

REPRESENTAÇÃO ESPARSA UTILIZANDO WAVELETS E VARIAÇÃO TOTAL APLICADOS AO PROCESSAMENTO DE SINAIS DE DESCARGAS PARCIAIS

Paulo Vitor do Carmo Batista

Instituto Federal de Educação, Ciência e
Tecnologia do Norte de Minas Gerais
Januária – MG

Hilton de Oliveira Mota

Universidade Federal de Minas Gerais,
Departamento de Engenharia Elétrica
Belo Horizonte – MG

RESUMO: Técnicas de processamento de sinais são desenvolvidas com o intuito de auxiliar no processo de manutenções em equipamentos, evitando falhas e paradas indesejadas. Uma dessas falhas é conhecida como descarga parcial. O objetivo deste trabalho é identificar as descargas parciais de um sinal, aplicando um método conhecido como Variação Total com *Wavelets*. São utilizados sinais sintéticos e medidos em laboratório contendo ruídos gaussianos, harmônicos e impulsivos. Os resultados obtidos são promissores e mostram que o método reconstrói bem o sinal, mantendo as descargas.

PALAVRAS-CHAVE: Processamento de Sinais, *Wavelets*, Variação Total, Descargas Parciais.

ABSTRACT: Techniques of signal processing are developed with the purpose of assisting in the process maintenance in equipment, avoiding failures and unwanted stops. One

such fault is known as partial discharge. The objective of this work is to identify the partial discharges of a signal, applying a method known as Total Variation with Wavelets. Synthetic and laboratory signals containing gaussian, harmonic and impulsives noises are used. The results obtained are promising and show that the method reconstructs well the signal, maintaining the discharges.

KEYWORDS: Signal Processing, Wavelets, Total Variation, Partial Discharge.

1 | INTRODUÇÃO

Descargas parciais (DPs) são descargas elétricas que acontecem parcialmente no interior de sistemas de isolamento que, em sua maioria, são compostos por resinas, plástico ou borracha. Normalmente são formadas cavidades durante o processo de construção desses sistemas, seja por defeito de fabricação seja em função das características construtivas destes sistemas de isolamento.

São nessas cavidades que ocorrem as descargas, que são ditas parciais por não ocasionar uma ruptura total do sistema de isolamento, ou seja, não une as duas extremidades dessa região. Em Boggs (1990), o autor define que uma DP ocorre quando alguma forma de atividade elétrica dentro do sistema

resulta em uma mudança rápida da configuração de campo elétrico que faz com que uma corrente flua em um condutor conectado ao mundo externo.

As DPs ocasionam vários fenômenos físicos e químicos entre os quais pode-se destacar:

- Fenômenos elétricos;
- Emissão acústica;
- Transformações químicas;
- Geração de luz ultravioleta;
- Radiação eletromagnética.

Entre estes, a detecção de DPs por meios elétricos é geralmente a mais utilizada por fornecer informações mais detalhadas (MOTA et al, 2016).

Como mostrado na Figura 1, as descargas apresentam como características localidade temporal e baixa energia, aparecendo em forma de pulsos elétricos de curta duração. Sua reincidência pode ocasionar defeitos nos sistemas de isolamento devido às alterações que causam nas estruturas físicas e químicas dos materiais (MOTA et al, 2016). Em casos mais extremos, podem ocorrer rupturas no isolamento causando graves falhas de operação, como por exemplo em sistemas de alta tensão.

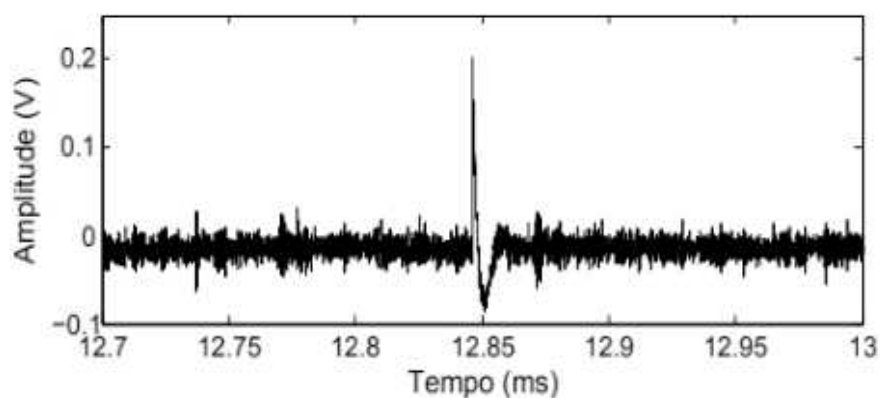


Figura 1 - Descarga Parcial

Tais falhas resultam em altos prejuízos financeiros, em manutenção ou substituição de equipamentos. Desta forma faz-se necessária a utilização de métodos preditivos com o intuito de verificar a existência de descargas parciais.

2 | PROCESSAMENTO DE SINAIS DE DESCARGAS PARCIAIS

Sistemas de monitoramento, processamento e diagnóstico do fenômeno de DPs fornecem informações que permitem identificar e prever falhas que podem ocorrer

em equipamentos. Assim, são desenvolvidas e utilizadas técnicas de processamento de sinais que visam possibilitar intervenções e manutenções programadas, evitando falhas e paradas indesejadas.

Técnicas como a Transformada de *Fourier* (TF) e filtros FIR (*Finite Impulse Response*) são muito utilizadas em filtragem de sinais. No entanto, por constituir-se de uma soma ponderada de senos e cossenos que são sinais periódicos, a representação das DPs por Transformada de *Fourier* não é bem feita por se tratar de pulsos de características transitórias e não-estacionárias.

Outra técnica existente, a Transformada de *Wavelets* (TW), tem sido cada vez mais utilizada, pois entre outras características, permite a decomposição do sinal em componentes localizados no tempo (translação do sinal) e na escala (dilatação/ contração do sinal). Isso favorece a representação de sinais especificamente localizados, como é o caso de sinais de DPs.

Em uma variação da TW, em Coifman e Donoho (1995) os autores propuseram aplicar os métodos de eliminação de ruídos não apenas ao sinal original, mas a versões deslocadas circularmente de uma unidade de tempo, obtendo como sinal reconstruído a média dos sinais obtidos para cada deslocamento. Esse algoritmo é conhecido como Transformada de *Wavelets* Não-Dizimada (TWND) ou invariante ao deslocamento.

Um método frequentemente utilizado para eliminação de ruídos em imagens digitais, como visto em Condat (2013), Figueiredo et al (2006) e Strong e Chan (2003), é o método da Variação Total (VT) que, proposto em Rudin et al (1992), é baseado em um tipo de otimização restrita. O VT baseia-se no princípio de que os sinais com oscilações excessivas, possivelmente associadas a ruídos, e possuem alta variação total, ou seja, a integral do gradiente absoluto do sinal é alta. Busca-se então minimizar essa variação total sujeito a restrições impostas usando multiplicadores de Lagrange..

Assim, neste capítulo é apresentado os resultados obtidos aplicando o método proposto em Ding e Selesnick (2015) em sinais de descargas parciais, que ao realizar análise visual e estatística, percebe-se a eficiência do método, que resulta excelentes níveis de atenuação de diversos tipos de ruído.

3 | TRABALHOS RELACIONADOS

Sabe-se que a Transformada de *Wavelets* Dizimada (TWD) fornece um conjunto de coeficientes que, associados a respectivas funções base, permitem reconstruir qualquer sinal de energia finita. A partir dessa ideia é possível reconstruir parte do sinal selecionando os coeficientes de interesse. Assim, em Donoho (1995) o objetivo é reconstruir um sinal baseando-se em um limiar previamente estabelecido. Todo coeficiente menor que este valor foi então considerado ruído e, conseqüentemente, zerado; os coeficientes resultantes foram então utilizados na reconstrução do sinal. Esta metodologia não apresenta bons resultados nos sinais utilizados neste trabalho, visto que os ruídos impulsivos possuem características semelhantes às descargas

parciais. Sendo assim, as descargas podem ser eliminadas ou os ruídos impulsivos, mantidos.

Já o trabalho apresentado em Ma et al (2000) envolveu TW e descargas parciais, propondo um método de filtragem desses sinais utilizando DSP (*Digital Signal Processor*). O trabalho obteve expressivos resultados em desempenho e custo computacional para atenuação de ruídos senoidais de alta frequência e ruídos impulsivos.

Em outra pesquisa envolvendo DPs, os autores em Cuenca et al (2004) utilizaram a análise de componentes principais (*Principal Component Analysis - PCA*) para reduzir a dimensão do espaço original de entrada, gerando subespaços de menor dimensão produzidos pelas componentes mais relevantes, para auxiliar na identificação de tais descargas em transformadores de potência. Foram descartadas as projeções que apresentavam baixa energia na representação e manteve-se as demais. Após aplicar o resultado em uma rede neural, obteve-se 93% de acurácia. Diferentemente do trabalho aqui apresentado, a análise de componentes principais e aplicação em uma rede neural eleva o custo computacional do processo. Sendo assim, optou-se por utilizar otimização convexa.

Já no trabalho de de Oliveira Mota et al (2011), os autores baseados em um procedimento de seleção de coeficientes adaptativa espacialmente, propuseram um método que visasse explorar a capacidade de processamento localizado da TW. Assim, obtiveram informações adicionais que aprimorou a separação entre os coeficientes relacionados ao sinal e os coeficientes relacionados ao ruído, obtendo excelentes resultados.

Por outro lado, utilizando a técnica de otimização *Basis Pursuit* através do algoritmo SALSA, em de Azevedo Silva et al (2017) é apresentado um método de filtragem de sinais de DPs utilizando dicionários de *wavelets* sobrecompletos. O método nomeado *Overcomplete Dictionary Basis Pursuit Denoising* (ODBPD) consiste na união de diferentes famílias *wavelets* com o objetivo de obter representações mais próximas das características do sinal. Assim como o *Wavelet Total Variation* (WATV), esse método utiliza otimização convexa e dicionários sobrecompletos em sinais de DPs. No entanto, ao aplicá-lo em sinais com ruídos impulsivos, o método não apresentou bons resultados. Tanto as DPs quanto os ruídos impulsivos mantiveram-se no sinal, ou eram eliminados juntos.

Já em Mitiche et al (2017) os autores desenvolveram uma nova abordagem ao método *Adaptive Local Iterative Filtering* (ALIF) proposto por Cicone et al (2016). Inspirado no método WATV e denominado ALIF-TV, o método busca reconstruir o sinal sem ruído. Seus testes foram realizados em sinais de DPs medidos com ruídos Gaussianos, obtendo bons resultados. No entanto, além de apresentar elevado custo computacional, assim como em Donoho (1995) o método funciona bem para sinais com ruídos Gaussianos apenas.

Percebendo que até então não há uma maneira convencional para realizar

denoising em sinais de descargas parciais, buscou-se então uma alternativa aos métodos já existentes.

4 | MÉTODO UTILIZADO

A VT foi proposta em Rudin et al (1992) como um critério de regularização para eliminação de ruídos, e consiste em medir o quanto seus valores mudam entre si. Em um sinal $x(n)$ de N pontos, a VT é definida como:

$$VT(x) = \sum_{n=2}^N |x_n - x_{n-1}|$$

que também pode ser escrita em forma matricial como

$$VT(x) = \|Dx\|_1 \quad (2)$$

onde $\|x\|_1$ é a norma ℓ_1 de x e D é a matriz de diferenças de primeira ordem de tamanho $(N-1) \times N$.

Sendo assim, a abordagem denominada eliminação de ruídos por *total variation* tem como objetivo encontrar uma aproximação que obtenha a menor variação total cuja reconstrução esteja mais próxima ao sinal original $x(n)$. Entre algumas medidas de proximidade possíveis, a soma dos erros quadrados é eficiente e é dada pela Equação (3):

$$E(x, y) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N (x_n - y_n)^2 \quad (3)$$

onde y_n é o sinal reconstruído.

A eliminação de ruído por variação total consiste em minimizar a função objetivo dada pela Equação (4):

$$F = \min_x \|x - y\|_2^2 + \lambda \|Dx\|_1 \quad (4)$$

onde λ é um parâmetro de regularização.

Baseado na Equação (4), no algoritmo SALSA proposto em Afonso et al [2010] e utilizado neste trabalho, em Ding e Selesnick (2015) os autores propuseram a técnica conhecida como WATV, que consiste no emprego de penalidades não convexas com o objetivo de promover a esparsidade no domínio de *wavelets* Nikolova et al (2010). Ao utilizar penalidades não convexas, afeta-se a convexidade da função objetivo. No

entanto, em seu método, os autores restringem tal penalidade de modo a garantir a convexidade daquela função.

Sendo a transformada de *wavelets* representada por W e w os coeficientes que satisfazem $w=Wx$, o método utilizado neste trabalho, consiste em encontrar os coeficientes *wavelets* que resolvem o problema de otimização da Equação (5):

$$w^* = \underset{w}{\operatorname{argmin}} (F(w) = \frac{1}{2} \|Wy - w\|_2^2 + \sum_{j,k} \lambda_j \phi(w_{j,k}; a_j) + \beta \|DW^T w\|_1) \quad (5)$$

em que λ_j são os multiplicadores de Lagrange, e a_j e β são parâmetros de regularização.

Tais parâmetros são calculados baseados nas Equações (6), (7) e (8).

$$\lambda_j = \frac{2.5\eta\sigma}{2^{\frac{j}{2}}} \quad (6)$$

$$\beta = \frac{(1 - \eta)\sqrt{N}\sigma}{4} \quad (7)$$

$$a_j = \frac{1}{\lambda_j} \quad (8)$$

onde $0 < \eta < 1$ controla o peso da *wavelet* e a regularização da VT, e σ é a variância do ruído. σ e η são definidos empiricamente neste trabalho, respectivamente como 0.15 e 0.99 para os sinais sintéticos. Para os sinais medidos, o parâmetro σ variou para cada sinal, pois os melhores resultados foram atingidos usando os valores apresentados na Tabela 1. O parâmetro a , neste caso, garante a convexidade da função objetivo por ser inversamente proporcional a λ_j na Equação (9):

$$f(x) = \frac{1}{2} (y - x)^2 + \lambda\phi(x; a) \quad (9)$$

O critério para a escolha da família a ser utilizada no processamento do sinal foi a relação entre a curva e a descarga parcial. Essa medida é dada pelo coeficiente de correlação, que como visto em Ma et al (2002), possui maior valor para a família *Daubechies 2*.

Ainda em Ma et al (2002), entre as *wavelets* disponíveis, a *Daubechies 2* possui quase todas as propriedades necessárias, como compactação, duração limitada, ortogonalidade e assimetria para análise de pulsos irregulares e transitórios rápidos.

Por fim, empiricamente adotou-se 4 níveis de decomposição para os sinais

sintéticos. Já para os sinais medidos, a quantidade de níveis é apresentada na Tabela 1.

Índice do Sinal	Tipo do Ruído	σ	η	Níveis
1	Harmônico	0.01	0.99	5
2	Harmônico	0.007	0.99	5
3	Impulsivo	0.02	0.99	10
4	Impulsivo	0.09	0.99	3
5	Harmônico	0.09	0.99	5

Tabela 1- Características dos Sinais Medidos

A função de penalidade ϕ utilizada foi a arc-tangente definida na Equação (10) que como pode ser visto na Figura 2 é uma função de limiar não-linear contínua, que apresenta valores sempre entre os valores das funções usuais *hard* e *soft-thresholding*.

$$\phi(x; a) = \begin{cases} \frac{2}{a\sqrt{3}} \left(\tan^{-1} \left(\frac{1+2a|x|}{\sqrt{3}} \right) - \frac{\pi}{6} \right), & \text{se } a > 0, \\ |x|, & \text{se } a = 0. \end{cases} \quad (10)$$

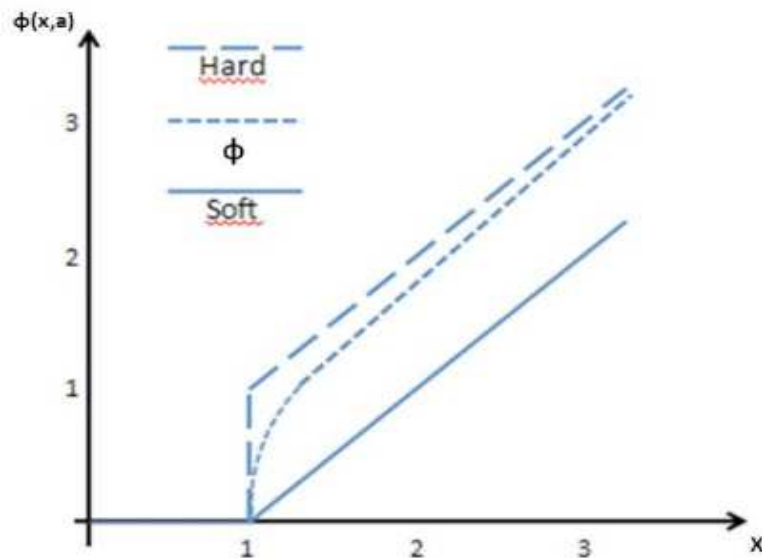


Figura 2- Função Threshold

5 | SINAIS UTILIZADOS

Com o objetivo de avaliar o método de filtragem, é necessário aplicá-lo a sinais simulados. Conhecer o sinal antes da aplicação do método torna possível avaliá-lo quantitativamente utilizando-se métricas que comparam o sinal original e o sinal obtido após aplicação do método.

Assim, foram gerados 20 sinais de DPs sintéticos e em cada um destes sinais foram adicionados ruídos do tipo:

- ruído branco (Gaussiano);
- ruído harmônico (tipo AM – Amplitude Modulada);
- ruído do tipo impulsivo;

que também foram gerados de maneira sintética.

Além desses sinais, aplicou-se o método à 5 sinais medidos no laboratório de medição e instrumentação computacional da Universidade Federal de Minas Gerais. Todos eles fazem parte de uma base de dados de sinais de DPs oriundos de pesquisas contidos em Mota et al (2001).

6 | RESULTADOS

Dados os sinais apresentados na Seção IV, objetiva-se com o método, filtrar o sinal preservando as descargas parciais (pulsos) nele contidas.

A Figura 3 apresenta um sinal simulado com descargas parciais regularmente espaçadas corrompido por ruído gaussiano, e o mesmo sinal após aplicação do método de filtragem WATV. Como pode ser visto, o método apresentou excelentes níveis de atenuação do ruído gaussiano, eliminando-o quase totalmente. Além disso, manteve as descargas parciais apresentando baixo nível de atenuação da amplitude das mesmas.

A Figura 4 corresponde a um sinal simulado com descargas parciais regularmente espaçadas corrompido por ruídos impulsivos. Como pode ser visto, os ruídos impulsivos foram praticamente eliminados e as descargas parciais foram levemente atenuadas.

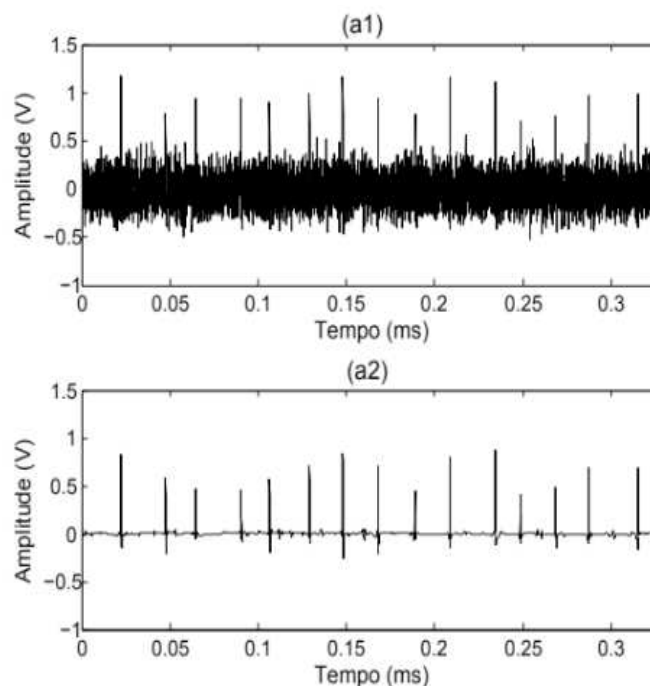


Figura 3- Sinal Simulado com Ruído Gaussiano

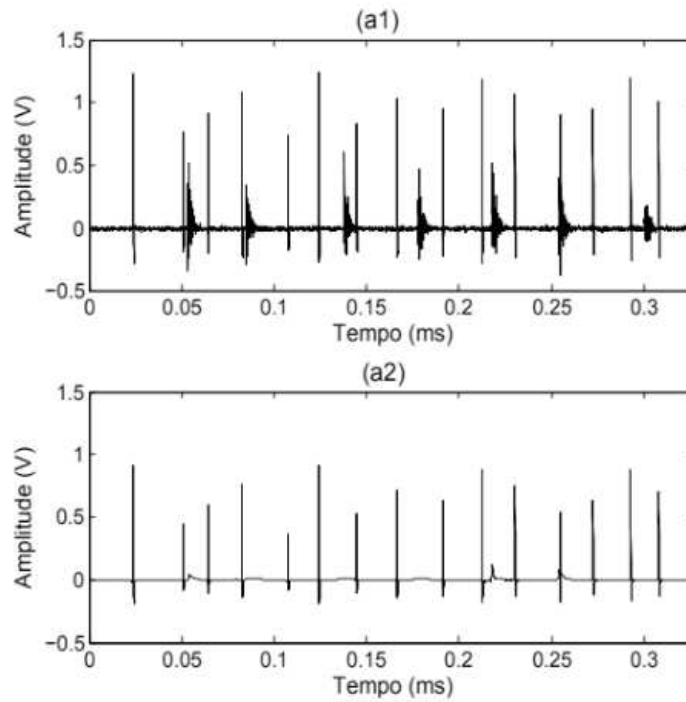


Figura 4 - Sinal Simulado com Ruído Impulsivo

A Figura 5 representa um sinal simulado com descargas parciais regularmente distribuídas corrompido por ruído harmônico do tipo AM. A mesma figura apresenta também o sinal após aplicar o método WATV. Nota-se que obteve-se excelente atenuação do ruído, sendo este praticamente eliminado, além de manter as descargas parciais que foram levemente atenuadas.

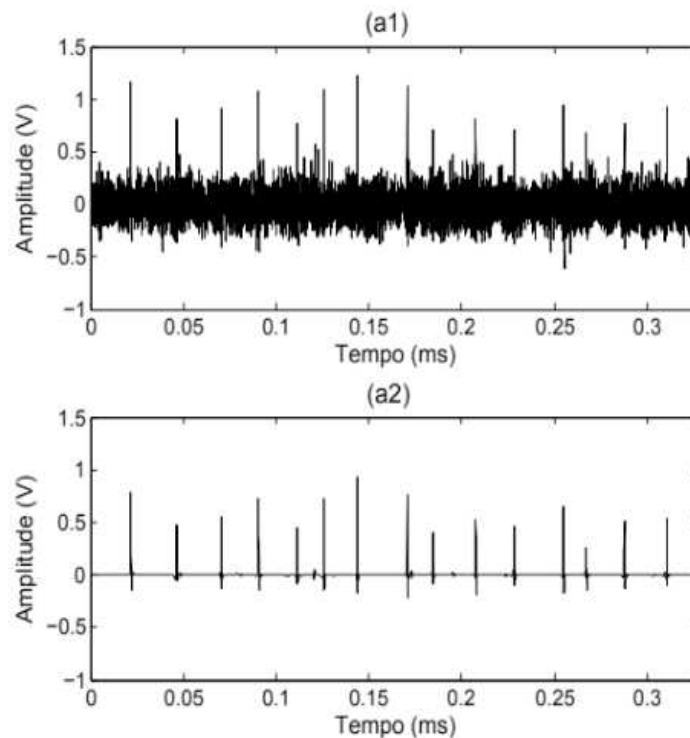


Figura 5- Sinal Simulado com Ruído Harmônico

Após empregar o método em sinais simulados e verificar sua eficiência, aplicou-se o mesmo a sinais medidos em laboratório.

A Figura 6 corresponde ao sinal 1 da Tabela 1, e possui ruído predominantemente harmônico e diversas descargas parciais concentradas entre os instantes 12 ms e 15 ms. Ao aplicar o método, percebe-se no sinal filtrado a eliminação quase total do ruído harmônico e a manutenção das descargas parciais, que foram suavemente atenuadas.

Assim como o sinal 1 mostrado na Figura 6, o sinal 5, mostrado na Figura 7, possui ruído predominantemente harmônico, com alguns ruídos impulsivos distribuídos. Diferentemente do sinal anterior, ele possui apenas três descargas parciais entre os instantes 9 ms e 14 ms, que após aplicação do método foram mantidas com suave atenuação. Como pode ser visto, o ruído harmônico bem como os ruídos impulsivos foram removidos, mostrando que para este tipo de sinal o método apresentou-se muito eficiente.

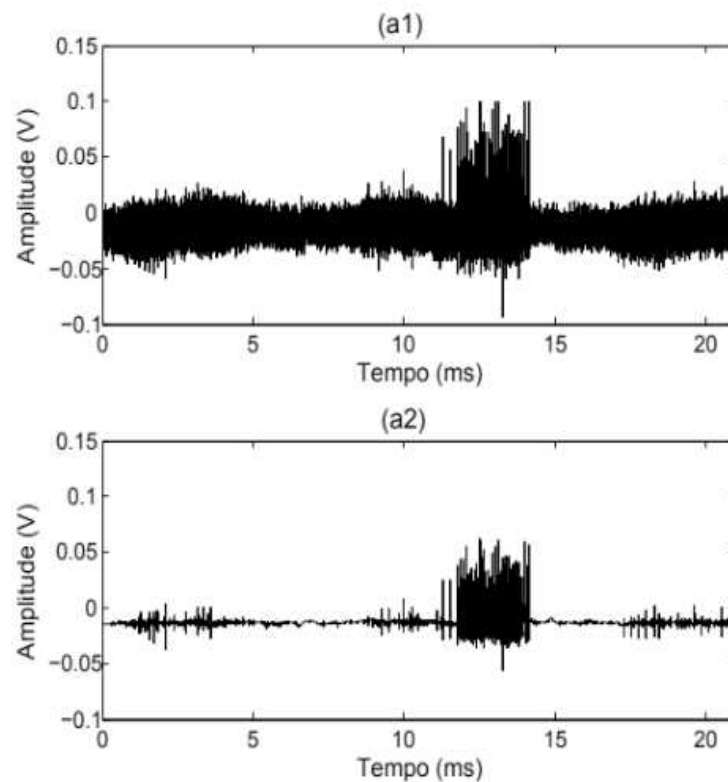


Figura 6- Sinal Medido 1 com Ruído Harmônico

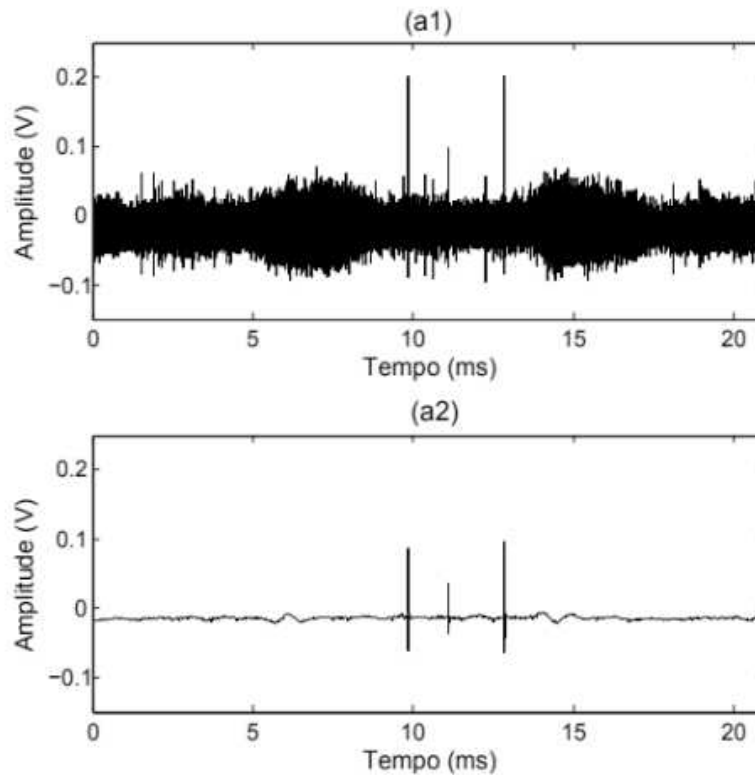


Figura 7- Sinal Medido 5 com Ruído Harmônico

Como pode ser visto na Figura 8, o sinal 2 também é composto por ruído harmônico do tipo AM. No entanto, este sinal possui diversas descargas parciais entre os instantes 1 ms e 4 ms com amplitudes que variam entre 0.02 V e 0.1 V. Assim como no resultado do método aplicado ao sinal 1, o ruído contido neste sinal não foi totalmente eliminado, mas houve atenuação do mesmo e as descargas parciais foram mantidas.

A Figura 9 corresponde ao sinal 3 que contém, ao longo de sua duração, diversos ruídos impulsivos. No entanto, como mostrado em a2 e a3 na Figura 10, nos instantes 10.28 ms e 11.76 ms acontecem duas descargas parciais com amplitudes aproximadas de 0.2 V e 0.1 V respectivamente. Além disso, ressalta-se um ruído impulsivo de amplitude aproximada de 0.2 V que ocorre aos 16.14 ms mostrado em a4, que foi totalmente eliminado.

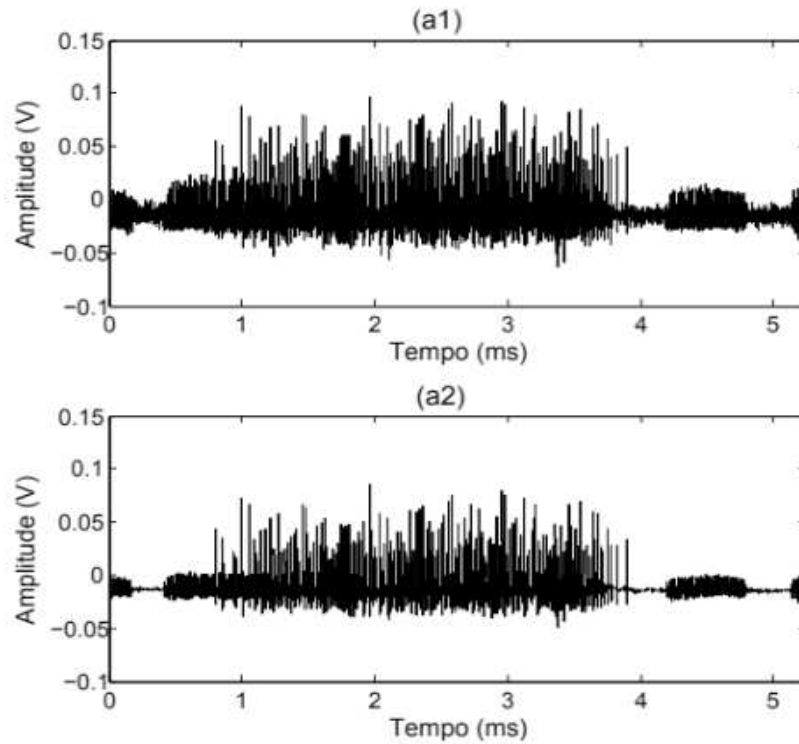


Figura 8- Sinal Medido 2 com Ruído Harmônico

Por fim, o sinal 4 mostrado na Figura 11 possui predominantemente ruído harmônico, duas descargas parciais nos instantes 10.2 ms e 11.6 ms e, no instante 14.98 ms apresenta um ruído impulsivo com amplitudes positiva e negativa de aproximadamente 0.5 V, como mostrados respectivamente em a2, a3 e a4 na Figura 12. Após aplicar o método, as descargas foram mantidas e os ruídos harmônico e impulsivo foram totalmente eliminados.

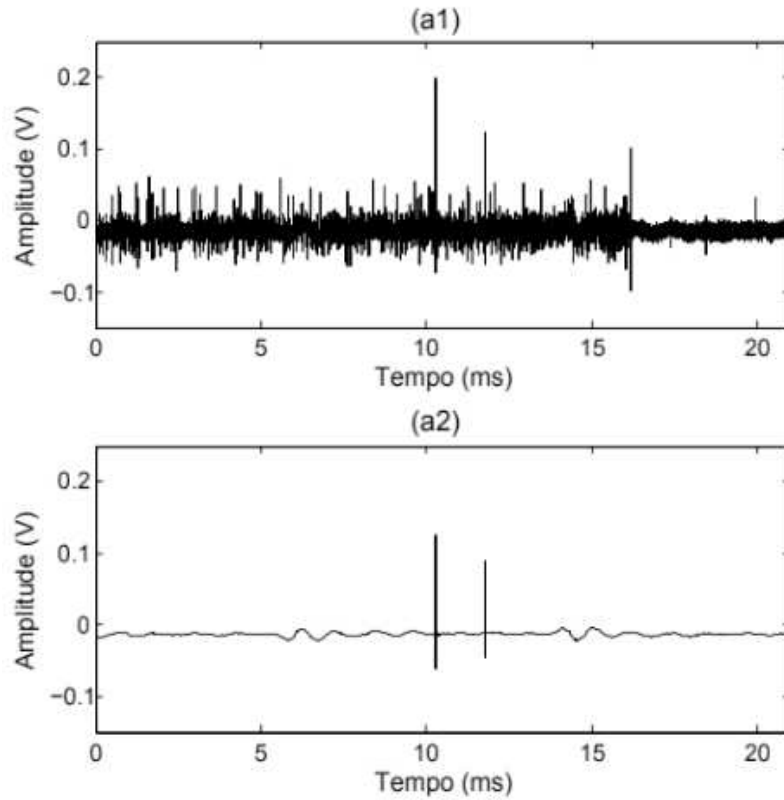


Figura 9- Sinal Medido 3 com Ruído Impulsivo

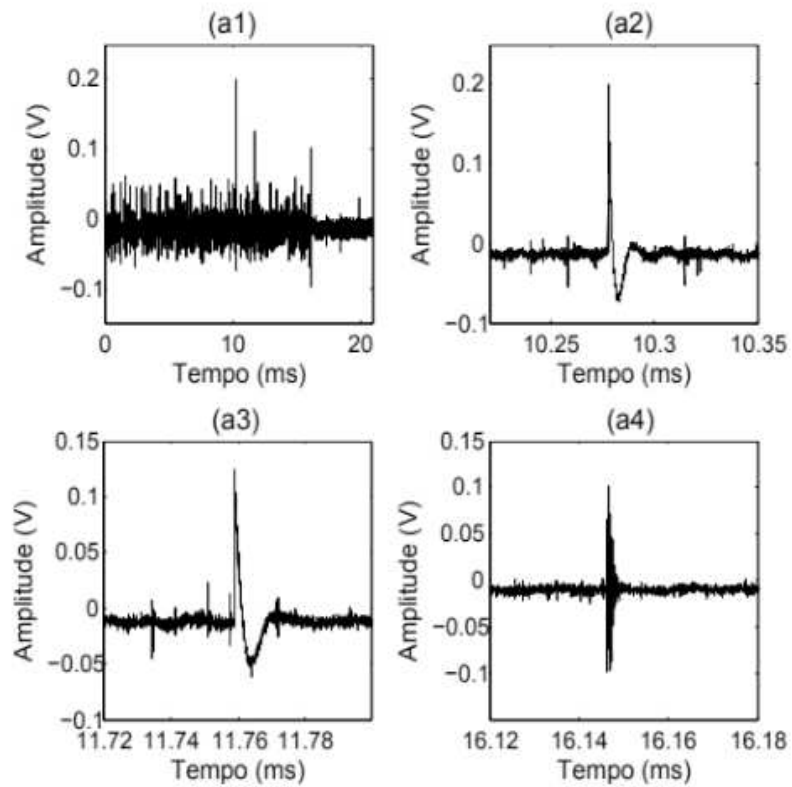


Figura 10- Detalhes do Sinal Medido 3

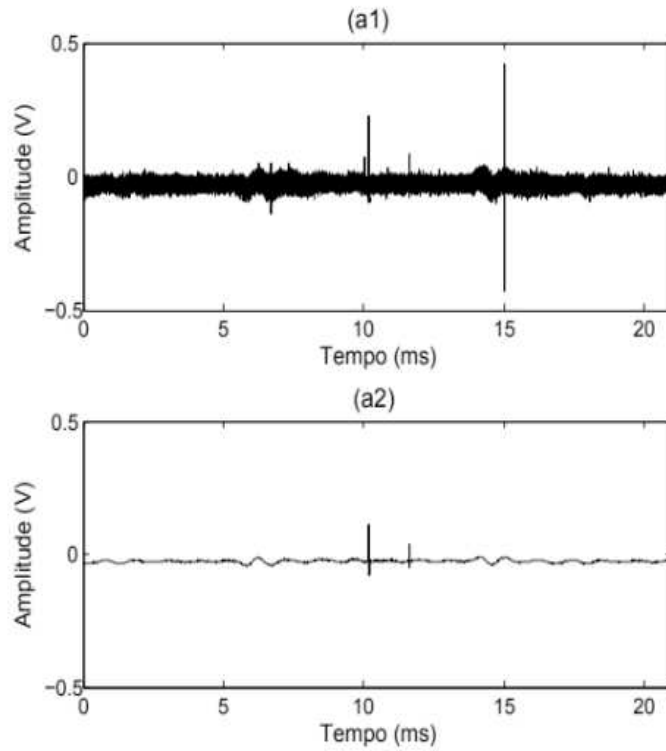


Figura 11- Sinal Medido 4 com Ruído Impulsivo

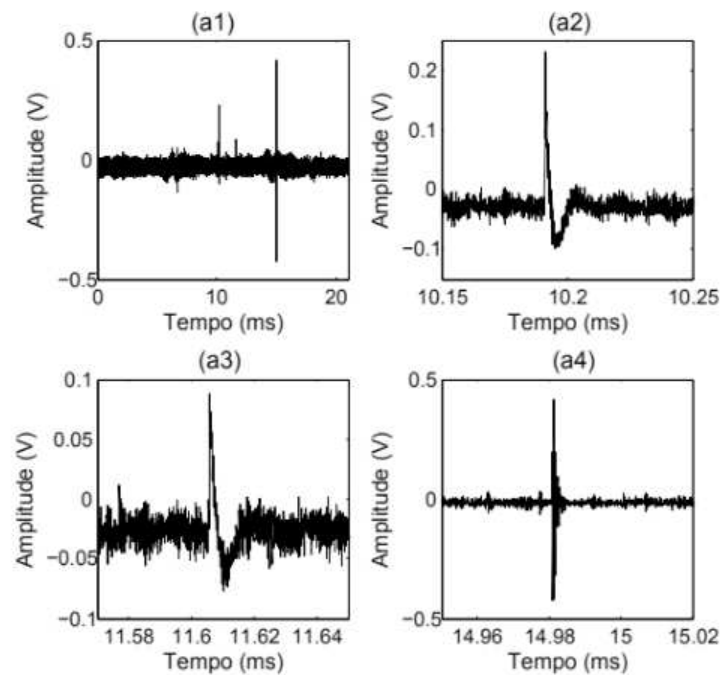


Figura 12- Detalhes do Sinal Medido 4

Após analisar os resultados do método em sinais sintéticos e medidos, é feita uma análise estatística de sua eficiência. Uma boa medida para atestar sua precisão é o RMSE (*Root Mean Square Error*) (11), que calcula a raiz do erro quadrático médio entre o sinal desejado e o sinal obtido.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{2} \sum_{n=1}^N (x_n - x_n^*)^2} \quad (11)$$

Assim, na Tabela 2 são apresentados os valores de RMSEs para os métodos WATV e ODBPD nos 60 sinais simulados. Percebe-se então que o método WATV apresentou maior RMSE apenas para o sinal 12 corrompido por ruído gaussiano.

Sinal	Gaussiano		Impulsivo		Harmônico	
	ODBPD	WATV	ODBPD	WATV	ODBPD	WATV
1	0.0417	0.0362	0.0390	0.0222	0.0322	0.0231
2	0.0406	0.0350	0.0362	0.0231	0.0293	0.0222
3	0.0396	0.0388	0.0270	0.0192	0.0305	0.0219
4	0.0404	0.0339	0.0370	0.0219	0.0304	0.0231
5	0.0409	0.0374	0.0381	0.0224	0.0322	0.0249
6	0.0395	0.0359	0.0380	0.0246	0.0322	0.0218
7	0.0440	0.0370	0.0294	0.0227	0.0301	0.0228
8	0.0392	0.0357	0.0369	0.0219	0.0306	0.0236
9	0.0435	0.0345	0.0315	0.0205	0.0301	0.0219
10	0.0406	0.0349	0.0226	0.0182	0.0336	0.0256
11	0.0406	0.0376	0.0324	0.0206	0.0307	0.0219
12	0.0365	0.0371	0.0383	0.0211	0.0329	0.0224
13	0.0395	0.0382	0.0375	0.0215	0.0293	0.0236
14	0.0414	0.0394	0.0266	0.0227	0.0319	0.0229
15	0.0371	0.0359	0.0412	0.0220	0.0288	0.0217
16	0.0410	0.0368	0.0374	0.0212	0.0285	0.0214
17	0.0394	0.0354	0.0268	0.0193	0.0290	0.0213
18	0.0378	0.0377	0.0336	0.0219	0.0302	0.0242
19	0.0365	0.0392	0.0272	0.0199	0.0305	0.0216
20	0.0450	0.0415	0.0252	0.0184	0.0331	0.0233

Tabela 2- RMSEs do Sinais Simulados

A partir dessa análise, realizou-se um teste estatístico para verificar se o método WATV é melhor que o método ODBPD para os sinais utilizados. Primeiramente verificou-se a premissa de normalidade dos resíduos realizando o teste estatístico de Shapiro-Wilk. Como mostrado na Tabela 3, todos os p-valor são superiores a 0,05 e portanto, a premissa de normalidade dos resíduos é atendida em todos os casos.

Tipos de Ruído	TESTE DE SHAPIRO-WILK		
	Gaussiano	Impulsivo	Harmônico
p-valor	0.6392	0.2203	0.4989

Tabela 3- Teste Shapiro-Wilk

Visto que os dados apresentam uma distribuição normal, aplicou-se então o Teste

T pareado unilateral, para verificar se o método WATV é estatisticamente equivalente ou melhor que o método ODBPD. Como apresentado na Tabela 4, os p-valor de 4.284 e-05, 7.437e-11 e 2.305e-09 comprovam que para todos os sinais testados o método WATV apresenta-se mais eficiente que o método ODBPD.

Tipos de Ruído	TESTE T PAREADO		
	Gaussiano	Impulsivo	Harmônico
p-valor	4.284 e-05	7.437 e-11	2.305 e-09

Tabela 4- Teste T Pareado

7 | CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou a aplicação do método de Variação Total com *Wavelets* utilizando o algoritmo SALSA para eliminação de ruídos gaussianos, harmônicos e impulsivos em sinais de descargas parciais sintéticos e gerados em laboratório.

Entre os ruídos apresentados, os impulsivos são mais complexos de serem extraídos devido a sua similaridade com as próprias descargas parciais. Com os resultados apresentados, e após comparação estatística com método da literatura, conclui-se que o método WATV obteve expressivos níveis de eliminação de ruídos, sendo mais eficiente que o método ODBPD.

Em trabalhos futuros pretende-se realizar outras métricas de avaliação de filtragem, comparar o WATV a outros métodos da literatura e utilizar outros sinais sintéticos e medidos.

REFERÊNCIAS

AFONSO, Many V.; BIOUCAS-DIAS, José M.; FIGUEIREDO, Mário AT. Fast image recovery using variable splitting and constrained optimization. **IEEE transactions on image processing**, v. 19, n. 9, p. 2345-2356, 2010.

BOGGS, Steven A. Partial discharge: overview and signal generation. **IEEE Electrical Insulation Magazine**, v. 6, n. 4, p. 33-39, 1990.

CICONE, Antonio; LIU, Jingfang; ZHOU, Haomin. Adaptive local iterative filtering for signal decomposition and instantaneous frequency analysis. **Applied and Computational Harmonic Analysis**, v. 41, n. 2, p. 384-411, 2016.

COIFMAN, Ronald R.; DONOHO, David L. Translation-invariant de-noising. In: **Wavelets and statistics**. Springer, New York, NY, 1995. p. 125-150.

CONDAT, Laurent. A direct algorithm for 1-D total variation denoising. **IEEE Signal Processing Letters**, v. 20, n. 11, p. 1054-1057, 2013.

CUENCA, W. M.; SEIXAS, J. M.; LEVY, A. F. Análise de Componentes Principais para Identificar Descargas Parciais em Transformadores de Potência. In: **Brazilian Symposium on Neural Nets, Rio de Janeiro, Brazil**. 2004.

DE AZEVEDO SILVA, Fernando Thomé; DE OLIVEIRA MOTA, Hilton. Partial discharge signal

- processing using overcomplete dictionaries and sparse representations. In: **2017 IEEE Electrical Insulation Conference (EIC)**. IEEE, 2017. p. 388-391.
- DE OLIVEIRA MOTA, Hilton et al. Partial discharge signal denoising with spatially adaptive wavelet thresholding and support vector machines. **Electric Power Systems Research**, v. 81, n. 2, p. 644-659, 2011.
- DING, Yin; SELESNICK, Ivan W. Artifact-free wavelet denoising: non-convex sparse regularization, convex optimization. **IEEE signal processing letters**, v. 22, n. 9, p. 1364-1368, 2015.
- DONOHO, David L. De-noising by soft-thresholding. **IEEE transactions on information theory**, v. 41, n. 3, p. 613-627, 1995.
- FIGUEIREDO, Mario AT et al. On total variation denoising: A new majorization-minimization algorithm and an experimental comparison with wavelet denoising. In: **2006 International Conference on Image Processing**. IEEE, 2006. p. 2633-2636.
- MA, X. D.; ZHOU, C.; KEMP, I. J. DSP based partial discharge characterisation by wavelet analysis. In: **Proceedings ISDEIV. 19th International Symposium on Discharges and Electrical Insulation in Vacuum (Cat. No. 00CH37041)**. IEEE, 2000. p. 780-783.
- MA, X.; ZHOU, C.; KEMP, I. J. Interpretation of wavelet analysis and its application in partial discharge detection. **IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation**, v. 9, n. 3, p. 446-457, 2002.
- MITICHE, I. et al. An evaluation of total variation signal denoising methods for partial discharge signals. In: **2017 INSUCON-13th International Electrical Insulation Conference (INSUCON)**. IEEE, 2017. p. 1-5.
- MOTA, Hilton de O.; VASCONCELOS, Flávio H. A partial discharge data acquisition system based on programmable digital oscilloscopes. In: **IMTC 2001. Proceedings of the 18th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference. Rediscovering Measurement in the Age of Informatics (Cat. No. 01CH 37188)**. IEEE, 2001. p. 994-999.
- MOTA, Hilton de O.; VASCONCELOS, Flávio H.; DE CASTRO, Cristiano L. A comparison of cycle spinning versus stationary wavelet transform for the extraction of features of partial discharge signals. **IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation**, v. 23, n. 2, p. 1106-1118, 2016.
- NIKOLOVA, Mila; NG, Michael K.; TAM, Chi-Pan. Fast nonconvex nonsmooth minimization methods for image restoration and reconstruction. **IEEE Transactions on Image Processing**, v. 19, n. 12, p. 3073-3088, 2010.
- RUDIN, Leonid I.; OSHER, Stanley; FATEMI, Emad. Nonlinear total variation based noise removal algorithms. **Physica D: nonlinear phenomena**, v. 60, n. 1-4, p. 259-268, 1992.
- STRONG, David; CHAN, Tony. Edge-preserving and scale-dependent properties of total variation regularization. **Inverse problems**, v. 19, n. 6, p. S165, 2003.