)$$

$$y(t) = -6,323 \cdot 10^{-5}t^2 - 0,00355t + 1 \quad (17)$$

$$y(t) = \exp(-0,008676t) \quad (18)$$

$$y(t) = \exp\left(-\left(\frac{t}{78,06}\right)^2\right) \quad (19)$$

$$y(t) = \sin(0,0164t + 1,571) \quad (20)$$

As curvas de ajuste, de (16) até (20), têm validade para  $y(t) \geq 0$ ,  $t \geq 0$  e para quando o transformador de potência ainda não tiver falhado. O melhor ajuste obtido para o grau de polimerização/2FAL-Furfuraldeídos foi o quadrático ( $R^2 = 0,9508$ ), seguido pela soma de senos ( $R^2 = 0,9242$ ), pelo gaussiano ( $R^2 = 0,9232$ ), linear ( $R^2 = 0,9219$ ) e exponencial ( $R^2 = 0,8893$ ).

#### ÍNDICE DE DESEMPENHO GERAL DO TRANSFORMADOR

São calculados os ajustes ao índice de desempenho geral do transformador, analogamente ao desenvolvido para as técnicas preditivas do estudo, obtendo-se as curvas: linear, Figura 8(a) e em (21); quadrática, Figura 8(b) e em (22); exponencial, Figura 8(c) e em (23); gaussiana, Figura 8(d) e em (24); e soma de senos, Figura 8(e) e em (25).

$$y(t) = -0,00832t + 1 \quad (21)$$

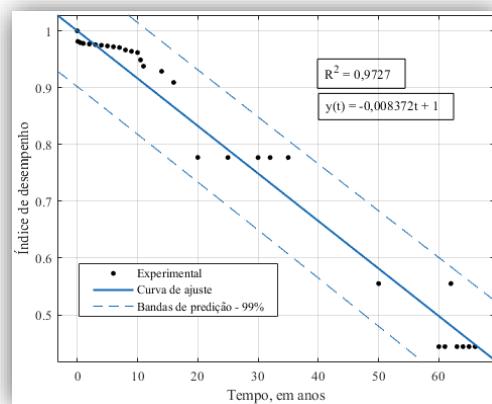
$$y(t) = -3,623 \cdot 10^{-5}t^2 - 0,006314t + 1 \quad (22)$$

$$y(t) = \exp(-0,01095t) \quad (23)$$

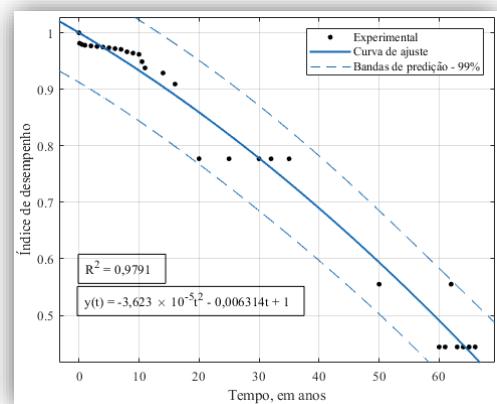
$$y(t) = \exp\left(-\left(\frac{t}{69,37}\right)^2\right) \quad (24)$$

$$y(t) = \sin(0,01774t + 1,571) \quad (25)$$

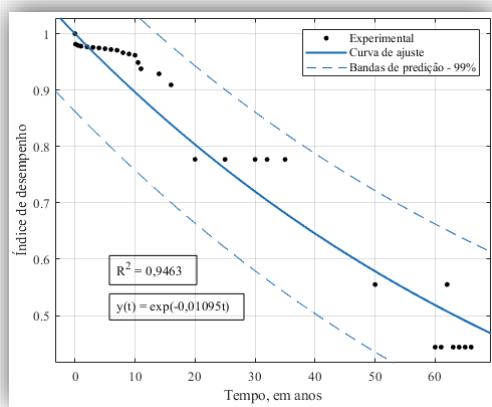
**Figura 8.** Ajustes ao conjunto do índice de desempenho geral utilizando bandas de predição de 99%, com pontos excluídos, pelo método de quadrados mínimos linear e não linear: (a) linear, (b) quadrático, (c) exponencial, (d) gaussiano e (e) soma de senos



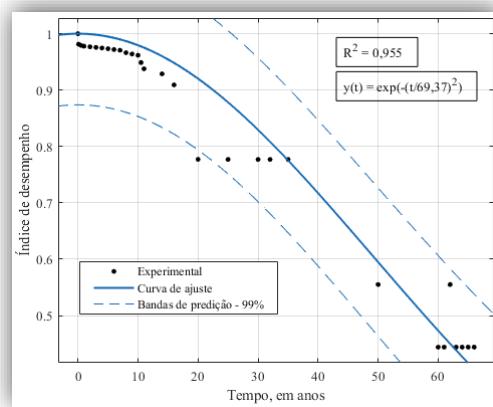
(a)



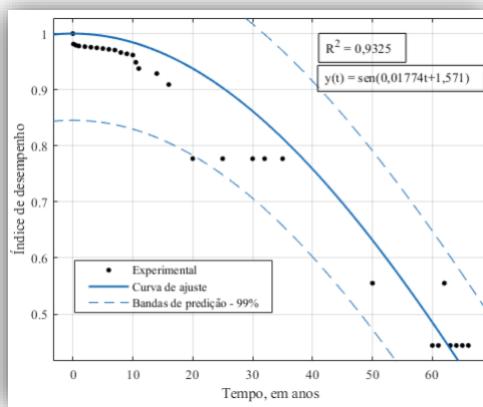
(b)



(c)



(d)



(e)

Fonte: Autores (2024).

As curvas de ajuste, de (21) até (25), têm validade para  $y(t) \geq 0$ ,  $t \geq 0$  e para quando o transformador de potência ainda não tiver falhado. O melhor ajuste obtido para o índice geral de desempenho foi o quadrático ( $R^2 = 0,9791$ ), seguido pelo linear ( $R^2 = 0,9727$ ), exponencial ( $R^2 = 0,9463$ ), gaussiano ( $R^2 = 0,9550$ ) e soma de senos ( $R^2 = 0,9325$ ).

Em face dos ajustes às três técnicas preditivas e ao índice geral de desempenho, propõem-se os intervalos de tempo para cada classificação em função do índice de desempenho previsto (Tabela 2), utilizando o melhor ajuste para conjunto analisado.

**Tabela 2.** Intervalo de tempo, em anos, para cada ação recomendada em função da classificação do índice de desempenho predo pelas curvas de melhor ajuste para cada técnica preditiva: análise de gases dissolvidos, ensaios físico-químicos e grau de polimerização/2FAL-Furfuraldeídos

Técnica preditiva	Melhor ajuste	Intervalo de tempo, em anos	Classificação
Análise de gases dissolvidos	Quadrático	0,0 $\leq$ $t \leq$ 22,0	A
		22,0 $<$ $t \leq$ 33,3	B
		33,3 $<$ $t \leq$ 42,8	C
		42,8 $<$ $t \leq$ 51,1	D
		51,1 $<$ $t \leq$ 67,6	E
Ensaios físico-químicos	Quadrático	0,0 $\leq$ $t \leq$ 30,8	A
		30,8 $<$ $t \leq$ 46,3	B
		46,3 $<$ $t \leq$ 59,3	C
		59,3 $<$ $t \leq$ 70,5	D
		70,5 $<$ $t \leq$ 93,0	E

Grau de polimerização/ 2FAL-Furfuraldeídos	Quadrático	0,0 ≤ $t$ ≤ 34,8	A
		34,8 < $t$ ≤ 51,4	B
		51,4 < $t$ ≤ 65,2	C
		65,2 < $t$ ≤ 77,1	D
		77,1 < $t$ ≤ 100,8	E
Índice de desempenho geral do transformador	Quadrático	0,0 ≤ $t$ ≤ 27,4	A
		27,4 < $t$ ≤ 44,2	B
		44,2 < $t$ ≤ 59,1	C
		59,1 < $t$ ≤ 72,7	D
		72,7 < $t$ ≤ 100,5	E

Fonte: Autores (2024).

Como o coeficiente de determinação ( $R^2$ ) foi utilizado para tomada de decisão sobre o melhor modelo de ajuste para cada técnica preditiva e para o índice de desempenho geral do transformador, é importante observar se houve grandes diferenças nesse parâmetro em função de cada ajuste proposto. Nesse sentido, comprehende-se que, em alguns conjuntos, como o da análise de gases dissolvidos e o índice de desempenho geral, outros ajustes tenham ficado próximos ao melhor (quadrático), como o gaussiano e o linear.

### VALIDAÇÃO DA FERRAMENTA

Para a validação da ferramenta, os conjuntos de dados são divididos em dois: um destinado ao treinamento e outro ao teste. A amostra é distribuída de acordo com as seguintes proporções: 50% para treinamento e 50% para teste (50%/50%), 60% para treinamento e 40% para teste (60%/40%), 70% para treinamento e 30% para teste (70%/30%), 80% para treinamento e 20% para teste (80%/20%) e 90% para treinamento e 10% para teste (90%/10%), conforme Tabela 3. O parâmetro utilizado para avaliar a qualidade da validação é RMSE (Raiz do Erro Quadrático Médio) (Karunasingha, 2022), dado em (26). Assim, a curva de ajuste quadrático determinada ao conjunto treinamento é usada para os pontos dos conjuntos de validação, calculando-se o desvio (erro) ponto a ponto.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_{exp} - y_{model})^2}{n}} \quad (26)$$

**Tabela 3.** Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) considerando o ajuste quadrático para cada técnica preditiva estudada (treino/teste)

Técnica preditiva	Métrica	50%/50%	60%/40%	70%/30%	80%/20%	90%/10%
Análise de gases dissolvidos	RMSE	0,2742	0,1971	0,1473	0,0682	0,0680
Ensaios físico-químicos	RMSE	0,2193	0,1112	0,2286	0,0693	0,0645
Grau de polimerização/2FAL-Furfuraldeídos	RMSE	0,2365	0,3487	0,3625	0,1803	0,1219
Índice geral	RMSE	0,2944	0,3887	0,0705	0,0640	0,0144

Fonte: Autores (2024).

Em face da validação proposta, a taxa de acerto máxima da ferramenta é 98,56% para o índice geral e, considerando as técnicas preditivas estudadas, é superior a 87,81%, quando consideradas as relações treinamento e validação iguais a 90%/10%.

## CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho traz uma contribuição aos estudos de índice de saúde de transformadores de potência, por meio da obtenção de curvas de melhor ajuste, utilizando o ajuste quadrático  $R^2$  como indicador de melhor modelo, neste estudo comparativo. A ferramenta funciona com a inserção, pelo usuário, da data e do índice de desempenho do transformador, e devido à sua versatilidade, ela pode ser usada vastamente para qualquer conjunto de interesse. Como saídas, ela fornece o  $R^2$  calculado e as equações analíticas das curvas de ajuste. Neste estudo, para as três técnicas preditivas relacionadas ao óleo do transformador, a saber, análise de gases dissolvidos, ensaio físico-químico e grau de polimerização/2FAL-Furfuraldeídos, o ajuste quadrático foi o que obteve maior  $R^2$ , respectivamente, de 0,9895, 0,9749 e 0,9508.

Os intervalos de tempo previstos para cada classificação nas ações recomendadas mostram, nos estudos de casos abordados, que é esperado que o transformador de potência entre em condições de operação ruins (classificação D) a partir de aproximadamente 42 anos de uso, se consideradas técnicas preditivas relacionadas ao óleo do equipamento, ainda que nenhuma técnica preditiva deva ser usada isoladamente para se obterem conclusões gerais sobre o transformador.

Na etapa de validação, utilizando o ajuste quadrático, o qual possui o maior coeficiente de determinação para todas as técnicas estudadas, verificou-se que a raiz do erro quadrático médio (RMSE) máxima foi 36,25% (acurácia mínima de 63,75%) para o grau de polimerização/2FAL-Furfuraldeídos (relação 70%/30%), enquanto a mínima foi 1,44% (acurácia máxima de 98,56%) para o índice geral (relação 90%/10%).

Portanto, diante dos resultados, conclui-se que a ferramenta desenvolvida neste trabalho sobre previsão do estado de transformadores de potência imersos em óleo mineral isolante por modelos matemáticos de ajuste aplicados proporciona contribuições práticas às áreas de otimização, modelagem, gestão e eficiência, auxiliando as equipes de manutenção nas tomadas de decisões assertivas, visando a diminuição de interrupções no sistema de energia.

## AGRADECIMENTOS

Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação (EMC) da Universidade Federal de Goiás (UFG), ao Laboratório de Pesquisa em Engenharia de Alta Tensão (LAPEAT-UFG) e ao Instituto Federal de Goiás pelas contribuições, e à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Goiás (FAPEG) pelo financiamento.

## REFERÊNCIAS

- Aizpurua, J. I., McArthur, S. D. J., Stewart, B. G., Lambert, B., Cross, J. G., & Catterson, V. M. (2019). Adaptive Power Transformer Lifetime Predictions Through Machine Learning and Uncertainty Modeling in Nuclear Power Plants. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 66(6), 4726-4737. <https://doi.org/10.1109/TIE.2018.2860532>
- Azmi, A., Jasni, J., Azis, N., & Kadir, M. Z. A. Ab. (2017). Evolution of transformer health index in the form of mathematical equation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 76, 687-700. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.03.094>
- Dias, Y. (2019). Rede Bayesiana para Estimativa da Confiabilidade de Transformadores e Potência Imersos em Óleo Mineral Isolante Utilizando Técnicas Preditivas de Manutenção [Dissertação (Mestrado)]. Universidade Federal de Goiás.
- Dias, Y. A. (2022). Índice de desempenho em transformador de potência [Relatório interno]. Universidade Federal de Goiás.
- Dutta, S., Dey, J., Mishra, D., Baral, A., & Chakravorti, S. (2022). Prediction of Insulation Sensitive Parameters of Power Transformer Using Detrended Fluctuation Analysis Based Method. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 37(3), 1963-1973. <https://doi.org/10.1109/TPWRD.2021.3102075>
- Faveri, R. de. (2021). Modelagem Térmica de Transformadores – Método de Regressão Linear Múltipla para Previsão de Variáveis. [Dissertação (Mestrado)].
- Ferreira, A. M. J. (2015). Cálculo de índices de saúde, vida restante e probabilidade de falha de transformadores de potência AT/MT. [Dissertação (Mestrado)]. Universidade do Porto.

- Fortes, M. Z., Junior, H. D. P. A., Atair Cesar Domingueti Junior, Abrita, R. M., & Albuquerque, C. J. M. (2006). Lógica fuzzy como ferramenta para diagnóstico de falhas em transformadores. <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.3446.2242>
- Gouda, O. E. & El Dein, A. Z. (2019). Prediction of Aged Transformer Oil and Paper Insulation. *Electric Power Components and Systems*, 47(4-5), 406-419. <https://doi.org/10.1080/15325008.2019.1604848>
- Karunasingha, D. S. K. (2022). Root mean square error or mean absolute error? Use their ratio as well. *Information Sciences*, 585, 609-629. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2021.11.036>
- Lin, J., Su, L., Yan, Y., Sheng, G., Xie, D., & Jiang, X. (2018). Prediction Method for Power Transformer Running State Based on LSTM\_DBN Network. *Energies*, 11(7), 1880. <https://doi.org/10.3390/en11071880>
- Luo, D., Fang, J., He, H., Lee, W.-J., Zhang, Z., Zai, H., Chen, W., & Zhang, K. (2022). Prediction for Dissolved Gas in Power Transformer Oil Based on TCN and GCN. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 58(6), 7818-7826. <https://doi.org/10.1109/TIA.2022.3197565>
- Marques, A. P. (2018). Diagnóstico otimizado de transformadores de potência mediante a integração de técnicas preditivas [Tese (Doutorado)]. Universidade Federal de Goiás.
- Press, W. H., Teukolsky, S. A., Vetterling, W. T., & Flannery, B. P. (2011). *Métodos numéricos aplicados: Rotinas em C++*. 3. Ed. Porto Alegre: Bookman, 2011. 1261 p. Tradução técnica: Sílvio Renato Dahmen e Roberto da Silva. (3a ed). Bookman.
- Ribeiro, V. M. A. (2016). Desenvolvimento e Análise de Indicadores de Condição de Transformadores de Potência. [Dissertação (Mestrado)]. Universidade do Porto.
- Serrano, L. F. L., De Azevêdo, V. M., & Carneiro Lins, A. J. D. C. (2020). Ferramenta de Aprendizado de Máquina para Previsão de Falha de Transformadores de Rede Elétrica. *Revista de Engenharia e Pesquisa Aplicada*, 5(2), 44-50. <https://doi.org/10.25286/repa.v5i2.1351>
- Silva, D. G. T. da. (2020). Índice de saúde aprimorado para diagnóstico de transformadores de potência. Universidade Estadual de São Paulo.
- Silva, D. G. T. da, Braga Da Silva, H. J., Marafão, F. P., Paredes, H. K. M., & Gonçalves, F. A. S. (2021). Enhanced health index for power transformers diagnosis. *Engineering Failure Analysis*, 126, 105427. <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2021.105427>
- Sodré, B. R., G. Sotelo, G., & Ferreira, V. H. (2020, agosto 13). Estimativa do Tempo para Falha de Transformadores de Potência Utilizando Dados do Centro de Operação e Redes Neurais Artificiais. Anais do Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos 2020. Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos - SBSE2020. <https://doi.org/10.48011/sbse.v1i1.2149>
- Soni, R. & Mehta, B. (2022). Evaluation of power transformer health analysis by internal fault criticalities to prevent premature failure using statistical data analytics approach. *Engineering Failure Analysis*, 136, 106213. <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2022.106213>
- Suñe, J. & Heredia, L. A. (2013). *Guia de Manutenção para Transformadores de Potência*. Cigré Brasil. <https://cigre.org.br/brochuras/>
- Taghikhani, M. A. & Gholami, A. (2009). Prediction of hottest spot temperature in power transformer windings with non-directed and directed oil-forced cooling. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 31(7-8), 356-364. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2009.03.009>
- Xie, P. (2019). Analysis of fault of insulation aging of oiled paper of a large-scale power transformer and the prediction of its service life. *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, 14(8), 1139-1144. <https://doi.org/10.1002/tee.22911>