



**GRUPO DE ESTUDO DE TRANSFORMADORES, REATORES, MATERIAIS E TECNOLOGIAS EMERGENTES  
- GTM**

**MODELO DE INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL UTILIZANDO SÉRIES TEMPORAIS PARA AVALIAÇÃO DO  
ENVELHECIMENTO DO PAPEL ISOLANTE EM EQUIPAMENTOS DE POTÊNCIA**

**DANIEL CARRIJO POLONIO ARAUJO(1);RAFAEL PRUX FEHLBERG(1);GABRIEL DE SOUZA(2);MURILO  
MARQUES PINTO(2);ROGÉRIO ANDRADE FLAUZINO(2)  
TREETECH TECNOLOGIA LTDA(1);RADICE ENGENHARIA(2)**

**RESUMO**

O principal indicador utilizado para avaliar o estado da isolamento sólida em equipamentos de potência é o grau de polimerização, medido por um ensaio que necessita de uma amostra do papel. Sendo este um ensaio invasivo, outros subprodutos do envelhecimento são utilizados para estimar o GP, como o 2FAL. Este trabalho apresenta um estudo sistemático onde técnicas de *machine learning* são utilizadas para estimar o GP a partir do 2FAL, da relação CO<sub>2</sub>/CO e de outros indicadores. Os resultados são promissores, indicando que 2FAL, CO<sub>2</sub>/CO e a potência podem ser utilizados em conjunto para melhor previsão do valor atual do GP do papel.

**PALAVRAS-CHAVE**

Transformador, Envelhecimento, 2-FAL, Inteligência Computacional, Papel Impregnado com Óleo

**1.0 INTRODUÇÃO**

A principal causa de falha em transformadores de força é o envelhecimento de sua isolamento [1], do qual muitos subprodutos são gerados através do aquecimento e resfriamento do óleo em contato com o papel isolante. Para indicar o estágio do envelhecimento de transformadores isolados com papel impregnado a óleo de maneira precisa, pode-se utilizar a medição do GP (grau de polimerização), que indica quantos monômeros existem em uma cadeia de celulose. Porém, medir o GP de transformadores não é uma tarefa fácil, pois é necessário que seja removido um pedaço do papel e levado para análise em laboratório. Para remover um pedaço do papel é necessário desligar o transformador e abri-lo. Essa parada do transformador pode gerar um alto custo. Além disso, pode ocorrer contaminação no processo de amostragem, prejudicando a precisão da análise.

Devido a isso, diversos métodos ao longo dos anos foram desenvolvidos para estimar o GP a partir de outros subprodutos do envelhecimento, como os gases monóxido de carbono (CO) e dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>), e os compostos furânicos. Os compostos furânicos têm sido utilizados amplamente por concessionárias e fabricantes de transformadores, uma vez que para realizar esse tipo de é necessário apenas retirar uma amostra de óleo do transformador, o que já é realizado costumeiramente para as análises cromatográficas e físico-químicas do óleo isolante.

Ao longo dos anos curvas para entre o 2FAL e o GP foram criadas, das quais podemos citar como exemplo Chendong [2], Pahlavanpour [3] e Martins [4]. Por mais que todas essas fórmulas tragam consigo grande valor técnico-científico, os valores obtidos são discrepantes entre si, mostrando que apenas os valores de 2FAL não são suficientes para o cálculo preciso do valor de GP em diversas condições dos equipamentos. Vendo a possibilidade de integrar os indicadores de envelhecimento e o conhecimento obtido pelos importantíssimos e notáveis estudos citados, este trabalho propõe uma nova metodologia capaz de estimar o valor de GP utilizando os valores do 2FAL, a relação CO<sub>2</sub>/CO e as equações de correlação 2FAL/GP aplicadas em um modelo de aprendizagem de máquina.

De tal modo, é apresentada uma proposta para unificação dos métodos como uma nova abordagem para a estimação do grau de polimerização, ou seja, da vida útil de transformadores, visando uma previsão mais precisa do tempo de vida do equipamento.

Para avaliação da importância de cada entrada na previsão do valor de GP, uma análise incremental foi realizada, gerando diversos modelos. Os resultados preliminares desta pesquisa, **que está em curso**, são mostrados nas seções a seguir.

**2.0 DESCRIÇÃO DOS DADOS**

Neste trabalho, o método proposto é baseado em dados fornecidos por trabalhos de destaque realizados na mesma área. Podemos dividir os dados em dois grandes grupos, sendo o primeiro deles extraído de (ASSUNÇÃO, 2007) e apresentados na Tabela 1. Esses dados possuem diversas medições de 2FAL e as medições de GP correspondentes.

Tabela 1: Excerto de (ASSUNCAO, 2007)

2FAL (ppb)	GP (Medido)
60	1044
80	971
105	911
⋮	
2325	234
2551	214
2784	197

O segundo conjunto de dados utilizado foi extraído de (TEYMOURI; VAHIDI, 2017a) e é apresentado na Tabela 2. Esses dados contêm as medições obtidas de 30 transformadores, como as concentrações dos compostos furânicos que foram medidos usando cromatografia líquida de alta pressão, a relação  $\text{CO}_2/\text{CO}$  calculada a partir das concentrações de gases  $\text{CO}_2$  e  $\text{CO}$  obtida através de cromatografia gasosa, o valor de GP medido mediante à análise em laboratório de uma amostra de papel isolante e a potência do transformador (MVA), obtida através dos dados de placa.

Esse segundo conjunto de dados é mais completo que o primeiro e apresenta mais informações que serão consideradas na modelagem do problema.

Tabela 2: Excerto de (TEYMOURI; VAHIDI, 2017a)

Transformador	Potência (MVA)	$\text{CO}_2/\text{CO}$	2FAL (ppb)	GP (Medido)
1	95	6.2	10	1089
2	105	6.4	13	1042
3	96	6.5	18	983
4	92	6.6	19	971
⋮				
29	154	8.85	1090	235
30	123	8.9	1180	214
31	115	9.0	1250	205
32	140	9.2	1285	191

### 3.0 ABORDAGEM UTILIZADA

Este trabalho foi desenvolvido conforme o fluxograma apresentado na Figura 1.

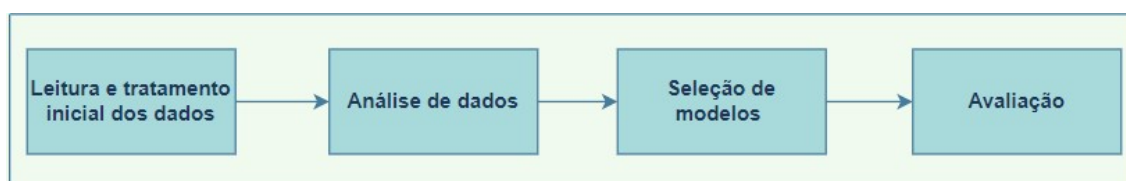


Figura 1: Metodologia de desenvolvimento deste trabalho

Inicialmente foi realizada a leitura e análise exploratória dos dados. Após isso, foram criados diversos modelos, inicialmente mais simples, considerando menos atributos e posteriormente mais complexos, considerando mais atributos. Por fim, os modelos foram comparados entre si.

### 4.0 ANÁLISE EXPLORATÓRIA E TRATAMENTO INICIAL DOS DADOS

A análise exploratória dos dados foi realizada separadamente para cada conjunto de dados, devido a dois fatores: os dados têm origens diferentes e possuem atributos distintos. Dessa forma, convém que a análise exploratória seja realizada separadamente e depois conclusões sejam obtidas a partir da comparação dos resultados.

#### 4.1 DADOS DE (ASSUNCAO, 2007)

Os dados de (ASSUNCAO, 2007) possuem apenas dois atributos, sendo eles 2FAL e GP. Inicialmente, é possível verificar os parâmetros estatísticos básicos desses dados, conforme apresentado na Tabela 3.

Tabela 3: Parâmetros Estatísticos dos Dados

	2FAL(ppb)	GP (Medido)
Contagem	36	36
Média	1.176	470.86
Desvio Padrão	86.3	23.3
min	60	197
25%	432	279
50%	1.007	415
75%	1.892	597
max	2.784	1.044

Conforme é possível perceber, metade dos dados estão abaixo de 415 de GP. Somado a isso, a média e a mediana são diferentes, indicando que a distribuição estatística dos dados não se comporta como uma normal, ou seja, os dados possuem um viés. Verificar-se esse fato através de um histograma, conforme mostrado na Figura 2.

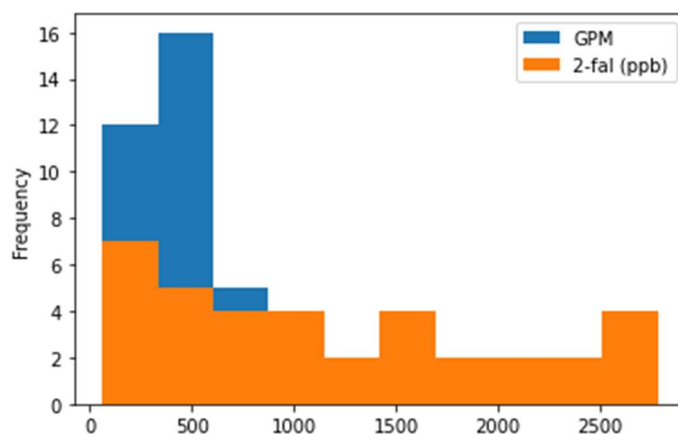


Figura 2: Histograma dos Dados

Pode-se perceber que a maior parte dos dados se concentra para valores de GP e 2FAL baixos, criando um deslocamento, um viés à esquerda dos dados. A relação entre esses dois atributos pode ser verificada na Figura 3. A relação entre os dados aparenta se ajustar a uma curva do tipo exponencial decrescente. De fato, os dados parecem ter sido tratados e não ser os dados brutos das medições, pois não existem pontos que se deslocam para fora da curva. É possível ainda aprofundar a análise entre esses dois atributos medindo a correlação entre eles. Como os dados não se ajustam a uma reta, mas possuem a mesma tendência ao longo dos pontos, faz sentido utilizar a correlação de Spearman. A Figura 4 apresenta essa análise.

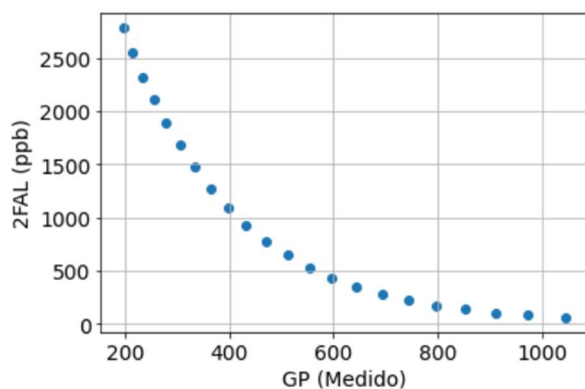


Figura 3: Relação entre 2FAL e GP

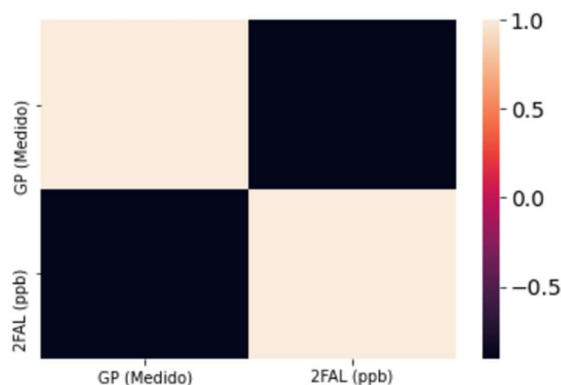


Figura 4: Matriz de Correlação de Spearman

A correlação entre 2FAL e GP é fortemente negativa, indicando que o aumento no nível de 2FAL indica uma diminuição do GP, o que faz sentido, partindo do princípio de que um dos subprodutos do envelhecimento é a medição de 2FAL. Porém, conforme a revisão da literatura apresentada nos capítulos anteriores, não era esperada uma correlação tão forte (-1 para a correlação de Spearman e -0.9 para a correlação de Pearson), uma vez que o processo não é linear e pode possuir outliers.

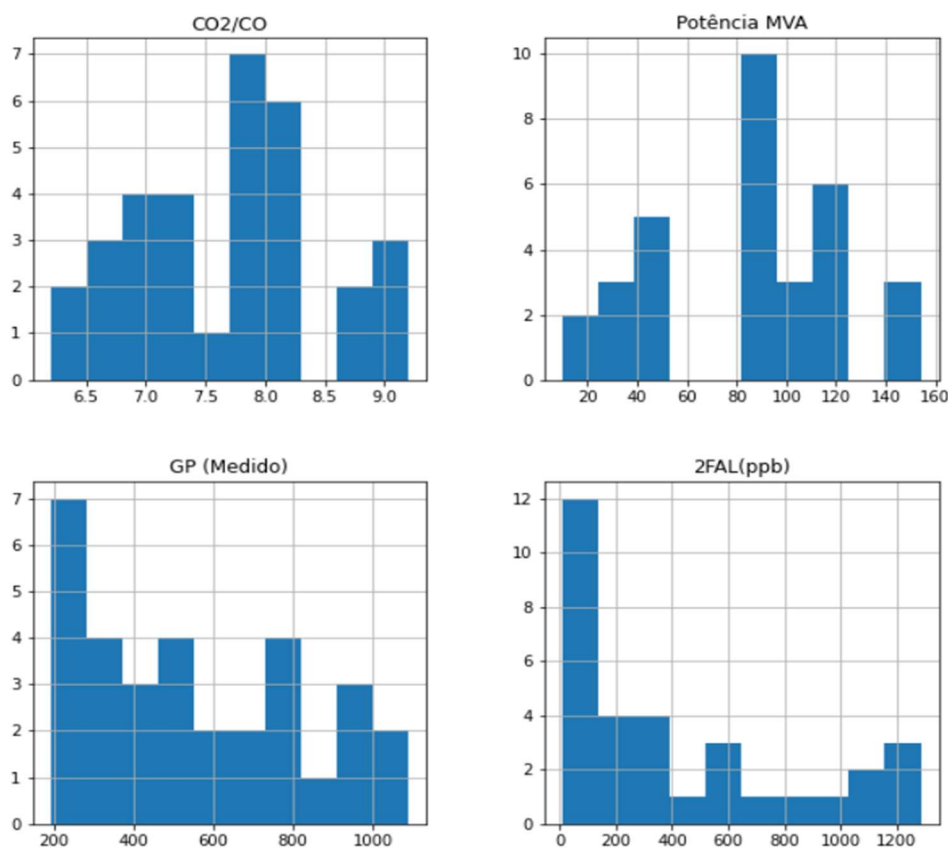
#### 4.2 DADOS DE (TEYMORI, 2017)

A Tabela 4. Apresenta a descrição dos dados de Teymori.

*Tabela 4: Descrição dos Dados*

	<i>Rating MVA</i>	<i>CO<sub>2</sub>/CO</i>	<i>2 – FAL(ppb)</i>	<i>GP (Medido)</i>
<i>count</i>	32	32	32	32
<i>mean</i>	86	7.6	413	554
<i>std</i>	39	0.79	42	27
<i>min</i>	10	6.2	10	191
25%	50	7	62	328
50%	95	7.76	262	509
75%	115	8.16	662	764
<i>max</i>	154	9.2	1.285	1.089

Foram utilizados dados de 30 transformadores, sendo que as potências dos mesmos variavam de 10 MVA até 154 MVA, ou seja, transformadores de médio e grande porte. Além disso, a distribuição de GP para esse caso estava menos deslocada, uma vez que a média e a mediana estavam mais próximas. É possível verificar isso através dos histogramas apresentados na Figura 5.



*Figura 5: Histogramas dos atributos*

A relação também se assemelha a uma exponencial negativa, porém esses dados parecem ter sido menos tratados, uma vez que o ajuste a uma curva não é perfeito. Além disso, é possível também verificar a relação entre GP e  $\text{CO}_2/\text{CO}$ , conforme a Figura 7.

Isso é um forte indicativo de que o valor da relação  $\text{CO}_2/\text{CO}$  também pode ser utilizada para prever o GP do transformador. Para uma melhor análise dessas relações, convém que uma matriz de correlação seja montada, como apresentada Tabela 5. Nela, é possível observar que a correlação entre  $\text{CO}_2/\text{CO}$  e 2FAL possui um alto valor (0.93) e ambos apresentam alta correlação com o valor de GP. A alta correlação entre  $\text{CO}_2/\text{CO}$  e 2FAL é um indicativo de que ambos os atributos possuem informação redundante quando relacionados ao GP. Todavia, como essa correlação não é perfeita, existe informação na relação  $\text{CO}_2/\text{CO}$  que não está presente na medição de 2FAL, tornando possível a utilização do  $\text{CO}_2/\text{CO}$  para realização de um ajuste fino em um modelo de aprendizagem de máquina.

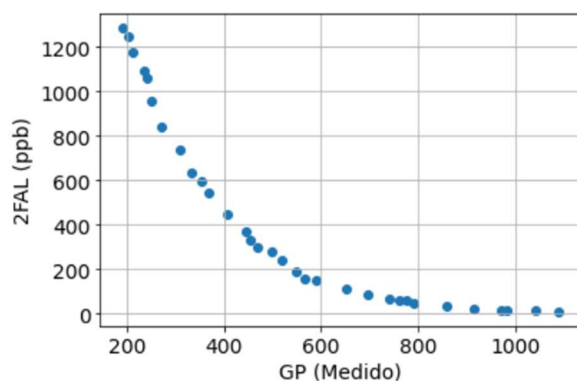


Figura 6: Relação 2FAL e GP

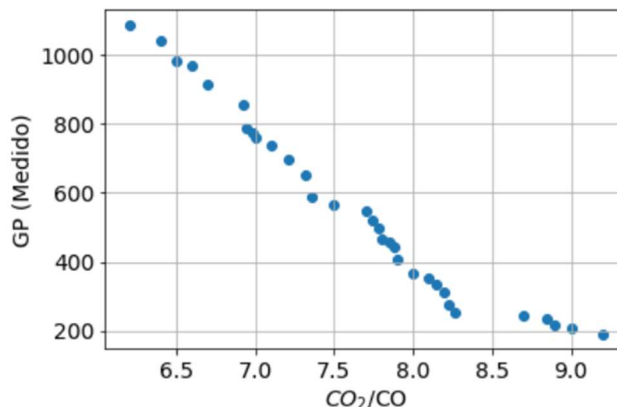


Figura 7: Relação  $\text{CO}_2/\text{CO}$  e GP

Tabela 5: Matriz de Correlação

	Rating MVA	$\text{CO}_2/\text{CO}$	2 – FAL (ppb)	GP (Medido)
Rating MVA	1.0	0.34	0.45	-0.26
$\text{CO}_2/\text{CO}$	0.34	1.0	0.93	-0.98
2FAL(ppb)	0.45	0.93	1.0	-0.88
GP (Medido)	0.26	0.98	0.88	1.0

A relação entre os principais atributos ( $\text{CO}_2/\text{CO}$ , 2FAL e GP) pode ser visualizada na Figura 8. Quando utilizados juntamente,  $\text{CO}_2/\text{CO}$  e 2FAL apresentam um melhor ajuste de curva para o valor de GP.

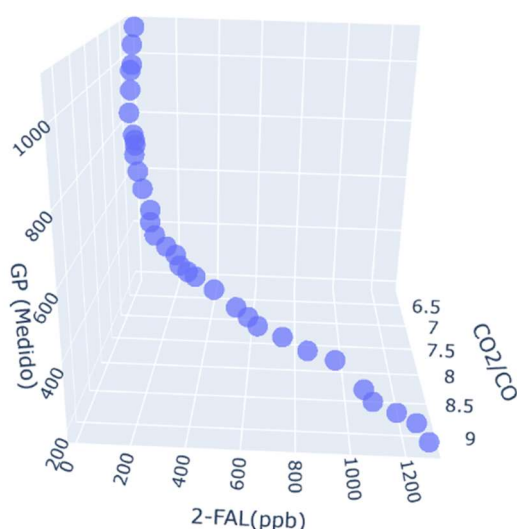


Figura 8: Relação entre 2FAL,  $\text{CO}_2/\text{CO}$  e GP Medido

## 5.0 CONCLUSÃO DA ANÁLISE EXPLORATÓRIA

Ambas as fontes de dados utilizadas apresentam relação entre 2FAL e GP semelhante, próxima a uma exponencial decrescente. Os dados de (ASSUNCAO, 2007) possuem um comportamento mais filtrado, pois não apresentam *outliers* e a curva é mais suave, enquanto os dados (TEYMOURI; VAHIDI, 2017a) possuem um comportamento menos filtrado.

Além disso, foi verificado que a relação  $\text{CO}_2/\text{CO}$ , por mais que possua alta correlação com o 2FAL, pode ser utilizada como atributo na previsão do grau de polimerização do transformador.

## 6.0 MODELO DE PREVISÃO DO GP A PARTIR DO 2FAL

O primeiro modelo a ser criado utiliza apenas o valor de 2FAL para prever o valor do GP. Para isso, são utilizados os dados de (ASSUNCAO, 2007) e o problema foi tratado como um problema de regressão, no qual a saída GP foi calculada/predita a partir da entrada 2FAL. Após esta etapa, o modelo foi testado com os dados de (TEYMOURI; VAHIDI, 2017a).

Para a realização do ajuste de curva foi utilizada a função POLYFIT da biblioteca NUMPY. Os dados foram divididos entre treinamento e validação e o grau do polinômio foi definido através de um processo de otimização onde o objetivo foi obter a menor média de erro médio (*Mean Absolute Error* - MAE) ao longo dos folds. A proporção para treinamento e validação utilizada foi de 80 % para treinamento e de 20% para validação. Os erros médios para cada grau polinomial na validação podem ser visualizados na Tabela 6.

Tabela 6: Mean Absolute Error (MAE) ao longo dos Folds para cada grau de polinômio

Grau	1	2	3	4	5	6	7
MAE	25.1	24.4	24.7	24.35	23.22	21.91	20.66
Grau	8	9	10	11	12	13	
MAE	19.01	18.76	18.51	14.33	17.33	33.69	

Conforme é possível perceber, o menor erro médio é obtido para o polinômio de grau 11.

Aplicando esse polinômio nos dados de teste, obtêm-se um erro médio de 211 unidades no GP predito. O resultado do treinamento e do teste podem ser visualizados nas Figuras 9 e 10.

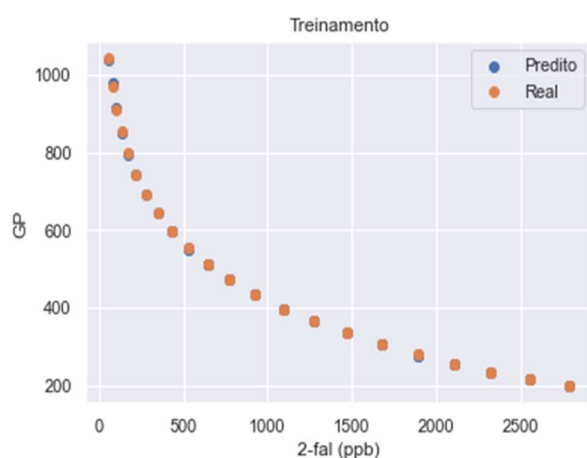


Figura 9: Relação entre GP predito e GP medido para o treinamento

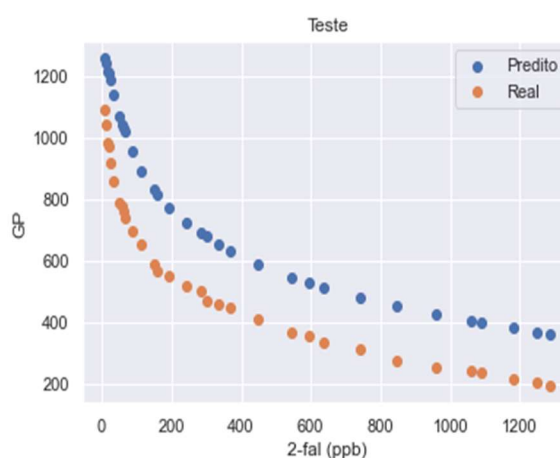


Figura 10: Relação entre GP predito e GP medido para o teste

Conforme é possível perceber, nos dados de teste, existe um offset entre as curvas. Por mais que o formato seja bastante semelhante, esse offset leva a um erro médio. Esse erro pode ser crítico principalmente para transformadores no fim de vida, uma vez o valor predito indicaria um transformador em estado de deterioração avançado, mas não crítico. Dessa forma, faz-se necessária a consideração de mais atributos além do 2FAL para que a realização dessas previsões possa ser mais precisa.

## 6.1 MODELO DE PREVISÃO DO GP A PARTIR DO 2FAL, DA RELAÇÃO $\text{CO}_2/\text{CO}$

Como apresentado em (TEYMOURI; VAHIDI, 2017a) a utilização da relação  $\text{CO}_2/\text{CO}$  medida através de cromatografia pode ser utilizada para prever o GP de um transformador pois possui alta taxa de correlação com o seu valor. Além disso, utilizar as medições de  $\text{CO}_2/\text{CO}$  apresentam vantagens como:

- A proporção da relação  $\text{CO}_2/\text{CO}$  é mais estável que a medição de 2FAL;
- Se ocorrer o vazamento de gás no transformador, a proporção não irá variar tanto quanto as concentrações individuais de  $\text{CO}_2$  e  $\text{CO}$ ;

- 2FAL é gerado em diferentes formas e, portanto, não é exclusivamente o resultado da degradação de celulose (ALLAN, 1993).
- 2FAL não é estável em temperaturas acima 110 °C;
- A presença de oxigênio, água e ácidos afeta a concentração de 2FAL (PREVOST, 2005).

Devido a isso, para esse segundo modelo, foi também utilizada a relação  $\text{CO}_2/\text{CO}$ . Diferentemente do primeiro modelo, onde temos apenas um atributo de entrada (2FAL), para esse segundo modelo convém aplicar *machine learning*. Como a quantidade de dados é pequena (apenas 32 transformadores), foi utilizado um modelo de aprendizado de máquina simples. Além disso, devido à alta colinearidade (correlação) entre a relação  $\text{CO}_2/\text{CO}$  e 2FAL, foi necessária a aplicação de um modelo que penalizasse atributos com alta correlação. Devido a isso, foi escolhido o modelo *Ridge Regression*. Esse modelo é um tipo de regressão linear que possui um parâmetro  $\alpha$  que penaliza coeficientes grandes, impedindo que determinados coeficientes relacionados a atributos específicos recebam importância muito maior que outros.

O parâmetro  $\alpha$  foi obtido através de validação cruzada, considerando 5 partes. O Coeficiente de Determinação ( $R^2$ ) e o Erro Médio Absoluto (MAE) obtidas no treinamento e no teste podem ser visualizadas na Tabela 7.

Tabela 7: Métricas de avaliação do modelo utilizando os atributos: 2FAL e a relação  $\text{CO}_2/\text{CO}$

	$R^2$	MAE
<b>Treino</b>	0.93	58.41
<b>Teste</b>	0.87	77.82

Conforme é possível perceber, existe um sobre ajuste dos dados de treinamento. Todavia o resultado apresentado pelo teste foi bastante satisfatório, atingindo um erro médio de 77.82 unidades no GP previsto, bem menor quando comparado ao primeiro modelo. Os resultados gráficos podem ser visualizados nas Figuras 11 e 12. O erro não é linear ao longo das amostras.

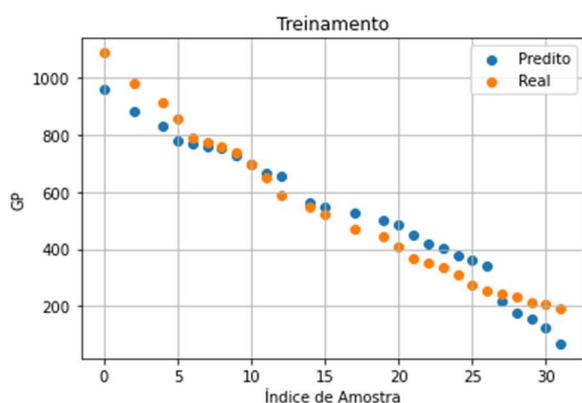


Figura 11: Relação entre GP predito e GP medido para o Treinamento

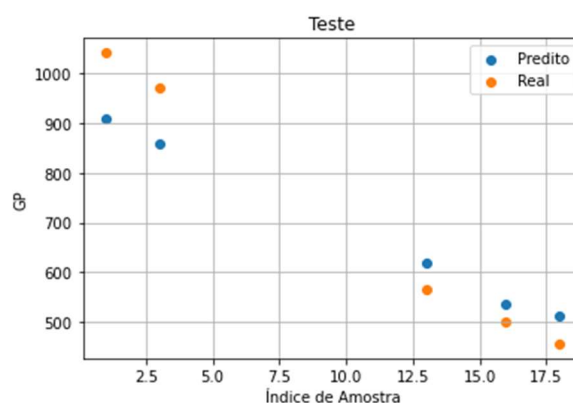


Figura 12: Relação entre GP predito e GP medido para o Teste

## 6.2 MODELO DE PREVISÃO DO GP A PARTIR DO 2FAL, DA RELAÇÃO $\text{CO}_2/\text{CO}$ E DA FÓRMULA DE CHENDONG

Como a quantidade de dados utilizada para treinamento desse modelo é pequena, apenas a base de (TEYMOURI; VAHIDI, 2017a), decidiu-se agregar conhecimento de outras pesquisas. Para isso, utilizou-se a fórmula de Chendong (Equação 1) como um atributo para o cálculo do GP real. A fórmula de Chendong possui uma razoável precisão para previsão do GP a partir das medições de 2FAL. Todavia, ainda assim, possui imprecisões, principalmente por considerar apenas 2FAL.

$$GP = \frac{1.51 - (2fa_{(ppb)})}{0.0035} \quad (1)$$

Desse modo, para esse modelo, os atributos de entrada considerados foram a medição de 2FAL em ppb, a medição da relação  $\text{CO}_2/\text{CO}$  e o próprio GP calculado a partir da fórmula de Chendong. Os resultados são apresentados nas Figuras 13 e 14.



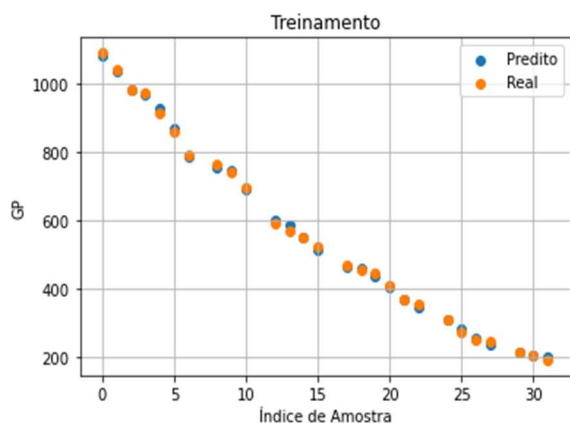


Figura 13: Relação entre GP predito e GP medido para o Treinamento

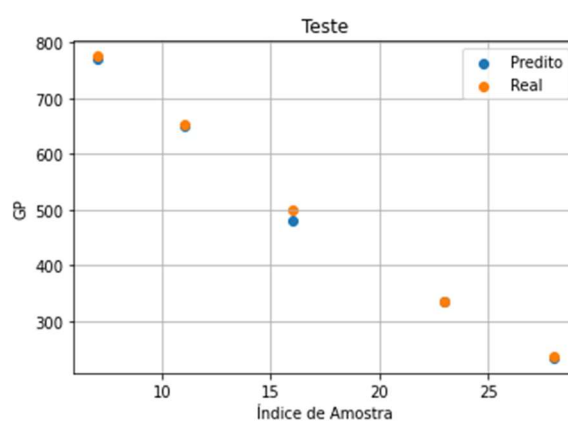


Figura 14: Relação entre GP predito e GP medido para o teste

Conforme é possível perceber, o resultado obtido foi significativamente melhor, estando bem mais próximo tanto para o treinamento quanto para o teste. A Figura 15 mostra os resultados apenas da equação de Chendong. O modelo desenvolvido obteve um resultado melhor que a equação de Chendong isolada. Esses resultados podem também ser verificados na Tabela 8.

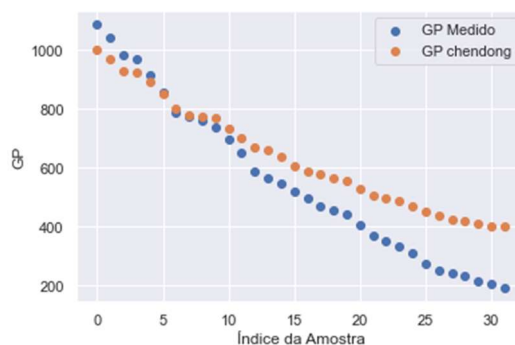


Figura 15: Relação entre GP real e GP Chendong

O erro médio diminuiu significativamente do modelo 2 para o modelo 3, indicando que a adição do atributo Chendong agregou conhecimento útil ao modelo. Além disso, o sobre ajuste diminuiu, demonstrado pela proximidade da métrica  $R^2$  entre treinamento e teste.

Tabela 8: Métricas de avaliação do modelo utilizando os atributos: 2FAL, relação  $CO_2/CO$  e GP calculado utilizando a fórmula de Chendong

	$R^2$	MAE
<b>Treino</b>	0.99	5.84
<b>Teste</b>	0.99	8.37

### 6.3 MODELO DE PREVISÃO DO GP A PARTIR DO 2FAL, DA RELAÇÃO $CO_2/CO$ , DA FÓRMULA DE CHENDONG E DA POTÊNCIA DO TRANSFORMADOR

Por fim, o último atributo adicionado ao modelo foi a potência do transformador. Por mais que esse atributo pareça sem correlação com o GP, os resultados obtidos mostraram que ela contém informação relevante para a previsão. Isso é confirmado pela Brochura TB 779 do Cigré, resultado do grupo de trabalho WG D1.01, que encontrou que existem níveis distintos de 2FAL para diferentes tipos de transformadores pois o tamanho e a potência do transformador afetam a relação óleo-papel e, por consequência, a quantidade de 2FAL produzida [9]. A Tabela 9 apresenta esses resultados.

Tabela 9: Métricas de avaliação do modelo utilizando os atributos: 2FAL, relação  $CO_2/CO$ , GP calculado utilizando a fórmula de Chendong e a Potência do Transformador

	$R^2$	MAE



<b>Treino</b>	0.99	5.88
<b>Teste</b>	0.99	6.01

O erro médio absoluto caiu ainda mais no teste. Todavia, como o último valor já estava suficientemente baixo, a diferença é quase imperceptível a nível de gráfico.

## 7.0 CONCLUSÃO

Durante o envelhecimento da isolamento sólida do transformador, diversos indicadores são gerados, dos quais 2FAL e CO<sub>2</sub>/CO são os mais notáveis. O poder preditivo de cada um desses indicadores isoladamente não é suficiente para a criação de um modelo preciso que se ajuste a diversos equipamentos. Porém, quando unificados, os dois compõem um modelo com capacidade de prever os valores de GP de modo mais preciso.

Modelos de aprendizagem de máquina necessitam de uma grande quantidade de dados para funcionarem adequadamente. Por isso foi também utilizada a equação de Chendong como entrada, contornando a falta de dados e possibilitando uma precisão ainda maior. Por fim, percebeu-se que a informação de potência do transformador, por mais que não possua alta correlação com o valor de GP, apresenta conhecimento importante para o seu cálculo, auxiliando na diminuição do erro médio absoluto.

Novos estudos com mais dados estão sendo realizados para avaliar a importância de cada atributo na composição do valor final dos modelos.

## 8.0 REFERÊNCIAS

- [1] TENBOHLEN, S.; JAGERS, J.; VAHIDI, F. Standardized survey of transformer reliability: On behalf of CIGRE WG A2. 37. In: 2017 International Symposium on Electrical Insulating Materials (ISEIM). IEEE, 2017. p. 593-596
- [2] X. Chendong, F. Qiming and X. Shiheng, "To estimate the ageing status of transformers by furfural concentration in the oil", CIGRE study committee 33 colloquium, 1991.
- [3] B. Pahlavanpour, M. A. Martins and A. De Pablo, "Experimental investigation into the thermal-ageing of Kraft paper and mineral insulating oil", Conf. Rec. 2002 IEEE Int. Symp. Electr. Insul., pp. 341-345, 2002.
- [4] P. Pahlavanpour, M. Eklund and M. A. Martins, "Insulating paper ageing and furfural formation", Proc. Electr. Insul. Conf and Electr. Manuf Coil Wind. Technol. Conf., pp. 283-288, 2003.
- [5] TEYMOURI, Ashkan; VAHIDI, Behrooz. CO<sub>2</sub>/CO concentration ratio: A complementary method for determining the degree of polymerization of power transformer paper insulation. IEEE Electrical Insulation Magazine, v. 33, n. 1, p. 24-30, 2017.
- [6] ASSUNCAO, T. C. B. N. Contribuição à modelagem e análise do envelhecimento de transformadores de potência. Universidade Federal de Minas Gerais, 2007.
- [7] ALLAN, D. Practical life-assessment technique for aged transformer insulation. IEEE Proceedings A (Science, Measurement and Technology), IET, v. 140, n. 5, p.404–408, 1993.
- [8] PREVOST, T. A. Thermally upgraded insulation in transformers. In: IEEE. Proceedings Electrical Insulation Conference and Electrical Manufacturing Expo, 2005. [S.l.], 2005. p. 120–125
- [9] BROCHURE, CIGRE. 779: Field Experience with Transformer Solid Insulation Ageing Markers. Final report of working group A, v. 2

## DADOS BIOGRÁFICOS



Graduado em Engenharia Elétrica pelo Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais (2006), mestrado em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Minas Gerais (2008) e Doutorado na Universidade de São Paulo (2021), na área de Sistemas Dinâmicos. É Diretor de Engenharia / PD&I na Tretech e Pesquisador Especialista na Radice. Tem experiência na área de Engenharia Elétrica, ênfase em Máquinas Elétricas e Dispositivos de Potência e Alta Tensão, atuando nos temas: Monitoração Online, Sensoriamento Remoto, Subestações, Técnicas e Metodologias de Manutenção para Equipamentos de Alta Tensão, Transformadores e Reatores, Buchas Condensivas, Inteligência Computacional, Sistemas Inteligentes, Processamento Digital de Sinais.

(2)	RAFAEL	PRUX	FEHLBERG
	<p>Mestrando em Engenharia Elétrica pela Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, possui graduação em Engenharia de Controle e Automação pela Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul (2003) e MBA em Gerenciamento de Projetos pela Unilasalle Canoas (2016). Atualmente é Engenheiro Eletricista Senior na Tretech Sistemas Digitais e Gestor de Projetos pela Radice Tecnologia. Tem experiência na área de Engenharia Elétrica, com ênfase em subestações de energia, transformadores de potência, disjuntores e seccionadores. Também possui experiência com gestão de projetos e certificação PMP.</p>		

(3) GABRIEL DE SOUZA  
Graduado com Honra ao Mérito em Engenharia Eletrônica e Mestre em Engenharia Elétrica pela UNIFEI. Doutorando em Sistemas Inteligentes pela EESC-USP.

(4)	MURILO	MARQUES	PINTO
	<p>Murilo Marques é graduado em Engenharia Eletrônica pela Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI) e cursando mestrado em Engenharia Elétrica pela Universidade de São Paulo (2021). Atualmente trabalha na Radice Tecnologia. Tem experiência na área de Engenharia Elétrica/Eletrônica, nas áreas de programação, Data Science, inteligência artificial, processamento digital de sinais, projetos de circuitos eletrônicos, diagnóstico de falhas e sistemas de potência.</p>		

(5)	<b>ROGÉRIO</b>	<b>ANDRADE</b>	<b>FLAUZINO</b>
	Graduado em Engenharia Elétrica pela UNESP/Bauru, mestrado em Engenharia Industrial pela UNESP/Bauru, doutorado em Engenharia Elétrica pela USP/EESC e Livre-Docente pela USP/EESC desde 2014. É revisor do Journal of Control, Automation and Electrical Systems, IEEE Transaction on Power Delivery, IEEE Transaction on Power Systems, Electric Power Systems Research, International Journal of Electrical Power & Energy Systems e Applied Soft Computing. As áreas de atuação se concentram em Sistemas Elétricos de Potência e Sistemas Inteligentes e os desenvolvimentos são direcionadas às redes inteligentes, estudo de sistemas de armazenamento de energia e gestão de ativos em sistemas elétricos.		