



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

AVALIAÇÃO DA DEGRADAÇÃO E CONFIABILIDADE DE DISJUNTORES DE ALTA TENSÃO UTILIZANDO TÉCNICAS DE DATA SCIENCE

LEONARDO DO NASCIMENTO PEREIRA (1,2); HELEN VELOZO VENDRAMETO (1); GIOVANNI MANASSERO JUNIOR (2); WESLEY DA SILVA FERNANDES (1) CPFL PAULISTA(1);USP(2)

RESUMO

Disjuntores são equipamentos fundamentais para a operação e segurança dos sistemas elétricos. O presente trabalho apresenta uma modelagem baseada em machine learning para obter informações sobre a deterioração e perda de performance de disjuntores de 138kV isolados a gás SF6. Para a modelagem, foi utilizada uma grande base de dados composta por ensaios reais coletados ao longo dos últimos 14 anos. Desta forma, foi possível analisar disjuntores em diversos estágios de envelhecimento. Os resultados permitem classificar os disjuntores de acordo com a performance, fornecendo uma ferramenta estratégica relevante, pois auxilia no processo de tomada de decisão na manutenção.

PALAVRAS-CHAVE: Monitoramento da condição, Disjuntor, Machine learning, Avaliação de risco, Manutenção centrada na confiabilidade.

1.0 INTRODUÇÃO

No sistema elétrico de potência, o disjuntor é um dos equipamentos que compõem o sistema de proteção. A sua função principal é de seccionar o fluxo de energia elétrica, protegendo os equipamentos e instalações de danos causados por altas correntes (curto-circuito ou sobrecargas). Neste sentido, o disjuntor é um equipamento de extrema importância para garantir a integridade e segurança do sistema elétrico.

Diferentemente da chave fusível, que opera apenas uma vez e então precisa ser substituída, o disjuntor pode operar diversas vezes. Esta característica exige que os componentes do disjuntor resistam a múltiplos esforços de grande concentração de energia – tanto térmicos quanto eletromagnéticos - causados naturalmente pela formação de arco elétrico durante o processo de interrupção do fluxo de energia elétrica.

O comprimento do arco elétrico é proporcional à tensão de operação, enquanto a energia é proporcional à corrente de falta. Neste contexto, nota-se que o desenvolvimento de sistemas elétricos de alta tensão, como se conhece atualmente, só foi possível graças ao desenvolvimento de disjuntores capazes de conter, resfriar e extinguir o arco elétrico de forma segura e controlada, suportando os esforços térmico/eletromagnéticos.

O entendimento de como e em qual intensidade o disjuntor tem as suas principais propriedades de performance deterioradas em função da exposição a esses esforços é estratégica, pois permite a avaliação da condição do ativo contribuindo para o processo de tomada de decisão na manutenção, diminuindo os riscos de operação e tornando mais eficiente o Opex atrelado à manutenção desses equipamentos.

Neste contexto, o objetivo deste trabalho é avaliar a degradação de disjuntores ao longo de uma grande janela temporal. Para isso, foram mapeados ativos de uma distribuidora de grande porte, segregando-os em famílias. Os disjuntores mapeados tiveram os seus ensaios de resistência de contato, tempo de abertura e tempo de fechamento avaliados. Por se tratar de uma grande massa de dados, foram utilizadas técnicas de *Machine Learning* para clusterização dos disjuntores conforme o seu nível de degradação e, consequentemente, o risco atrelado ao ativo.

Foram analisados apenas disjuntores com meio de extinção a gás SF6. Contudo, os padrões nominais de operação do disjuntor variam de acordo com fabricante e modelo. Neste sentido, fez-se uso de um algoritmo de Machine Learning (K-Means) que particiona “i” observações dentre “k” grupos, onde cada observação pertence ao grupo mais próximo da média. Desta forma, é possível obter um Diagrama de Voronoi para cada propriedade analisada dos disjuntores e para cada família (modelo). Assim, é possível identificar equipamentos que apresentam comportamento diferente ao restante de sua família. Esses ativos apresentam um risco maior de falha.

Diversos trabalhos foram publicados sobre o uso dos dados de disjuntores para monitoramento da condição, [1], [2], [3], [4], e [5], porém, o presente trabalho se diferencia dos demais por utilizar uma base de dados real de ensaios feitos em campo, com grande variação temporal (1977-2021).

No desenvolvimento deste trabalho será apresentada, primeiramente, a base de dados utilizada com uma análise descritiva das variáveis que a compõem, na sequência, a metodologia de análise com uma explicação do algoritmo utilizado e os resultados obtidos pelo algoritmo, comparados com as referências bibliográficas. Por último, será apresentada a conclusão.

2.0 BASE DE DADOS

O trabalho desenvolvido abrange a análise de ensaios periódicos em disjuntores de 138 kV isolados a gás (SF6). Ao todo, foram analisados 230 ensaios realizados nos últimos 14 anos (2007 a 2021) em uma concessionária de grande porte. Os disjuntores analisados possuem uma amplitude de 40 anos em relação à data de fabricação, os mais antigos foram fabricados em 1977 e o mais novo em 2017, como mostra a Figura 1 (a). Com isso, foi possível avaliar a performance de disjuntores em diversos estágios do ciclo de vida, desde o comissionamento até 41 anos após o ano de fabricação, como apresentado na Figura 1 (b).

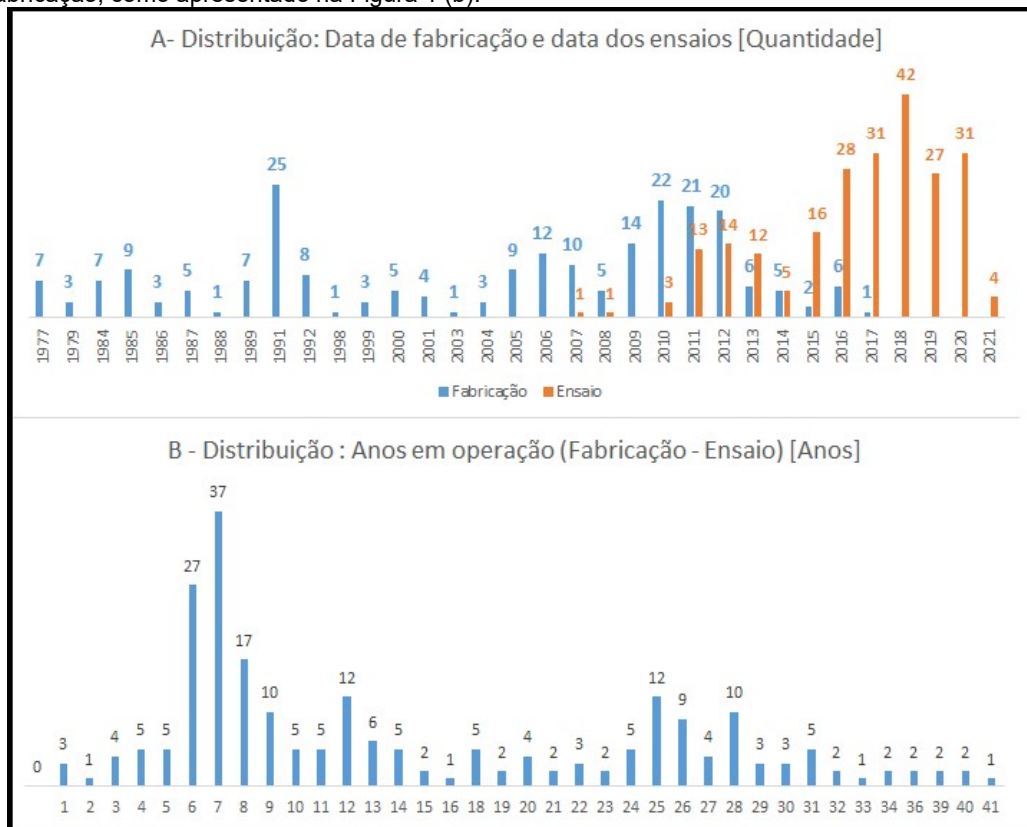


Figura 1 - (a) Ano de fabricação e ensaio; (b) Distribuição de anos entre o ensaio e a data de fabricação

A concessionária possui um parque instalado diversificado de disjuntores, isto é, diferentes fabricantes, modelos, tecnologias, local de instalação e ano de fabricação. O portfólio de equipamentos é composto por nove fabricantes: ABB, Alstom, Areva, BBC, Croptom Greaves, Lorenzetti, Merlin Gerin, Schneider Electric e Siemens. Esses fabricantes compõem um total de 25 modelos. Os dois modelos principais representam juntos 107 equipamentos (47% da base de dados).

Como o intuito do trabalho não é de comparar a performance dos equipamentos, optou-se por, neste momento, omitir os nomes dos modelos e fabricantes analisados. Além disso, devido à variedade de modelos de equipamentos, na seção de resultados, são apresentados apenas os dois mais representativos no parque instalado atual.

Como visto na introdução, a corrente é proporcional à energia e a tensão é proporcional ao comprimento do arco-elétrico. Neste trabalho, todos os disjuntores operam em 138kV. Entretanto, o valor da corrente de falta, que passou pelo disjuntor, é uma variável difícil de ser historiada para cada operação do equipamento. De modo a suprir essa deficiência, existem variáveis auxiliares que representam a corrente de falta, como por exemplo o tempo em operação do equipamento. Assume-se que, quanto maior o número de operações e a idade do ativo, maior será a corrente total acumulada que passou pelo disjuntor.

Outras variáveis auxiliares disponíveis são:

- Local de instalação (concessionária, regional, cidade, subestação);

- Dados de equipamento (fabricante, modelo, ano de fabricação, número de série);
- Corrente nominal do disjuntor / Capacidade de ruptura;
- Temperatura ambiente e Umidade relativa, antes e após o ensaio;

Em relação às variáveis qualitativas disponíveis, tem-se 3 variáveis que são apontadas pelo CIGRE como itens a serem analisados durante a manutenção de disjuntores de alta tensão, desde 1982 [12]:

- Tempo de abertura do disjuntor por fase (azul, vermelha e branca) [ms];
- Tempo de fechamento do disjuntor por fase (azul, vermelha e branca) [ms]; e
- Resistência de contato do disjuntor por fase (azul, vermelha e branca) [$\mu\Omega$].

Tempo de abertura ou fechamento diferente entre fases, bem como os tempos de abertura ou fechamento altos, podem indicar deterioração do sistema de acionamento. O ensaio de resistência de contato estático é feito conforme as normas vigentes [6], [7], [8] e [9]. Este ensaio é importante pois medições fora de padrão indicam alinhamento incorreto, pressão ou danos na superfície de contato do disjuntor [10].

Para a resistência de contato, os valores típicos estão abaixo de 100 $\mu\Omega$, porém, disjuntores de alta tensão do tipo SF6 tipicamente apresentam resistências de contato maiores, quando comparado aos disjuntores a vácuo de tensões mais baixas, pois, quanto maior for o nível de tensão, maior é o valor da resistência de contato [10]. Em complemento, disjuntores do tipo “tanque-morto” apresentam resistências maiores do que disjuntores do tipo “tanque-vivo”.

Portanto, os resultados obtidos nos ensaios possibilitam melhor entendimento do envelhecimento de disjuntores. Essa informação é de grande importância para as concessionárias de energia e para a melhoria contínua do processo de gestão de ativos, pois contribui para avaliação da condição do ativo, otimizando o processo de tomada de decisão na manutenção e diminuindo os riscos da operação.

Por fim, o estudo conta com o suporte de grande volumetria de dados reais da operação e manutenção de disjuntores, a qual demandou grande esforço para reunir, devido ao espaço temporal de coleta de dados. Visto a volumetria dos dados, para a análise foram aplicadas técnicas de Data Science, a qual será explorada no capítulo de metodologias.

3.0 METODOLOGIA

O objetivo central é utilizar a massa de dados apresentada no item anterior, para identificar disjuntores que tiveram as suas principais propriedades de performance deterioradas. Para isso, primeiramente, foi realizada uma análise exploratória buscando identificar a correlação entre as variáveis. A Figura 2 apresenta a Matriz de Correlação de Pearson. Esta ferramenta permite observar a correlação das variáveis, na forma de um mapa de calor. Importante destacar que os valores resultantes entre 0,5 e 1 indicam alto grau de correlação entre as variáveis. Já valores entre 0,3 e 0,49, indicam médio grau de correlação.

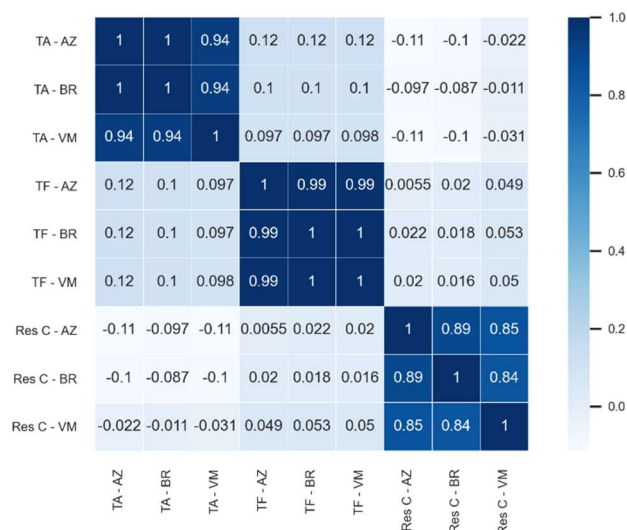


Figura 2 – Mapa de calor – Correlação de Pearson das variáveis qualitativas

Analisando a Figura 2, é possível extrair da matriz as seguintes informações:

- Existe correlação muito alta (0,94~1,00) entre os tempos de abertura de cada fase;
- Existe correlação muito alta (0,99~1,00) entre os tempos de fechamento de cada fase;
- Existe correlação alta (0,84~0,89) entre as resistências de contato de cada fase.

Porém, nota-se que a correlação das resistências de contato é menor, quando comparado aos tempos de abertura e fechamento. Isto indica que existe alta variabilidade nos dados de resistência de contato. Após a análise da Matriz de Correlação de Pearson conclui-se que é possível correlacionar as variáveis, porém ainda é preciso melhor entender o comportamento de cada variável, em especial, as resistências de contato, pois estas variáveis apresentaram valores menores de correlação. Para isso, o passo seguinte da metodologia foi realizar uma análise exploratória das variáveis qualitativas.

Desta forma, criou-se um boxplot para cada variável. O boxplot é um método alternativo ao histograma para representar os dados. A grande vantagem do boxplot é permitir visualizar a distribuição e outliers. Ele fornece informação sobre as seguintes características do conjunto de dados: máximo ou mínimo (desconsiderando outliers) e os quartis (1°, 2° e 3°).

O entendimento da distribuição da base de dados é importante principalmente na análise de outliers. Os outliers podem ser: erros humanos no processo de digitação ou medidas discrepantes reais que indicam degradação das propriedades do equipamento. Caso haja uma grande presença de outliers, é necessário o tratamento da base, pois podem afetar a performance dos algoritmos de machine learning, que serão utilizados nas etapas seguintes. Esse cuidado foi necessário, pois, como a base de dados é composta de dados digitados a partir das fichas de ensaio, cujo preenchimento é realizado manualmente pelas equipes de campo, existe a hipótese de alta concentração de erros humanos no processo.

Na Figura 3, pode-se observar o resultado dos boxplots, das três variáveis qualitativas. Nota-se que os tempos de abertura estão concentrados em 30 ms. Já o tempo de fechamento apresenta uma distribuição maior, entre 60 ms (1°quartil) e 90 ms (3°quartil). As resistências de contato também apresentam uma distribuição maior, entre 30 $\mu\Omega$ (1°quartil) e 80 $\mu\Omega$ (3°quartil). Como a presença de outliers não é significativa, o único tratamento na base de dados foi a remoção de ensaios com dados faltantes. Desta forma, a base final passou de 230 para 150 ensaios.

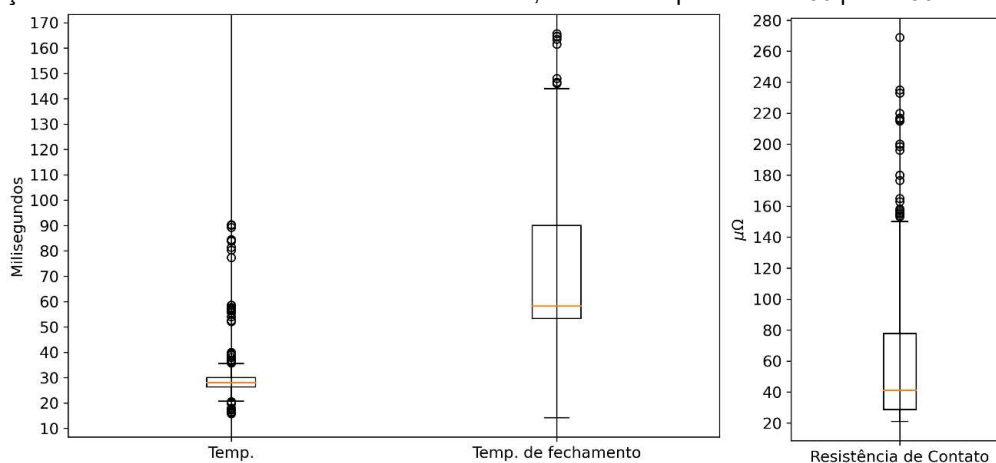


Figura 3 - Boxplot: distribuição dos tempos de abertura e fechamento e das resistências de contato

A terceira etapa da metodologia consiste na modelagem do algoritmo de machine learning. Como os conhecimentos de ciência de dados (Data Science) evoluem rapidamente, optou-se por brevemente detalhar esse processo, visando facilitar o entendimento. Para a programação dos algoritmos, os autores utilizaram bibliotecas gratuitas desenvolvidas para a linguagem de programação Python. A modelagem de machine learning foi feita em três etapas:

- Redução de dimensionalidade, utilizando o algoritmo PCA (Principal Component Analysis);
- Ajuste do modelo de clusterização, utilizando a curva do joelho e a curva da silhueta para melhor escolha do número de clusters e da forma de inserção dos dados de entrada; e
- Clusterização da base de dados, utilizando o algoritmo K-means.

O algoritmo de clusterização dos disjuntores escolhido foi o K-means, cujo desenvolvimento ocorreu no século XX. O termo “K-means” foi empregado primeiramente por James MacQueen, em 1967 [14]. Hoje, K-means é um dos algoritmos mais utilizados para clusterização em Data Science. Suas aplicações estão presentes em diversas áreas da ciência, desde astronomia, imagem computacional, até análises de mercado. Este algoritmo é um método de segregar os dados em torno de centros (centroides pré-determinados), diversos dados (multivariáveis).

No trabalho, existem 9 variáveis como dados de entrada no modelo (3 tempos de abertura, 3 tempos de fechamento e 3 resistências de contato). Para calcular os centroides, o algoritmo obtém a média aritmética da distância de cada ponto pertencente ao cluster. O algoritmo converge quando o ponto está mais próximo do seu próprio centroide, em relação aos centroides dos outros clusters.

A desvantagem do K-means é a perda de precisão do modelo quando o número de variáveis de entrada é alto, pois causa uma convergência da distância média entre os pontos e o centroide. Como medida de contorno, a literatura recomenda que seja feita uma redução de dimensionalidade antes da aplicação do K-means. Uma segunda vantagem, em realizar a redução de dimensionalidade, está na possibilidade de visualização gráfica em duas dimensões dos clusters obtidos, o que permite a análise e interpretação humana.

Neste sentido, foram testadas duas formas de reduzir a dimensionalidade e aumentar a precisão do algoritmo. Foi utilizado o método PCA para realizar a redução de dimensão para duas variáveis:

- Teste 1: redução das 9 variáveis qualitativas (3 tempos de abertura, 3 tempos de fechamento e 3 resistências de contato) em 2 variáveis.
- Teste 2: cálculo da média e desvio padrão de cada variável qualitativa por disjuntor, resultando em 6 variáveis (média e desvio padrão dos tempos de abertura, tempos de fechamento e resistências de contato) em 2 variáveis.

O segundo teste apresentou a melhor nota de silhueta em relação ao primeiro. O cálculo da nota da silhueta é feito utilizando-se a distância euclidiana, para obter uma medida do quanto um disjuntor é similar aos outros disjuntores do seu cluster. Quanto mais próximo da unidade, mais parecido o disjuntor é em relação ao seu cluster. Na Figura 4, pode-se observar que o valor máximo da nota da silhueta ocorre para K igual a 4. Como este valor foi maior do que no teste 1, optou-se por usar a média e o desvio padrão como dados de entrada no PCA.

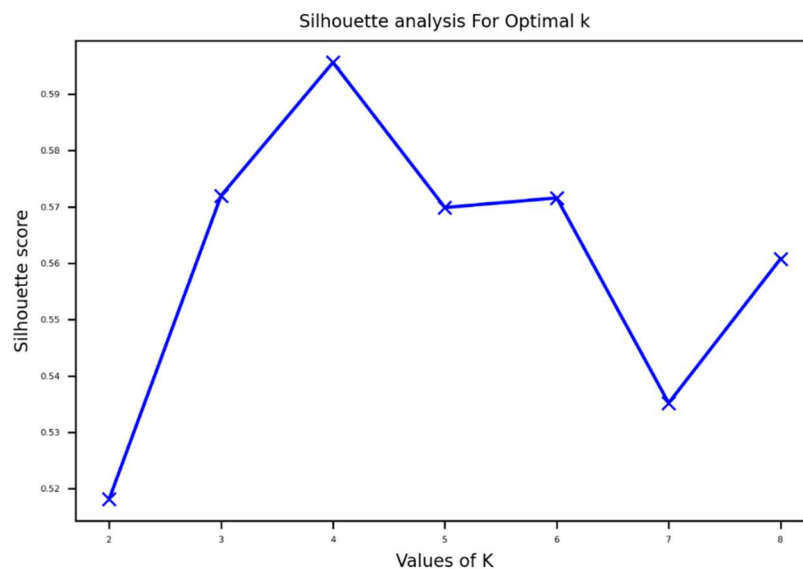


Figura 4 – Gráfico da silhueta: indica o K ótimo como sendo 4

Neste ponto, é importante notar que a média e o desvio padrão das resistências de contato e dos tempos de abertura ou fechamento são extremamente importantes para a análise de engenharia, pois, a identificação de perdas de performance em disjuntores de alta tensão deve considerar não somente o valor absoluto das grandezas, mas também o desvio padrão entre fases.

Em seguida, deve-se escolher a quantidade de clusters (K) a serem utilizadas. Para isso, faz-se uso da curva do cotovelo. A curva do cotovelo é um método gráfico, que calcula a soma das distâncias ao quadrado de todos os pontos em relação ao seu respectivo centroide, para diversas quantidades de clusters. O nome dado para essa variável é "Inércia". Deve-se escolher o modelo que apresente a menor inércia com a menor quantidade de clusters. Graficamente, este ponto é entre K = 4 e K = 5, conforme Figura 5.

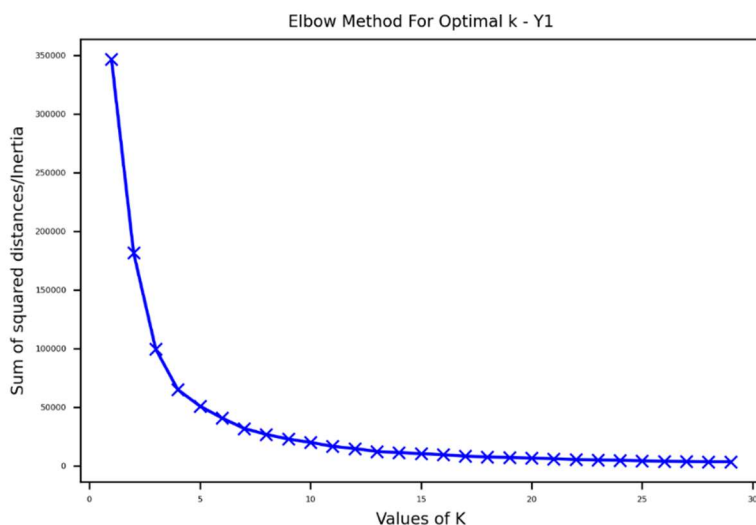


Figura 5 – Curva do cotovelo: indica o K ótimo como sendo 4 ou 5

Os dois casos (K=4 e K=5) foram simulados e os resultados são apresentados no próximo item.

4.0 RESULTADO

Após a modelagem do algoritmo de machine learning descrita no item 3, obteve-se a clusterização da base de dados. Como foi realizada a redução de dimensionalidade para 2 variáveis, foi possível analisar graficamente o resultado obtido, conforme Figuras 6 e 7. A Figura 6 apresenta a clusterização em 4 clusters e a Figura 7 apresenta a clusterização em 5 clusters.

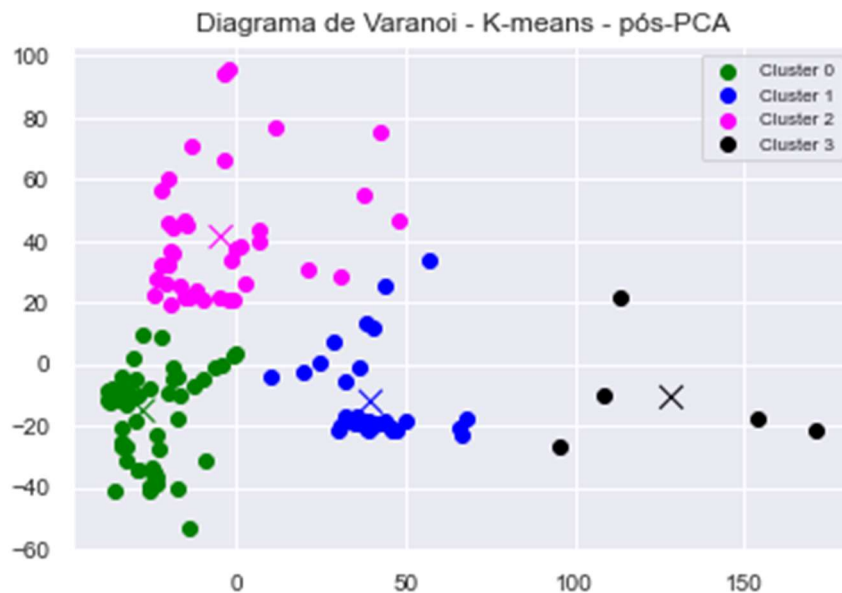


Figura 6 – Diagrama de Varianov para K = 4

Nas Figuras 6 e 7, os eixos não possuem unidades de medida, pois eles são combinações lineares das médias e desvios padrão das resistências de contato e dos tempos de abertura e fechamento.

Além disso, é importante notar que todas as variáveis analisadas possuem o comportamento de aumentar ao longo do tempo. Isto é, espera-se que no decorrer dos anos em operação, os tempos de abertura/fechamento e as resistências de contato aumentem devido ao desgaste natural do equipamento. Desta forma, apesar dos eixos não apresentarem unidade de medida, quanto mais longe da origem estiver o disjuntor, entende-se que mais deteriorado ele está.

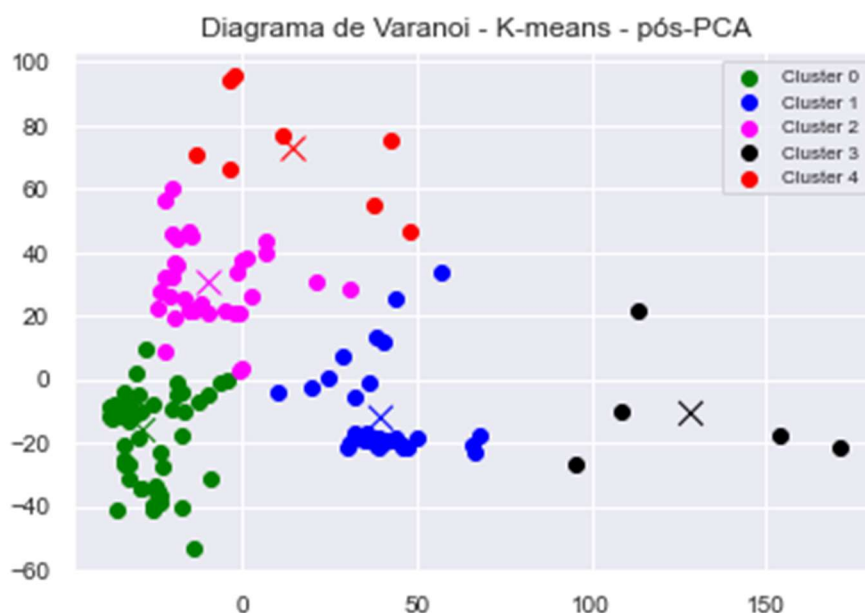


Figura 7 – Diagrama de Varianov para K = 5

Por isso, ao analisar as curvas da silhueta e curvas do joelho, matematicamente, a melhor escolha de K é 4 pois é a solução que apresenta as menores distâncias entre os centroides (representados pelos símbolos x) e os pontos dos disjuntores. Porém, como o objetivo da clusterização é identificar disjuntores que apresentem comportamento degradado, os autores optaram por utilizar a solução com 5 clusters. O quinto cluster (cluster 4, em vermelho na Figura 7) é formado por um subgrupo de disjuntores do cluster 2 (da Figura 6, em rosa). Esses pontos em vermelho estão mais distantes do centroide e da origem, o que são indicativos de que eles estão com propriedades diferentes do esperado.

Neste contexto, o próximo passo foi criar uma tabela que apresente as principais propriedades de cada cluster e, em seguida, comparar os resultados obtidos com as referências bibliográficas.

A Tabela 1 mostra que a maioria (90%) dos disjuntores foi classificada nos clusters 0, 1 e 2. Nesse grupo, os dois primeiros apresentam uma média de idade mais baixa (7,68 e 11,9 anos) e uma média de idade mais alta é notada no cluster 3 (24,3 anos). Os clusters 3 e 4, que são os disjuntores mais longe da origem, apresentam uma quantidade menor de disjuntores. O cluster 3 é composto por disjuntores mais novos (10 anos) e o cluster 4 por disjuntores mais antigos (20,8 anos). Nota-se também que, apesar do modelo do disjuntor não ser um dado de entrada no algoritmo de clusterização, os modelos mais representativos do portfólio da concessionária foram classificados em clusters específicos. É interessante notar que o Modelo 1 é do tipo “Tanque-vivo” (cluster 1) enquanto o Modelo 2 é do tipo “Tanque-morto” (cluster 0).

Analisando as médias e os desvios padrão das variáveis de entrada do algoritmo para cada cluster, é possível observar que:

- Os tempos médios de abertura permanecem dentro dos limites do fabricante para todos os clusters;
- Os desvios médios de abertura são baixos para todos os clusters;
- Os tempos médios de fechamento dos clusters 0, 1, 3 apresentam valores mais baixos do que os clusters 2 e 4;
- Os desvios médios de fechamento são baixos para todos os clusters;
- A resistência de contato média do cluster 3 é muito mais alta do que a resistência de contato dos demais clusters;
- O desvio médio da resistência de contato dos clusters 3 e 4 é mais alta do que o desvio médio dos demais clusters.

Tabela 1 – Comparação - Clusters

Características	Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4
Qtde. de disjuntores	35	70	30	5	10
Média da idade	7,68 anos	11,9 anos	24,3 anos	10,0 anos	20,8 anos
Qtde. Modelo 1	1	43	0	1	0
Qtde. Modelo 2	28	1	0	1	0
TA – Média [ms]	29,78	29,09	34,82	27,51	25,88
TA – Desvio Padrão [ms]	0,33	0,71	0,65	0,46	0,63
TF – Média [ms]	57,30	52,37	103,4	66,51	126,2
TF – Desvio Padrão [ms]	1,21	0,79	1,37	0,27	0,79
Res. Cont. – Média [$\mu\Omega$]	98,87	32,81	44,93	186,8	82

Res. Cont. – Desvio padrão [$\mu\Omega$]	9,13	2,06	5,20	23,4	22,84
--	------	------	------	------	-------

Ao comparar os tempos de abertura/fechamento obtidos para cada cluster com o manual dos dois equipamentos predominantes no portfólio da concessionária, os ativos devem apresentar os limites descritos na Tabela 2.

Tabela 2 – Tempos de operação – Manual do fabricante

Propriedade	Modelo 1 (“Tanque-vivo”)	Modelo 2 (“Tanque-morto”)
Tempo de abertura	$28 \pm 3\text{ms}$	$32 \pm 4\text{ms}$
Tempo de fechamento	$60 \pm 6\text{ms}$	$55 \pm 5\text{ms}$

Assim, é possível notar que todos os clusters possuem tempo de abertura dentro dos padrões definidos pelo fabricante. Ademais, de acordo com os Procedimentos de Rede do ONS [13], um dos requisitos mínimos do tempo total de eliminação de curtos-circuitos em tensões inferiores a 345 kV, incluindo o tempo de abertura dos disjuntores de todos os terminais, é de não exceder 100 ms.

Já o tempo de fechamento dos clusters 2 e 4 está fora do padrão os manuais da Tabela 2 enquanto o cluster 3 apresenta valores próximos ao limite dos manuais. Com o objetivo de entender melhor o comportamento do tempo de fechamento de cada cluster, e identificando que a média de idade dos equipamentos dos clusters 2 e 4 é mais alta, os autores também checaram os manuais dos equipamentos antigos e pode-se notar que para esses disjuntores, o tempo de fechamento esperado está na ordem de $100 \pm 5\text{ms}$. Contudo, os disjuntores do cluster 3 são novos e o tempo de fechamento está ligeiramente acima do limite definido pelos manuais de equipamentos novos, indicando um comportamento não esperado para esses ativos.

Finalmente, para as resistências de contato, o cluster 3 se destoa dos demais pelo valor médio das resistências de contato e pelo alto desvio médio entre fases, enquanto o cluster 4 apresenta apenas um desvio médio alto entre fases. Além disso, os valores da resistência de contato do cluster 3 estão acima das referências bibliográficas [10]

Portanto, diante de todas as comparações realizadas nesta seção, os autores os autores puderam notar que:

- Cluster 0 são ativos do tipo tanque-morto que são novos e apresentam comportamento esperado;
- Cluster 1 são ativos do tipo tanque-vivo que são novos e apresentam comportamento esperado;
- Cluster 2 são ativos envelhecidos e que apresentam comportamento esperado;
- Cluster 3 são ativos novos que não apresentam o comportamento esperado;
- Cluster 4 são ativos envelhecidos que não apresentam o comportamento esperado;

Por fim, do ponto de vista regulatório, a avaliação da dessas variáveis qualitativas sobre o comportamento dos disjuntores é importante principalmente para distribuidoras, pois a sua geração de valor está diretamente atrelada à relação da depreciação contábil e a vida útil técnica dos ativos. Pelo MCPSE da ANEEL, os disjuntores possuem uma vida útil regulatória de 33 anos. Ao definir este tempo de depreciação, a ANEEL considera que, com a manutenção e utilização adequada, o disjuntor deve apresentar esta longevidade mínima de 33 anos. Por consequência, disjuntores que possuem vida útil técnica inferior a 33 anos não são completamente remunerados na tarifa de energia, o que significa perda de investimento aos acionistas da distribuidora.

Ao analisarmos a performance dos ensaios com disjuntores de 33 ou mais anos, nenhum foi classificado nos clusters 3 e 4. Essa informação permite concluir que as suas características de performance estão condizentes com o esperado e que é possível atingir a vida útil técnica igual ou superior a vida útil contábil definida pelo órgão regulador.

5.0 CONCLUSÃO

Disjuntores são ativos críticos, uma vez que sua correta operação assegura a integridade dos demais equipamentos e instalações, em uma eventual solicitação elétrica do sistema. A continuidade do fornecimento é um dos fatores primordiais para prestação de um serviço adequado, portanto as regulamentações do setor elétrico exigem cumprimento de níveis mínimos de qualidade e atendimento a indicadores, bem como os órgãos de fiscalizações aplicam diversos mecanismos de avaliação e auditoria das empresas outorgadas.

Para este trabalho, foi possível levantar uma grande massa de dados de ensaios em disjuntores, possibilitando análise de informações reais e de diversos ativos, em diferentes estágios do ciclo de vida. Os resultados demonstram que o algoritmo de *machine learning* adotado foi capaz de clusterizar corretamente os dois principais modelos de disjuntores de 138kV isolados a SF6 da concessionária mesmo sem utilizar o modelo como dado de entrada do algoritmo. Além disso, o algoritmo também foi capaz de clusterizar disjuntores antigos e novos mesmo sem utilizar o ano de fabricação como dados de entrada do algoritmo. Esses dois fatos comprovam que o método é capaz de identificar características operativas específicas de cada modelo de equipamento e apontar equipamentos que apresentam características diferentes do restante do portfólio de disjuntores.

Os disjuntores dos clusters 3 e 4, foram identificados como disjuntores com comportamento anômalo. Para o cluster 3, a criticidade é maior. A resistência de contato apresenta valores mais altos do que o portfólio e das recomendações das referências bibliográficas. Têm-se também o agravante do desvio padrão médio entre fases dos disjuntores do cluster 3 estarem maiores do que os outros clusters e de que o cluster 3 é composto por disjuntores relativamente novos. Esses fatores corroboram a hipótese de que esses equipamentos possuem um comportamento anômalo e, por isso, devem ser investigados com maior detalhe para avaliar a necessidade de novos ensaios comprobatórios. Caso os novos ensaios indiquem piora das variáveis analisadas, deve-se prosseguir com a manutenção preditiva a fim de minimizar riscos de operação do equipamento.

Portanto, ferramentas que possibilitam a predição da condição do equipamento ou tendência de evolução de falha funcional, permitindo atuação antecipada da engenharia de manutenção, são muito relevantes para garantir a confiabilidade e continuidade do fornecimento de energia.

Neste contexto, o trabalho também demonstra a importância da sinergia entre o conhecimento de sistemas elétricos de potência e o conhecimento da ciência de dados (*Data Science*) para o ajuste do algoritmo de *machine learning* de forma a maximizar o resultado esperado pela engenharia de manutenção e gestão de ativo. Por exemplo, A decisão de utilizar 5 clusters foi tomada com o objetivo de segregar disjuntores mais longes da origem do gráfico pois as variáveis de entrada do algoritmo possuem a característica de aumentar com o envelhecimento do disjuntor. Essa decisão contrariou os métodos de ciência de dados que indicavam 4 clusters como o valor ótimo mas tornou possível a identificação do cluster 4, que apresenta disjuntores com comportamento diferente do restante do portfólio.

Por fim, dado que objetivo estabelecido para esse trabalho foi de realizar uma avaliação da degradação em disjuntores de alta tensão ao longo de uma grande janela temporal, diante dos resultados apresentados, considera-se que o objetivo foi amplamente atingido.

6.0 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Li Muiyi, Huang Jian and X. Hu, "Insulative condition monitoring of high voltage circuit breaker," 2010 5th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, 2010, pp. 94-98, doi: 10.1109/ICIEA.2010.5515025.
- [2] L. Mallikar-Godbole and B. E. Kushare, "Online condition monitoring of SF6 circuit breaker," 2016 10th International Conference on Intelligent Systems and Control (ISCO), 2016, pp. 1-3, doi: 10.1109/ISCO.2016.7727110.
- [3] Poltl Á. and Lane M., "Field experiences with HV Circuit Breaker Condition Monitoring", ABB.
- [4] S. S. Biswas, A. K. Srivastava, and D. Whitehead, "A Real-Time DataDriven Algorithm for Health Diagnosis and Prognosis of a Circuit Breaker Trip Assembly," IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 62, Issue 6, June 2015, pp. 3822-383.
- [5] CIGRE Session papers & Proceedings Ref. 13-104_1992, "Condition monitoring of SF6 circuit-breakers".
- [6] IEC:62271 - High Voltage Alternating Current Circuit Breakers.
- [7] IEEE: 37010 - Application guide for AC high voltage circuit breakers.
- [8] IEEE C37.04-2018 - IEEE Standard for Ratings and Requirements for AC High-Voltage Circuit Breakers with Rated Maximum Voltage Above 1000 V.
- [9] IEEE C57.152-2013, "IEEE Guide for Diagnostic Field Testing of Fluid-Filled Power Transformers, Regulators, and Reactors"
- [10] Sweetser, C. (Omicron), "A Systematic Approach to High-Voltage Circuit Breaker Testing", Technical Paper.
- [11] CIGRE SC13, High Voltage Circuit Breaker Reliability Data for Use in System Reliability Studies (CIGRE Publication, Paris, France, 1991).
- [12] CIGRE WG 13.06, Electra, "Maintenance of modern high voltage circuit-breakers", ELT_102_1, 1982
- [13] Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), Procedimentos de Rede - Submódulo 2.6 - Requisitos mínimos para os sistemas de proteção e de telecomunicações, 2009.
- [14] MacQueen, J. B. (1967). Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations. Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. 1. University of California Press. pp. 281–297. MR 0214227. Zbl 0214.46201. Consultado em 14 de novembro de 2012.

DADOS BIOGRÁFICOS



Cursando mestrado em engenharia elétrica com ênfase em sistemas de potência pela Escola Politécnica da Universidade de São Paulo (POLI-USP) (2020-2022). Bacharel em engenharia elétrica com ênfase em sistemas de potência pela POLI-USP (2014-2019) com intercâmbio acadêmico na Huazhong University of Science and Technology (HUST) em Wuhan, China (2017-2018). É também técnico em eletrotécnica concomitante ao ensino médio pelo Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de São Paulo - Câmpus: São Paulo (IFSP-SP) (2010-2013). Ingressou no Grupo CPFL Energia em 2019 como estagiário e, desde então, atuou em diversos cargos nas áreas de geração, distribuição e subtransmissão.

(2) HELEN VELOZO VENDRAMETO
Mestrado em Engenharia Elétrica pela Universidade Estadual Paulista - UNESP (até 2023). MBA em Gestão de Ativos e Engenharia de Manutenção (2020). Bacharel em Engenharia Elétrica, pela UNESP (2016). Atuação profissional como Engenheira Eletricista no Departamento de Gestão de Ativos na CPFL Paulista, desde 2016. Experiência na área de Gestão de Ativos, Gestão de Manutenção, Sistemas de Distribuição e Subtransmissão, Investimentos do Sistema Elétrico, Qualidade de Energia e Luminotécnica.

(3) GIOVANNI MANASSERO JUNIOR
Possui graduação (1999), mestrado (2001) e doutorado (2006) em Engenharia Elétrica pela Escola Politécnica da Universidade de São Paulo (EPUSP), com ênfase em sistemas de potência. É professor da EPUSP desde 2009 onde coordena o Laboratório de Pesquisa em Proteção e Automação de Sistemas Elétricos. Desenvolve pesquisa na área de proteção, controle e automação de sistemas elétricos, participou de mais de vinte projetos financiados por agências de fomento e pelo programa de P&D da ANEEL, é autor de mais de quarenta artigos publicados em periódicos e em congressos nacionais e internacionais e possui duas patentes depositadas no INPI.

(4) WESLEY DA SILVA FERNANDES
Cursando Análise e desenvolvimento de sistemas e software pela Unisal Campinas (2020-2022). Técnico em eletrotécnica e técnico em mecânica também pela Unisal Campinas. Ingressou no Grupo CPFL Energia em 2013 como estagiário e desde então, atuou em diversas áreas de distribuição, subtransmissão e centro analítico.