



LUCAS ALEXANDRE ALVARENGA CARDOSO

**MÉTODO DE LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM SISTEMAS DE
POTÊNCIA BASEADO EM ANÁLISE DE COMPONENTES
INDEPENDENTES**

LAVRAS - MG

2023

LUCAS ALEXANDRE ALVARENGA CARDOSO

**MÉTODO DE LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM SISTEMAS DE POTÊNCIA
BASEADO EM ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES**

Monografia apresentada à
Universidade Federal de Lavras,
como parte das exigências do
Curso de Engenharia de Controle
e Automação, para a obtenção do
título de Bacharel.

Prof. Dr. Danton Diego Ferreira
Orientador

LAVRAS - MG

2023

LUCAS ALEXANDRE ALVARENGA CARDOSO

**METHOD FOR LOCATION OF FAULTS IN POWER SYSTEMS BASED ON
INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS**

Monografia apresentada à
Universidade Federal de Lavras,
como parte das exigências do
Curso de Engenharia de Controle
e Automação, para a obtenção do
título de Bacharel.

APROVADA em:

Prof. Dr. Danton Diego Ferreira
Orientador

LAVRAS - MG

2023

AGRADECIMENTOS

Agradeço a todas as pessoas que contribuíram, de alguma forma, com a minha jornada na graduação. Agradeço de forma especial minha mãe, pai, irmão, namorada, amigos, professores e orientador.

Resumo

Este trabalho apresenta um método de localização de faltas em sistemas de potência baseado em Análise de Componentes Independentes (ICA) com ênfase no algoritmo second order blind identification (SOBI), uma ferramenta da área de separação cega de fontes. Um banco de dados composto por 7920 sinais de tensão trifásica referentes a faltas monofásicas simuladas via Alternative Transient Program (ATP) a uma taxa de amostragem de 200kHz, com diversas configurações de resistência, ângulo de incidência, localização e também com inserção de ruído, em uma linha de transmissão de 200 km, foi gerado. Os sinais foram segmentados e processados pelo SOBI. O terceiro componente obtido pelo SOBI foi apresentado ao algoritmo de regressão k-nearest neighbors (KNN) para estimativa da localização da falta. Duas abordagens foram propostas, uma utiliza a matriz de separação obtida pelo SOBI fixa na fase operacional e a outra aplica o SOBI a cada janela de sinal processada, gerando uma matriz de separação adaptativa. Resultados com erro relativo médio inferiores a 1km foram alcançados em algumas situações com presença de ruído.

Palavras-chave: Localização de Faltas Elétricas, Análise de Componentes Independentes, K Vizinhos mais próximos.

Abstract

This work presents a fault location method in power systems based on Independent Component Analysis (ICA) with emphasis on the second order blind identification (SOBI) algorithm, a tool in the area of blind source separation. A database composed of 7920 three-phase voltage signals related to single-phase faults simulated via Alternative Transient Program (ATP) at a sampling rate of 200kHz, with different configurations of resistance, angle of incidence, location and also with insertion of noise, in a transmission line of 200 km, was generated. The signals were segmented and processed by SOBI. The third component obtained by SOBI was presented to the k-nearest neighbors (KNN) regression algorithm to estimate the fault location. Two approaches were proposed, one uses the separation matrix obtained by fixed SOBI in the operational phase and the other applies SOBI to each processed signal window, generating an adaptive separation matrix. Results with a mean relative error of less than 1km were achieved in some situations with the presence of noise.

Keywords: Electrical Fault Location, Independent Component Analysis, K Nearest Neighbors

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – Código disponibilizado no github.....	11
Figura 1.2 – Banco de dados disponibilizado no kaggle com usabilidade máxima.....	12

LISTA DE SIGLAS

SOBI *Second Order Blind Identification*

KNN *K Nearest Neighbor*

SNR *Signal-to-noise ratio*

1 Introdução

O Brasil é em sua maioria abastecido por energia de origem hidrelétrica e para isso é necessário uma grande infraestrutura de distribuição. Um sistema de transporte elétrico deve ser equipado com tecnologia de ponta para que garanta seu pleno funcionamento, pois ao operar em regime permanente na maior parte do tempo, está sujeito a todo tipo de problemas que são capazes de levar à interrupção do serviço. Um sistema de monitoramento robusto pode ser implementado com foco na detecção, classificação ou localização de faltas elétricas, que são falhas de diferentes naturezas capazes de impedir a distribuição de energia. Também chamadas de faltas, tem potencial de ocorrer em diferentes componentes de um sistema de distribuição e um dos elementos sujeitos a esses problemas são as linhas de transmissão, muito por causa das suas dimensões físicas e do ambiente que se encontra.

Tecnologias emergentes como ciência de dados e aprendizado de máquina têm sido aplicadas em diversas áreas do conhecimento e contribuído com melhorias no bem-estar humano. Diversas aplicações são desenvolvidas na área da qualidade de energia e uma delas é a previsão do local exato de onde ocorrem essas falhas.

É de extrema importância que reparos em linhas de transmissão com problemas sejam realizados de forma rápida e eficiente e para isso é necessário que os métodos utilizados para encontrar a localização dessas falhas tenham um baixo erro em suas previsões. O objetivo deste trabalho é utilizar a Análise de Componentes Independentes (ICA) por meio do algoritmo *second order blind identification* (SOBI) para localizar faltas em sistemas de potência. Duas distintas abordagens foram utilizadas em relação a aplicação do SOBI para pré-processamento dos sinais de tensão onde em uma delas o custo computacional é menor e o intuito é entender se com o menor custo, os resultados são similares a outra técnica, onde o SOBI é aplicado a cada sinal de falta e com isso um empenho computacional maior. Em seguida, o terceiro componente independente obtido do SOBI é apresentado ao algoritmo de regressão *k nearest neighbors* (KNN) para estimativa da localização da falha.

Estudos com diversos métodos são realizados na tarefa de localizar uma falta elétrica e dentre eles, estão o algoritmo de Análise de Componentes Independentes (ICA) em conjunto com a teoria das ondas viajantes e SVM [13]. Os métodos são diversos em relação ao tipo de sinal, podendo ser com a tensão ou corrente quando utilizada a transformada wavelet [4], [5], [6], [7]. Algoritmos de aprendizado de máquina são empregados nessa tarefa e os principais são as redes neurais artificiais [3], [8], [9], support vector machine (SVM) [10], [11] e até deep learning [12]. Estudos na área de Qualidade de Energia Elétrica [1]

indicam que dependendo da localização da falta e das condições operacionais do sistema, a falta pode causar uma elevação de tensão (swell), uma depressão de tensão (sag) ou, ainda, a perda completa da tensão (interrupção).

Este trabalho tem toda a fundamentação matemática e resultados apresentados na forma de artigo em anexo publicado na Conferência Brasileira sobre Qualidade de Energia Elétrica (CBQEE). A pesquisa foi desenvolvida com o intuito de atender os requisitos básicos de reprodutibilidade, então os dados utilizados e todo o código estão disponíveis no github e kaggle de forma *open source*, sendo possível reproduzir todos os resultados apresentados. As figuras 1 e 2 apresentam as fontes das informações necessárias para a execução do trabalho. A base de dados tem nota 10 de usabilidade, atendendo a todos os requisitos de informação sobre os dados solicitados pelo site hospedeiro.

Figura 1.1 - Código disponibilizado no github.

lucasalexandrecardoso requirements 473275d on Aug 31, 2022 21 commits

01_base_de_dados	modelo e validação	5 months ago
02_descritiva	aplicação do Sobi, denoising e corte do sinal	5 months ago
03_modelagem	modelo e validação	5 months ago
README.md	README	4 months ago
requirements.txt	requirements	4 months ago

README.md

Localizacao de Faltas-Eletricas

Método de Localização de Faltas em Sistemas de Potência baseado em Estatísticas de Ordem Superior e KNN

O artigo com todas as informações em relação aos dados e aos algoritmos aplicados se encontra no site do [CBQEE](#)

O dataset com as faltas elétricas foi obtido através do software ATPDraw e pode ser obtido no [kaggle](#)

Para a aplicação do Sobi foi utilizado o algoritmo [Sobi](#)

Importante ressaltar que o código `@1_data_organization.py` gera os dados encontrados no kaggle. Todo o código pode ser executado a partir do código `@2_sobi_variavel.py`

Fonte: Do Autor (2022)

Figura 1.2 - Banco de dados disponibilizado no Kaggle com usabilidade máxima.

LUCAS - UPDATED 5 MONTHS AGO

1

New Notebook

Download (5 GB)

Fault in electrical power systems

Database for fault classification, detection and location.



Data Card Code (1) Discussion (0)

About Dataset

The data were acquired through simulation in the software [Alternative Transient Program](#) by simulating a Jmarti type transmission line with 200km of extension, frequency of 60hz and voltage of 500kV. Electrical faults are single-phase type AT. When using a sampling frequency of 200kHz and the analysis is performed on a period of the electrical signal, there are 3334 samples for each analyzed signal. The dataset consists of 7920 with the following characteristics:

Characteristics	Values
Location	from 2 to 198 with steps of 2 (km)
Resistance	20, 70, 120, 150, 180, 200, 240, 280 (ohms)
Angle	45, 90, 115, 135, 155, 180, 205, 225, 250, 270 (degrees)
Noise	30, 40, 50, 60 e 70 (db)

Usability [⊙]

10.00

License

Data files © Original Authors

Expected update frequency

Never

Fonte: Do Autor (2022)

Método de Localização de Faltas em Sistemas de Potência baseado em Análise de Componentes Independentes

Lucas A. A. Cardoso*, Cecília A. S. Silva*, Aryfrance R. Almeida**, Danton D. Ferreira*

*Universidade Federal de Lavras (e-mail: lucas.cardoso@estudante.ufla.br; cecilia.silva1@estudante.ufla.br; danton@ufla.br;))

**Universidade Federal do Piauí (e-mail: aryfrance@ufpi.edu.br)

Resumo—Este trabalho apresenta um método de localização de faltas em sistemas de potência baseado em Análise de Componentes Independentes (ICA) com ênfase no algoritmo *second order blind identification* (SOBI), uma ferramenta da área de separação cega de fontes. Um banco de dados composto por 7920 sinais de tensão trifásica referentes a faltas monofásicas simuladas via *Alternative Transient Program* (ATP) a uma taxa de amostragem de 200kHz, com diversas configurações de resistência, ângulo de incidência, localização e também com inserção de ruído, em uma linha de transmissão de 200 km, foi gerado. Os sinais foram segmentados e processados pelo SOBI. O terceiro componente obtido pelo SOBI foi apresentado ao algoritmo de regressão *k-nearest neighbors* (KNN) para estimativa da localização da falta. Duas abordagens foram propostas, uma utiliza a matriz de separação obtida pelo SOBI fixa na fase operacional e a outra aplica o SOBI a cada janela de sinal processada, gerando uma matriz de separação adaptativa. Resultados com erro relativo médio inferiores a 1km foram alcançados em algumas situações com presença de ruído.

Palavras-chaves—Localização de Faltas Elétricas, Análise de Componentes Independentes, *K Vizinhos mais próximos*

I. INTRODUÇÃO

Com grandes extensões, linhas elétricas de transmissão estão expostas a intempéries que colocam em risco a distribuição de energia para muitas pessoas. Devido à alta dependência humana em relação à eletricidade, é fundamental um sistema de distribuição eficiente e com mecanismos que ajudem a detectar e localizar possíveis erros com eficácia. Com essa motivação, são necessários estudos que estimam a localização de faltas em linhas de transmissão para que os reparos sejam realizados de forma rápida, e o restabelecimento do fornecimento de energia para toda a população seja feito. Ademais, dependendo da localização da falta e das condições operacionais do sistema, a falta

pode causar uma elevação de tensão (*swell*), uma diminuição de tensão (*sag*) ou, ainda, a perda completa da tensão (interrupção), o que caracteriza sérios problemas de Qualidade de Energia Elétrica (QEE) [1]. Na localização de faltas elétricas em linhas de transmissão, vários fatores podem influenciar na previsão da localização da falta como a resistência de falta que é desconhecida, a presença de linhas paralelas ou próximas, correntes e tensões pós-falta não puramente senoidais e fluxo de carga pré-falta [2].

Há vários métodos de localização de faltas em linhas de transmissão que podem ser baseados em componentes de alta frequência como a teoria das ondas viajantes, onde a localização é determinada pela diferença no tempo das ondas incidentes e as ondas refletidas. Porém, essa técnica exige uma alta taxa de amostragem, exigindo a incorporação de outras ferramentas para melhorar as estimativas da localização, como redes neurais artificiais [3]. Também há métodos baseados no sinal de tensão ou corrente, que utilizam a transformada Wavelet para predição da localização [4],[5],[6],[7] aliada a redes neurais artificiais [8],[9] e *support vector machine* (SVM) [10], [11] e também com o uso de *deep learning* [12]. Além disso, há um trabalho em que foi utilizado o algoritmo de Análise de Componentes Independentes (ICA) em conjunto com a teoria das ondas viajantes e SVM [13]. Apesar de estes trabalhos terem apresentado bons resultados, existem ainda desafios a serem trabalhados no que tange a influência dos ruídos no desempenho dos métodos, bem como a complexidade computacional dos mesmos.

Este estudo propõe o uso de Análise de Componentes Independentes (ICA) por meio do algoritmo *second order blind identification* (SOBI) para localização de faltas em sistemas de potência. A inovação do trabalho está no uso do algoritmo SOBI como forma de pré-processamento para

redução de dimensão. Os sinais trifásicos são segmentados e processados pelo SOBI, que os decompõe em três componentes independentes. O terceiro componente independente é apresentado ao algoritmo de regressão *k-nearest neighbors* (KNN) para estimativa da localização da falta. Duas abordagens foram propostas, uma utiliza a matriz de separação obtida pelo SOBI de forma fixa na fase operacional e a outra aplica o SOBI a cada janela de sinal processada, gerando uma matriz de separação adaptativa. O foco deste trabalho está no desenvolvimento de um método mais simples na fase operacional e robusto a ruído.

A Seção 2 mostra a técnica usada para processamento estatístico de sinais. A simulação da linha de transmissão para aquisição de dados junto a toda transformação no sinal está presente da Seção 3. Os resultados e as comparações para as variações do método proposto estão presentes na Seção 4. A Seção 5 apresenta as conclusões.

II. ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES

O ICA é uma ferramenta estatística que tem como objetivo a separação de componentes independentes de um sinal levando em consideração que cada fonte seja estatisticamente independente uma da outra. Tratando-se de separação cega de fontes - *Blind Source Separation (BSS)*-, ou seja, o sinal procurado é estimado sem conhecimento prévio do sistema. O recurso em questão é aplicado quando é necessário extrair um vetor de sinais s chamado de fontes, de um vetor x composto pelos sinais de mistura, que são formados por uma transformação linear dos sinais de fontes. Para tal finalidade, os métodos de ICA têm como objetivo encontrar uma matriz de separação W , ao explorar características estatísticas das misturas (observações), para encontrar estimativas precisas das fontes, conforme (1).

$$s = Wx \quad (1)$$

Existem vários algoritmos que implementam o ICA. A diferença entre eles está na forma como eles medem a independência estatística e a maximizam a partir da matriz de misturas (observações). Neste trabalho, o algoritmo SOBI foi escolhido em relação aos demais por ser capaz de ordenar os componentes independentes do de maior energia para o de menor, o que favorece a estratégia aqui proposta, conforme discutido na próxima seção. Essa é uma das ambiguidades do ICA que o SOBI não apresenta por lidar com estatísticas de segunda ordem. Além disso, o SOBI vem sendo usado para lidar com sinais elétricos com bons resultados ao explorar informações temporais do sinal [14], [15], [16], [17] e é robusto a ruído.

III. MÉTODO PROPOSTO

O diagrama em blocos do método proposto é apresentado na Figura 1. Após a inserção de ruído, os sinais são apresentados ao algoritmo SOBI, que por sua vez é aplicado de duas formas diferentes: (i) com a matriz de separação W variável e ; (ii) com a matriz de separação W fixa. Na situação (i), a cada janela de sinal trifásico processada, uma nova matriz de separação W é gerada pelo SOBI, portanto, a matriz W é adaptativa neste caso. A vantagem é que o método passa a ser capaz de capturar novas variações/ocorrências nos sinais trifásicos, que talvez não estejam presentes no banco de dados do conjunto do projeto.

Na situação (ii), uma matriz de separação geral W é obtida com o conjunto de dados de treinamento. A vantagem desta abordagem é que na fase operacional, o algoritmo SOBI não é aplicado, o que acontece é apenas uma multiplicação algébrica, representada pela equação (1). Isso gera um ganho computacional relevante, já que o SOBI não é aplicado a cada janela processada. Por outro lado, o desempenho da matriz W passa a ser dependente do seu projeto com o banco de dados de treinamento.

A próxima etapa é a seleção da terceira componente do algoritmo SOBI. Essa componente é apresentada ao KNN, obtendo assim a estimativa da localização na linha de transmissão onde ocorreu a falta elétrica.

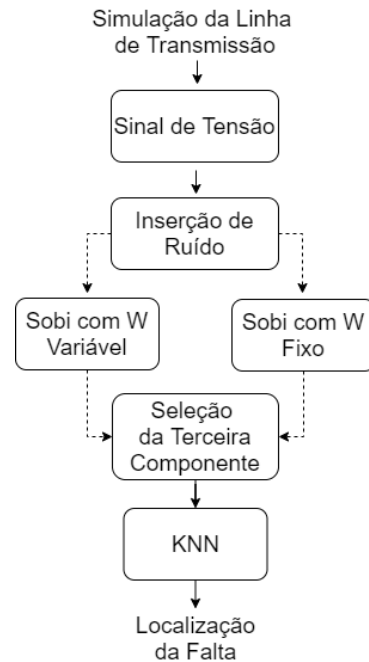


Figura 1 Diagrama de blocos do esquema proposto

A. Simulação da linha de transmissão

Os dados utilizados foram adquiridos por meio do *software Alternative Transient Program (ATP)* simulando uma linha de transmissão do tipo Jmarti [18] com 200km de extensão, frequência de 60hz e tensão de 500kV, obtendo dados de um terminal. O modelo de torre de transmissão utilizado está presente na Figura 2. As faltas elétricas são monofásicas do tipo AT, entre um condutor e a terra. A Figura 3 mostra o circuito que simula uma falta na localização de 50km, distância essa definida no Intervalo 1, do início da linha até a falta e no Intervalo 2, que é de onde acontece a falta até o fim da linha. Em 1, é selecionado o tempo de falta e assim o ângulo de incidência e , por fim, em 2 é definida a resistência. Ao utilizar uma frequência de amostragem de 200kHz e a análise ser realizada em um período do sinal elétrico, há 3334 amostras para cada sinal analisado.

O conjunto de dados é composto por 7920 faltas cujas características estão presentes na Tabela 1. Os sinais de tensão mostrados nas figuras a seguir pertencem ao terminal da linha de transmissão simulada. A Figura 4 mostra uma falta que aconteceu na localização de 48km, resistência de 20ohms e incidência no ângulo de 90°. O transitório muda sua intensidade de acordo com a configuração da falta, como

na Figura 5, onde o local foi alterado para 150km mantendo a resistência e o ângulo anterior. Essa alteração também pode ser observada quando são modificados os outros dois parâmetros como nas Figuras 6 e 7.

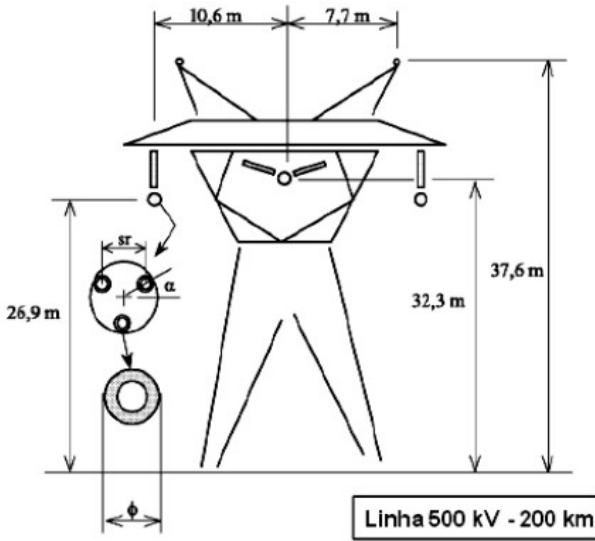


Figura 2 Modelo da Torre de Transmissão 500kV

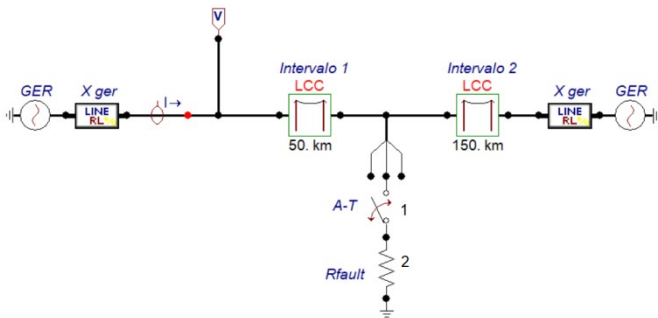


Figura 3 Circuito proposto para simulação das faltas elétricas

Tabela 1. Propriedades das Faltas

Características	Valores
Localização	de 2 a 198 com passos de 2 (km)
Resistência	20, 70, 120, 150, 180, 200, 240, 280 (ohms)
Ângulo	45, 90, 115, 135, 155, 180, 205, 225, 250, 270 (graus)

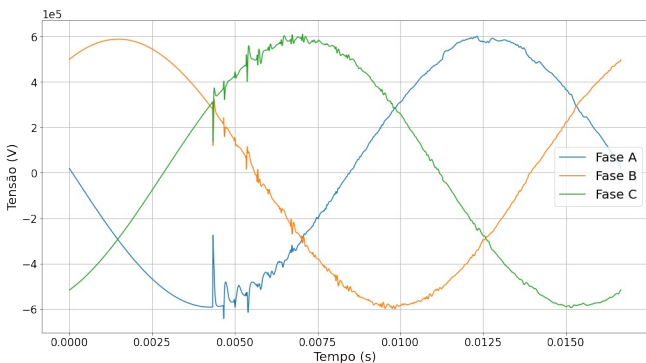


Figura 4 Falta Elétrica a 48 km, 20 ohms e incidência em 90°.

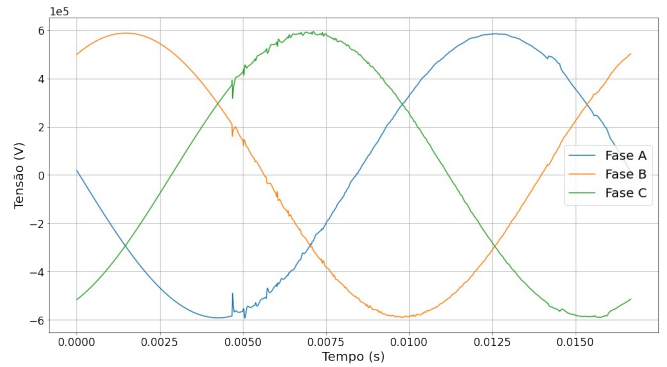


Figura 5 Falta Elétrica a 150 km, 20 ohms e incidência em 90°

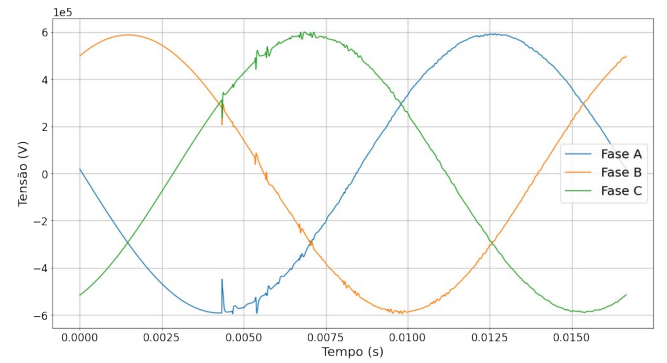


Figura 6 Falta Elétrica a 48 km, 240 ohms e incidência em 90°

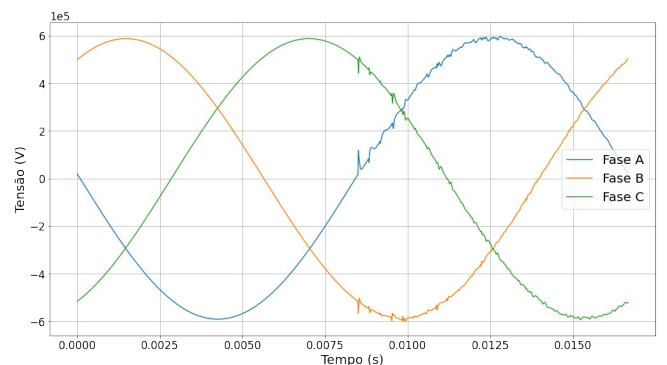


Figura 7 Falta Elétrica a 48 km, 20 ohms e incidência em 180°

Foi adicionado ruído nas faltas para análise de como o método proposto funciona com diferentes condições de interferência no sinal. Os valores da relação sinal-ruído (SNR-Signal-to-Noise-Ratio) utilizados foram de 30, 40, 50, 60 e 70db, e embora o trabalho reportado em [19] tenha encontrado ruído entre 50 e 70db em linhas de transmissão, foi selecionado também outros valores para analisar a capacidade do método em níveis extremos de ruído. Todo o conjunto de dados foi submetido a cada valor SNR, para assim comparar os resultados em cada caso e descobrir a eficácia do método em várias situações.

B. Transformação do Sinal

As três fases da tensão monitoradas são dispostas num vetor, construindo uma abordagem multicanal:

$$x = [y_a[n] \ y_b[n] \ y_c[n]]^T \quad (2)$$

em que v_A , v_B e v_C são as tensões nas fases A, B e C do sistema trifásico monitorado, $n = 1, \dots, N$, é o índice de amostragem e T superescrito indica a operação transposto.

O SOBI é então aplicado ao vetor \mathbf{x} , para uma janela de sinal de $N = 3.334$ amostras, e uma matriz de separação \mathbf{W} de dimensão 3×3 para cada janela processada é obtida para cada sinal, visto que são apresentadas as 3 fases ao SOBI e são encontradas 3 componentes. Como saída, o vetor de fontes $\mathbf{s} = [s_1 \ s_2 \ s_3]^T$ é obtido conforme (1). Uma análise foi feita nos componentes independentes obtidos e observou-se que o terceiro componente, o de menor energia, é o que carrega as informações de transitório que geram um padrão referente a cada uma das faltas (vide Figura 8). Note que os componentes de mais baixa frequência e as informações redundantes (referente ao componente fundamental) estão presentes nos dois primeiros componentes independentes, enquanto que o terceiro carrega as informações de mais alta frequência.

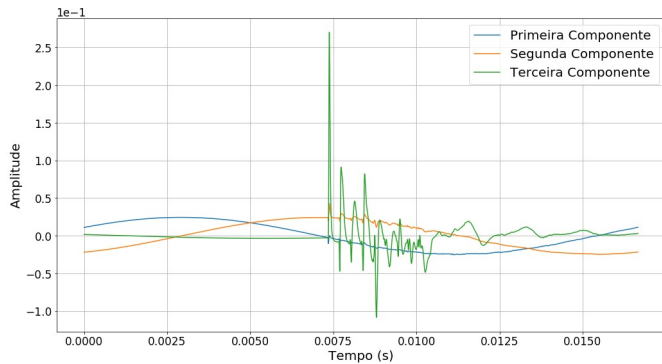


Figura 8 Três componente do SOBI referentes a uma falta a 48 km, 20 ohms, incidência em 155° e sem ruído

Uma abordagem alternativa, que conta com um ganho computacional também foi proposta neste estudo. Considerou-se um sinal geral, composto por todas as faltas do banco de dados de treinamento em que os dados foram concatenados em um único vetor \mathbf{x} , e a ele aplicou-se o algoritmo SOBI, com o intuito de descobrir uma única (geral) matriz de separação \mathbf{W} . Com isso, o terceiro componente do vetor de fontes \mathbf{s} pode ser estimado apenas multiplicando o vetor de fases \mathbf{x} pela terceira linha de $\mathbf{W}_{(3,:)}$. A série da Figura 9 é um exemplo de sinal que pode ser obtido com o \mathbf{W} fixo.

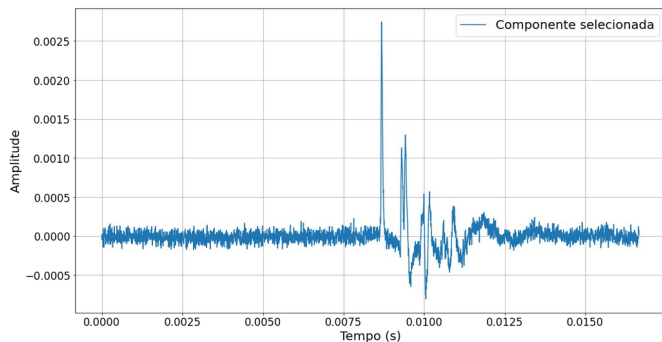


Figura 9 Terceiro componente do SOBI referente a uma falta a 48 km, 20 ohms, incidência em 180° e SNR 50dB

Para tratamento do ruído, usou-se uma técnica de denoising baseada em *Principal Component Analysis* (PCA). Neste caso, o vetor de misturas \mathbf{x} (3) foi obtido com réplicas (deslocadas no tempo) da componente de falta extraída do

SOBI, gerando uma abordagem multicanal. No estudo em questão, foram utilizadas 6 réplicas.

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} X[n] \\ X[n-1] \\ \dots \\ X[n-6] \end{bmatrix} \quad (3)$$

Em seguida, foi aplicado o PCA (4) no sinal junto das réplicas e obtido um vetor de atributos \mathbf{y} e uma matriz ortogonal \mathbf{B} onde $\mathbf{B}^T \times \mathbf{B} = \mathbf{I}$.

$$\mathbf{y} = \mathbf{B}\mathbf{x} \quad (4)$$

O primeiro componente do PCA e de maior energia $\mathbf{y}[1,:]$ foi utilizado como versão filtrada do sinal processado.

$$\mathbf{y}[1,:] = \mathbf{B}[1,:] \mathbf{x} \quad (5)$$

A Figura 10 mostra a versão filtrada da série apresentada na Figura 9..

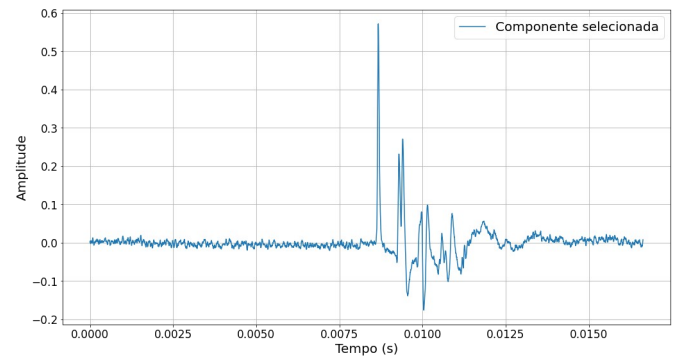


Figura 10 Terceiro componente do SOBI referente a uma falta a 48 km, 20 ohms, incidência em 180° e SNR 50dB

Em seguida, o pico de cada sinal obtido é alinhado e um corte no número de amostras de 3334 para 700 é feito objetivando reduzir a dimensão do problema. Essa redução é essencial devido ao ângulo de incidência das faltas, pois o pico ocorre no mesmo momento que eles, tornando assim úteis somente as amostras que aparecem do pico ao fim do sinal. Com isso, foi observado que nas faltas que acontecem no maior ângulo simulado, há 700 amostras úteis.

Por fim, após todo o processamento do sinal, as 700 amostras foram submetidas a um regressor *KNN* tendo a localização da falta processada como saída. Os melhores parâmetros para cada tipo de ruído foi encontrado com a realização de inúmeros testes onde foi variado o valor de K e p , que são respectivamente o número dos vizinhos mais próximos e a variável que define a métrica de cálculo de distância entre pontos utilizada no algoritmo. A linguagem de programação *python* foi usada com a biblioteca *scikit-learn*, a qual tem importantes ferramentas de aprendizagem de máquina e de código aberto.

IV. RESULTADOS

Com a realização de vários testes com o argumento K que ia de 1 a 20, foi necessário um K maior para obter melhores resultados quando se tem menores SNR. Quando há um SNR superior a 50, a quantidade de vizinhos mais próximos do algoritmo que obteve as melhores previsões para a localização de faltas elétricas é igual a 2, como pode ser observado na Tabela 2. Para o parâmetro relacionado a

distância utilizada no KNN, os melhores resultados foram obtidos utilizando a métrica distância de Minkowski (6) para c igual a 3, independentemente do nível de ruído utilizado.

$$d(x, y) = \left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^c \right)^{1/c} \quad (6)$$

Tabela 2. Parâmetro K com melhores resultados

SNR (dB)	30	40	50	60	70	SR
K	10	4	2	2	2	2

Para avaliar o método proposto, foi utilizado uma ferramenta de *cross-validation* chamada *k-fold*, que consiste em dividir o conjunto de dados em k partes, usando $k-1$ para treinamento e o restante para teste. Para cada uma das k vezes, o modelo é testado e analisado com as métricas Erro Quadrático Médio-*mean square error* (MSE), Erro Absoluto (EA), que representa o erro entre a distância real e a estimada (km), e o Erro Relativo (ER), que é o erro percentual do EA em relação ao tamanho da linha de transmissão. Ao fim de cada *k-fold* foi calculado a média dos resultados. Com $k = 10$, foi utilizado a cada rodada de treinamento 10% dos dados para teste no KNN treinado e assim obtido a estimativa da localização da falta elétrica.

A Tabela 3 exibe os resultados das métricas usadas com sinais obtidos do SOBI com um \mathbf{W} variável (adaptativo) para cada falta, para as diferentes SNR consideradas, incluindo faltas sem ruído (SR). É possível observar que a estimativa de distância em que ocorre a falta elétrica é melhor quando se tem maiores SNR e a situação sem ruído. Considerando SNR igual 70, a localização de ocorrência da falta pode ser detectada com um erro absoluto médio de 0.23km, o que representa apenas 0,2% da linha de transmissão em questão. Para uma situação livre de ruído a estimativa é ainda menor, podendo uma falta ser estimada com um erro médio de 0,10km do seu local de origem.

Tabela 3. Resultados com W variável

SNR (dB)	30	40	50	60	70	SR
MSE (km ²)	896,69	261,49	52,64	12,44	6,81	1,57
EA (km)	17,52	5,26	1,27	0,41	0,23	0,10
ER (%)	8,76	2,63	0,63	0,20	0,11	0,05

A Figura 11 apresenta o EA em seções da linha de transmissão espaçadas de 50km em sinais com SNR acima de 50dB e SR. O gráfico aponta que faltas que acontecem próximas ao terminal de medição, no início da linha, tendem a ter um erro menor em suas estimativas. O erro de cada seção também é minimizado quando diminui o ruído do sinal, chegando a não haver tanta diferença em relação a sinais SR. Na primeira seção, o erro para sinais com SNR 60 é menor que com 70, o que difere das outras seções da linha de transmissão.

A Tabela 4 é referente ao método que utiliza um \mathbf{W} fixo, calculado na fase de treinamento. Os resultados nessa

ocasião foram bem próximos e superou algumas situações da Tabela 3. Para melhor comparação, a Fig. 12 mostra o EA dos dois métodos para cada SNR, apresentando pouca diferença entre as abordagens propostas.

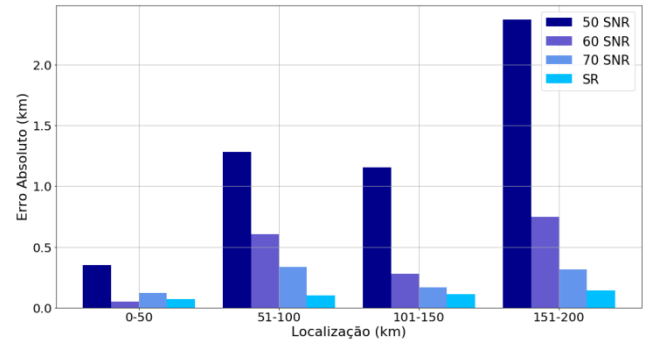


Figura 11 Erro Absoluto em faltas com \mathbf{W} Variável

Aplicando o teste *t* de Student aos dados da Figura 12, que são referentes às médias de cada *k-fold*, somente os resultados das estimativas com ruído 70dB são estatisticamente iguais. Portanto, a abordagem \mathbf{W} -fixo é mais indicada para situações com SNR igual a 40, 50 e 60 dB.

Tabela 4. Resultados com W fixo

SNR (dB)	30	40	50	60	70	SR
MSE (km ²)	936,22	222,70	16,38	2,47	0,85	0,71
EA (km)	18,16	4,91	0,90	0,31	0,24	0,29
ER (%)	9,08	2,45	0,45	0,15	0,12	0,14

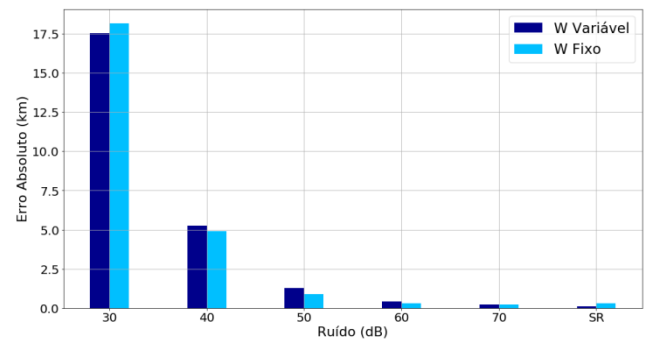


Figura 12 Erro absoluto para as duas abordagens do SOBI

V. CONCLUSÕES

O presente trabalho aborda duas formas diferentes de empregar o algoritmo de processamento estatístico SOBI. Com um custo computacional menor, a proposta que usa a matriz de separação \mathbf{W} fixa para encontrar a componente de falta se mostrou eficiente, com resultados superiores em relação a outra forma, na presença de quase todos SNR. Também foi observado que faltas próximas ao terminal de medição tem melhores estimativas de suas localizações quanto maior for o SNR do sinal, visto que ao diminuir a perturbação, a diferença do erro entre seções da linha também diminui.

Um método que utiliza a transformada discreta de Fourier e KNN [20] também usa dados de um terminal e tem um ER

em torno de 1%. O método proposto neste trabalho é mais eficiente quando não existe a presença de ruído e apresenta bons resultados quando os ruídos estão presentes no sinal em comparação aos resultados do trabalho citado, uma vez que nele não foi utilizado perturbações nos sinais. No entanto, o tipo de dados utilizado no trabalho reportado em [20] é do tipo de linhas paralelas e não somente para faltas monofásicas, que não é o mesmo utilizado nesta proposta. Portanto, esta comparação será mais justa com a implementação da técnica proposta no trabalho reportado em [20] para os dados aqui apresentados, o que se caracteriza como proposta de continuidade deste trabalho.

Como limitação, não foram obtidos bons resultados para baixa SNR, mesmo usando uma etapa de *denoising*, e para localizações mais longe do terminal de medição. Para trabalhos futuros, seria interessante separar as faltas por seções com um classificador e treinar um regressor para cada seção, diminuindo os erros nas estimativas de localização longe do terminal de medição. Além disso, esperam-se em trabalhos futuros abordar novos tipos de faltas e também analisar o impacto do tamanho da janela de dados processada.

REFERÊNCIAS

[1] RIBEIRO, Paulo Fernando et al. *Power systems signal processing for smart grids*. John Wiley & Sons, 2013.

[2] DA SILVEIRA, Eduardo Gonzaga. Localização de faltas em linhas de transmissão: desenvolvimento de novos algoritmos e implementação de sistema computacional para aplicações práticas. 2007.

[3] Souza, S. C. A. D., Almeida, A. R., Braga, A. P. D. S., Almeida, O. D. M., Abreu, F. C. M., & Aguiar Junior, J. S. D. (2014, September). Localização de faltas em linhas de transmissão usando redes neurais artificiais e ondas viajantes. Congresso Brasileiro de Automática.

[4] Adewole, A. C., Tzoneva, R., &Behardien, S. (2016). *Distribution network fault section identification and fault location using wavelet entropy and neural networks*. *Applied soft computing*, 46, 296-306.

[5] JIMENEZ, H. Alberto et al. *An improved algorithm for fault detection and location in multi-terminal transmission lines based on wavelet correlation modes*. *Electric Power Systems Research*, v. 192, p. 106953, 2021.

[6] PARSI, Mahmood et al. *Wavelet based fault location on power transmission lines using real-world travelling wave data*. *Electric Power Systems Research*, v. 186, p. 106261, 2020.

[7] ALENCAR, Guilherme T.; SANTOS, Ricardo C.; NEVES, Aline O. *Fault Location Using Wavelet Transform and Independent Component Analysis*. In: 2019 IEEE CHILEAN Conference on Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies (CHILECON). IEEE, 2019. p. 1-7.

[8] Shaik, A. G., &Pulipaka, R. R. V. (2015). *A new wavelet based fault detection, classification and location in transmission lines*. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 64, 35-40

[9] DASHTDAR, Masoud et al. *Fault location in the transmission network using artificial neural network*. *Automatic Control and Computer Sciences*, v. 54, n. 1, p. 39-51, 2020.

[10] Yusuff, A. A., Jimoh, A. A., & Munda, J. L. (2014). *Fault location in transmission lines based on stationary wavelet transform, determinant function feature and support vector regression*. *Electric Power Systems Research*, 110, 73-83.

[11] Ekici, S., Yildirim, S., &Poyraz, M. (2008a). *Energy and entropy-based feature extraction for locating fault on transmission lines by using neural network and wavelet packet decomposition*. *Expert Systems with Applications*, 34(4), 2937-2944.

[12] BELAGOUNE, Soufiane et al. *Deep learning through LSTM classification and regression for transmission line fault detection, diagnosis and location in large-scale multi-machine power systems*. *Measurement*, v. 177, p. 109330, 2021.

[13] Almeida, A. R., Almeida, O. M., Junior, B. F. S., Barreto, L. H. S. C., & Barros, A. K. (2017). *ICA feature extraction for the location and classification of faults in high-voltage transmission lines*. *Electric Power Systems Research*, 148, 254-263.

[14] Ferreira, D. D., de Seixas, J. M., & Cerqueira, A. S. (2015). *A method based on independent component analysis for single and multiple*

power quality disturbance classification.*Electric Power Systems Research*, 119, 425-431.

[15] Ferreira, D. D., Nagata, E. A., Ferreira, S. C., de Seixas, J. M., Duque, C. A., Marques, C. A., ... &Cerqueira, A. S. (2015b). *Method based on independent component analysis for harmonic extraction from power system signals*. *Electric Power Systems Research*, 119, 19-24.

[16] Ferreira, D. D., de Seixas, J. M., Cerqueira, A. S., Duque, C. A., Bollen, M. H., & Ribeiro, P. F. (2016). *Extracting the transient events from power system signals by independent component analysis*. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, 26(4), 884-900.

[17] Nagata, E. A., Ferreira, D. D., Duque, C. A., &Cequeira, A. S. (2018). *Voltage sag and swell detection and segmentation based on Independent Component Analysis*. *Electric Power Systems Research*, 155, 274-280. Romano, M. R., &Attux, R. Um Estudo sobre Separação Cega de Fontes e Análise de Componentes Independentes.

[18] MARTI, José R. *Accurate modelling of frequency-dependent transmission lines in electromagnetic transient simulations*. IEEE Transactions on power apparatus and systems, n. 1, p. 147-157, 1982

[19] TOMIC, Josif J.; KUSLJEVIC, Miodrag D.; VUJICIC, Vladimir V. A *new power system digital harmonic analyzer*. IEEE transactions on power delivery, v. 22, n. 2, p. 772-780, 2007.

[20] Swetapadma, A., & Yadav, A. (2018). *A novel single-ended fault location scheme for parallel transmission lines using k-nearest neighbor algorithm*. *Computers&ElectricalEngineering*, 69, 41-53.