Anais do Congresso Brasileiro de Iniciação Científica
(https://periodicos.unisanta.br/COB)

ISSN 2317-1316

IDENTIFICAÇÃO DE PADRÕES DE OPERAÇÃO EM LINHAS DE DISTRIBUIÇÃO SOB INFLUÊNCIA DE VENTOS PARA DETERMINAÇÃO DE FALHAS OU SUPORTABILIDADE OPERACIONAL

IDENTIFICATION OF OPERATING PATTERNS IN DISTRIBUTION LINES UNDER WIND INFLUENCE FOR THE DETERMINATION OF FAULTS OR OPERATIONAL WITHSTAND CAPABILITY

Guilherme Augusto De Campos Pereira, Roger Vinicius De Castro Feitoza, Victor Mazzola Lescura, Alexandre Shozo Onuki

Universidade Santa Cecília, Faculdade de Engenharia, Curso de Engenharia Elétrica
E-mail para contato: gp219073@alunos.unisanta.br, rf218765@alunos.unisanta.br, vl219762@alunos.unisanta.br, onuki@unisanta.br

RESUMO – Interrupções na rede de distribuição provocadas por ventanias ainda são tratadas de forma reativa. Este trabalho propõe um método para identificar padrões de rajada, velocidade e direção do vento associados a blocos de interrupções em Bertioga/SP. Os registros da ANEEL (2018–2025) foram segmentados em blocos de eventos e comparados com a série horária IFS/ECMWF por um índice de semelhança, implementado em planilha e em painel interativo. Na planilha, cinco dos dez padrões testados superaram o limiar de semelhança e a Falha 01 foi a mais provável (67,3%). O painel estende o cálculo às 70.152 horas da série e fornece precisão, ganho sobre a taxa-base e probabilidade por tipo de falha, indicadores de aderência histórica, sem validação fora da amostra.

Palavras-chave: Interrupções de energia, Vento, Reconhecimento de padrões, Blocos de eventos, Painel interativo.

ABSTRACT – Wind-related outages in distribution networks are still handled reactively. This work proposes a method to identify patterns of wind gust, speed and direction associated with blocks of outages in Bertioga, Brazil. ANEEL outage records (2018–2025) were segmented into event blocks and compared with the hourly IFS/ECMWF series through a similarity index, implemented in a spreadsheet and in an interactive dashboard. In the spreadsheet, five of the ten tested patterns exceeded the similarity threshold and Failure 01 was the most probable (67.3%). The dashboard extends the calculation to the 70,152 hours of the series and provides precision, lift over the base rate and failure-type probability, indicators of historical adherence, without out-of-sample validation.

Keywords: Power outages, Wind, Pattern recognition, Event blocks, Interactive dashboard.

ISSN 2317-1316

1 INTRODUÇÃO

A distribuição de energia elétrica é essencial, mas a resiliência da rede é testada por fenômenos naturais: tempestades trazem rajadas capazes de causar danos estruturais (SANCHES et al., 2023), elevando custos e dificultando o cumprimento de indicadores como o DEC (Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora), regulados pela ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica), (SINAPSIS; CLIMATEMPO, 2021). No trabalho "Identificação de Padrões de Comportamento de Operação em Linhas de Distribuição sob Influência de Variáveis Climáticas para Determinação de Falhas ou Suportabilidade Operacional" (Malandruccolo, Silva e Diniz, 2022) identificaram padrões de operação em linhas de distribuição sob influência de variáveis climáticas, e no estudo "Ciência de dados para identificação da relação entre variáveis climáticas e interrupções em redes de energia elétrica" (Ragazzo, 2025) aplicou ciência de dados à relação entre clima e interrupções: analisar dados climáticos e operacionais em conjunto permite passar da reação à prevenção das falhas. Ainda assim, não é estipulado um meio prático de estimar com antecedência o impacto de ventanias na rede. A hipótese é que a evolução horária de rajada, velocidade e direção do vento em torno das ocorrências forma um padrão reconhecível, e que dados climáticos semelhantes carreguem maior probabilidade de causar interrupções.

Dessa maneira, o objetivo deste projeto é desenvolver um algoritmo que, a partir de dados da ANEEL e do IFS (Integrated Forecasting System), principal modelo numérico de previsão meteorológica desenvolvido pelo ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts), segmente as interrupções em blocos de eventos, definidos como conjuntos de duas ou mais ocorrências de falhas no sistema elétrico registradas em um determinado período. Para cada bloco, o algoritmo extrairá os padrões de vento associados, estimará a semelhança entre esses padrões e as condições de vento observadas ao longo do tempo (intervalos de 1 hora) da série temporal e calculará a probabilidade de ocorrência de cada tipo de falha. Os resultados serão apresentados em uma Interface Homem-Máquina (IHM), na forma de um painel, com o objetivo de apoiar a alocação antecipada de recursos. O estudo limita-se ao município de Bertioga/SP.

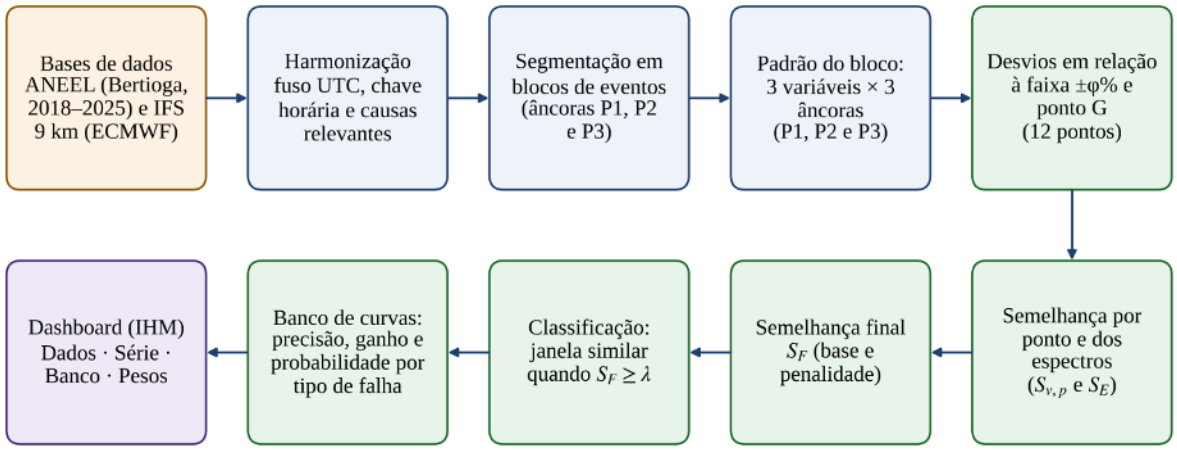
2 MATERIAIS E MÉTODOS

Trata-se de um estudo de simulação, quantitativo e aplicado, sobre séries históricas reais, em quatro etapas: levantamento dos algoritmos; definição das variáveis e do histórico; definição

ISSN 2317-1316

da estrutura do sistema e da IHM; e implementação, com testes. A Figura 1 resume o fluxo de dados.

Figura 1: Visão geral do método e do painel.



Fonte: elaborado pelos autores.

2.1 Levantamento e atualização dos algoritmos

Levantou-se a estrutura dos algoritmos de estudos anteriores, com foco no trabalho precursor (MALANDRUCCOLO; SILVA; DINIZ, 2022). A análise crítica de suas lógicas de identificação de padrões apontou melhorias, que orientaram a estrutura de análise e a atualização dos algoritmos, para aumentar a precisão na correlação entre variáveis climáticas e falhas operacionais.

2.2 Definição das variáveis e estrutura do histórico

As interrupções que serão analisadas vêm dos dados de ocorrências da ANEEL (ANEEL, 2026), referentes ao município de Bertioga, no período de 01/01/2018 a 01/01/2026. Nele foram levantados 24.814 registros, dos quais 4.692, 18,9% do total, pertencem a cinco categorias de causas relevantes para o vento — Árvore/Vegetação (3.636), Vento (490), Animais (293), Descarga atmosférica (266) e Corrosão (7).

As variáveis climáticas que servirão de parâmetros para a análise, vêm do IFS (ECMWF, 2026), de 9 km, acessado pela API do Open-Meteo (ZIPPENFENIG, 2023), e são elas: rajada, velocidade média e direção do vento a 10 m, em passo horário e UTC, de 01/01/2017 a 31/07/2026, no ponto central do município. Os horários da ANEEL que originalmente estavam no fuso de Brasília foram convertidos para UTC, possibilitando a correspondência temporal com os dados meteorológicos, e os registros no mesmo minuto agrupados, restando 4.013 registros de ocorrências de causas relevantes distintos entre si. Como só há ocorrências

ISSN 2317-1316

rotuladas de 2018 a 2025, os dados do IFS utilizados corresponderão a esse período, para que horas sem rótulo não contêm como “sem ocorrência”.

2.3 Definição da estrutura do sistema e programas da IHM

A partir das variáveis estabelecidas, a estrutura do sistema foi projetada com as seguintes diretrizes: os dados tratados em Python são serializados em JSON e embutidos em um único arquivo HTML autocontido, processado no navegador por *JavaScript*, sem servidor e sem instalação. Na primeira fase, a IHM serviu para inspecionar a base estruturada antes de qualquer algoritmo: a barra lateral concentra os filtros globais (período e causas), e as abas Dados (ocorrências por causa) e Série Temporal (rajada, velocidade, direção e ocorrências no mesmo eixo) são filtráveis por ano e mês (Figuras 2 e 3).

Figura 2: Barra lateral da IHM, com os filtros globais (localidade, período e causas) e o critério de bloco.



Fonte: elaborado pelos autores.

Figura 3: Aba Dados da IHM, com os totais de ocorrências, os blocos por tamanho e as ocorrências por causa..



Fonte: elaborado pelos autores.

ISSN 2317-1316

2.4 Segmentação em blocos de eventos

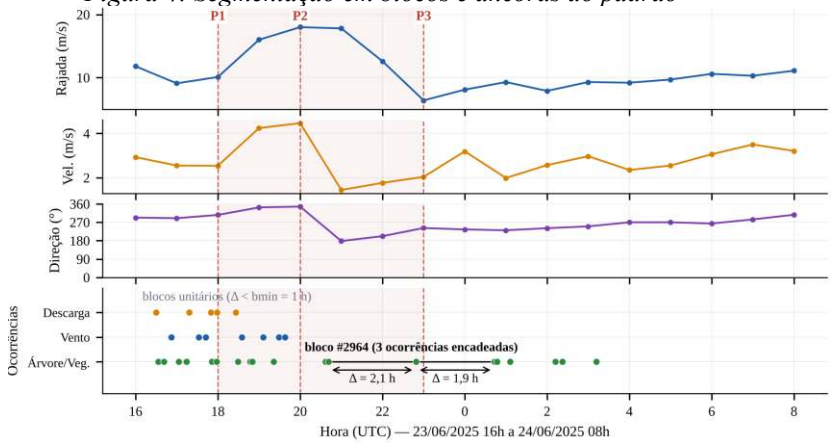
A exploração dos dados na IHM evidenciou a necessidade de considerar conjuntos de ocorrências, em vez de analisar cada interrupção isoladamente. Durante tempestades, as interrupções podem se suceder ao longo de períodos mais extensos, de modo que uma interrupção isolada fornece informações limitadas sobre o episódio meteorológico associado. Assim, ocorrências consecutivas registradas dentro de um intervalo de tempo definido são agrupadas em blocos, o que permite relacionar a distribuição cronológica das falhas às condições de vento observadas no período, conforme ilustrado na Figura 4.

A definição dos blocos parte de três pontos de referência, as âncoras: instantes fixados em relação a uma interrupção, tomada como t_0 (hora cheia, UTC), nos quais se lê o valor de cada variável climática (rajada, velocidade e direção do vento). P2 = t_0 é o momento da interrupção; P1 = $t_0 - a$, com a = 2 h, é o instante que a antecede; e P3 = $t_0 + 3$ h, o que a sucede. Para o presente trabalho, os valores mais adequados entre os avaliados foram 2 h antes (P1) e 3 h depois (P3). O conceito de âncora é central neste trabalho: é por meio das âncoras que cada bloco é descrito como um padrão e comparado com as demais curvas, e é nelas que se calculam os desvios e as semelhanças das equações apresentadas adiante. A comparação é feita apenas nas âncoras; o que há entre elas não entra no cálculo.

A partir das âncoras definem-se os blocos. A primeira ocorrência fixa o P2 do bloco (t_0), e P1 e P3, no entorno de P2, delimitam a sua janela: as ocorrências registradas dentro dela são agrupadas em um mesmo bloco, e a primeira registrada além de P3 abre um novo bloco, com suas próprias âncoras. *Hora de crise* é qualquer hora coberta por um bloco. Assim, P1, P2 e P3 são parte determinante do bloco, pois são eles que traçam suas delimitações. A Figura 4 ilustra o critério: a segunda ocorrência, 2,1 h depois da primeira, está dentro de P3 e integra o bloco; a terceira, 4,0 h depois da primeira, está além de P3 e não integra o bloco, iniciando um novo.

ISSN 2317-1316

Figura 4: Segmentação em blocos e âncoras do padrão



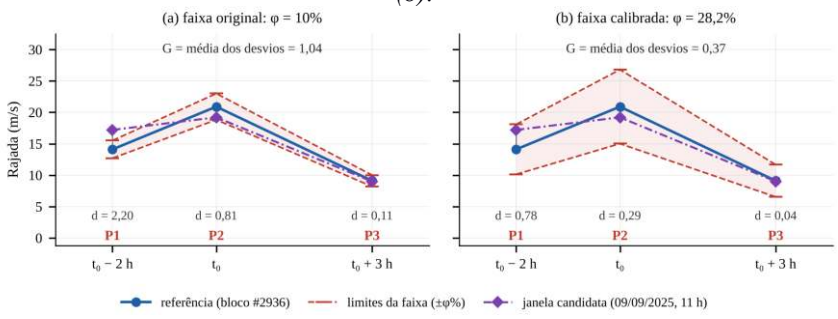
. *Fonte: elaborado pelos autores com dados da ANEEL e do IFS.*

2.5 Lógica de comparação entre curvas para a determinação de padrões

Definidos os blocos, estabeleceu-se a estrutura de análise: comparar curvas pelo grau de semelhança entre elas através da determinação de desvios. Primariamente, é determinada uma curva de referência de uma variável climática de um bloco, observada em três pontos P1, antes do bloco; P2, no início dele (t_0); e P3, depois. Em seguida, são delimitadas as *faixas de desvio,* que são calculadas com ±φ% do valor de referência em cada âncora (P1, P2 e P3). Essa referência é confrontada com todas as demais curvas da base de dados, que chamaremos como *curvas candidatas*. Na Figura 5 é apresentado um exemplo de curva de referência, limites de ±φ% e uma janela candidata.

Essa lógica foi implementada inicialmente em planilha (Excel), com dez padrões e parâmetros fixados à mão; o desenvolvimento seguiu para a comparação de cada padrão com todas as horas da série e para a probabilidade por tipo de falha. A Figura 5 mostra a mesma curva de referência e a mesma janela candidata com a faixa original de 10% (a) e a calibrada de 28,2% (b); vale citar que a comparação ocorre apenas em P1, P2 e P3.

Figura 5: Exemplo de determinação de faixas padrões, com a faixa original de 10% (a) e a calibrada de 28,2% (b).



ISSN 2317-1316

Fonte: elaborado pelos autores com dados do IFS.

Quanto menor o desvio da candidata em relação à referência nesses pontos, isto é, quanto mais perto do centro da faixa ela passa, maior a semelhança. Há ainda o ponto G (global), que não pertence à curva nem ao padrão: é um ponto auxiliar, usado apenas na aferição da semelhança, que resume os desvios em P1, P2 e P3 e é detalhado na seção 2.6.

2.6 Algoritmo de semelhança entre padrões

Esta seção descreve o cálculo do índice de semelhança entre uma curva candidata e a curva de referência. Primeiro, determinam-se os desvios, que medem a distância entre cada ponto da candidata e o ponto correspondente da referência, em número de faixas φ; em seguida, os desvios são convertidos em semelhança por ponto e, por fim, combinados na semelhança final S_F.

2.6.1 Determinação dos Desvios de uma amostra em função do padrão

Cada padrão tem, assim, 9 pontos de comparação. O cálculo combina relações, ponderações e compara cada padrão (curva de referência) com a curva candidata. O desvio relativo em cada ponto é dado pela Equação (1):

$$d_{v,p} = \frac{\left|x_{v,p}^{\text{ref}} - x_{v,p}^{\text{cand}}\right|}{\left|x_{v,p}^{\text{ref}}\right| \cdot \varphi/100} \quad (1)$$

Sendo:

$d_{v,p}$ é o desvio relativo da variável v na âncora p, medido em número de faixas φ

$x_{v,p}^{\text{ref}}$, o valor da variável v na âncora p do padrão de referência

$x_{v,p}^{\text{cand}}$, o valor correspondente na curva candidata;

φ, a faixa de tolerância (%).

Contudo, é necessário que se adotem critérios para equalização dos dados. Para a direção do vento, o valor da diferença angular mínima deverá seguir o cálculo representado na Equação (2):

$$diferença\ angular_{min} = \begin{cases} \Delta, & \text{se } \Delta \leq 360° - \Delta \\ 360° - \Delta, & \text{se } \Delta > 360° - \Delta \end{cases} \quad (2)$$

Sendo:

Δ a diferença absoluta entre os ângulos;

E quando $x^{\text{ref}} = 0$, usa-se 0,01 no denominador para que não seja gerada uma indeterminação.

ISSN 2317-1316

2.6.2 Determinação do Desvio Médio das amostras

O padrão de um bloco é o comportamento de cada variável v (rajada, velocidade média e direção) em três instantes de referência, as *âncoras*. A quarta âncora, G, não é um instante da série, mas a média dos desvios em P1, P2 e P3, dada pela Equação (3):

$$d_{v,\mathrm{G}} = \frac{1}{3}\left(d_{v,\mathrm{P1}} + d_{v,\mathrm{P2}} + d_{v,\mathrm{P3}}\right) \tag{3}$$

Onde:

$d_{v,\mathrm{G}}$ é o desvio global da variável v

$d_{v,\mathrm{P1}}$, $d_{v,\mathrm{P2}}$ e $d_{v,\mathrm{P3}}$, desvios relativos a P1, P2 e P3

Com isso, cada variável admite a média dos desvios e o padrão assume agora 12 pontos de comparação.

2.6.3 Definição da similaridade parcial

O desvio calculado $d_{v,p}$ é convertido em semelhança por ponto, cuja a relação desenvolvida pela Equação (4) faz que se diminua linearmente até zero conforme o desvio for maior:

$$S_{v,p} = \begin{cases} 1 - \dfrac{d_{v,p}}{\ell_p\,\ell_v}, & \text{se } d_{v,p} \le \ell_p \ell_v \\ 0, & \text{se } d_{v,p} > \ell_p \ell_v \end{cases} \tag{4}$$

em que

$S_{v,p}$ é a semelhança do ponto, entre 0 e 1;

ℓ_p, o fator da posição p;

ℓ_v, o fator da variável v

Os fatores de ponderações ℓ_p e ℓ_v, são impostos às âncoras e as variáveis climáticas. Eles são definidos pelo usuário, permitindo dessa forma, que sejam conferidos os limites e as importâncias relativas a cada variável. A semelhança vale 1 quando as curvas coincidem ($d_{v,p} = 0$) e cai linearmente com o desvio maior. O produto $\ell_p \ell_v$ é o desvio limite, em número de faixas φ.

2.6.4 Definição da similaridade Final

Afim de se ponderar o bloco como um conjunto, é determinada a semelhança dos espectros que é a média ponderada dos 12 pontos, dada pela Equação (5):

ISSN 2317-1316

$$S_E = \frac{\sum_{v,p} w_p \; w_v \; S_{v,p}}{\sum_{v,p} w_p \; w_v} \quad (5)$$

Sendo

S_E é a semelhança dos espectros

w_p, o peso da posição p, cada uma

w_v, o peso da variável, cada uma

$\sum_{v,p}$, as somas que percorrem as três variáveis v e as quatro âncoras p (P1, P2, P3 e G).

Complementarmente, cada ponto é classificado pela razão $r = d_{v,p}/(\ell_p \ell_v)$ em quatro classes de ajuste — $r \leq 0{,}5$; $0{,}5 < r \leq 1$; $1 < r \leq 2$; e $2 < r \leq 3$, com frações F_0 a F_3 dos 12 pontos; pontos com $r > 3$ são ignorados. A semelhança final combina uma base, que premia os pontos bem ajustados demonstrado na expressão (6), e uma penalidade, que pune os não ajustados conforme a Equação (7), resultando é expresso na expressão (8).

$$B = \beta S_E + (1 - \beta)(F_0 + \sigma_1 F_1) \quad (6)$$

$$Q = (1 - \beta)(F_3 + \sigma_2 F_2) \quad (7)$$

$$S_F = B\,(1 - Q) \quad (8)$$

em que:

B é a base; Q, a penalidade

S_F, a semelhança final;

β, o peso de S_E na base

F_0 a F_3, as frações dos 12 pontos em cada classe de r

σ_1, o peso parcial da classe F_1 na base;

σ_2, o peso parcial da classe F_2 na penalidade.

A semelhança final S_F permite decidir quais janelas candidatas são consideradas semelhantes à curva de referência. Para isso, o operador do sistema define, no painel, um limiar de semelhança, λ, com valor entre 0 e 1: a janela é *similar* quando $S_F \geq \lambda$. Como S_F também varia entre 0 e 1, quanto mais próximo de 1 ele estiver, mais semelhante é a janela candidata da referência; quanto mais próximo de 0, menos semelhante. Assim, o operador controla o rigor da comparação: valores altos de λ mantêm apenas as janelas muito parecidas com a referência, e valores baixos admitem mais janelas. O painel reproduz esse cálculo, etapa por etapa, para

ISSN 2317-1316

qualquer janela escolhida, o que permite ao operador verificar como cada ponto contribui para a semelhança final. Um exemplo numérico é apresentado nos resultados.

2.7 Implementação do Conjunto de Algorítmos

Após a definição dos algoritmos, a IHM foi ampliada para incorporar as funcionalidades responsáveis por sua execução e pela análise dos resultados. A aba Banco de Curvas realiza uma varredura completa, com duração de 13 a 30 segundos, conforme a configuração selecionada, e apresenta os resultados em cartões que reúnem métricas de precisão, ganho em relação à taxa-base e probabilidades por tipo de falha, além de uma visualização analítica por janela temporal (Figura 6). A aba Pesos disponibiliza 22 controles e três configurações predefinidas (presets), permitindo ajustar os parâmetros do índice utilizado (Figura 7). Já a aba Dados foi atualizada para incluir a distribuição dos blocos de eventos por tamanho.

Figura 6: Aba Banco de Curvas do painel (trecho), com os padrões únicos, a precisão, o ganho e a probabilidade por tipo de falha.



Figura 7: Aba Pesos do painel, com os presets e os controles de pesos e limites do índice.



3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados decorrem da aplicação de duas ferramentas à mesma base de dados: a planilha, em que a lógica de semelhança foi implementada e testada, e o painel, que estende o

ISSN 2317-1316

mesmo cálculo a todas as horas da série histórica. Para cada ferramenta, apresentam-se, na seção 3.1, os dados que é possível obter e um exemplo de aplicação; na seção 3.2, discutem-se a assertividade e as limitações do sistema.

3.1 Resultados

Na planilha, informados a faixa φ, os dez padrões de referência e uma medição a analisar, obtêm-se (Figuras 8 e 9):

a) os 90 desvios brutos da medição (10 padrões × 3 variáveis × 3 âncoras);

b) a semelhança de cada ponto, $S_{v,p}$, e a semelhança dos espectros, S_E, de cada padrão;

c) as frações de pontos em cada classe de ajuste e a semelhança final, S_F, de cada padrão;

d) a classificação de cada padrão como similar ou não similar, conforme o limiar λ;

e) a probabilidade de falha por origem (12 tipos) e por categoria (4 falhas), com a categoria mais provável.

Figura 8: Planilha: (a) dados de entrada, com a medição analisada e os desvios brutos dos dez padrões; (b) processamento do Padrão 01.

(a) Dados de entrada: medição analisada e desvios brutos dos 10 padrões

Medição analisada		
Velocidade Média do Vento	P1	6.2
	P2	6.8
	P3	7.1
Velocidade Rajada de Vento	P1	14.2
	P2	15.1
	P3	16.3
Ângulo do Vento	P1	56
	P2	57
	P3	56

		Padrão 01	Padrão 02	Padrão 03	Padrão 04	Padrão 05	Padrão 06	Padrão 07	Padrão 08	Padrão 09	Padrão 10
Velocidade Média do Vento	P1	1.273	4.762	1.481	0.690	3.673	2.157	1.268	3.861	4.762	2.619
	P2	1.525	7.436	3.077	0.968	2.766	2.143	0.761	3.761	3.878	2.360
	P3	1.270	3.654	2.241	1.833	2.526	1.639	0.405	3.661	2.679	2.680
Velocidade Rajada de Vento	P1	1.833	4.343	3.922	4.490	2.155	5.435	0.000	2.900	1.736	0.596
	P2	0.786	4.804	5.253	4.804	2.135	6.593	0.000	2.877	0.863	0.904
	P3	0.867	4.554	6.804	4.554	1.093	6.465	0.355	2.201	0.940	0.468
Ângulo do Vento	P1	1.667	12.400	2.444	4.737	5.556	4.359	10.741	1.915	8.065	3.333
	P2	1.400	11.923	2.391	5.405	5.000	5.405	9.655	1.875	7.812	3.571
	P3	1.667	10.000	2.444	4.737	5.135	4.737	9.310	1.429	7.500	3.659

(b) Processamento: cálculo do Padrão 01

		Padrão 01							
		Limite Similaridade	Valor medido	Similaridade Limitada	Sem Similaridade	Fator de ponderação	Valor Analisado	Desvio de 0-50%	Desvio de 50 - 100%
Velocidade Média do Vento	Similaridade P1	4	1.2727	0.6818	0.0000	2	1.3636	1	0
	Similaridade P2	4	1.5254	0.6186	0.0000	5	3.0932	1	0
	Similaridade P3	4	1.2698	0.6825	0.0000	1	0.6825	1	0
	Similaridade G	4	1.3560	0.6610	0.0000	1	0.6610	1	0
Velocidade Rajada de Vento	Similaridade P1	4	1.8333	0.5417	0.0000	6	3.2500	1	0
	Similaridade P2	4	0.7857	0.8036	0.0000	15	12.0536	1	0
	Similaridade P3	4	0.8667	0.7833	0.0000	3	2.3500	1	0
	Similaridade G	4	1.1619	0.7095	0.0000	3	2.1286	1	0
Ângulo do Vento	Similaridade P1	4	1.6667	0.5833	0.0000	10	5.8333	1	0
	Similaridade P2	4	1.4000	0.6500	0.0000	2	1.3000	1	0
	Similaridade P3	4	1.6667	0.5833	0.0000	2	1.1667	1	0
	Similaridade G	4	1.5778	0.6056	0.0000	4	2.4222	1	0

Fonte: elaborado pelos autores.

Na medição analisada, cinco dos dez padrões superaram o limiar ($\lambda = 0{,}30$), com S_F entre 0,34 e 0,80, e a Falha 01 foi a mais provável (67,3%), seguida das Falhas 02 (21,7%), 04 (10,9%) e 03 (0,07%), conforme a Figura 9. Nessa versão, os padrões, os parâmetros (como a faixa original de 10%, Figura 5a) e o agrupamento em categorias de falha são definidos manualmente pelos autores. Em ambas as ferramentas, a comparação ocorre apenas em P1, P2 e P3.

ISSN 2317-1316

Figura 9: Planilha: (a) semelhança final, limiar e padrões similares; (b) probabilidade por falha e categoria mais provável.

(a) Final: semelhança final, limiar e padrões similares

Similaridade Final	
Padrão 01	0.80339
Padrão 02	0.00242
Padrão 03	0.15950
Padrão 04	0.19666
Padrão 05	0.24681
Padrão 06	0.11190
Padrão 07	0.55617
Padrão 08	0.35276
Padrão 09	0.34007
Padrão 10	0.45598

Limite de Similaridade	30.000%

Padrões Similares a Medição Realizada			
Padrão 01	Similar	Padrão 06	
Padrão 02		Padrão 07	Similar
Padrão 03		Padrão 08	Similar
Padrão 04		Padrão 09	Similar
Padrão 05		Padrão 10	Similar

(b) Final: probabilidade por falha

Extratificação das Falhas								do Tipo de	
Falha	Padrão em função da Origem de falha						Similaridade		
Falha 01	5	P1	P3	P4	P7	P10	0.43434	67.326%	Falha 01
Falha 02	3	P5	P6	P9			0.23292855217	21.663%	
Falha 03	1	P2					0.00241794872	0.075%	
Falha 04	1	P8					0.3527566348	10.936%	

O painel aplica a mesma lógica a todas as horas da série, com a faixa calibrada de 28,2% (Figura 5b), e permite obter:

a) na aba Dados, as ocorrências por causa (Árvore/Vegetação responde por 77% das ocorrências relevantes e Vento, por 10%) e a distribuição dos blocos por tamanho;

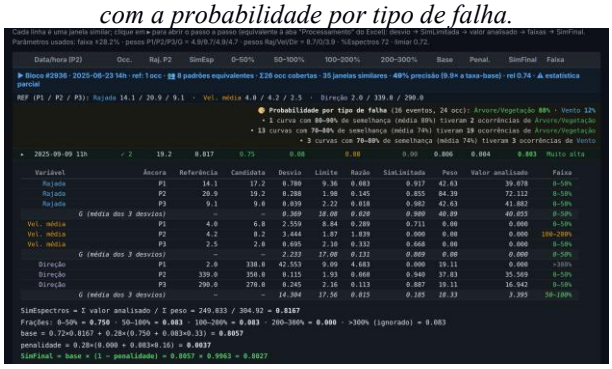
b) na aba Série Temporal, rajada, velocidade, direção e ocorrências no mesmo eixo, filtráveis por ano e mês;

c) na aba Banco de Curvas, por padrão, a precisão, o ganho sobre a taxa-base, a probabilidade por tipo de falha e a análise por janela temporal (Figura 6);

d) na aba Pesos, o ajuste dos 22 controles do índice e a escolha entre três presets, aplicados à varredura do banco de curvas (Figura 7).

Como exemplo de aplicação do painel, com os valores predefinidos (φ = 28,2% e λ = 0,72), comparam-se o bloco #2936, como referência, e a janela de 09/09/2025, às 11 h (UTC), como candidata (Figura 5b). Na rajada, a referência marca 14,1, 20,9 e 9,1 m/s em P1, P2 e P3, e a candidata, 17,2, 19,2 e 9,0 m/s. O painel informa S_E = 0,8167 e as frações F_0 = 0,750 e F_1 = F_2 = 0,083, o que resulta em base de 0,8057, penalidade de 0,0037 e S_F = 0,8027. Como S_F > λ, a janela é considerada similar ao bloco de referência. A Figura 10 mostra o passo a passo desse cálculo no painel.

Figura 10: Painel: passo a passo da comparação entre o bloco #2936 e a janela de 09/09/2025, 11 h (UTC), com a probabilidade por tipo de falha.



ISSN 2317-1316

3.2 Discussão

Aplicados à série completa, os parâmetros da planilha (φ = 10% e λ = 0,30) tornam similares cerca de 20% a 25% das horas, e a precisão do banco se aproxima da taxa-base. Isso indica que esses valores, definidos para dez padrões e uma medição, não são adequados à série completa e precisam ser reajustados pelo operador na aba Pesos.

Quanto à assertividade, a planilha comprova o funcionamento do cálculo, mas não permite avaliar acerto, pois usa uma única medição e padrões definidos à mão. No painel, a precisão e o ganho medem a aderência histórica, isto é, quanto das horas similares a um padrão coincidiu com blocos de ocorrências na própria base; esses indicadores não foram verificados em dados não utilizados no cálculo e, por isso, não devem ser lidos como previsão.

O sistema tem ainda as seguintes limitações: (i) as ocorrências classificadas como Vento são apenas 10%, e a causa Árvore/Vegetação, majoritária (77%), não permite separar o que foi provocado pelo vento; (ii) as variáveis vêm de um modelo numérico (IFS, 9 km), e não de medição local; (iii) os resultados dependem de parâmetros definidos pelo usuário (φ, λ, pesos e limites); (iv) o agrupamento dos padrões em categorias de falha é manual; e (v) o estudo se restringe a Bertioga/SP.

4 CONCLUSÃO

Este trabalho desenvolveu, para Bertioga/SP, um método de identificação de padrões de vento associados a blocos de interrupções, baseado em âncoras (P1, P2 e P3), em desvios em relação a uma faixa de tolerância e em uma semelhança final S_F, implementado em planilha e em painel interativo. A planilha demonstrou o cálculo em dez padrões e uma medição, com cinco padrões similares e a Falha 01 como a mais provável (67,3%). O painel aplicou o mesmo cálculo às 70.152 horas da série e reuniu, em um único ambiente, os dados, a série temporal, o banco de curvas e o ajuste dos parâmetros. Os indicadores de precisão, ganho e probabilidade por tipo de falha descrevem a aderência dos padrões ao histórico e não foram validados com dados fora da amostra; portanto, o sistema apoia a análise de eventos, mas não prevê interrupções. A predominância de Árvore/Vegetação (77%), a origem modelada das variáveis e a definição dos parâmetros e das categorias de falha limitam a assertividade. Como trabalhos futuros, propõem-se validar o banco de curvas em período não utilizado no cálculo, restringir a análise às causas ligadas ao vento, justificar a escolha de φ e λ e confrontar a série IFS com

ISSN 2317-1316

medições locais. Os autores agradecem ao orientador, Prof. Msc. Alexandre Shozo Onuki, e à Universidade Santa Cecília.

5 DECLARAÇÃO DE USO DE IA

Declaração de Uso de IA: Durante a elaboração deste trabalho, utilizou-se a ferramenta Claude (Anthropic) para apoiar o desenvolvimento e a verificação do código do painel e dos scripts de análise, a geração das figuras e a estruturação e redação do texto. O conteúdo foi revisado, editado e validado pelos autores, que assumem total responsabilidade pelo texto final.

6 REFERÊNCIAS

ANEEL. Dados Abertos, Interrupções de Energia Elétrica nas Redes de Distribuição. Disponível em: https://dadosabertos.aneel.gov.br/dataset/interrupcoes-de-energia-eletrica-nas-redes-de-distribuicao. Acesso em: 21 de junho de 2026.

BERGSTRA, J.; BENGIO, Y. Random search for hyper-parameter optimization. *Journal of Machine Learning Research*, v. 13, p. 281–305, 2012.

ECMWF. *IFS Documentation*. Reading: European Centre for Medium-Range Weather Forecasts. Disponível em: https://www.ecmwf.int/en/publications/ifs-documentation. Acesso em: 13 de outubro de 2026.

FRIEDMAN, J. H. Greedy function approximation: a gradient boosting machine. *The Annals of Statistics*, v. 29, n. 5, p. 1189–1232, 2001.

HANSEN, N.; OSTERMEIER, A. Completely derandomized self-adaptation in evolution strategies. *Evolutionary Computation*, v. 9, n. 2, p. 159–195, 2001.

MALANDRUCCOLO, A. C.; SILVA, M. P. S. DA; DINIZ, R. S. Identificação de Padrões de Comportamento de Operação em Linhas de Distribuição sob Influência de Variáveis Climáticas para Determinação de Falhas ou Suportabilidade Operacional. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Elétrica e Eletrônica) – Faculdade de Engenharia Elétrica e Eletrônica, Universidade Santa Cecília, Santos, 2022.

MANNING, C. D.; RAGHAVAN, P.; SCHÜTZE, H. *Introduction to Information Retrieval*. Cambridge: Cambridge University Press, 2008.

RAGAZZO, A. V. P. B. Ciência de dados para identificação da relação entre variáveis climáticas e interrupções em redes de energia elétrica. Artigo (Graduação em Engenharia Elétrica) – Pontifícia Universidade Católica de Goiás, Goiânia, 2025. Disponível em: https://repositorio.pucgoias.edu.br/jspui/handle/123456789/9617.

SANCHES, A. L. et al. Impactos das Mudanças Climáticas em Sistemas de Energia Elétrica. 2023.

ISSN 2317-1316

SINAPSIS; CLIMATEMPO. Relatório de Impactos Climáticos no Setor Elétrico. 2021.

ZIPPENFENIG, P. *Open-Meteo.com Weather API* [Computer software]. Zenodo, 2023. DOI: 10.5281/zenodo.7970649. Disponível em: https://open-meteo.com. Acesso em: 13 de outubro de 2026.