

DETECÇÃO DE ARCO ELÉTRICO SÉRIE EM SISTEMAS FOTOVOLTAICOS COM UMA ABORDAGEM VIA ANÁLISE ESPECTRAL

Frederico Horz Saviano

Grupo de Eletrônica de Potência e Controle (GEPOC)
Universidade Federal de Santa Maria (UFSM)
Santa Maria, Brasil
frederico.saviano@acad.ufsm.br

Rafael Concatto Beltrame

Grupo de Eletrônica de Potência e Controle (GEPOC)
Universidade Federal de Santa Maria (UFSM)
Santa Maria, Brasil
beltrame@gepoc.ufsm.br

Eugênio Piveta Pozzobon

Grupo de Eletrônica de Potência e Controle (GEPOC)
Universidade Federal de Santa Maria (UFSM)
Santa Maria, Brasil
eugenio.pozzobon@acad.ufsm.br

Humberto Pinheiro

Grupo de Eletrônica de Potência e Controle (GEPOC)
Universidade Federal de Santa Maria (UFSM)
Santa Maria, Brasil
humberto.ctlab.ufsm.br@gmail.com

Jorge Rodrigo Massing

Grupo de Eletrônica de Potência e Controle (GEPOC)
Universidade Federal de Santa Maria (UFSM)
Santa Maria, Brasil
jorgemassing@gepoc.ufsm.br

Abel Antônio Bilibio Gehm

Grupo de Eletrônica de Potência e Controle (GEPOC)
Universidade Federal de Santa Maria (UFSM)
Santa Maria, Brasil
abelgehm@gmail.com

Resumo—Este artigo apresenta um método para detecção de faltas ocasionadas por arcos elétricos série no lado CC de sistemas fotovoltaicos, explorando o uso da Transformada Rápida de Fourier. Em particular, o método se concentra na detecção do ruído rosa, comparando componentes específicas com níveis de limiares pré-definidos. Além disso, é realizada a exclusão das componentes associadas à frequência de comutação do inversor para cada sistema em análise. Esse enfoque permite a distinção entre operações normais e presença de arcos elétricos, contribuindo para maximizar a segurança e a eficiência dos sistemas fotovoltaicos.

Palavras-chave—Arco Elétrico Série, Sistemas Fotovoltaicos, Transformada Rápida de Fourier, Componentes Espectrais.

INTRODUÇÃO

Apesar de sua notável capacidade de gerar energia limpa, os sistemas de geração de energia solar fotovoltaica (*Photovoltaic* — PV) não estão isentos de desafios técnicos e operacionais. Dentre esses desafios, a ocorrência de arcos elétricos série (*Series Arc Fault* — SAF) é um fenômeno potencialmente perigoso [1].

Quando um SAF ocorre entre dois condutores, surge uma descarga de plasma de alta temperatura devido à corrente elétrica que flui através de um meio gasoso (frequentemente o ar) [2]. Em sistemas PV, essas falhas podem ocorrer devido a problemas de isolamento, contatos soltos ou deterioração de equipamentos [3]. Essas ocorrências são extremamente perigosas, pois podem provocar incêndios, resultando em danos consideráveis na planta [1]. Dessa forma, a detecção e a mitigação de arcos elétricos é de suma importância.

Atualmente, com a identificação desses riscos, normas internacionais como a UL 1699B [4] e a IEC 62548 [5] têm exigido a inclusão de Dispositivos de Detecção de Arco (*Arc Fault Detector* — AFD). Estes dispositivos desempenham um papel crucial na proteção dos sistemas PV com a ocorrência de arcos elétricos, uma vez que possibilitam a interrupção do fluxo de energia [6]. Para que essa proteção seja feita de forma adequada, garantindo a segurança e evitando possíveis danos, a detecção de um SAF deve ser realizada em tempo inferior a 2,5 s ou antes que a energia do arco ultrapasse 750 J, de acordo com a norma IEC 63027 [7].

Existem várias abordagens para detectar SAF em sistemas PV, variando de dispositivos especializados a técnicas de análise de dados sofisticadas. A Transformada Rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform* — FFT), é uma técnica amplamente utilizada para analisar as componentes espectrais de um sinal, sendo muito útil na identificação de arcos elétricos devido a sua sensibilidade a flutuações e distorções no sinal elétrico [8]–[10]. A metodologia adotada pelos autores em [11] considera a média dos componentes espectrais na faixa de 5 a 48 kHz. Entretanto, adaptações se fazem necessárias para diferenciar eventos específicos, como o acionamento ou o desligamento do inversor. Para esse propósito, a análise da componente de corrente contínua (*Direct Current* — DC) do sinal pode ser empregada.

Adicionalmente, em [12], o espectro da corrente CC (do lado dos painéis) é analisado e a detecção do SAF ocorre com base em duas condições: a primeira é estabelecida quando

a média das magnitudes das componentes espectrais nas frequências entre 5 e 40 kHz é maior do que um valor de limite pré-definido; a segunda é estabelecida quando essa média é três vezes maior do que a média das magnitudes na faixa de frequências entre 50 e 100 kHz. É importante ressaltar que os autores realizaram seus testes com base em fontes CC, o que não necessariamente contempla a totalidade dos cenários potenciais de arco em sistemas fotovoltaicos.

Além disso, existem outros métodos de detecção, como os baseados na Transformada Wavelet Discreta (*Discrete Wavelet Transform* — DWT) utilizada em [13] ou na *Wavelet Packet Decomposition* (WPD) utilizada em [14], que apresentam bons resultados. Contudo, esses métodos possuem como principal desvantagem o elevado custo computacional quando comparados à FFT [14].

Métodos que analisam o sinal no tempo, como a entropia [15], a variância [16] e outras técnicas estatísticas [17] também têm suas aplicações e méritos. No entanto segundo [14], estes estão suscetíveis a ter seu desempenho afetado por fatores como operação do rastreamento do ponto de máxima potência (*Maximum Power Point Tracking* — MPPT) do inversor, distúrbios de picos aleatórios e ruídos presentes no ambiente.

Visando bons resultados e baixo custo computacional, este artigo se concentrará na utilização da FFT, para extrair a média das componentes espectrais em bandas específicas, para a detecção de SAF em sistemas PV.

TRANSFORMADA RÁPIDA DE FOURIER

A Transformada Discreta de Fourier (*Discret Fourier Transform* — DFT) é definida em (1), onde $x[n]$ é um vetor que contem o sinal amostrado no tempo, sendo n o índice da amostra [18]. A sequência resultante $X[k]$ consiste em uma série de N números complexos, os quais representam as componentes da sequência no domínio da frequência discreta.

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]e^{-\frac{2\pi i}{N}kn} \quad (1)$$

A DFT calcula a representação espectral discreta de um sinal de tempo discreto. Ela produz uma sequência complexa de números que representa as amplitudes e as fases das componentes espectrais do sinal. No entanto, a DFT é computacionalmente intensiva e ineficiente para sinais longos (elevados valores de N).

Para resolver este problema, algoritmos que implementam a DFT de forma otimizada são normalmente utilizados, pois reduzem a complexidade computacional, permitindo o processamento de sinais em tempo real [18]. Nesse contexto que se encontra a FFT.

As componentes espectrais obtidas a partir da FFT de um sinal podem ser decompostas em magnitude e fase. No entanto, neste contexto, apenas a magnitude será utilizada, conforme descrito em (2), onde $M[k]$ representa a magnitude da k -ésima componente espectral do sinal.

$$M[k] = \sqrt{\text{Re}^2(X[k]) + \text{Im}^2(X[k])} \quad (2)$$

Em contraste com a FFT, que oferece uma visão global das componentes espectrais presentes em todo o sinal, a *Short Time Fourier Transform* (STFT) fornece a informação das componentes em uma pequena janela de tempo, sendo empregada em situações em que o conteúdo harmônico do um sinal varia ao longo do tempo [18]. Isso é feito através da multiplicação do sinal de entrada por uma função janela, que é deslocada ao longo do tempo. Assim, para cada posição da janela, obtêm-se um espectro de frequência que é válido apenas para o intervalo do sinal coberto pela janela.

Conforme [18], a representação matemática da STFT é dada por:

$$STFTx[n](k, m) = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]w[m-n]e^{-j2\pi kn/N} \quad (3)$$

onde k é o índice relacionado à frequência, n é o índice relacionado ao tempo, N é o número total de pontos da janela e m é o ponto central da janela. Essa abordagem possibilita uma análise mais detalhada de sinais, fornecendo uma descrição mais precisa do sinal em diferentes frequências e instantes de tempo.

RUÍDO ROSA

O ruído rosa (*pink noise*), também conhecido como ruído $1/f$, é um tipo de ruído que possui densidade de potência espectral inversamente proporcional à frequência do sinal [19]. Estas características podem ser verificadas através de técnicas de análise de sinais, como a FFT.

A densidade espectral de potência (*Power Spectral Density* — PSD) de um ruído qualquer pode ser matematicamente descrita da seguinte maneira [20]:

$$PSD(f) = \frac{A}{f^y} \quad (4)$$

onde A representa a amplitude de potência e a constante y é uma variável que caracteriza a “cor” do ruído. No caso de ruídos rosas, y assume um valor próximo de 1. Conforme [20], arcos elétricos em sistemas PV apresentam um ruído com $y = 1,26$.

A PSD associada a um ruído pode ser transposta para o espectro de magnitude ($M_R[f]$), através de (5). Essa transposição leva em consideração a resolução de frequência, representada por Δf . Por exemplo, para uma FFT de 1024 pontos e uma frequência de amostragem (F_s) igual a 250 kHz, a resolução de frequência é calculada como $\Delta f = 250000/1024 = 244,14$ Hz.

$$M_R[f] = \Delta f \cdot \sqrt{\sum_{k=f \cdot \Delta f + 1}^{(f+1) \cdot \Delta f} \frac{A}{k^y}} \quad (5)$$

onde a variável k corresponde ao índice de cada ponto dentro da banda de frequência de interesse.

ENSAIOS EM CAMPO

Experimentos foram conduzidos em campo, especificamente em uma *string* de uma usina solar fotovoltaica de 100 kWp, conforme apresentado na Figura 1. Usando um osciloscópio Tektronix MDO4054-3, entre outras variáveis, foi capturada a componente alternada da corrente da *string* conectada a uma das portas do inversor.

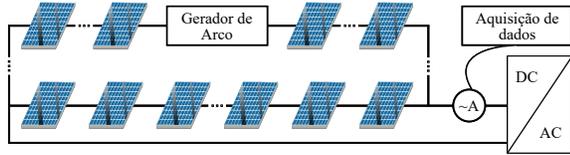


Fig. 1. Diagrama simplificado da usina fotovoltaica

Diferentes cenários foram emulados, resultando em um banco de dados diversificado. Foram observadas perturbações no lado CC causadas por interferências no lado CA, efeitos de sombreamento parcial e ruídos originados pela operação do inversor, além do próprio rastreamento do ponto de máxima potência pelo inversor.

Apenas como exemplo, a STFT foi aplicada ao sinal de corrente medido previamente e posteriormente à ocorrência do arco, conforme se observa na Fig. 2. Nota-se, a partir do instante 2 s uma mudança significativa nas componentes harmônicas que compõem o sinal.

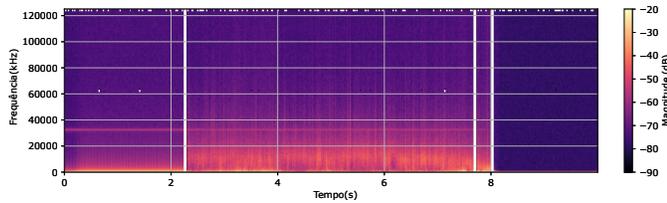


Fig. 2. Espectrograma de um sinal com e sem SAF

MÉDIA DAS COMPONENTES ESPECTRAIS

O procedimento para detecção de arco série envolve o cálculo da média da magnitude das componentes espectrais dentro de intervalos de frequência preestabelecidos. O valor médio das magnitudes dentro de um intervalo de frequência é definido em (6) e (7), conforme [12].

$$M_{av1} = \frac{1}{N_{t1}} \sum_{k=N_1}^{N_2} M[k] \quad (6)$$

$$M_{av2} = \frac{1}{N_{t2}} \sum_{k=N_3}^{N_4} M[k] \quad (7)$$

onde N_{t1} e N_{t2} são os números de componentes de frequência dentro de cada intervalo de frequência considerado, N_1 e N_2 são os índices inicial e final relativos à primeira faixa de frequência, e N_3 e N_4 são os índices inicial e final relativos à segunda faixa de frequência.

Diferente do procedimento apresentado em [12], o algoritmo proposto adota bandas de frequência de 20–50 kHz e 60–100 kHz para a análise espectral. Essa mudança das bandas para frequências superiores ocorreu por dois motivos: minimizar o efeito de distúrbios associados a cargas conectadas no lado CA do inversor (rede elétrica); e minimizar o efeito de sombreamento parcial na *string* de painéis.

Uma vez estabelecidos os limites mínimo (f_1 e f_3) e máximo (f_2 e f_4) de cada faixa de frequência de interesse, é possível calcular os índices correspondentes N_1 e N_2 . A relação entre os índices e os limites de cada faixa de frequência pode ser expressada por:

$$N_x = \left\lceil \frac{f_x \cdot N_{FFT}}{F_s} \right\rceil \quad (8)$$

onde N_{FFT} se refere ao número de pontos empregados na FFT (neste caso, 1024 pontos). A Tabela I apresenta os índices para acessar as componentes espectrais escolhidas para delimitar as bandas de interesse.

TABELA I
ÍNDICES (N_x) PARA AS COMPONENTES DE FREQUÊNCIAS
CORRESPONDENTES QUANDO $N_{FFT} = 1024$.

x	f_x [kHz]	N_x
1	20	82
2	50	205
3	60	246
4	100	410

Levando em consideração que as frequências de comutação dos inversores podem induzir a ocorrência de falsos positivos na detecção de arcos elétricos, foi implementado um vetor de binarização, denotado como $B_v = [1, 1, 1, \dots, 1]$, com dimensão igual ao vetor $M[k]$. Os índices correspondentes às frequências de comutação dos inversores (f_{sw}), seus múltiplos, e suas frequências laterais (L), são identificados nesse vetor e seus valores são alterados para zero.

Então é realizado a multiplicação de cada componente de B_v com a respectiva componente do vetor $M[k]$. Matematicamente, isso é expresso por (9), onde “*” representa o produto elemento a elemento dos vetores.

$$M' = M * B_v \quad (9)$$

Este procedimento anula as contribuições dessas componentes no cálculo das médias de cada faixa, minimizando o risco de detecção incorreta SAFs.

A Fig. 3 fornece uma representação visual do vetor $M[k]$ após a operação de multiplicação com o vetor B_v . Nesse exemplo, B_v foi construído considerando uma frequência de comutação de 32 kHz e uma largura de banda de 1 kHz.

A quantidade de elementos no vetor $M[k]$, em cada faixa, pode ser determinada pela soma dos elementos do vetor base (B_v), entre os índices das faixas de frequência estabelecidas. Com isso, (6) e (7) foram reescritas como:

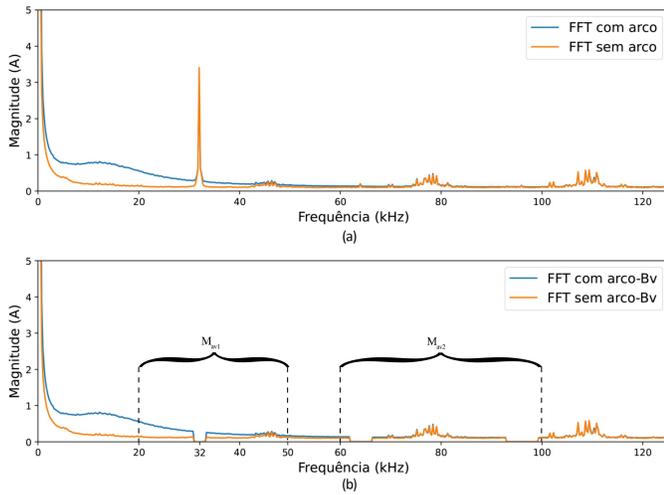


Fig. 3. Magnitudes antes (a) e depois (b) da operação $M * B_v$ com e sem a presença de arco elétrico.

$$M_{av1} = \frac{\sum_{k=N_1}^{N_2} M'(k)}{\sum_{k=N_1}^{N_2} B_v(k)} \quad (10)$$

$$M_{av2} = \frac{\sum_{k=N_3}^{N_4} M'(k)}{\sum_{k=N_3}^{N_4} B_v(k)} \quad (11)$$

TOMADA DE DECISÃO

As médias M_{av1} e M_{av2} foram estratificadas em dados correspondentes a arco e não arco. A partir dessa separação, foi elaborado um gráfico de dispersão (*scatter plot*), que é apresentado na Fig. 4. A análise desse gráfico permite a definição de dois limiares que distinguem predominantemente a região composta pelos pontos referentes a ausência de arco daquela contendo os pontos com arco, ou seja os dados com arco estão predominantemente acima do limiar de 0,23.

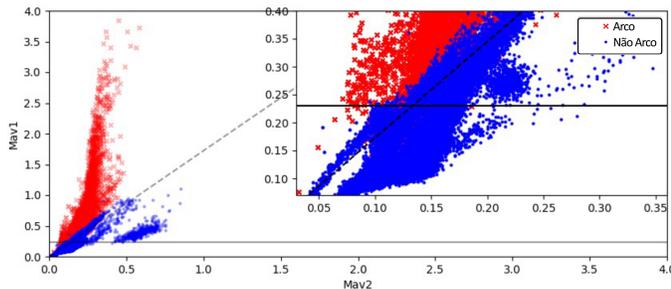


Fig. 4. Gráfico de dispersão dos dados de arco e não arco.

Observa-se na Fig. 4 que a presença de pontos de arco abaixo do limiar estabelecido é mínima. Além disso, nesta mesma figura, foi traçada uma linha pontilhada que representa a reta $y = 1,727 \cdot x$. O coeficiente angular desta reta corresponde à razão entre as médias calculadas conforme (5), considerando as faixas de frequência especificadas. A

linha pontilhada corresponde à distinção entre os dados com presença de arco e os dados com ausência de arco.

Para gerenciar situações em que ocorre falsos positivos, o algoritmo emprega um filtro, assegurando uma identificação mais precisa de um SAF. Esse filtro consiste na contagem de possíveis eventos de arco, incrementando com a possibilidade de arco e decrementado caso contrário. Quando a contagem atinge um valor limiar de 10, o arco elétrico é sinalizado. Se o valor da contagem assumir um valor negativo, ela é zerada. Ou seja, sempre que a soma no integrador atingir esse valor, o algoritmo irá identificar a ocorrência de arco elétrico. A Fig. 5 apresenta o fluxograma que ilustra o funcionamento deste algoritmo.

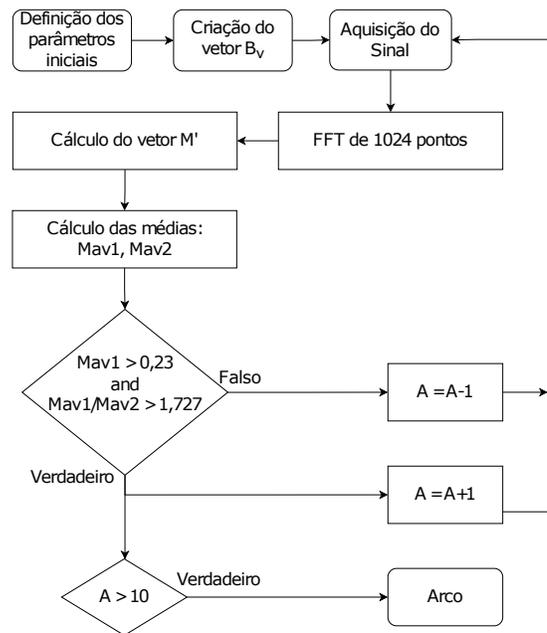


Fig. 5. Fluxograma do algoritmo proposto.

Os parâmetros iniciais descrito na Fig. 5 são compostos principalmente pela frequência do inversor (f_{sw}) e pela frequência lateral (L), para a construção do vetor B_v .

RESULTADOS

A Fig. 6 exhibe a matriz de confusão obtida ao aplicar o algoritmo proposto nos sinais do banco de dados obtido (que considera situações de arco, não arco, sombreamento parcial, rastreamento do ponto de máxima potência, cargas no lado da rede, etc.). Observa-se que o algoritmo não gerou instâncias de *False Positive* (FP) ou *False Negative* (FN).

Casos de FP referem-se à uma situação em que o algoritmo identifica a ocorrência de um arco quando, na verdade, não há. Por outro lado, casos de FN representam a situação em que o algoritmo não identifica a presença de um arco quando, na verdade, há.

É relevante também discorrer sobre os conceitos de *True Positive* (TP) e *True Negative* (TN). TP corresponde à situação

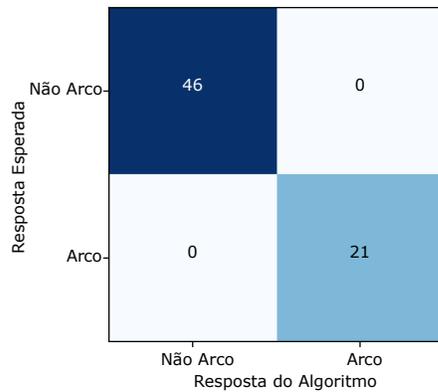


Fig. 6. Matriz de confusão.

em que o algoritmo corretamente identifica a presença de um arco. Já TN é quando o algoritmo acerta ao identificar que não há arco presente.

No contexto destas avaliações, os conceitos de *Precision*, *Accuracy*) e *Recall* adquirem relevância fundamental, conforme detalhado em [21].

A *Precision*, conforme descrito em (12), é calculada como a proporção de identificações positivas realizadas corretamente. Isto é, corresponde à razão entre os TPs e a soma destes com os FPs.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (12)$$

A *Accuracy*, por sua vez, é a proporção de previsões corretas realizadas pelo modelo, levando em conta tanto as previsões positivas quanto as negativas. A *Accuracy* é definida conforme (13).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (13)$$

O *Recall*, correspondente à razão entre os Tps e a soma destes com os FNs, é apresentado em (14).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (14)$$

Com isso, considerando o conjunto de dados, a *Precision* obtida foi de 100%. Além disso, o atraso médio de detecção em sinais com arco foi de 41 ms, enquanto o maior atraso reportado foi de 329 ms.

A Fig. 7 apresenta um sinal com arco e o comportamento das variáveis analisadas para tomada de decisão. Além disso, pode-se observar o comportamento do integrador e a identificação do arco elétrico.

As Figs. 8 e 9 ilustram a curva PR (*Precision Recall*) do modelo de classificação usado no algoritmo proposto e do algoritmo apresentado em [12], respectivamente. No gráfico, o eixo das abscissas representa o *Recall* e o eixo das ordenadas representa a *Precision*. O ponto ideal na curva PR é o canto superior direito, onde tanto *Precision* quanto o *Recall* são 1.

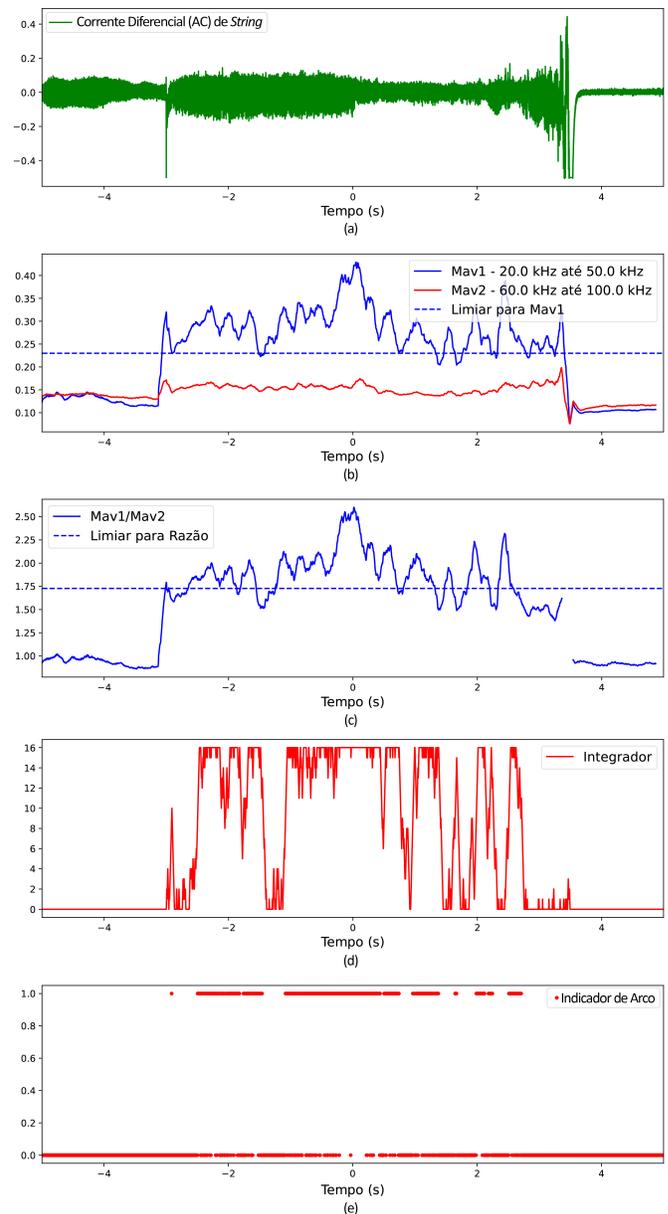


Fig. 7. Análise dos resultados: (a) Componentes alternadas da corrente de *string*. (b) Médias M_{av1} e M_{av2} em função do tempo. (c) Razão M_{av1}/M_{av2} em função do tempo. (d) Integrador. (e) Indicador de Arco.

A área sob a curva PR (AUC-PR) é uma medida da qualidade da classificação do modelo, que também varia de 0 a 1, onde 1 representa um modelo perfeito [22].

A curva PR é construída variando-se o limiar usado para a classificação de arco. Ela demonstra o quão separável são os índices escolhidos para a classificação, que neste caso são as médias de componentes espectrais.

As Figs. 8 e 9, apresentam as curvas PR construídas com o mesmo banco de dados, e dessa forma podem ser usadas como critério de comparação.

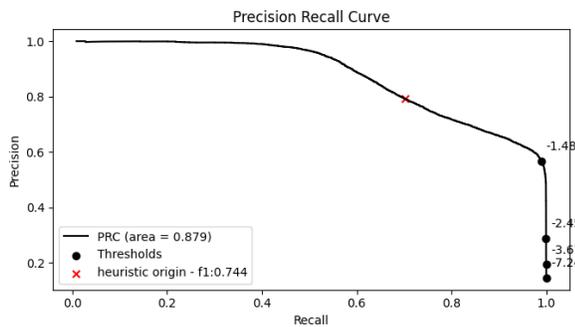


Fig. 8. Curvas PR do algoritmo proposto.

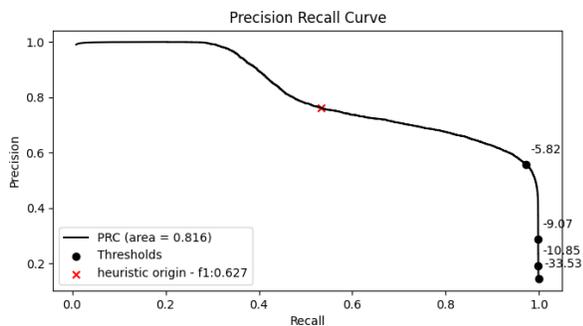


Fig. 9. Curvas PR do algoritmo apresentado em [12].

CONCLUSÃO

Com base na observação da área sob a PR, pode-se concluir que o algoritmo proposto demonstrou melhorias significativas em sua capacidade de classificação em relação ao algoritmo apresentado em [12].

Embora o desempenho do algoritmo seja promissor, é evidente que há margem para aperfeiçoamentos na precisão e confiabilidade na identificação de arcos elétricos série. Nesse sentido, algoritmos de aprendizado de máquina podem assumir um papel chave na criação de modelos de tomada de decisão.

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES/PROEX) – Código de Financiamento 001.

REFERENCES

- [1] P. Jakson, "Memorandum, target roof pv fire of 4-5-09, 9100 rosedale hwy bakersfield, california,usa." Available at <http://media.iccsafe.org/news/eNews/2009v6n10/target.pdf>.
- [2] J. Johnson, K. M. Armijo, M. Avrutsky, D. Eizips, and S. Kondrashov, "Arc-fault unwanted tripping survey with ul 1699b-listed products," in *2015 IEEE 42nd Photovoltaic Specialist Conference (PVSC)*, pp. 1–6, 2015.
- [3] Y. Cao, J. Li, M. Sumner, E. Christopher, and D. W. P. Thomas, "A new double-ended approach to the series arc fault location," in *12th IET International Conference on Developments in Power System Protection (DPSP 2014)*, pp. 1–5, 2014.
- [4] U. Laboratories, "Ul 1699b - standards for safety - standards for photovoltaic (pv) dc arc-fault circuit protection," *ANSI/UL - Standards for Safety*, pp. 1–82, 2018.

- [5] TC82, "Iec62548 - photovoltaic (pv) arrays – design requirements," *ISO/IEC/IEEE 62548:2016*, pp. 1–144, 2016.
- [6] J. Johnson, B. Pahl, C. Luebke, T. Pier, T. Miller, J. Strauch, S. Kuszmaul, and W. Bower, "Photovoltaic dc arc fault detector testing at sandia national laboratories," in *2011 37th IEEE Photovoltaic Specialists Conference*, pp. 003614–003619, 2011.
- [7] TC82, "Iso/iec/ieee international standard - dc arc detection and interruption in photovoltaic power systems," *ISO/IEC/IEEE 63027:2019*, pp. 1–49, 2019.
- [8] D. E. DELTA ELECTRONIC ENTERPRISE MANAGEMENT, "Method and device for arc fault detection for photovoltaic inverter and photovoltaic inverter using the same," 9 2016.
- [9] M. H. Riza Alvy Syafi'i, E. Prasetyono, M. K. Khafidli, D. O. Anggrawan, and A. Tjahjono, "Real time series dc arc fault detection based on fast fourier transform," in *2018 International Electronics Symposium on Engineering Technology and Applications (IES-ETA)*, pp. 25–30, 2018.
- [10] J.-C. Gu, D.-S. Lai, J.-M. Wang, J.-J. Huang, and M.-T. Yang, "Design of a dc series arc fault detector for photovoltaic system protection," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 55, no. 3, pp. 2464–2471, 2019.
- [11] J. Kim, S. Kwak, and S. Choi, "Dc series arc detection algorithm based on adaptive moving average technique," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 94426–94437, 2021.
- [12] J. Kim and S. Kwak, "Detection and identification technique for series and parallel dc arc faults," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 60474–60485, 2022.
- [13] T. A. . M. UNIVERSITY, "Systems and methods for determining arc events using wavelet decomposition and support vector machines," 12 2018.
- [14] S. Lu, B. Phung, and D. Zhang, "A comprehensive review on dc arc faults and their diagnosis methods in photovoltaic systems," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 89, pp. 88–98, 2018.
- [15] N. L. Georgijevic, M. V. Jankovic, S. Srdic, and Z. Radakovic, "The detection of series arc fault in photovoltaic systems based on the arc current entropy," *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 31, no. 8, pp. 5917–5930, 2016.
- [16] F. Schimpf and L. E. Norum, "Recognition of electric arcing in the de-wiring of photovoltaic systems," in *INTELEC 2009 - 31st International Telecommunications Energy Conference*, pp. 1–6, 2009.
- [17] Y. Gao, J. Zhang, Y. Lin, and Y. Sun, "An innovative photovoltaic dc arc fault detection method through multiple criteria algorithm based on a new arc initiation method," in *2014 IEEE 40th Photovoltaic Specialist Conference (PVSC)*, pp. 3188–3192, 2014.
- [18] N. Kehtarnavaz, *Digital Signal Processing System Design*. Elsevier, 2011.
- [19] J. C. Kim, B. Lehman, and R. Ball, "Dc arc fault model superimposing multiple random arc noise states on an average model," in *2019 20th Workshop on Control and Modeling for Power Electronics (COMPEL)*, pp. 1–8, 2019.
- [20] W. Miao, X. Liu, K. H. Lam, and P. W. T. Pong, "Arc-faults detection in pv systems by measuring pink noise with magnetic sensors," *IEEE Transactions on Magnetics*, vol. 55, no. 7, pp. 1–6, 2019.
- [21] M. Z. Hossin and M. N. Sulaiman, "A review of evaluation metrics for data classification evaluations," *Journal of Big Data*, vol. 2, no. 1, pp. 1–28, 2015.
- [22] J. Davis and M. Goadrich, "The relationship between precision-recall and roc curves," in *Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning, ICML '06*, (New York, NY, USA), p. 233–240, Association for Computing Machinery, 2006.