



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Estudo Comparativo de Métodos de Filtragem para Medições Não-Invasivas de Descargas Parciais em Sistemas de Alta Tensão: Abordagens com Diferentes Filtros Clássicos, Adaptativo e Transformada Wavelet

DM 26/2024

UFPA / ITEC / PPGEE
CAMPUS UNIVERSITÁRIO DO GUAMÁ
BELÉM – PARÁ – BRASIL
2024

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

ADRIEL BRITO DA SILVA

Estudo Comparativo de Métodos de Filtragem para Medições Não-Invasivas de Descargas Parciais em Sistemas de Alta Tensão: Abordagens com Diferentes Filtros Clássicos, Adaptativo e Transformada Wavelet

DM 26/2024

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica – PPGEE, do Instituto de Tecnologia – ITEC, da Universidade Federal do Pará – UFPA, como parte dos requisitos necessários para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Sistemas de Energia.

Linha de Pesquisa: Alta Tensão.

Orientador: Prof. Dr. Marcus Vinnícius Alves Nunes.

UFPA / ITEC / PPGEE
CAMPUS UNIVERSITÁRIO DO GUAMÁ
BELÉM – PARÁ – BRASIL

2024

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) de acordo com ISBD
Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal do Pará
Gerada automaticamente pelo módulo Ficat, mediante os dados fornecidos pelo(a)
autor(a)

S586e Silva, Adriel Brito da.
Estudo Comparativo de Métodos de Filtragem para
Medições Não-Invasivas de Descargas Parciais em
Sistemas de Alta Tensão: Abordagens com Diferentes Filtros
Clássicos, Adaptativo e Transformada Wavelet / Adriel Brito
da Silva. — 2024.
85 f. : il. color.

Orientador(a): Prof. Dr. Marcus Vinnícius Alves Nunes
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Pará,
Instituto de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica, Belém, 2024.

1. Filtros digitais. 2. Filtro adaptativo. 3. Descargas
parciais. 4. Transformada wavelet. I. Título.

CDD 621.310285

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

“ESTUDO COMPARATIVO DE MÉTODOS DE FILTRAGEM PARA
MEDIÇÕES NÃO-INVASIVAS DE DESCARGAS PARCIAIS EM SISTEMAS DE
ALTA TENSÃO: ABORDAGENS COM DIFERENTES FILTROS CLÁSSICOS,
ADAPTATIVO E TRANSFORMADA WAVELET”

AUTOR: **ADRIEL BRITO DA SILVA**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO SUBMETIDA À BANCA EXAMINADORA
APROVADA PELO COLEGIADO DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ, SENDO
JULGADA PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA
ELÉTRICA NA ÁREA DE SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA.

APROVADA EM: 06/11/2024.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. Marcus Vinnícius Alves Nunes
(Orientador – PPGEE/ITEC/UFPA)

Prof. Dr. Ubiratan Holanda Bezerra
(Avaliador Interno – PPGEE/ITEC/UFPA)

Prof. Dr. Allan Rodrigo Arrifano Manito
(Avaliador Externo ao Programa – FEEB/ITEC/UFPA)

Prof. Dr. André Melo de Moraes
(Avaliador Externo ao Programa – LEAT/ITEC/UFPA)

VISTO:

Prof. Dr. Diego Lisboa Cardoso
(Coordenador do PPGEE/ITEC/UFPA)

Este trabalho é dedicado às pessoas que contribuíram com seu tempo, conhecimento, esforço, opinião ou dúvida para a conclusão deste sonho.

AGRADECIMENTOS

A Deus, primeiramente, que sempre esteve à frente dos meus planos.

Ao Professor Marcus Vinnícius Alves Nunes por me abraçar desde o início como aluno, dando-me oportunidades na Universidade, além de todo incentivo e orientação durante a realização deste trabalho.

Aos colegas do Laboratório de Alta e Extra Alta Tensão da Universidade Federal do Pará – LEAT/UFPA e do Grupo de Pesquisa em Alta Tensão, por contribuírem de alguma forma para esta formação e pelo companheirismo, especialmente ao André Melo de Moraes pela participação neste trabalho.

Aos meus pais Adriene e Ariosvaldo, e aos meus familiares e amigos, em geral, por todo amor e apoio incondicional.

À Malu, com quem divido hoje o que nutro de amor pelos animais e esteve ao meu lado em todo este processo.

Ao CNPq, pelo suporte à pesquisa e pelo fomento concedendo-me uma bolsa, que foi essencial para me manter financeiramente neste período.

Aos professores e mestres do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica – PPGEE/UFPA, que conheci ao longo deste percurso e que, de algum modo, contribuíram significativamente para alcançar este título.

*“Histórias de valor têm um início e um fim.
Você só precisa decidir onde quer começar”.*

Nico Robin, One Piece.

RESUMO

O fenômeno das descargas parciais (DP) ocorre de maneira segmentada no isolamento elétrico. Com o tempo, essas ocorrências podem evoluir para um estado crítico, resultando em curtos-circuitos e danos significativos aos equipamentos elétricos. A detecção e análise de DP são essenciais no contexto da manutenção preventiva, contribuindo para índices de alta disponibilidade dos Sistemas Elétricos de Potência (SEP). No entanto, a interferência de várias fontes de ruído, como outros equipamentos elétricos e fenômenos eletromagnéticos, torna a detecção dos sinais de DP desafiadora. Este trabalho apresenta um estudo comparativo de métodos de filtragem e análise de sinais em medições não-invasivas de descargas parciais em sistemas reais de alta tensão, utilizando diferentes filtros clássicos e a Transformada Wavelet (TW). A pesquisa avaliou a eficácia de diversos métodos de filtragem na redução de ruídos, proporcionando uma melhor identificação e caracterização dos sinais de DP. Foram implementados e comparados filtros clássicos como Média Móvel (MA), Butterworth (BW), Chebyshev (Tipo I), Savitzky-Golay (SG), e filtragem adaptativa como Mínimos Quadrados Médios (LSM), além das técnicas baseadas em decomposição de multirresoluções wavelets, para verificar métricas como a Razão Sinal-Ruído (SNR), Correlação-Cruzada (CC), Erro Quadrático Médio (RMSE), Curtose (K), e outras, considerando a preservação das características essenciais dos sinais de DP. Os resultados obtidos demonstraram que as técnicas de filtragem são cruciais para a redução dos efeitos de ruídos, embora métodos mais clássicos apresentem eficiência limitada quando comparados àquelas com capacidade de adaptação. A análise comparativa revelou pontos críticos que, embora tenham demonstrado uma eficiência restrita, contribuem significativamente para o aprimoramento dos métodos de monitoramento dos equipamentos elétricos.

Palavras-chave: filtros digitais; filtro adaptativo; descargas parciais; transformada wavelet.

ABSTRACT

The Partial discharge (PD) phenomena occur in segmented manner in electrical insulation. Over time, these occurrences can evolve to a critical state, resulting in short circuits and significant damage to electrical equipment. PD detection and analysis are essential in the context of preventive maintenance, contributing to high availability rates of Electrical Power Systems (EPS). However, interference from various noise sources, such as other electrical equipment and electromagnetic phenomena, makes PD signal detection challenging. This work presents a comparative study of filtering and signal analysis methods in non-invasive measurements of partial discharges in real high voltage systems, using different classical filters and the Wavelet Transform (WT). The research evaluated the effectiveness of several filtering methods in noise reduction, providing better identification and characterization of PD signals. Classic filters such as Moving Average (MA), Butterworth (BW), Chebyshev (Type I), Savitzky-Golay (SG) and adaptive filtering such as Least Mean Squares (LSM), in addition to techniques based on multiresolution wavelet decomposition, were implemented and compared to verify metrics such as Signal-to-Noise Ratio (SNR), Cross-Correlation (CC), Root Mean Square Error (RMSE), Kurtosis (K), and others, considering the preservation of the essential characteristics of PD signals. The results obtained demonstrated that filtering techniques are crucial for reducing noise effects, although more classical methods present limited efficiency when compared to those with adaptive capacity. The comparative analysis revealed critical points that, although they demonstrated restricted efficiency, contribute significantly to the improvement of electrical equipment monitoring methods.

Keywords: digital filters; adaptive filter; partial discharges; wavelet transform.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Comparação do filtro Butterworth e Chebyshev Tipo I.....	33
Figura 2: Diagrama da aplicação do filtro adaptativo aos sinais de DP.....	36
Figura 3: Amostras de diferentes famílias wavelets.....	39
Figura 4: Organização do arranjo conduzido em laboratório.....	43
Figura 5: Registro de ensaio realizado no LEAT/UFPA.....	45
Figura 6: Sinal de DP corrompido por ruídos.....	47
Figura 7 Modelos de filtragem propostos neste estudo.....	52
Figura 8: Registro no Ensaio do TC de 145 kV.....	55
Figura 9: Representação do sinal no TC 145 kV com objeto metálico isolando o pulso de DP.....	55
Figura 10: Registro no ensaio do TPI de 145 kV.....	56
Figura 11: Representação do sinal no TPI 145 kV com poluição salina na concentração de $\approx 0,025$ mg/cm ²	56
Figura 12: Representação do sinal isolando a tensão do HFCT e os pulsos de DP.....	57
Figura 13: Comparação de desempenho dos filtros propostos em análise gráfica na ordem = 10 no cenário 1.....	59
Figura 14: Comparação de desempenho dos filtros propostos em análise gráfica na ordem = 10 no cenário 2.....	61
Figura 15: Comparação de SNR e RMSE entre os métodos de filtragem do cenário 1.....	68
Figura 16: Comparação de SNR e RMSE entre os métodos de filtragem do cenário 2.....	71

LISTA DE TABELAS

- Tabela 1 – Famílias wavelet utilizadas no *Wavelet Toolbox* do MATLAB®.....40
Tabela 2 – Métricas de filtragem por diferentes métodos no cenário 1, $k=10$...64
Tabela 3 – Métricas de filtragem por diferentes métodos no cenário 2, $k=10$...69

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
BW	Butterworth
CHEB	Chebyshev
CNPq	Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico
dB	Decibel
DP	Descargas Parciais
DFT	Transformada Discreta de Fourier
DSI	<i>Discrete Spectral Interference</i> – Interferências de Espectro
Discreto	
IEC	<i>International Electrotechnical Commission</i>
IIR	<i>Infinite Impulse Response</i> – Resposta ao Impulso Infinita
FFT	Transformada Rápida de Fourier
FIR	<i>Finite Impulse Response</i> – Resposta ao Impulso Finita
LMS	<i>Least Mean Squares</i> – Mínimo Quadrado Médio
MA	<i>Moving Average</i> – Média Móvel
MATLAB	<i>MATrix LABoratory</i> – Laboratório de Matrix
OSE	Objeto Sob Ensaio
PDS	Processamento Digital de Sinais
PRPD	<i>Phase-Resolved Partial Discharge</i> – Descarga Parcial com
Resolução de Fase	
RMSE	<i>Root-Mean-Square Error</i> – Raíz do Erro Quadrático Médio
SEP	Sistema Elétrico de Potência
SG	Savitzky-Golay
SNR	<i>Signal-to-Noise Ratio</i> – Razão Sinal-Ruído
STFT	<i>Short-time Fourier Transform</i> – Transformada de Fourier de Curta
Duração	
TC	Transformador de Corrente
TF	Transformada de Fourier
TPI	Transformador de Potencial Indutivo
TW	Transformada Wavelet
UFPA	Universidade Federal do Pará

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Justificativa e Contextualização	16
1.2	Motivações da Pesquisa	17
1.3	Revisão da Literatura	17
1.4	Objetivos	21
1.4.1	Objetivo Geral	21
1.4.2	Objetivos Específicos	21
1.5	Principais Contribuições do Trabalho	21
1.6	Organização do trabalho	22
2	REFERENCIAL TEÓRICO	23
2.1	Descargas Parciais (DP)	23
2.1.1	Principais Metodologias de Medição de Descargas Parciais	23
2.1.2	Características das Descargas Parciais	24
2.1.3	Importância de Análise no contexto dos Dispositivos na Alta Tensão	25
2.2	Desafios Técnicos	25
2.3	Remoção de Ruído (<i>Denoising</i>)	26
2.4	Técnicas de Filtragem Tradicional	27
2.4.1	Filtragem no Domínio do Tempo	27
2.4.2	Filtragem no Domínio do Frequência	28
2.5	Filtros Clássicos	29
2.5.1	Filtro de Média Móvel (MA)	29
2.5.2	Filtro Butterworth (BW)	30
2.5.3	Filtro Chebyshev (Tipo I)	31
2.5.4	Filtro Savitzky-Golay (SG)	33
2.6	Filtro Adaptativo - Mínimo Quadrado Médio (LSM)	35
2.7	Transformada Wavelet (TW)	37
3	METODOLOGIA	43
3.1	Aquisição de Sinais	44
3.2	Métricas de Avaliação	45
3.2.1	Razão Sinal-Ruído (SNR)	46
3.2.2	Correlação-Cruzada (CC)	48
3.2.3	Erro Quadrático Médio (RMSE)	49

3.2.4 Curtose (K).....	50
3.2.5 Assimetria (S)	51
3.3 Ambiente de Software Utilizado e Ferramentas Virtuais.....	51
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES	54
4.1 Análise das Filtragens Digitais nos Dados Reais.....	54
4.2 Implementação da Transformada Wavelet	57
4.3 Avaliação Comparativa dos Resultados Obtidos	63
5 CONCLUSÃO	72
5.1 Considerações Finais	72
5.2 Sugestão para Trabalhos Futuros.....	73
<u>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</u>	<u>74</u>
APÊNDICES	
Apêndice A.....	78
Apêndice B.....	82

1. INTRODUÇÃO

No contexto de modernização do Sistema Elétrico de Potência (SEP), é essencial renovar a rede sem interromper abruptamente o funcionamento da operação, garantindo assim flexibilidade e credibilidade ao sistema. Para alcançar esse objetivo, é necessário que os equipamentos sejam eficientes e funcionais. Com a adoção de novos métodos de manutenção preditiva, o assunto é objeto de extensos debates, visto que a inserção de novas ferramentas de análise gera muitos desafios para estudos em dispositivos elétricos.

Inicialmente, o fenômeno das descargas parciais (DP) ocorre de maneira segmentada no isolamento elétrico. Com o tempo, essas ocorrências podem evoluir para um estado crítico, culminando em curtos-circuitos e danos significativos a equipamentos elétricos, como transformadores e isoladores, o que pode resultar em descontinuidade no fornecimento de energia em grandes proporções. Em resposta a essas ocorrências, normas específicas como a *International Electrotechnical Commission* (IEC) 60270 estabelecem parâmetros e padrões para a execução de processos de aquisição e medição de DP, aplicáveis principalmente a medições realizadas em laboratório, com o equipamento desconectado do sistema (IEC, 2000).

Contudo, esta análise em ambientes elétricos apresenta desafios significativos devido à presença de ruídos eletromagnéticos e interferências que podem mascarar os sinais de DP. Esses ruídos são gerados por diversas fontes, como a operação normal dos dispositivos elétricos, a proximidade ou comutação de equipamentos, vibrações de máquinas elétricas, e até mesmo por descargas atmosféricas. Desta forma, para isolar e identificar os sinais de DP em meio ao ruído de fundo são cruciais a aplicação de métodos de digitalização ou técnicas avançadas de processamento digital de sinais (PDS).

Sendo assim, ao longo dos anos, uma variedade de técnicas têm sido desenvolvidas, desde a implementação de filtros digitais a métodos baseados em transformadas. Essas abordagens têm se mostrado eficazes na análise de sinais de DP, permitindo a decomposição do sinal em componentes de diferentes escalas e facilitando a identificação de padrões característicos de DP (WU et al., 2023).

Além disso, algoritmos de inteligência artificial e aprendizado de máquina estão sendo cada vez mais aplicados para a detecção e classificação de DP, proporcionando uma análise mais precisa e automática (ZHANG et al., 2018). No entanto, é importante destacar que muitos estudos empregam essas técnicas em simulações e dados sintéticos, buscando validar e otimizar os algoritmos antes da implementação em cenários reais.

Portanto, este trabalho buscou avaliar o estudo de técnicas de filtragem digital em sinais reais de DP, explorando e integrando métodos avançados como a Transformada Wavelet (TW), e discutir a aplicabilidade dessas técnicas no contexto dos sistemas de alta potência. Foram processados sinais provenientes dos ensaios realizados no Laboratório de Alta e Extra Alta Tensão – LEAT/UFPA para medir a eficácia de tais abordagens. Todos os resultados podem ser conferidos no Capítulo 4.

1.1 JUSTIFICATIVA E CONTEXTUALIZAÇÃO

A justificativa para o estudo das DP é clara: a detecção precoce e a análise estimada desses eventos podem prevenir falhas e defeitos no sistema elétrico, economizando custos significativos com reparos e evitando interrupções não planejadas. Além disso, a aplicação de uma variedade de técnicas de análise de dados proporciona um aprimoramento contínuo na precisão desses diagnósticos na literatura. À medida que diferentes abordagens técnicas, como filtragem e métodos baseados em transformadas são testadas e integradas, a capacidade de distinguir entre sinais relevantes e ruídos indesejados é significativamente aprimorada.

Cada método oferece uma perspectiva única na decomposição e interpretação dos sinais de DP, permitindo uma compreensão mais profunda das características e padrões associados a esses eventos. A diversidade nas abordagens técnicas permite uma triangulação dos dados, onde a combinação de diferentes metodologias pode corroborar a análise e aumentar a certeza dos resultados. Este trabalho propõe alinhar os objetivos de pesquisa do laboratório e analisar ensaios realizados em alta tensão, visando contribuir significativamente para o entendimento de DP assim como a implementação digital de filtros clássicos, com o intuito de reduzir ruídos nos sinais captados.

1.2 MOTIVAÇÕES DA PESQUISA

A relevância desta pesquisa reside na aplicação de técnicas clássicas e avançadas discutidas na área de filtragem de sinais, com o objetivo de testar esses métodos em dados reais de alta tensão, assegurando que os resultados reflitam com precisão as condições dos sistemas elétricos e contribuam para uma verificação mais fidedigna das DP. Desta forma, o estudo tem potencial para reduzir ruídos e aprimorar a gestão de manutenção dos sistemas de energia elétrica.

1.3 REVISÃO DA LITERATURA

A evolução dos filtros digitais representa um marco significativo no campo do processamento de sinais, refletindo décadas de inovação tecnológica e avanços teóricos. Esses filtros são usados para dois propósitos gerais: separação de sinais que foram combinados e restauração de sinais que foram distorcidos de alguma forma por ruídos. Desde as primeiras aplicações rudimentares até as mais sofisticadas implementações atuais, os filtros digitais têm desempenhado um papel crucial na melhoria da qualidade dos sinais e na credibilidade em uma variedade de aplicações, como na medicina e engenharia.

Os primeiros desenvolvimentos em filtragem digital remontam às décadas de 1950 e 1960, com a crescente necessidade de processar sinais de forma mais rápida e eficiente. Os filtros analógicos, predominantemente utilizados até então, apresentavam limitações inerentes relacionadas à estabilidade e à precisão, impulsionando a busca por alternativas digitais.

O desenvolvimento dos computadores digitais e a ampla aplicação no processamento de sinais fez surgir a Transformada de Fourier (TF), que permitiu representar sinais e sistemas, originalmente expressos no domínio do tempo, através do domínio da frequência (OPPENHEIM e SHAFER, 1989). Entretanto, muitos fenômenos associados ao fato da maioria dos sinais possuírem características não-estacionárias ou transitórias, fez com que a TF expressasse algumas limitações na análise dos sinais ou funções que continham comportamento variável.

Com o passar dos anos e estudos na área de PDS, verificou-se que destacando previamente uma área de interesse de um dado sinal tornaria mais

rápido o processamento, e tal aplicação ficou conhecida como Transformada de Fourier de Curta Duração (Short-time Fourier Transform – STFT).

Na abordagem focada em sinais discretos, surgiu a Transformada Discreta de Fourier (DFT), onde a amostragem uniforme de uma variável contínua de frequência era relacionada a uma variável no domínio do tempo discreto (OPPENHEIM e SHAFER, 1989) (DINEIZ et al., 2004). Embora de alta velocidade e uma base sólida, diversas operações matemáticas envolvidas na DFT resultavam em alto esforço de processamento, especialmente para sinais de grande extensão.

Foi neste contexto que Cooley e Tukey (1965), apresentaram um método revolucionário que aumentou drasticamente a eficiência do cálculo da DFT. Este método, conhecido como Transformada Rápida de Fourier (FFT ou *Fast Fourier Transform*), reduziu significativamente o número de operações necessárias para calcular a DFT, viabilizando seu uso em tempo real e em uma vasta gama de aplicações. Assim, desde a proposição de Cooley e Tukey, a FFT vem sendo exaustivamente utilizada nos contextos envolvendo filtragem, tendo se consagrado como uma poderosa ferramenta para o processamento digital de sinais (COOLEY e TUKEY, 1965) (COOLEY et al., 1969) (COOLEY et al., 1976^b) (COOLEY et al., 1976^a).

Também na década de 1970, o mundo testemunhou um crescimento exponencial na pesquisa e no desenvolvimento de algoritmos de filtragem digital. A introdução dos filtros de resposta finita ao impulso (FIR) e de resposta infinita ao impulso (IIR), por exemplo, revolucionou a área, permitindo a criação de filtros com características específicas e controláveis (OPPENHEIM, 1989).

Os filtros FIR, conhecidos por sua estabilidade incondicional e fase linear, tornaram-se amplamente utilizados em aplicações onde a preservação da forma do sinal é crucial (RABINER et al., 1970) (HAMMING, 1977). Em contraste, os filtros IIR, derivados dos filtros analógicos, ofereceram soluções eficientes em termos de recursos computacionais, embora com desafios relacionados à estabilidade.

Com o avanço da tecnologia e o aumento da capacidade de processamento dos microprocessadores nas décadas de 1980 e 1990, os filtros digitais se tornaram uma parte integrante de diversos dispositivos eletrônicos. A miniaturização dos componentes e a redução dos custos possibilitaram a

incorporação de técnicas avançadas de filtragem em equipamentos portáteis e dispositivos de medição, ampliando ainda mais o alcance e a aplicabilidade dos filtros digitais (SMITH, 1999).

Desta forma, e de maneira semelhante a FFT, as wavelets foram surgindo e estimando funções voltadas à representação de dados, originalmente, no domínio do tempo, seja em formato contínuo ou discreto. A diferença primordial da TW em relação à TF baseou-se no resultado da transformação, que não é representado apenas no domínio da frequência, mas em um novo domínio, formado pelas variáveis tempo e frequência (FRAZIER, 1999) (GOSWANI e CHAN, 1999).

A primeira referência a wavelets foi feita por Alfred Haar. Diferentemente do método de Fourier, cujas funções base são seno e cosseno e estão definidas em todo o eixo real, as bases de Haar, que também são ortogonais, existem apenas em um intervalo finito de tempo. No entanto, as wavelets de Haar não atraíram grande interesse por parte dos pesquisadores durante um longo período. Em 1989, Stéphane Mallat (MALLAT, 1989) revitalizou o uso das wavelets através de suas contribuições no processamento digital de imagens. Com base nos resultados de Mallat, Yves Meyer propôs, em 1993, a primeira versão de wavelets continuamente diferenciáveis (MEYER, 1993). Poucos anos depois, Ingrid Daubechies (DAUBECHIES, 1990) utilizou os trabalhos de Mallat para construir bases ortonormais de wavelets com suportes compactos.

As funções wavelets de suporte compacto possuem intervalos bem definidos de atuação, sendo nulas fora desses limites. Os trabalhos de Daubechies são amplamente reconhecidos como fundamentos das aplicações modernas da análise wavelet. Estudiosos como Yves Meyer (MEYER, 1993) e Barbara Hubbard (HUBBARD, 1998) documentaram a evolução e as aplicações das wavelets, desde as contribuições iniciais de Fourier até as pesquisas mais recentes.

Nos anos 2000, o avanço das técnicas de filtragem adaptativa e o uso de algoritmos baseados em inteligência artificial e aprendizado de máquina abriram novas fronteiras no campo da filtragem digital. Essas abordagens modernas permitiram a adaptação dinâmica dos filtros às características variáveis dos sinais, melhorando significativamente o desempenho em cenários complexos e dinâmicos. Como resultado, houve um aprimoramento substancial na qualidade

dos sinais processados, na robustez contra interferências e na eficiência geral dos sistemas (HAYKIN, 2002).

Tradicionalmente, filtros digitais foram projetados com parâmetros fixos, adequados a características específicas dos sinais. No entanto, muitos sinais apresentam variações dinâmicas e imprevisíveis, tornando os filtros tradicionais ineficazes em cenários práticos. Técnicas de filtragem adaptativa permitem que os filtros ajustem seus parâmetros em tempo real, respondendo às mudanças nos sinais. Embora essas técnicas modernas tenham mostrado resultados promissores em diversos estudos e aplicações práticas, a real eficiência dos filtros tradicionais nos processos de análise em dispositivos de alta tensão ainda é limitada e pouco referenciada.

Segundo Zhang (ZHANG et al., 2018), é complexo extrair o sinal puro de DP, ressaltando a importância de suprimir eficientemente o ruído presente nesses sinais para uma amostragem mais precisa e confiável. Desta forma, para mitigar os efeitos adversos desses ruídos, são necessárias abordagens mais vistosas de pré-processamento de sinais com a utilização de filtros digitais. Tais técnicas visam separar nas DP sinal de ruídos, permitindo uma clareza nos dados e objetificação da análise.

Complementando essas técnicas modernas, a TW emerge como uma ferramenta proeminente para a análise em sistemas elétricos de potência. Estudos como o de Robertson et al. (1996) e Hussain et al. (2023) vem destacando a eficácia da TW na verificação de distúrbios transitórios, incluindo DP. A TW permite a decomposição dos sinais em diferentes escalas, facilitando a extração de características específicas e a identificação de padrões não facilmente discerníveis por outras técnicas. Isso é particularmente útil para o monitoramento contínuo de equipamentos de alta tensão, onde a precisão e a rapidez na detecção de anomalias são cruciais.

Esses estudos mostram que a combinação de métodos tradicionais com técnicas modernas, pode proporcionar uma análise mais robusta e precisa dos sinais de DP, melhorando a confiabilidade e a segurança dos sistemas de energia. Desta forma, a aplicação de filtros oferece uma boa estratégia para filtragem dos sinais indesejados em sistemas de alta tensão, conforme será abordado neste estudo. Em muitos casos, esses métodos de filtragem representam uma apuração da eficiência e da qualidade energética,

principalmente em ambientes desafiadores, por isto é interessante verificar a integração com a TW.

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 Objetivo geral

O objetivo deste trabalho é testar e analisar métodos de filtragem em medições não-invasivas de DP em sistemas de alta tensão, com base nos sinais obtidos em ensaios realizados no Laboratório de Alta e Extra Alta Tensão da Universidade Federal do Pará – LEAT/UFGPA.

1.4.2 Objetivos específicos

- Investigar e caracterizar as DP nos ensaios realizados no LEAT/UFGPA, identificando padrões e comportamentos recorrentes nesses eventos;
- Realizar uma análise crítica dos sinais de DP dos dados obtidos no laboratório, avaliando a consistência, integridade e confiabilidade das medições registradas;
- Desenvolver e implementar algoritmos em MATLAB® para o tratamento das informações provenientes dos ensaios em laboratório;
- Aplicar técnicas clássicas, adaptativa e de decomposição via TW aos sinais processados, a fim de otimizar a detecção e interpretação das DP;
- Avaliar o desempenho dos filtros propostos, incluindo a TW, analisando a eficácia na redução dos ruídos associados às DP;
- Conduzir análises estatísticas e comparativas para expressar os resultados obtidos do tratamento e processamento dos sinais, assegurando a representatividade e transparência das conclusões alcançadas.

1.5 PRINCIPAIS CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO

A principal contribuição deste trabalho reside na análise e avaliação da eficácia de métodos clássicos de filtragem no contexto desafiador das medições de DP em sistemas de alta tensão. Em vez de se limitar à melhoria do sinal, o estudo foca em verificar a aplicabilidade e as limitações das técnicas tradicionais quando comparadas ao filtro adaptativo, tanto quando utilizadas isoladamente

quanto combinadas com a TW. Ao testar esses métodos em condições reais, o trabalho proporciona um entendimento mais aprofundado sobre a performance das abordagens clássicas e sua integração com as wavelets, oferecendo percepções críticas que podem informar futuras estratégias de monitoramento e manutenção em sistemas elétricos de alta tensão.

1.6 ESTRUTURA DO TRABALHO

O presente trabalho é constituído por cinco capítulos, organizados da seguinte forma:

O Capítulo 1 apresenta uma breve introdução ao tema, abordando a motivação, a revisão da literatura, os objetivos e as contribuições do trabalho. O Capítulo 2 fornece a base teórica necessária para esta dissertação. Inicialmente, são apresentadas as técnicas clássicas de filtragem, seguidas pelos desafios técnicos e pelas aplicações na área. Por fim, o capítulo explora definições importantes sobre DP, suas características e estratégias de remoção de ruídos.

O Capítulo 3 discorre sobre a metodologia proposta neste trabalho, que consiste, após a aquisição dos dados, na verificação de parâmetros métricos para uma análise quantitativa. Em seguida, apresenta os resultados obtidos por meio da ferramenta de análise do software utilizado para a avaliação. O Capítulo 4 destaca os resultados da pesquisa nos diferentes cenários, demonstrando numericamente a eficácia dos filtros propostos e a integração com a TW.

Finalmente, o Capítulo 5 conclui este trabalho com as considerações finais e sugestões para projetos futuros decorrentes deste estudo.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

Neste capítulo são apresentados os conceitos de DP, metodologias de medição e características desses fenômenos, além de abordagens técnicas de *denoising*, definição dos filtros propostos para a realização deste estudo, assim como as bases matemáticas e a proposição da TW.

2.1 DESCARGAS PARCIAIS (DP)

Como definido anteriormente, descargas parciais são problemas relacionadas ao isolamento. De forma geral, DP são pequenas rupturas dielétricas na isolação de um circuito ou equipamento no sistema de contenção, alterando a operação e funcionamento dos dispositivos elétricos.

Durante uma DP, um pulso de corrente elétrica é gerado entre os eletrodos na região que pode ter zonas dielétricas distintas ou em cavidades onde ocorre a descarga. Esses fenômenos em isolamentos de equipamentos são prejudiciais, pois podem resultar em efeitos como a geração de calor, formação de agentes oxidantes (como o ozônio), emissão de ondas eletromagnéticas que interferem nas comunicações de rádio e a degradação do material isolante (NATTRASS, 1988).

2.1.1 Principais Metodologias de Medição de Descargas Parciais

Diversas metodologias têm sido desenvolvidas para a medição de DP, com base em diferentes princípios físicos e adequadas a distintas aplicações. Desta forma, as principais abordagens incluem:

- **Métodos Elétricos:** Baseiam-se na detecção de pulsos elétricos gerados pelas DP. Esses métodos são amplamente utilizados devido à sua sensibilidade e permitem a identificação da amplitude e frequência das descargas. Exemplo: a norma IEC 60270, que padroniza a medição de DP em laboratório com equipamentos desconectados.
- **Métodos Acústicos:** Consistem na captura de ondas ultrassônicas emitidas durante a ocorrência de DP, utilizando sensores acústicos. São eficazes para localizar descargas internas em equipamentos como transformadores e cabos.

- Métodos Ópticos: Utilizam sensores ópticos para detectar emissões de luz visível ou ultravioleta associadas às DP, sendo úteis principalmente para a identificação de Descargas Corona.
- Métodos Eletromagnéticos: Empregam antenas ou sensores de alta frequência para captar sinais eletromagnéticos emitidos pelas DP. São apropriados para medições em tempo real e ambientes industriais, com ênfase na detecção de descargas externas.
- Métodos de Corrente de Alta Frequência (HFCT): Envolvem a utilização de sensores de corrente de alta frequência instalados em condutores, permitindo medições não invasivas de DP em sistemas energizados.

2.1.2 Características das Descargas Parciais

Na análise de DP é possível dizer que se manifestam, na maioria das vezes, como pulsos de corrente de alta frequência e baixa amplitude, podendo ocorrer em diferentes formas: internas (no volume do material), superficiais (nas interfaces entre isolamento e eletrodos), ou corona (em superfícies pontiagudas). Elas são altamente sensíveis a mudanças no campo elétrico e, portanto, podem indicar falhas iniciais no sistema de isolamento.

Dependendo da sua intensidade e localização, as DP podem causar degradação progressiva do material isolante, aumentando o risco de falhas catastróficas ao longo do tempo. Em casos mais extremos, podem ocorrer rupturas no isolamento, resultando graves falhas de operação, como sobrecarga em transformadores, interrupções em subestações e falhas em cabos de potência. Essas descargas parciais podem ocorrer tanto dentro quanto fora do dielétrico, manifestando-se de maneiras distintas conforme o meio onde se originam.

As descargas que ocorrem no ar, chamadas de descargas externas, são geralmente conhecidas como Descargas Corona ou Efeito Corona. Já as descargas internas surgem devido a imperfeições em dielétricos sólidos, líquidos ou em gases comprimidos, sendo classificadas como descargas internas. No caso dos sólidos, essas descargas aparecem em cavidades contendo gás, enquanto nos líquidos ocorrem em bolhas que contêm gás e/ou vapor de água, formadas em áreas de campo elétrico elevado (LEMKE et al., 2008).

2.1.3 Importância de Análise no contexto dos Dispositivos na Alta Tensão

É importante que a análise de DP seja eficiente, visto que colabora a minimizar riscos e fornecer um alerta antecipado de degradação do isolamento, além de desempenhar um papel fundamental na integridade dos sistemas de alta tensão. Neste estudo, com base nos ensaios do LEAT/UFPA, serão observadas as verificações não-invasivas em dispositivos, como transformadores de corrente (TC) e transformadores de potencial indutivo (TPI), na qual são sujeitos a elevadas tensões que podem acelerar o desgaste dos materiais isolantes.

2.2 DESAFIOS TÉCNICOS

Os desafios técnicos envolvem a detecção precisa de DP em ambientes ruidosos e a distinção entre os sinais de descargas e as interferências externas. Nesse contexto, o uso de ferramentas avançadas, como técnicas de processamento de sinais e algoritmos de filtragem, é fundamental para garantir uma análise confiável. Além disso, a correta identificação da localização e da gravidade das DP é essencial para o planejamento de ações de manutenção, evitando altos custos de correção e prolongando a vida útil dos equipamentos.

Outro desafio significativo é a distinção entre DP internas e superficiais. Enquanto as DP internas podem sinalizar falhas estruturais no material isolante, as superficiais estão geralmente relacionadas a irregularidades externas. Isso torna ainda mais importante o uso adequado de filtros digitais e métodos avançados de análise de dados. A escolha do número de pontos a serem utilizados nos processos de filtragem é um fator crucial, influenciado por variáveis como a frequência dos sinais, a taxa de amostragem e as características do ruído presente no ambiente.

Especificamente, o uso de muitos pontos para o filtro de média, por exemplo, é considerado inadequado para alguns ensaios de impulso. Isto porque esse tipo de ensaio exige uma resposta rápida e precisa às altas frequências, uma vez que as descargas disruptivas entre espiras geram respostas em alta frequência. Segundo Smith (SMITH, 1999), a aplicação de um filtro com muitos pontos pode resultar na atenuação dessas respostas de alta frequência, comprometendo a precisão e a eficácia da análise.

Além disso, o balanceamento entre a suavização do sinal e a preservação das características essenciais é um aspecto crítico na escolha dos parâmetros do filtro. Enquanto a suavização excessiva pode remover o ruído indesejado, também pode eliminar componentes significativos do sinal, como os picos de alta frequência que são indicativos de falhas ou eventos importantes no sistema monitorado (CHEN e LI, 2002).

Portanto, a implementação de filtros digitais deve ser adequadamente projetada para manter a integridade do sinal original, garantindo que as características cruciais não sejam perdidas no processo de filtragem. Outra questão importante é a simetria dos coeficientes do filtro. Para manter a simetria e atender aos requisitos polinomiais necessários para um filtro eficaz, é essencial que os coeficientes sejam selecionados com precisão. A literatura sugere que a aplicação de técnicas avançadas, como o uso de filtros de resposta infinita ao impulso (IIR) ou filtros de resposta finita ao impulso (FIR), pode mitigar alguns dos desafios associados à atenuação de altas frequências, ao mesmo tempo em que proporciona uma suavização eficaz (OPPENHEIM e SCHAFER, 2010).

Desta forma, para Zhang (ZHANG et al., 2018), a adaptação dos filtros para diferentes tipos de sinais e condições de operação é um campo em constante evolução. As abordagens mais recentes incluem a utilização de métodos de aprendizado de máquina para ajustar dinamicamente os parâmetros do filtro, com base nas características do sinal em tempo real. Essa abordagem oferece uma flexibilidade muito maior, além de maior precisão na análise dos dados, superando as limitações das técnicas tradicionais, que muitas vezes são estáticas para cenários de sinal variáveis ou complexos.

2.3 REMOÇÃO DE RUÍDO (*denoising*)

Ruídos são definidos como quaisquer sinais originados de fontes externas que interferem nas comunicações, medições e no processamento de sinais. Eles estão presentes em praticamente todos os ambientes e podem causar erros tanto na transmissão de informações quanto nas medições, tornando as análises de sinais vulneráveis a imprecisões.

De acordo com Vaseghi (2000), dependendo da origem, os ruídos podem ser classificados em diferentes categorias, de acordo com sua natureza física: ruído branco, sendo puramente aleatório cujo espectro de potência é plano, e é

caracterizado por possuir componentes em todas as frequências; ruído colorido cujo espectros não são planos; de pulsos transitórios: consistem relativamente de pulsos com pequenos tempos de subida seguidos de um decaimento em frequências mais baixas devido à ressonância do canal de comunicação excitado pelo pulso, entre outros. A seguir são listados os tipos de ruído que possuem maior influência nas medições dos sinais de DP em campo e em laboratório, prejudicando assim sua medição (SATISH e NAZNEENT, 2003) (MA et al., 2002).

- Interferências de Espectro Discreto (DSI – Discrete Spectral Interference), considerados como de banda estreita;
- Interferências periódicas em forma de pulsos, como impulsivas;
- Interferências estocásticas, que pelo fato de serem aleatórias, pode ser considerado como de qualquer tipo;
- Ruído branco.

Pelas DP serem caracterizadas por pulsos de curta duração, dificulta assim sua distinção. Os estudos de técnicas que objetivam separar os sinais de descargas parciais dos diversos tipos de ruído ressaltam as aplicações das análises wavelets. Verificou-se que o processo de eliminação ou redução de ruídos utilizando a TW é um processo de fundamental importância nos dias de hoje e que ainda requer o desenvolvimento de pesquisas visto não se encontrar plenamente estabelecido.

2.4 TÉCNICAS DE FILTRAGEM TRADICIONAL

Em processamento de sinais, remover ruídos indesejados e extrair informações relevantes pode ser realizada tanto no domínio do tempo quanto no domínio da frequência, cada um oferecendo vantagens específicas dependendo da aplicação.

2.4.1 Filtragem no Domínio do Tempo

No domínio do tempo, a filtragem é realizada aplicando uma operação de convolução entre o sinal de entrada e a resposta ao impulso do filtro. Filtros FIR e IIR são os exemplos mais comuns usados nesse domínio (SMITH, 1999). Como exemplo, temos o filtro de média que é um tipo simples de filtro FIR, e

calcula a média dos valores do sinal em uma janela deslizante, suavizando as variações rápidas e eliminando ruídos de alta frequência.

Sua simplicidade torna-o eficaz para reduzir o ruído gaussiano, mas, por outro lado, pode comprometer a preservação de detalhes importantes do sinal, como picos abruptos que podem ser críticos em certas análises, como na detecção de falhas em sistemas de alta tensão. Podem não ser ideais para todos os tipos de sinais, especialmente quando o objetivo é preservar características específicas do sinal, como picos rápidos ou variações transitórias.

2.4.2 Filtragem no Domínio da Frequência

No domínio da frequência, a Transformada de Fourier (TF) é utilizada para converter o sinal do domínio do tempo para o domínio da frequência. Nesse domínio, a filtragem é realizada multiplicando o espectro de frequência do sinal por uma função de transferência do filtro. Esta abordagem é particularmente útil para separar componentes de frequência específicas ou eliminar ruídos indesejados.

Entre os filtros amplamente utilizados neste domínio, destaca-se o filtro Butterworth, conhecido por sua resposta de frequência plana na banda passante e uma atenuação suave na banda de transição. O filtro BW é valorizado pela sua capacidade de proporcionar uma filtragem uniforme e eficiente. No entanto, existem outros filtros que também desempenham papéis importantes na filtragem no domínio da frequência.

Como é possível verificar o filtro Chebyshev (Tipo I) por sua resposta de frequência mais seletiva, proporcionando uma banda passante mais estreita e uma atenuação mais rápida na banda de rejeição, embora com ondulações na banda passante. Outro filtro importante é o Savitzky-Golay (SG), que se revela particularmente eficaz na suavização de sinais e na melhoria da detecção de tendências em dados ruidosos.

Para uma análise mais completa, é essencial explorar os diferentes filtros tradicionais e suas características. Esta discussão inclui uma abordagem sobre como esses exemplos de filtros contribuem para uma aplicação de filtragem e análise dos sinais de DP, permitindo uma compreensão mais ampla de suas aplicações e vantagens nesse contexto, sendo alguns modelos clássicos utilizados nesta pesquisa.

2.5 FILTROS CLÁSSICOS

2.5.1 Filtro de Média Móvel ou *Moving Average* (MA)

O filtro de média, também conhecido como filtro de Média Móvel ou *Moving Average* (MA) é um dos métodos mais simples de filtragem. Ele suaviza um sinal calculando a média dos valores dos dados dentro de uma janela deslizante de tamanho definido. É eficaz na remoção de ruídos de alta frequência, mas pode introduzir atraso no sinal filtrado (SMITH, 1999).

É uma técnica amplamente utilizada nas análises de sinais, na qual aplica-se uma média ponderada dos pontos de dados ao longo de um intervalo fixo no domínio do tempo. Uma das principais vantagens desse filtro é sua capacidade de reduzir o efeito do ruído nos dados enquanto preserva as características fundamentais da forma de onda original do sinal.

Isso é possível devido à natureza do cálculo da média, que atribui pesos iguais a todos os pontos dentro da janela de amostragem. Além disso, o filtro MA pode ser ajustado para lidar com uma variedade de aplicações, permitindo que o usuário defina o tamanho da janela de média móvel de acordo com as necessidades específicas do problema. Esse ajuste da largura da janela influencia diretamente na capacidade do filtro de suavizar o sinal, proporcionando uma flexibilidade significativa na análise e processamento de dados em diferentes contextos.

Para um sinal discreto $x(n)$, onde n representa o índice do ponto de dados, o valor filtrado $y(n)$ é calculado como a média dos pontos de dados dentro da janela e é representado pela Equação 1:

$$y(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=-M}^M x(n+k)$$

Eq. 1

onde:

- $y(n)$ é o valor suavizado na posição n da série de dados;
- $x(n)$ é o valor original na posição n da série de dados;
- N é o tamanho da janela de média móvel, conhecido como largura da janela;
- M é a metade do tamanho da janela, o número de pontos considerados antes e depois do ponto atual n , que é usado para manter simetria da janela.

Dessa forma, a média móvel considera um conjunto de N valores ao redor do ponto n , proporcionando um valor suavizado $y(n)$ que representa a média desses pontos. A simetria da janela garantida por M ajuda a reduzir os efeitos de ruídos e variações rápidas no sinal, oferecendo uma representação mais estável e contínua do comportamento subjacente dos dados do sinal.

2.5.2 Filtro Butterworth (BW)

O filtro Butterworth é conhecido por sua resposta de frequência maximamente plana na banda passante. Este filtro não possui ondulações na banda passante, o que o torna ideal para aplicações que exigem uma resposta uniforme e sem distorções na amplitude do sinal filtrado. A função de transferência do filtro BW é projetada para ter uma atenuação suave, evitando picos abruptos na resposta em frequência.

Deste modo, em sua aplicação, usa-se uma técnica de projeto com resposta de frequência plana na banda de passagem e rápida queda na banda de rejeição, atenuando eficientemente frequências indesejadas enquanto mantém as características desejadas. Ou seja, sem ondulações, garantindo que as frequências dentro dessa faixa sejam preservadas com a mínima distorção possível. Esse tipo de filtro faz uso de polinômios especiais, desenvolvidos para otimizar a atenuação nas frequências fora da banda de passagem, mantendo a integridade do sinal onde é mais importante.

Matematicamente, a resposta de frequência do filtro BW é cuidadosamente modelada para evitar picos ou depressões na banda de passagem, enquanto proporciona uma transição gradual e contínua para a banda de rejeição. Isso é possível através de uma função de transferência baseada em polinômios, cujas raízes estão posicionadas estrategicamente no plano complexo para alcançar essas características desejáveis conforme a Equação 2:

$$y(n) = \sum_{k=0}^M b_k * x(n - k) - \sum_{k=1}^N a_k * y(n - k)$$

Eq. 2

onde:

- $y(n)$ é o valor suavizado na posição n da série de dados;
- $x(n-k)$ entradas passadas, atrasadas em k amostras;
- $y(n-k)$ saídas passadas, atrasadas em k amostras;
- b_k coeficiente do filtro de avanço, (k variando de 0 a M);
- a_k coeficiente do filtro de retrocesso, (k variando de 1 a N);
- N e M ordem de entrada e saída do filtro, respectivamente.

Tendo em vista que b_k são os coeficientes do filtro de avanço e a_k são os coeficientes do filtro de retrocesso. Sendo $x(n-k)$ as entradas passadas, atrasadas em k amostras, enquanto $y(n-k)$ representa as saídas passadas, atrasadas também em k amostras. Os parâmetros N e M referem-se à ordem do filtro de entrada e saída, respectivamente. Esses coeficientes são escolhidos para garantir que o filtro apresente uma transição suave da banda de passagem para a banda de rejeição, enquanto atenua eficazmente ruídos e interferências fora da faixa de interesse. O resultado é um sinal filtrado $y(n)$ que preserva a qualidade do sinal original dentro da banda de passagem, ao mesmo tempo em que minimiza a interferência de ruídos de alta frequência.

Existem outros filtros que realizam essa função, como os filtros clássicos de Chebyshev e Elípticos, além de filtros não lineares como o filtro de mediana. Nas quais apresentam uma resposta no domínio da frequência que é suave, ao contrário da resposta de filtros adaptativos que são reconhecidos pela sua robustez. Além desses, o filtro Savitzky-Golay (SG) também merece destaque, pois vem sendo amplamente utilizado em aplicações de sinais variáveis, visto que é usado para suavizar dados enquanto preserva as características importantes do sinal, como picos e vales. O filtro SG é particularmente útil em aplicações onde a precisão na manutenção das características do sinal é crucial, tornando-se uma escolha valiosa em diversas áreas desse estudo, como em DP.

2.2.3 Filtro Chebyshev – Tipo I (CHEB)

O filtro Chebyshev Tipo I possui uma resposta de frequência otimizada, com ondulações controladas na banda passante e maior atenuação na banda de rejeição em comparação ao filtro Butterworth. Sua principal vantagem é proporcionar uma transição mais abrupta entre as bandas, ideal para aplicações que exigem alta seletividade de frequência (SMITH, 1999).

O filtro Chebyshev Tipo I é projetado para minimizar o erro na aproximação da resposta de magnitude dentro da banda passante e uma atenuação monotônica na banda de rejeição, resultando em ondulações uniformes. Isso permite que o filtro tenha uma queda mais rápida na banda de rejeição, ao custo dessas ondulações na amplitude da banda passante. O comportamento das ondulações é definido pelo fator de *ripple*, que pode ser ajustado dependendo do nível de tolerância a variações de amplitude na banda passante. Desta forma, o filtro Chebyshev Tipo I pode ser expresso conforme a Equação 3:

$$H(s) = \frac{1}{\sqrt{1 + \epsilon^2 T_n^2\left(\frac{s}{\omega_c}\right)}}$$

Eq. 3

onde:

- $H(s)$ é a função de transferência do filtro;
- G_0 é o ganho da banda passante;
- ϵ é o parâmetro que define o *ripple* na banda passante;
- T_n é o polinômio de Chebyshev de ordem n ;
- ω_c é a frequência de corte.

O polinômio de Chebyshev $T_n(x)$ é responsável pelas ondulações na banda passante do filtro e é definido como a Equação 4:

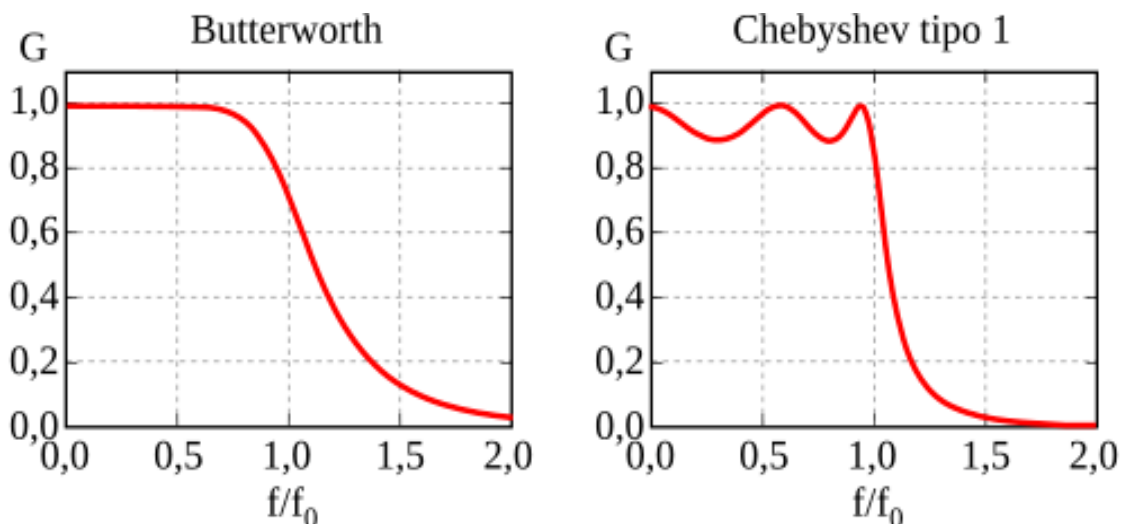
$$T_n(x) = \cos(n * \cos^{-1}(x))$$

Eq. 4

Vale ressaltar que para $\epsilon = 0$, o filtro Chebyshev Tipo I se comporta como um filtro Butterworth (sem ondulação). Entretanto, esse filtro permite um maior controle sobre a seletividade da banda, uma vez que a largura da transição entre as bandas de passagem e rejeição pode ser ajustada de acordo com os requisitos da aplicação. A escolha desse filtro se destaca em sistemas de processamento de sinais onde a atenuação mais pronunciada das frequências indesejadas é priorizada em relação à uniformidade da resposta de amplitude.

No entanto, essa característica pode introduzir pequenas distorções na amplitude das frequências dentro da banda passante, especialmente em sinais sensíveis a variações de magnitude. Apesar disso, o filtro Chebyshev Tipo I é amplamente utilizado em áreas como telecomunicações, sistemas de controle e processamento de sinais de áudio, onde a rejeição eficiente de frequências fora da faixa desejada é crucial. Então, assim como o filtro BW, ele também pode ser ajustado para diferentes ordens e especificações de *ripple*, permitindo flexibilidade na análise de sinais e na otimização do desempenho do filtro para atender a necessidades específicas. Sua utilização em medições de DP pode ser vantajosa quando se busca uma maior precisão na separação entre os sinais de ruído e as frequências associadas ao fenômeno.

Figura 1: Comparação do filtro Butterworth e Chebyshev Tipo I.



Fonte: Adaptado de PODDER et al., 2014.

2.5.4 Filtro Savitzky-Golay (SG)

O filtro Savitzky-Golay é utilizado principalmente para suavizar sinais, preservando características importantes como picos e vales. Ele ajusta polinômios de baixa ordem aos dados dentro de uma janela deslizante usando o método dos mínimos quadrados. Isso o torna especialmente útil em aplicações onde é essencial manter a forma dos picos do sinal, como em espectroscopia e análise de séries temporais.

Na utilização do método de filtragem e suavização de convolução Savitzky-Golay aplica-se um ajuste de mínimos quadrados polinomiais parciais no domínio do tempo. A grande vantagem deste filtro é que ele pode eliminar o ruído enquanto mantém equivalente as características da forma de onda do sinal, além de que não é necessário ajustar o polinômio novamente para os pontos seguintes, já que é possível fazer uma convolução automática com coeficientes constantes (HARGITTAI, 2005).

O filtro SG pode lidar com diferentes aplicações, definindo o número mínimo de variáveis, que implica na configuração da largura da janela, portanto envolve ajustar um polinômio de mínimos quadrados locais aos dados em uma janela deslizante. É especialmente útil para suavização de dados enquanto preserva as características da forma de onda original. A formulação geral para calcular o valor filtrado $y(n)$ para um sinal discreto $x(n)$ é dada pela Equação 5:

$$y(n) = \sum_{k=-M}^M c_k * x(n + k)$$

Eq. 5

onde:

- $y(n)$ é o valor suavizado na posição n na série de dados suavizados;
- $x(n)$ é o valor original na posição n na série de dados;
- c_k são os coeficientes do filtro, projetados para manter a simetria e atender aos requisitos polinomiais;
- M é o número de pontos na aproximação polinomial.

Embora eficiente, o filtro SG também apresenta limitações, especialmente em sinais altamente ruidosos ou com bordas nítidas, onde pode gerar oscilações artificiais. No entanto, com o avanço de técnicas adaptativas, onde os parâmetros são ajustados dinamicamente de acordo com as propriedades do sinal em tempo real, o filtro SG continua a evoluir. Neste contexto, a implementação de um filtro adaptativo se torna uma abordagem promissora, permitindo não apenas a suavização dos dados, mas também a adaptação às variações das características do sinal.

A seguir, será discutido o filtro de Mínimos Quadrados Médio, que oferece uma solução eficaz para lidar com as flutuações e o ruído presente em medições de sinais, confrontando assim as capacidades do filtro SG e os demais clássicos abordados nesta pesquisa.

2.6 FILTRO ADAPTATIVO – MÍNIMO QUADRADO MÉDIO (LMS)

O filtro Mínimo Quadrado Médio também conhecido como *Least Mean Squares* (LMS), é amplamente utilizado em processamento de sinais pelas abordagens adaptativas, especialmente em aplicações onde é necessário minimizar o erro entre um sinal de entrada e uma referência desejada. A principal característica do filtro LMS é sua capacidade de se ajustar dinamicamente às mudanças no sinal de entrada, tornando-o ideal para cenários onde a natureza do ruído ou do sinal varia ao longo do tempo (HAYKIN, 2002).

Ao contrário de filtros com coeficientes fixos, como o filtro MA ou BW, o filtro LMS ajusta seus coeficientes de filtragem iterativamente, com base em um algoritmo de otimização que visa minimizar o erro quadrático médio entre a saída filtrada e um sinal de referência. A equação de atualização dos coeficientes $w(n)$ no filtro LMS é dada pela Equação 6:

$$w(n + 1) = w(n) + 2 * \mu * e(n) * x(n)$$

Eq. 6

onde:

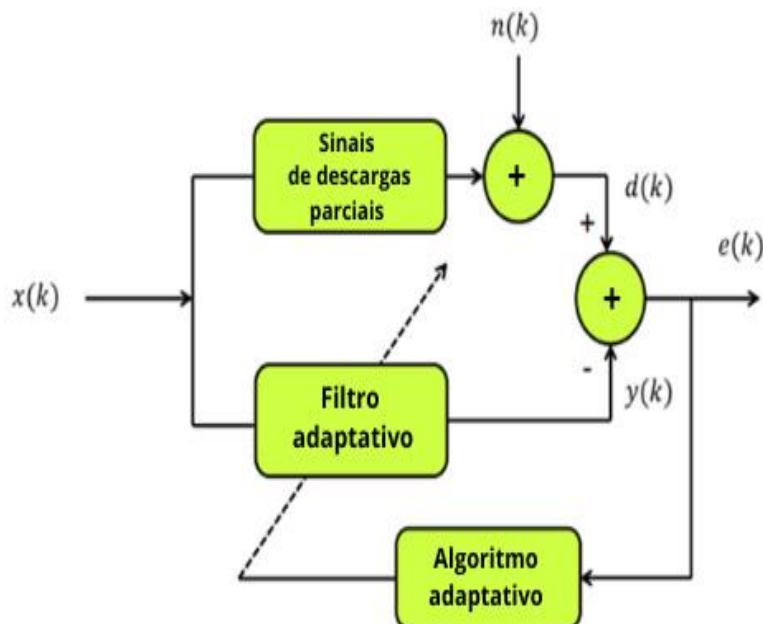
- $w(n)$ são os coeficientes do filtro na iteração n ;
- μ é o passo de adaptação, um parâmetro que controla a taxa de convergência e aprendizagem do algoritmo;
- $e(n)$ é o erro entre o sinal de referência e a saída filtrada;
- $x(n)$ são as amostras do sinal de entrada.

O passo de adaptação μ deve ser cuidadosamente ajustado: valores muito grandes podem fazer o filtro oscilar e não convergir, enquanto valores muito pequenos resultam em uma adaptação lenta. A principal vantagem do filtro LMS é sua simplicidade de aplicação e eficiência computacional, o que o torna uma escolha atraente para uma variedade de aplicações, incluindo cancelamento de ruído, controle adaptativo e ecocancelamento em telecomunicações.

Na prática, o filtro LMS é aplicado a sinais onde há a necessidade de cancelamento adaptativo de ruídos, como em medições de DP, por exemplo, onde o ruído pode variar com o tempo e interferir nas características do sinal de interesse. O LMS ajusta-se automaticamente às variações do ambiente, melhorando a rejeição de ruído sem exigir um conhecimento prévio exato sobre o sinal ou o ruído.

Em resumo, o filtro LMS se destaca pela sua adaptabilidade e capacidade de operar em ambientes dinâmicos, tornando-o uma ferramenta poderosa para a filtragem de sinais em tempo real e em sistemas que exigem respostas rápidas e eficazes às mudanças no sinal ou nas condições de ruído.

Figura 2: Diagrama da aplicação do filtro adaptativo aos sinais de DP.



Fonte: Adaptado de PEREIRA, 2013.

onde:

- $x(k)$ é o sinal entrada;
- $y(k)$ é o sinal filtrado;
- $n(k)$ são ruídos presentes;
- $d(k)$ é a referência desejado (ideal);
- $e(k)$ é o erro de ajuste entre a saída e a referência;

2.7 TRANSFORMADA WAVELET (TW)

A teoria de wavelets é uma abordagem que tem se mostrado interdisciplinar com grande popularidade, sendo considerada por alguns estudiosos como um dos eventos matemáticos mais relevantes da década de 80. Desde então, aplica-se na abordagem de filtragem de sinais e define-se pela decomposição de multiresoluções. Pode ser definida pela Equação 7:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt$$

Eq. 7

Na qual, inclui a capacidade de escala (a) e translação (b), $\psi_{a,b}(t)$ é a wavelet escalada e transladada no tempo, sendo $a \neq 0$ e b uma constante de valor real. Para um sinal f , a Transformada Wavelet Contínua pode ser descrita pela Equação 8:

$$W_f^\psi(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) dt$$

Eq. 8

onde:

- $f(t)$ é o sinal ou função que está sendo analisada;
- ψ é a função wavelet mãe;
- a é o fator de escala, que ajusta o alongamento ou a compressão da wavelet.
- b é o fator de translação, que desloca a wavelet ao longo do eixo t .
- $\frac{1}{\sqrt{a}}$ é um fator de normalização que garante que a transformada tenha a mesma energia para diferentes escalas.

Desta forma, $\psi_{(t)}$ configura-se como a “wavelet mãe” e $W_f(a, b)$ como detalhes do sinal $f(t)$ na escala a e no deslocamento b , também conhecidos como coeficientes de detalhamento na reconstrução nas dimensões dos sinais nas decomposições e resoluções. Tendo em vista que em processamento de sinais, o conjunto de dados possui uma dimensão finita composta por n pontos, logo os valores a e b devem ser discretizados. Sendo assim, a Transformada Wavelet Discreta (TWD) atribui valores em a discretizado na forma de uma exponencial $a = a_0^m$ e $b = nb_0 a_0^m$. Sendo n e m números inteiros, adaptados de forma discreta. Que controlam essa escala e translação, respectivamente.

Em Chui et al. (1992) é apresentado a TWD como na Equação 9:

$$W_f^\psi(m, n) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi(a_0^{-m} t - nb_0) dt$$

Eq. 9

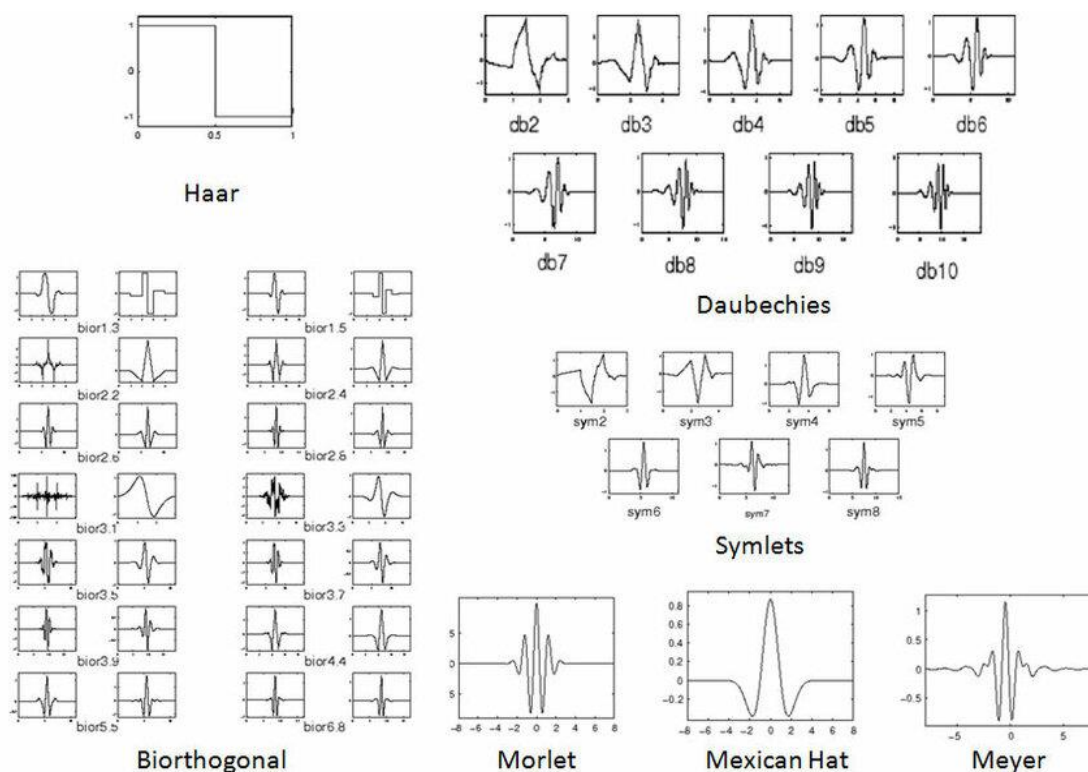
onde:

- $f(t)$ é o sinal contínuo que está sendo analisado;
- ψ é a função wavelet mãe;
- a_0 é o fator de discretização da escala (geralmente escolhido como $a_0 = 2$, o que corresponde a escalonamento em potências de 2, como na TWD tradicional);
- b_0 é o fator de discretização da translação (o intervalo entre as diferentes translações, em geral escolhido como 1 ou outro valor constante);
- m é o índice que controla a escala (quanto maior m , mais a função wavelet é dilatada);
- n é o índice que controla a translação (desloca a função wavelet ao longo do tempo);
- $a = a_0^{-m}$ e nb_0 indicam como a wavelet mãe ψ é escalonada e transladada de maneira discreta.
- o termo $\frac{1}{\sqrt{a_0^m}}$ é o fator de normalização, que ajusta a amplitude da wavelet para diferentes escalas, garantindo que a energia se mantenha consistente.

A diferença principal em relação à TWD tradicional é a integração sobre o contínuo t , enquanto a TWD adaptada faz a soma sobre amostras discretas de $f(t)$. Essa característica de trabalhar com amostras discretas do sinal faz da TWD uma poderosa ferramenta para a análise de eventos transitórios e localizados, como é o caso dos sinais de descargas parciais, que são sinais curtos e têm alta concentração de energia em pequenos intervalos de tempo. A eficácia da TWD está, em grande parte, ligada à escolha da família de wavelets a ser utilizada, uma vez que diferentes funções wavelet possuem diferentes características de forma, simetria e largura de banda, por exemplo.

As wavelets são funções que permitem a análise multiescalar, e suas famílias foram desenvolvidas para lidar com diferentes tipos de sinais. Cada família de wavelets tem suas próprias características matemáticas e operacionais, o que influencia diretamente o desempenho na análise de sinais específicos, como os de DP, conforme pode-se observado na Figura 3.

Figura 3: Amostras de diferentes famílias wavelets.



Fonte: BARLOWE, 2011.

Diversas são as wavelets e as possibilidades técnicas de processamento de sinais existentes, assim como as combinações para a eliminação de ruídos. No entanto, por possuir características específicas, sinais de DP são melhores processados quando se utilizam a capacidade de representar bem pulsos transitórios e de alta frequência. Tal transformada permite, entre outras características, a decomposição do sinal em componentes localizados no tempo (translação do sinal) e na escala (dilatação/contração do sinal), o que favorece a representação de sinais estritamente localizados.

Com esses recursos, torna-se possível examinar a evolução do conteúdo de frequência dos sinais ao longo do tempo e decomposição de multirresoluções, identificando padrões temporais variáveis que são comuns em diferentes sinais de DP. As famílias de *wavelets* disponíveis no *Wavelet Toolbox* do MATLAB® são: Haar, Daubechies, Symlets, Coiflets, BiorSplines, Meyer, Molet, e outras, porém as utilizadas neste trabalho estão organizadas na Tabela 1.

Tabela 1: Famílias wavelet utilizadas no *Wavelet Toolbox* do MATLAB®.

Família wavelet	Sigla	Nível
Haar	haar	1
Daubechies	db	4
Symlet	sym	6

- **Wavelet de Haar**

A wavelet de Haar é a base ortogonal mais simples e serve como um exemplo clássico de função wavelet (CUPERTINO, 2002). A utilização de funções escala e wavelet ortogonais oferece diversas vantagens. As funções-base ortogonais facilitam o cálculo dos coeficientes de expansão, além de garantirem a conformidade com o teorema de Parseval, que assegura que a energia do sinal é preservada no domínio da TW (GOSWANI e CHAN, 1999).

Pode ser descrita como na Equação 10:

$$\psi = \begin{cases} 1, & 0 \leq t \leq \frac{1}{2} \\ -1, & \frac{1}{2} \leq t < 1 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Eq. 10

As principais propriedades da wavelet de Haar são (ADHEMAR, 2003):

1. Ortogonalidade.
2. Suporte compacto.
3. A função escala é simétrica.
4. A função wavelet é anti-simétrica.
5. A wavelet apresenta somente um momento nulo.

- **Wavelet de Daubechies**

As wavelets propostas por Daubechies, em 1992, apresentam uma capacidade de análise e síntese mais efetiva do que as de wavelets Haar, por possuírem maior regularidade (suavidade) e aproximarem melhor funções que apresentam descontinuidades. As wavelets de Daubechies têm suportes compactos e podem ser tão suaves e com quantos momentos nulos, quando

necessário. Entretanto, como não se dispõe de uma ferramenta analítica fechada para essas wavelets, elas são calculadas através de procedimentos numéricos e podem ser definidas conforme a Equação 11:

$$\psi(t) = \sum_{k=0}^{N-1} (-1)^k c_k \psi(2t - k)$$

Eq. 11

Os coeficientes c_k variam com o número N , sendo tabelados para diferentes ordens (por exemplo, db4 e db6). As propriedades das wavelets de Daubechies são (ADHEMAR, 2003):

1. Ortogonalidade.
2. Suporte compacto.
3. Simétrica para $N > 1$.
4. p momentos nulos.

- **Wavelet Symlets**

As wavelets symlets possuem características de simetria mais acentuadas do que as wavelets de Daubechies tradicionais. Isso é particularmente útil em aplicações onde a preservação da forma do sinal é importante, como na análise de sinais que incluem pulsos transitórios. Elas dependem de um número de ordem N e têm uma fórmula semelhante à das wavelets de Daubechies conforme a Equação 12:

$$\psi(t) = \sum_{k=0}^{N-1} h_k \psi(2t - k)$$

Eq. 12

As symlets compreendem uma solução das wavelets de Daubechies com fase mínima, ou seja, todos os zeros da sua respectiva função de transferência $H(z)$ encontram-se dentro do círculo unitário. Neste contexto, h_k são os coeficientes de filtro específicos para cada ordem N .

As symlets apresentam as seguintes propriedades (ADHEMAR, 2003):

1. Ortogonalidade.
2. Suporte compacto.
3. $\psi(t)$ tem p momentos nulos.
4. $\varphi(t)$ tem fase aproximadamente linear.

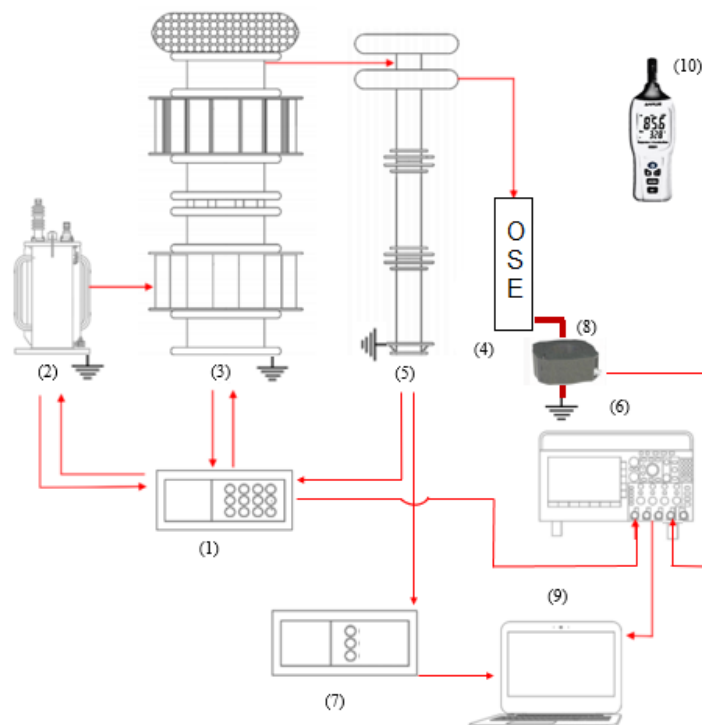
Neste trabalho, são analisadas essas três famílias de wavelets que têm sido amplamente utilizadas na literatura para a detecção de DP e filtragem desses sinais: Haar, Daubechies (db4) e Symlet (sym6):

1. **Haar**: A wavelet de Haar é a mais simples, com uma base que permite uma rápida implementação computacional e fácil interpretação. Embora suas propriedades de suavização sejam limitadas, sua natureza descontínua pode ser eficaz para capturar mudanças abruptas no sinal, como as que ocorrem em fenômenos de descargas parciais.
2. **Daubechies (db4)**: A família de wavelets Daubechies, particularmente a db4, é conhecida por sua suavidade e capacidade de representar sinais com maior precisão, especialmente em situações em que é necessário capturar tanto os detalhes quanto as características globais do sinal. A db4 é frequentemente escolhida devido à sua capacidade de lidar com sinais de DP que possuem características irregulares.
3. **Symlet (sym6)**: As wavelets Symlet, como a sym6, são versões simétricas das Daubechies, oferecendo um melhor comportamento em termos de alinhamento de fase, o que pode ser benéfico em aplicações onde a preservação da simetria do sinal é importante, como nas análises de formas de onda de DP.

3. METODOLOGIA

Este capítulo apresenta os objetivos dos ensaios realizados no LEAT/UFPA, detalhando a metodologia aplicada para a aquisição e análise dos dados experimentais. Adicionalmente, descrevem-se as métricas de avaliação utilizadas e as ferramentas computacionais empregadas para o processamento dos sinais, com ênfase na eficácia dos métodos de filtragem adotados. A Figura 4 ilustra o esquema experimental e os principais componentes envolvidos no processo de medição.

Figura 4: Organização do arranjo conduzido em laboratório.



Fonte: Adaptado de ROMANO et al., 2024.

O LEAT/UFPA realiza ensaios de medição de descargas parciais com relação ao método elétrico IEC, utilizando um sistema série ressonante capaz de gerar e medir tensões de até 800 kV a 60 Hz. A configuração experimental adotada por Romano et al. (2024) detalha o uso de transformadores, regulador, excitador, divisor de tensão capacitivo, osciloscópio digital com resolução de 8 bits, comprimento de gravação de ponto de 10 milhões de pontos e frequência de amostragem de 2.5 GHz, além do sensor HFCT para aquisição de sinais de DP. Os dados medidos foram armazenados em uma base de dados e as condições ambientais registradas previamente ao início dos ensaios.

3.1 AQUISIÇÃO DE SINAIS

Conforme o circuito da Figura 4, o procedimento inicia-se com o controle do sistema de comando (1), responsável por acionar o regulador e o transformador de excitação (2). Este processo é essencial para carregar a fonte série-ressonante (3), que fornece a tensão necessária para os ensaios. A tensão é aplicada aos terminais do objeto sob ensaio (OSE) (4), permitindo que o sistema simule as condições de operação real do dispositivo. Durante os ensaios, a tensão aplicada é continuamente monitorada por meio de um divisor de tensão capacitivo (5), o qual mede a queda de tensão nos terminais do OSE, proporcionando medições precisas. Essas medições são enviadas ao sistema DDX 9121ARIV (7), que desempenha um papel fundamental na coleta de dados com alta precisão. A confiabilidade desse dispositivo assegura que as informações obtidas reflitam com exatidão as condições de operação do sistema, garantindo a qualidade e a acurácia necessárias para a análise subsequente.

A detecção de DP é realizada pelo *High-Frequency Current Transformer* (HFCT) (8), um sensor projetado para capturar correntes de altas frequências associadas às DP, que normalmente são projetados para uma faixa de alguns kHz a algumas dezenas de MHz. Essas correntes são transmitidas para um Osciloscópio MD03034 (6), configurado para acionar um *trigger* que define o instante de tempo 0s. O osciloscópio então registra os dados em duas metades do tempo: uma antes e outra após o *trigger*, possibilitando uma análise temporal completa. Os dados são salvos em arquivos no formato “.csv” contendo as informações das medições como tensão do divisor capacitivo e do sensor, e posteriormente analisados utilizando o software MATLAB® (9). Este é empregado para processar e interpretar os dados, permitindo uma análise detalhada das características das DP. Para garantir uma aplicação mais próxima do processo real, o ambiente em laboratório dos ensaios demonstrados na Figura 5 é monitorado por um termo-higrômetro (10). Este dispositivo mede e registra a temperatura e a umidade durante os ensaios, oferecendo informações sobre as condições ambientais que podem influenciar as medições e a interpretação dos resultados para equiparar as variações ambientais. Este controle é essencial para replicar cenários operacionais reais de equipamentos de alta tensão, assegurando que os resultados obtidos no laboratório sejam representativos das condições de campo.

Figura 5: Registro de ensaio realizado no LEAT/UFPA.



Fonte: Adaptado de ROMANO et al., 2024.

Após a coleta e o processamento dos dados, as informações geradas são organizadas em bases de dados em uma listra mestre do LEAT/UFPA, abrangendo diferentes cenários de ensaios, como: equipamento em condições normais (limpo); presença de depósitos de poeira; com poluição do dispositivo em solução salina com diferentes concentrações; e a adição de perturbações físicas, como a colocação de um objeto metálico no topo do equipamento. A análise quantitativa desses dados baseia-se no comportamento das DP, visando avaliar a eficácia dos diferentes métodos de filtragem aplicados a esses cenários. Essa abordagem permite avaliar o desempenho da filtragem em contextos com diferentes graus de estabilidade, proporcionando uma avaliação detalhada de sua aplicabilidade e a capacidade dos filtros de suprimir ruídos.

3.2 MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO

Na análise da qualidade e relevância dos sinais adquiridos durante os testes laboratoriais são avaliados parâmetros fundamentais para essa classificação. Após a coleta dos dados, é essencial aplicar métricas que quantifiquem o desempenho dos métodos de análise utilizados. A Razão Sinal-Ruído ou *Signal-to-Noise Ratio* (SNR), por exemplo, é crucial para avaliar a clareza dos sinais em relação ao ruído, oferecendo uma medida do nível de interferência do ruído sobre o sinal medido. A Correlação Cruzada (CC) é outra

métrica vital, pois permite a comparação entre sinais, identificando semelhanças e atrasos temporais que podem indicar consistência ou distorções nos dados.

Por sua vez, a Raíz do Erro Quadrático Médio ou *Root Mean Square Error* (RMSE), fornece uma medida da diferença média entre os valores previstos e os valores reais, sendo essencial para avaliar a precisão dos modelos aplicados. Cada uma dessas métricas não apenas oferece uma perspectiva quantitativa da eficácia dos métodos de filtragem, mas também pode fundamentar as decisões metodológicas com base em critérios sólidos de redução de ruídos bem estabelecidos na literatura de processamento de sinais para serem computados e analisados (DHANDAPANI et al., 2021).

3.2.1 Razão Sinal-Ruído (SNR)

Na avaliação do efeito de remoção de ruído é atribuído a SNR para avaliar razoavelmente a redução deste fenômeno, que pode estar se referindo a uma combinação de diferentes tipos de ruídos, incluindo ruídos brancos, ruídos gaussianos e outros tipos de interferência presentes nos sinais de DP. O objetivo da filtragem digital é reduzir esses componentes de ruídos para aumentar a clareza do sinal, facilitando a detecção precisa e melhorando a qualidade dos dados coletados para análise.

No entanto, é importante ressaltar que o aumento do valor do SNR nem sempre implica em uma melhora absoluta da qualidade do sinal ou na precisão da análise. Em alguns casos, filtros excessivamente rigorosos podem não apenas reduzir os ruídos indesejados, mas também suprimir componentes significativos do sinal original, comprometendo a integridade das informações. Dessa forma, a presença de certos tipos de ruído, como os ruídos impulsivos, pode não ser suficientemente atenuada pelos filtros convencionais, limitando o impacto positivo na SNR.

Portanto, embora o aumento da SNR seja um indicativo geral de melhoria, é fundamental considerar a preservação das características essenciais do sinal durante o processo de filtragem em DP. Neste trabalho, é avaliado essa razão como método de análise qualitativa. Contudo, é essencial lembrar que a preservação das características críticas do sinal, como a amplitude e a forma de onda das descargas parciais, deve ser considerada, garantindo que o processo de filtragem atenda aos requisitos do sistema de medição sem comprometer a

precisão dos resultados. O método de cálculo específico pode ser observado na Equação 13:

$$SNR = 10 * \log_{10} \frac{\sum_{i=1}^N s(i)^2}{\sum_{i=1}^N [y(i) - s(i)]^2}$$

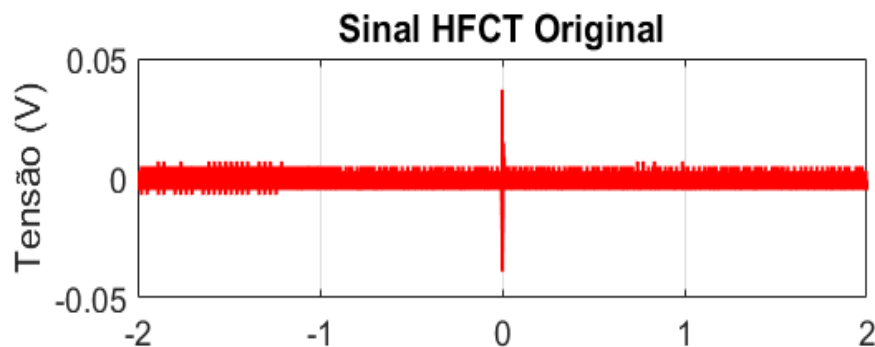
Eq. 13

onde:

- $s(i)$ é o sinal, ou liberação média do sinal sem ruído;
- $y(i)$ é o sinal filtrado (sinal com ruído removido);
- N é o número de amostras.

O método de subtração da SNR é uma técnica amplamente utilizada para extrair um sinal de interesse de um ambiente ruidoso. Inicialmente, os sinais de interesse e o ruído são capturados e separados. Em seguida, o ruído é subtraído do sinal de interesse ponto a ponto, visando remover ou atenuar a interferência indesejada. A razão sinal-ruído é, então, calculada para avaliar a eficácia do processo, expressa em decibéis (dB) como a proporção entre a potência do sinal de interesse e a do ruído residual utilizando o *thresholding* em blocos no domínio tempo-frequência, resultando assim em uma remoção eficiente de ruídos (YU e MALLAT, 2008). Ajustes adicionais podem ser feitos com base na análise da SNR para aprimorar a qualidade do sinal final. A precisão desse método depende da qualidade dos sinais capturados, da eficácia das técnicas de separação e subtração, e da avaliação adequada da razão sinal-ruído.

Figura 6: Sinal de DP corrompido por ruídos.



Fonte: Elaborada pelo autor.

A SNR não apenas quantifica a relação entre o sinal desejado e o ruído, mas também é uma medida essencial para comparar diferentes métodos de filtragem e sua capacidade de preservar a integridade do sinal original. Na literatura, a SNR é amplamente utilizada como um critério padrão em estudos de processamento de sinais, pois fornece uma indicação direta da qualidade do sinal após o processo de filtragem.

Além disso, é crucial para entender o que pode variar, dependendo das condições iniciais do sinal e do tipo de ruído presente. Por exemplo, ruídos gaussianos e brancos têm diferentes características espectrais, o que pode influenciar a eficácia dos filtros aplicados. Portanto, ao utilizar a SNR como um indicador de avaliação, é essencial considerar o contexto do ruído e a natureza do sinal, garantindo que a análise seja adequada para os objetivos desse estudo.

Por fim, a SNR também pode ser utilizada em conjunto com métricas tais quais a CC, o RMSE, e outras como a Curtose (K) e Assimetria (S) do sinal, para fornecer uma visão mais abrangente sobre o desempenho dos filtros, garantindo uma análise mais precisa dos sinais de DP.

3.2.2 Correlação-Cruzada (CC)

A correlação-cruzada (CC) é uma ferramenta amplamente utilizada no processamento de sinais para medir o grau de similaridade entre dois sinais ao longo do tempo. Em aplicações como o estudo de DP, a CC permite avaliar o quanto um sinal filtrado corresponde ao sinal original, após a remoção de ruído, oferecendo uma medida quantitativa da eficácia do processo de filtragem e a eficiência do filtro em preservar as características originais do sinal de interesse. Quanto maior a correlação, mais próximo o sinal filtrado estará do sinal original, sem a presença de ruído.

Teoricamente, a correlação-cruzada é a soma dos produtos entre duas sequências de sinais $x(t)$ e $y(t + \tau)$ dada pela Equação 14 ou 15 para o cálculo do coeficiente de correlação.

$$CC_{\tau} = \sum_{t=0}^{N-1} x(t) * y(t + \tau)$$

ou

$$CC = \frac{\sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x})^2 (x_{rn} - \bar{x}_r)^2}{\sqrt{\sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x})^2 \sum_{n=1}^N (x_{rn} - \bar{x}_r)^2}}$$

Eq. 15

onde:

- τ é um parâmetro de deslocamento temporal;
- os desvios $x_n - \bar{x}$ e $x_{rn} - \bar{x}_r$ são usados para garantir que o valor do coeficiente seja independente da média e variância dos sinais.

A inferência deste coeficiente varia entre -1 e 1, sendo que valores próximos a 1 indicam uma forte correlação positiva entre os sinais e similaridade de forma, enquanto valores próximos a -1 indicam uma correlação negativa, ou seja, quando um sinal aumenta, o outro diminui (DHANDAPANI et al., 2021). Quando o valor está próximo de 0, significa que não há correlação significativa entre os sinais. A CC também pode ser utilizada em conjunto com outros índices para fornecer uma visão mais completa do desempenho dos filtros aplicados como está sendo configurado nesta pesquisa e bem sugerido na literatura.

3.2.3 Erro Quadrático Médio (RMSE)

Outra métrica frequentemente utilizada em estudos de processamento de sinais é o RMSE, que mede a raiz da média dos quadrados das diferenças entre os valores previstos e os valores reais. Em termos de filtragem de ruído, o RMSE avalia o quão próximo o sinal filtrado (reconstruído) está do sinal original ou de referência, proporcionando uma medida da eficácia da remoção de ruídos (DHANDAPANI et al., 2021). Pode ser definido pela Equação 16:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [y(i) - s(i)]^2}$$

Eq. 16

onde:

- N é o número de amostras;
- $y(i)$ é o valor do sinal filtrado na i -ésima amostra;
- $s(i)$ é o valor do sinal original.

3.2.4 Curtose ou *Kurtosis* (K)

Seguindo as métricas estatísticas, curtose (K) mede a “curvatura”, “altitude” ou “pontiagudez” da distribuição de um conjunto de dados. Em outras palavras, ela avalia a forma das caudas da distribuição em comparação com uma distribuição normal. É calculada como o quarto momento central normalizado da distribuição, subtraído 3 para ajustar a comparação com a distribuição normal. A fórmula geral para a K é conforme a Equação 17 e 18:

$$K = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{y(i) - \bar{y}}{\sigma} \right)^4$$

Eq. 17

onde:

- $y(i)$ é o valor do sinal filtrado na i -ésima amostra;
- \bar{y} é a média do sinal;
- σ é o desvio padrão;

$$K = \frac{E[u_k - \mu]}{\sigma} > 3$$

Eq. 18

- $K > 3$ indicam uma distribuição com picos mais acentuados (leptocúrtica);
- $K < 3$ indicam uma distribuição mais achatada (platicúrtica).

No caso do estudo das DP alguns trabalhos utilizaram operadores estatísticos para extrair informações sobre o formato da descarga para o reconhecimento de padrões, a exemplo de (KREUGER, 1993). Esta técnica consiste na medida e análise das distribuições estatísticas das ocorrências de DP em função da amplitude e do ângulo de fase de ocorrência das mesmas (SILVA, 2005). Sendo assim, a curtose é útil para detectar anomalias no sinal, que podem ser resultado de interferências ou ruídos específicos.

3.2.5 Assimetria ou *Skewness* (S)

Por fim, a assimetria (S) mede a simetria da distribuição dos valores de um sinal em torno de sua média. Em sinais de DP, a S pode revelar tendências de ruído que afetam apenas uma parte específica do sinal e sua fórmula é baseada pela Equação 19:

$$S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{y(i) - \bar{y}}{\sigma} \right)^3$$

Eq. 19

onde:

- $y(i)$ é o valor do sinal filtrado na i -ésima amostra;
- \bar{y} é a média do sinal;
- σ é o desvio padrão;
- N é o número de amostras.

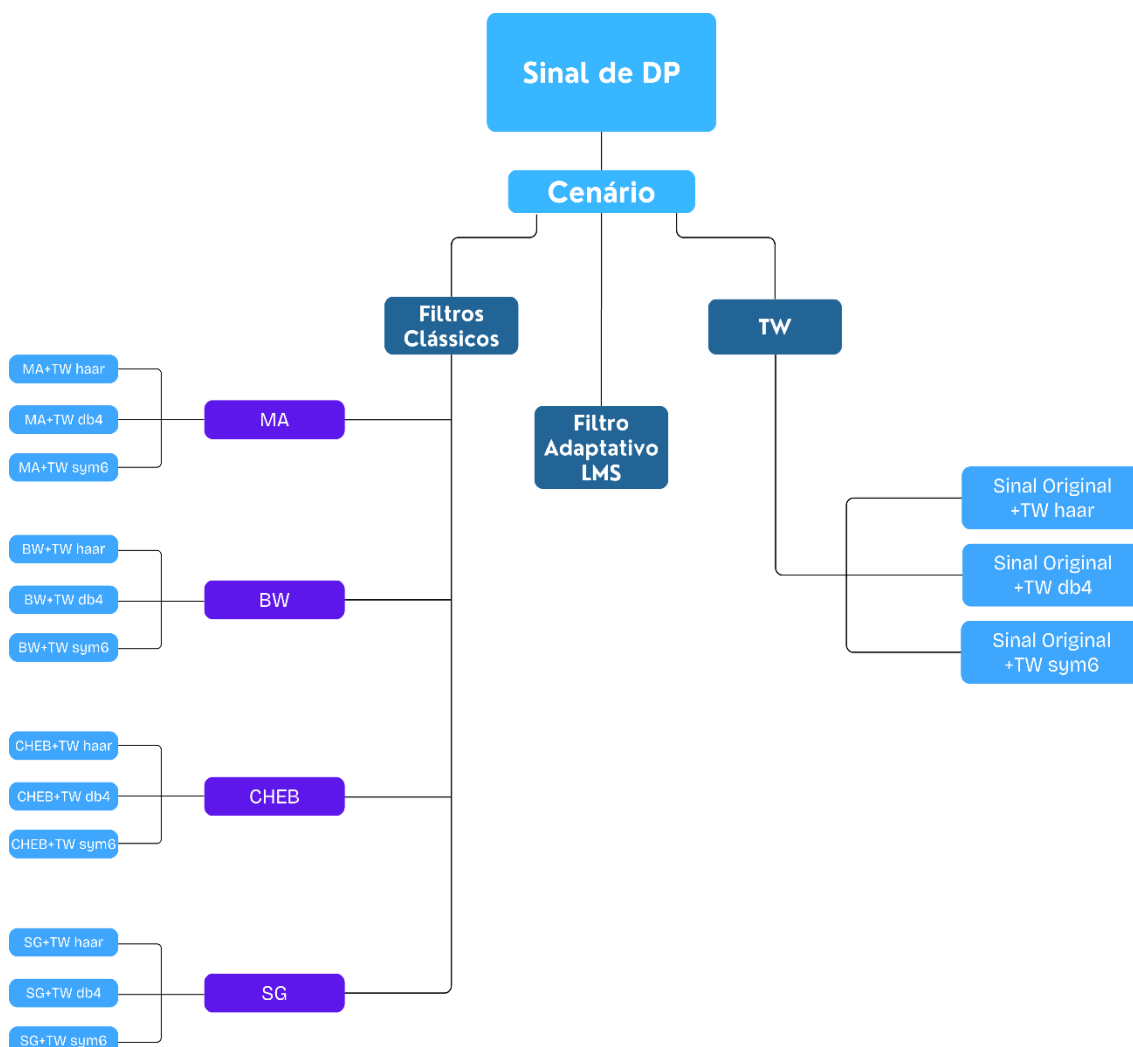
Sendo S positiva indica que a cauda direita da distribuição é mais longa, enquanto S negativa indica que a cauda esquerda é mais longa. A análise da assimetria auxilia na identificação de distorções não simétricas no sinal, muitas vezes associadas a ruídos impulsivos ou transitórios. Segundo Gulski (1991), os operadores de assimetria e curtose avaliam a forma como as DP estão dispostas em relação a distribuição normal, desta forma o cálculo das médias para cada janela pode modificar as características das DP e assim influenciar o resultado.

3.3 AMBIENTE DE SOFTWARE UTILIZADO E FERRAMENTAS VIRTUAIS

Na ambientação do software utilizado para a análise dos dados, foi empregada a versão R2016b do MATLAB®, instalada em um sistema operacional Windows 10, rodando em um processador Intel® Core™ i5-3337U CPU @ 1.80 GHz com 4 GB de RAM. Esse ambiente computacional, apesar de modesto, mostrou-se capaz de realizar as operações necessárias no processamento dos sinais. A escolha do MATLAB® justifica-se por ser uma ferramenta amplamente utilizada no meio acadêmico e industrial para simulação, análise e visualização de dados, oferecendo uma plataforma robusta para o desenvolvimento e implementação dos algoritmos de filtragem e análise de sinais. (MATHWORKS, 2016)

O sinal real utilizado nas análises foi extraído da base de dados contendo as medições de DP, caracterizadas pela presença de diversas interferências de ruídos. Para mitigar essas interferências, foram aplicados algoritmos de filtragem digital com parâmetros de avaliação definidos de acordo com a metodologia proposta. A pesquisa considerou dois cenários distintos: em ambos, foram analisados os sinais utilizando filtros clássicos combinados com a Transformada Wavelet, bem como o sinal original em conjunto com a TW; assim como na aplicação exclusiva do filtro adaptativo LMS ao sinal original, conforme pode ser visto na configuração exposta na Figura 7.

Figura 7: Modelos de filtragens propostos neste estudo.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Para o processamento das wavelets, foi utilizado o Wavelet Toolbox do MATLAB®, uma ferramenta que oferece uma ampla gama de recursos voltados ao processamento de sinais e outros dados, que apresentam descontinuidades ou interrupções abruptas. A Wavelet Toolbox disponibiliza algoritmos avançados que permitem a aplicação da TWD e da análise de coerência das famílias wavelets, o que possibilitou uma abordagem eficaz na decomposição dos sinais. Esses algoritmos permitiram não apenas o tratamento de ruídos, mas também a visualização detalhada das componentes dos sinais, promovendo uma análise visual mais profunda dos fenômenos observados. A interface gráfica também proporcionou flexibilidade na manipulação dos dados, na personalização e na exportação dos resultados.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo são apresentadas as análises de filtragem em cada cenário proposto, bem como os resultados obtidos na base de dados a comparar o sinal original e as metodologias dos filtros aplicados, além do uso da TW. Inicialmente, serão exibidos os sinais adquiridos pelo sistema de medição, que serviram como base para a aplicação dos filtros. Em seguida, são apresentados os sinais processados, permitindo uma comparação entre os sinais originais e os sinais filtrados de DP, de modo a verificar quantitativamente a eficácia dos métodos por meio das métricas definidas nesta pesquisa.

4.1 ANÁLISE DOS DADOS REAIS

A análise é conduzida a partir de dois diferentes cenários reais, conforme Figuras 8 e 10, onde os sinais adquiridos são submetidos a diversas técnicas de processamento, cada cenário apresenta características específicas das medições realizadas, possibilitando identificar qual abordagem apresenta melhor desempenho na remoção de ruídos e interpretação dos resultados. A seguir, os cenários experimentais são detalhados, apresentando as condições de medição e os resultados da aplicação dos filtros.

- Cenário 1: Medição em TC de 145 kV – Ensaio com Objeto Metálico no Topo do Equipamento.

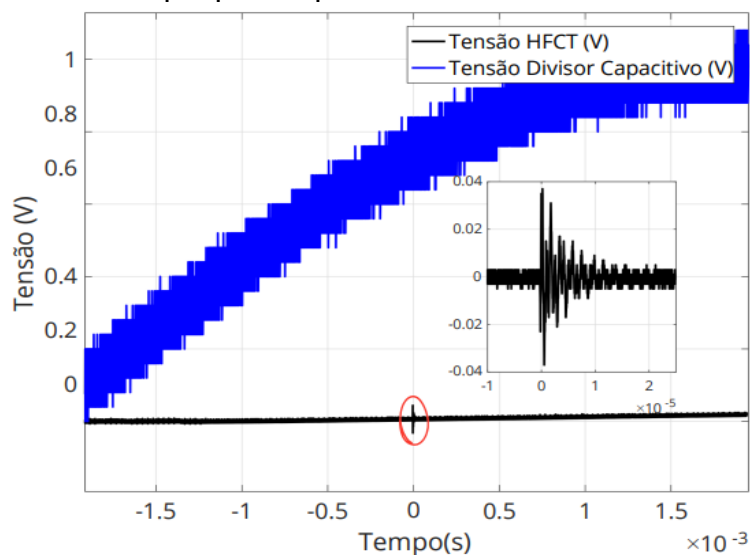
No cenário 1, o sinal de DP foi do tipo corona medido em um TC de 145 kV com um objeto metálico no topo do equipamento (Figura 8), com a tensão nominal aplicada em rampa de 0 a 79,7 kV, resultando em um sinal, conforme ilustrado na Figura 9, onde é possível notar, em destaque, um pulso resultante da perturbação.

Figura 8: Registro no ensaio do TC de 145 kV.



Fonte: Adaptado de ROMANO et al., 2024.

Figura 9: Representação do sinal no TC 145 kV com objeto metálico, com destaque para o pulso característico de DP.



Fonte: Elaborada pelo autor.

- Cenário 2: Medição em TPI de 145 kV – Ensaio com Solução Salina (DDSE \approx 0,025 mg/cm²).

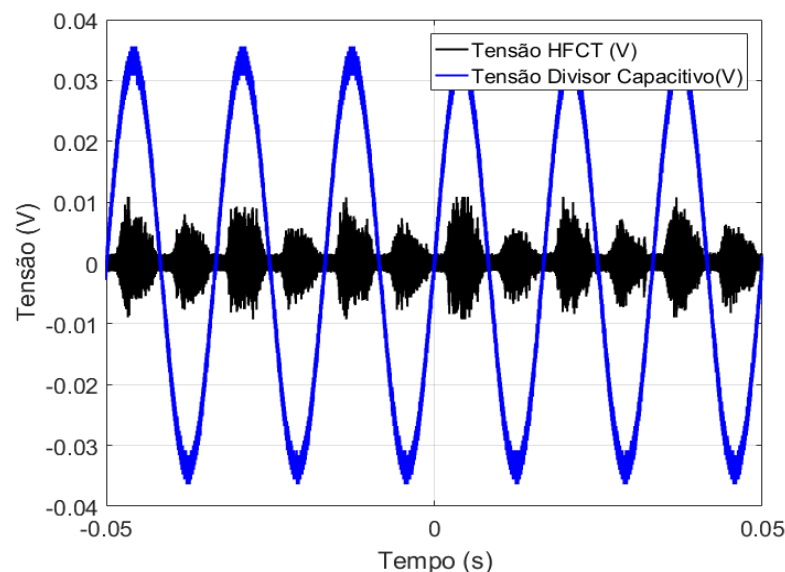
No cenário 2, também é apresentada uma configuração do sinal de DP, tipo corona, mas medida em um TPI de 145 kV, destacando a poluição salina aplicada ao dispositivo (Figura 10), com uma concentração de \approx 0,025 mg/cm². A variação da tensão nominal aplicada é de 0 a 79,7 kV, ilustrada na Figura 11.

Figura 10: Registro no ensaio do TPI de 145 kV.



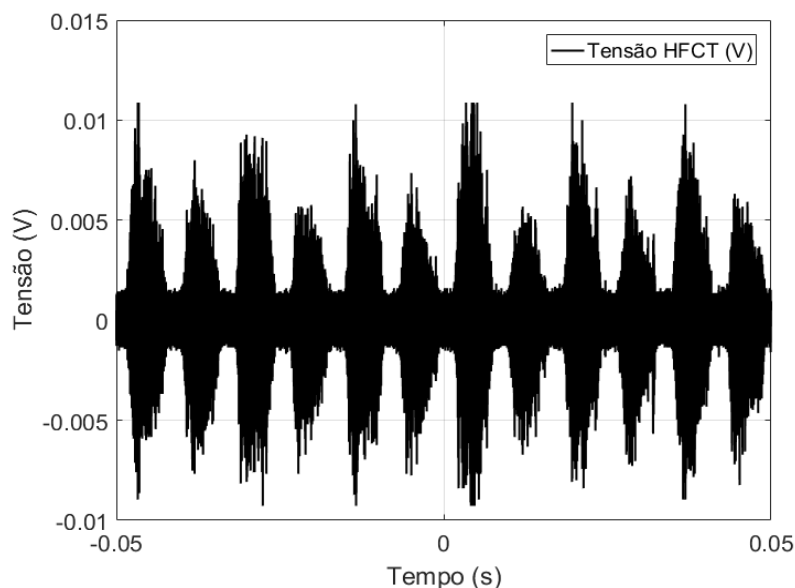
Fonte: Adaptado de ROMANO et al., 2024.

Figura 11: Representação do sinal no TPI 145 kV com poluição salina na concentração de \approx 0,025 mg/cm².



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 12: Representação do sinal de saída do HFCT.



Fonte: Elaborada pelo autor.

A divisão em dois cenários — um com poucas perturbações e outro com maior atividade de descargas parciais intensas — não foi explorada em estudos anteriores de forma semelhante. O objetivo dessa abordagem é investigar a eficiência de diferentes estratégias de filtragem, utilizando para isto métricas distintas. Com essa análise, torna-se possível avaliar a eficácia da filtragem tanto em um pulso isolado quanto em múltiplos pulsos sequenciais, permitindo uma análise comparativa da eficiência de cada técnica aplicada nos pulsos de DP.

4.2 ANÁLISE DAS FILTRAGENS DIGITAIS

Para a eliminação de ruído do sinal original, foi realizada a aplicação de diferentes filtros digitais: MA, BW, CHEB, SG, e o adaptativo LMS. A análise consistiu em avaliar o desempenho de cada filtro sob variação de parâmetros como a ordem dos filtros e o tamanho da janela de amostragem.

Os testes foram conduzidos com ordens de 5, 10, 20, 50 e 100 (os resultados conduzidos com a ordem igual a 10 estão disponíveis no item 4.3 e os resultados das demais ordens nos Apêndices A e B), o que permitiu observar o impacto do grau de filtragem na atenuação de ruído e preservação das características do sinal. Adicionalmente, os filtros foram ajustados para operar em frequências altas, de modo a simular condições realistas de sinais com ruído

em ambientes de medições de alta tensão, utilizando uma taxa de amostragem adequada para garantir uma boa resolução temporal e frequência.

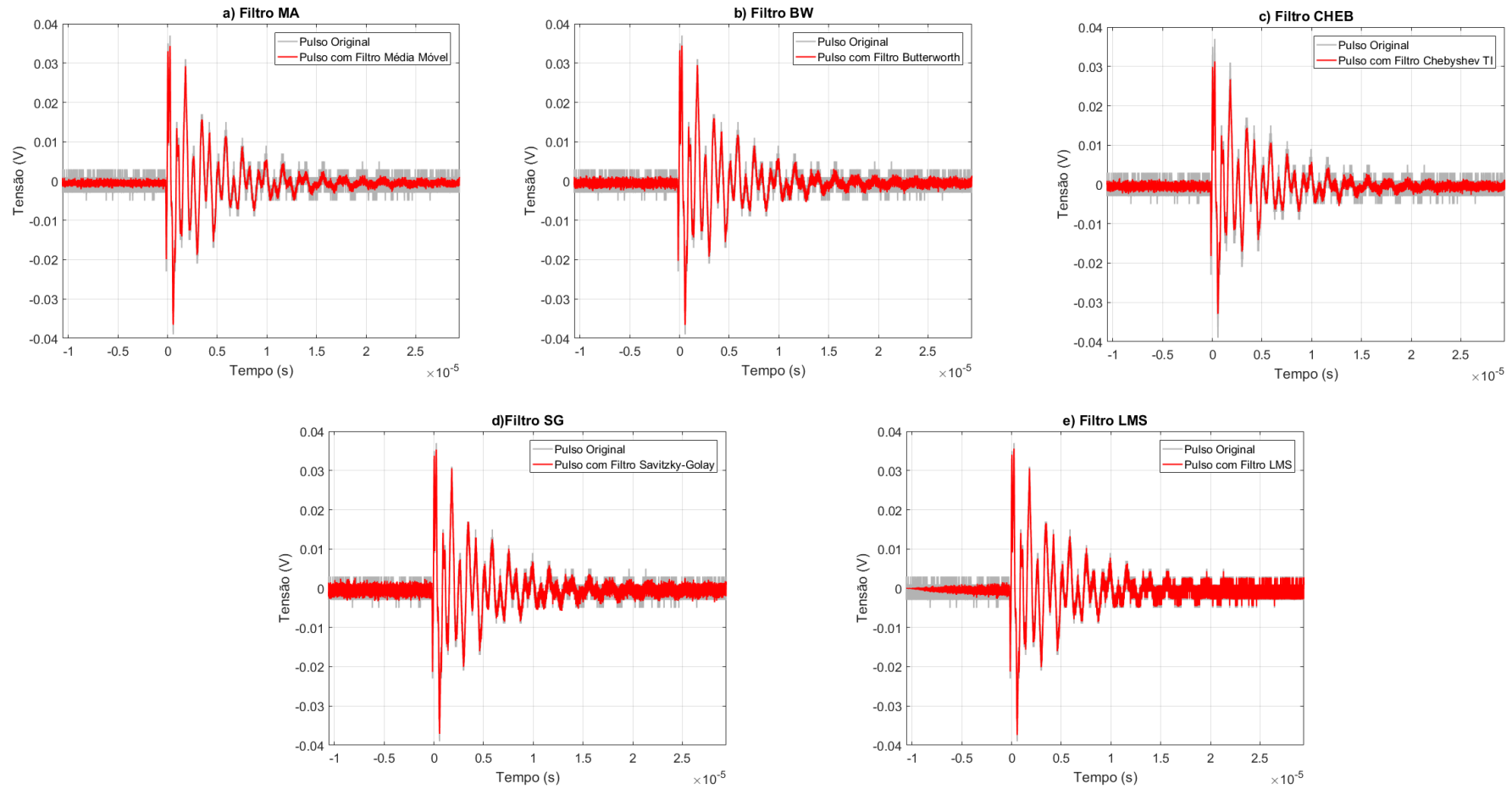
O tamanho da janela de filtragem foi fixado em 21 amostras, com o objetivo de encontrar um compromisso entre a suavização do sinal e a preservação dos detalhes importantes, como picos e variações rápidas. Essa combinação de parâmetros foi essencial para assegurar que o processo de filtragem reduzisse o ruído sem comprometer a integridade do sinal medido, particularmente para a aplicação dos sinais de DP.

- Análise no Cenário 1 – Pulso isolado

No cenário 1, observou-se uma redução discreta dos ruídos nos quatro filtros aplicados, especialmente nas regiões extremas da amplitude do sinal. Essa atenuação de ruído, no entanto, não resultou em diferenças significativas na Razão Sinal-Ruído (SNR) entre os casos. A principal razão para essa limitação parece estar relacionada à falta de seletividade dos filtros, uma vez que a ordem foi mantida constante em todos os testes. Manter a ordem do filtro igual pode não ter sido suficiente para capturar adequadamente as frequências específicas do ruído presentes no sinal, o que comprometeu a eficácia da filtragem.

Uma análise mais detalhada dos resultados sugere que, para melhorar a eficiência na remoção de ruído, seria necessário ajustar a ordem dos filtros de forma mais dinâmica, de acordo com as características específicas de cada sinal. Isso permitiria uma melhor adaptação às variações de frequência e amplitude do ruído, resultando em uma melhoria mais significativa na SNR. Entretanto, estas atenuações das filtragens podem ser observadas na Figura 13 seguir:

Figura 13: Comparação de desempenho dos filtros propostos em análise gráfica na ordem=10 no cenário 1.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Embora a supressão do ruído tenha sido branda, houve um aumento médio de 5,45% na SNR nos quatros casos dos filtros clássicos. O filtro SG demonstrou a melhor performance, preservando o sinal original enquanto atenuava o ruído. Isso sugere que esta filtragem é preferível para sinais com variações complexas como DP, quando é crucial manter a fidelidade do sinal original e preservar características importantes. Além disso, essa abordagem pode ser especialmente vantajosa em aplicações que exigem precisão na detecção de padrões sutis.

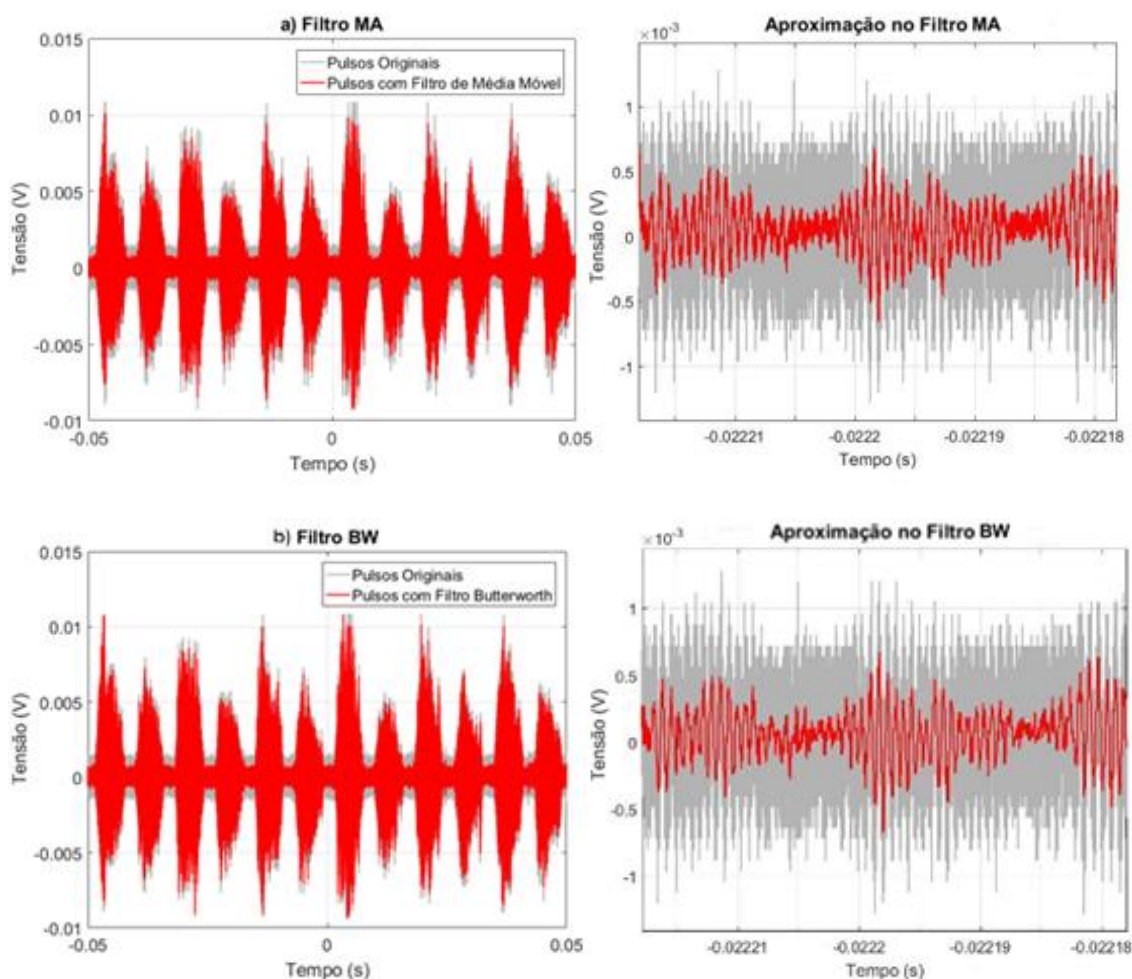
Por outro lado, o filtro LMS apresentou um comportamento diferenciado ao ser testado com variações na taxa de aprendizagem. Quando essa taxa foi aumentada de 0,5 para 10, o desempenho do filtro LMS melhorou consideravelmente, especialmente na capacidade de adaptação às flutuações de ruído no sinal. A taxa de aprendizagem mais elevada permitiu que o LMS se ajustasse de forma mais rápida e precisa às mudanças no ruído, resultando em uma filtragem mais eficaz. Esse comportamento destaca a natureza adaptativa do LMS, que, ao contrário dos filtros fixos, pode ajustar seus coeficientes com base nas características dinâmicas do sinal e do ruído.

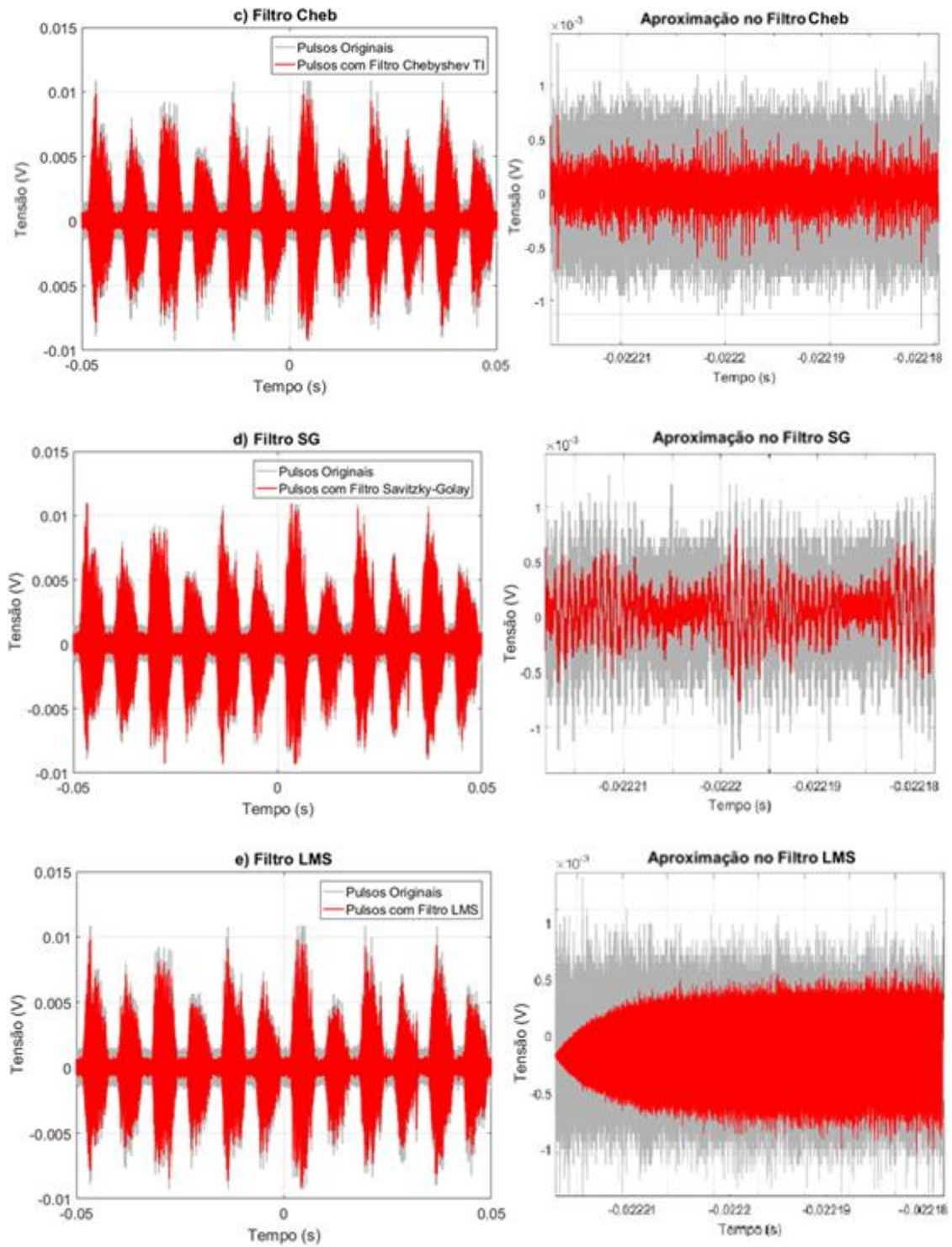
Contudo, o aumento da taxa de aprendizagem deve ser cuidadosamente controlado, pois taxas excessivamente altas podem levar a instabilidades no processo de convergência do filtro. No caso em questão, o ajuste adequado da taxa mostrou que o LMS pode ser uma alternativa eficiente, especialmente em cenários onde há necessidade de uma filtragem adaptativa em tempo real. Dessa forma, o LMS se mostrou promissor em situações em que os outros filtros apresentaram limitações, reforçando sua aplicação em ambientes com ruído variável e dinâmico. Desta forma, sendo um filtro adaptativo, necessitando de ajustes finos para melhorar o desempenho.

- Análise no Cenário 2 – Pulsos em cadeia

No cenário 2, houve uma redução média de 4,56% na SNR nos quatro casos dos filtros clássicos, provavelmente devido à complexidade do sinal ruidoso. Isso ressalta a importância da seletividade na parametrização dos filtros digitais, já que diferentes ruídos reagem de formas diversas no sinal. Embora a diminuição da SNR possa parecer uma desvantagem, os filtros ainda podem melhorar a qualidade do sinal em certas condições, ajudando a reduzir interferências. Estas atenuações das filtragens podem ser observadas na Figura 14.

Figura 14: Comparação de desempenho dos filtros propostos em análise gráfica na ordem=10 no cenário 2.





Fonte: Elaborada pelo autor.

No caso do filtro LMS, por sua vez, demonstrou um desempenho superior ao ser testado com variações na taxa de aprendizagem. No entanto, para atingir um nível eficiente de supressão de ruído, foi necessário aumentar essa taxa exponencialmente até o valor de 1000. Esse ajuste permitiu que o filtro se adaptasse melhor às flutuações do sinal, favorecendo a minimização de ruídos. Porém, taxas de aprendizagem muito elevadas podem causar instabilidades no processo de convergência do filtro, o que é particularmente crítico em sinais altamente ruidosos, conforme aponta a literatura.

Em cenários com níveis de ruído excessivos, o filtro LMS pode exigir taxas de aprendizagem mais altas para acelerar sua adaptação, mas isso também aumenta o risco de oscilações ou divergências, comprometendo a qualidade do processamento e aumentando o esforço computacional. Para mitigar esses efeitos, estratégias como o ajuste dinâmico da taxa de aprendizagem ou o uso de variações do LMS, como o NLMS (Normalized LMS), podem ser implementadas, conforme recomendado em estudos para sinais com alta interferência, porém não foram abordadas nesta pesquisa.

4.3 AVALIAÇÃO COMPARATIVA DOS RESULTADOS OBTIDOS E IMPLEMENTAÇÃO DA TRANSFORMADA WAVELET

O desempenho dos métodos de redução de ruído foi verificado usando parâmetros métricos para avaliação de filtragem padrão, como SNR, CC, RMSE, K e S . Os resultados apresentados na Tabela 2 e Tabela 3 mostram os valores médios desses parâmetros medidos para ordem 10 nos dois cenários propostos, iterações dos sinais reduzidos por vários algoritmos de redução de ruído através da filtragem clássica, conjugada com a TW e apenas o sinal original com a TW. O filtro efetivo deve remover os componentes de ruído indesejados, que não têm relação com o sinal de interesse. Os melhores parâmetros de avaliação nas tabelas de resultados são destacados em negrito para cada método e níveis de ruído. A análise é realizada com base nos valores de SNR de saída e comprometimento do sinal. O parâmetro de desempenho com altos valores de SNR, alto CC e baixo RMSE são considerados os melhores filtros.

Tabela 2: Métricas de filtragem por diferentes métodos no cenário 1, $k=10$.

Ordem $k=10$	SNR (dB)	CC	RMSE	K	S
Original	17,6674	-	-	-	-
Filtro MA	18,6014	0,9805	1.0000e-03	18,7376	0,6285
Filtro MA + TW haar	18,6003	0,9822	9.8000e-04	18,5100	0,6250
Filtro MA + TW db4	18,5846	0,9825	9.7000e-04	18,5000	0,6248
Filtro MA + TW sym6	18,5843	0,9823	9.7100e-04	18,5050	0,6249
Filtro SG	18,6635	0,9873	8.1693e-04	18,3143	0,6169
Filtro SG + TW haar	18,6700	0,9880	8.0500e-04	18,2500	0,6150
Filtro SG + TW db4	18,6500	0,9878	8.1000e-04	18,2600	0,6155
Filtro SG + TW sym6	18,6450	0,9877	8.2000e-04	18,2700	0,6160
Filtro BW	18,6217	0,9831	9.4138e-04	18,5934	0,6247
Filtro BW + TW haar	18,6300	0,9835	9.3500e-04	18,5500	0,6235
Filtro BW + TW db4	18,6200	0,9833	9.4000e-04	18,5450	0,6240
Filtro BW + TW sym6	18,6150	0,9832	9.4100e-04	18,5480	0,6242
Filtro CHEB	18,6377	0,9807	1.4000e-03	18,5512	0,6243
Filtro CHEB + TW haar	18,6400	0,9815	1.3500e-03	18,5000	0,6230
Filtro CHEB + TW db4	18,6300	0,9813	1.3600e-03	18,5100	0,6232
Filtro CHEB + TW sym6	18,6250	0,9812	1.3700e-03	18,5150	0,6233
Filtro LMS	20,1594	0,9953	4.9891e-04	18,2157	0,5826
Sinal Original + TW haar	18,6201	0,9820	9.8000e-04	18,4000	0,6200
Sinal Original + TW db4	18,6100	0,9818	9.9000e-04	18,3900	0,6195
Sinal Original + TW sym6	18,6050	0,9817	9.9200e-04	18,3950	0,6198

Os resultados do cenário 1 conforme a Tabela 2 de $k=10$ revelam informações valiosas sobre a eficácia dos métodos de filtragem. Por exemplo, a técnica de utilizar o filtro SG associado a TW sym6 apresentou um SNR de 18,6450 dB, o que indica uma pequena melhoria na qualidade do sinal em comparação com outros métodos, como apenas aplicar a TW haar no sinal original que resultou uma SNR de 18,6201 dB. Lembrando que uma SNR mais alta sugere que o método é mais eficaz na remoção de ruídos, preservando as características do sinal original, o que é crucial em análises de DP.

O RMSE, que mede a precisão da aproximação ao sinal original, também é um indicador importante. O filtro SG associado a TW sym6 não apenas melhorou o SNR, mas também apresentou um RMSE reduzido, indicando uma melhor performance na preservação das características do sinal. Isso é especialmente relevante em contextos em que a precisão é vital.

Além disso, a análise de K e S dos sinais filtrados fornece informações sobre a distribuição estatística após o processo de remoção de ruído. Valores estáveis ou consistentes entre diferentes métodos de filtragem indicam que o processo de remoção de ruído preserva as características estatísticas essenciais do sinal. A preservação de uma distribuição simétrica (com valores de Skewness próximos aos esperados para o sinal) é desejável, pois sugere que o sinal filtrado mantém suas propriedades fundamentais, facilitando análises subsequentes. Embora os valores de K e S do sinal original não estejam disponíveis, a análise desses parâmetros nos sinais filtrados nos permite inferir a eficiência do método em preservar a estrutura estatística.

Os resultados comparativos indicam que a combinação de diferentes métodos de filtragem pode ter um impacto perceptível nos parâmetros de qualidade do sinal. No caso do filtro SG associado a TW sym6, a SNR de 18,6450 dB reflete uma melhoria modesta, mas notável, sobre o sinal original tratado apenas com TW haar (18,6201 dB). A TW haar, por ser uma das transformadas wavelet mais simples e rápidas, embora eficiente na remoção de componentes de alta frequência, como ruídos estacionários ou impulsivos, tem limitações no tratamento de sinais mais complexos, como os de descargas parciais, que exigem uma abordagem mais refinada.

No entanto, a filtragem somente com TW pode não ser ideal para sinais complexos de DP, pois a TW sozinha nessa aplicação, não possui um ajuste fino

para ruído ou interferências específicas (como ruído de interferências eletromagnéticas), diferentemente dos filtros clássicos que têm estruturas específicas para diferentes tipos de ruído. Tendo em vista que o filtro SG, sendo um filtro de suavização baseado em ajuste polinomial, melhora o sinal suavizando oscilações e ruídos de alta frequência, preservando as tendências principais do sinal. Quando combinado com a TW sym6 (uma wavelet mais suave e complexa que a haar), há um refinamento adicional na filtragem, especialmente nas bordas e descontinuidades do sinal.

Embora este aumento na SNR seja modesto em relação à aplicação da TW diretamente ao sinal original, a TW sym6 traz benefícios em termos de preservação de detalhes do sinal, ao passo que o filtro SG já suavizou muitos dos ruídos. A combinação pode ser útil quando se busca reduzir tanto o ruído de baixa frequência quanto o ruído de alta frequência sem distorcer o sinal de DP.

Outra abordagem técnica seria abordar os resultados do filtro SG associado a TW sym6, onde a SNR foi de 18,6450 dB e comparar ao sinal original sendo aplicado em relação ao uso exclusivo da TW sym6, na qual o valor da SNR foi de 18,6050 dB. Como já mencionado antes, o SG é um filtro de suavização que preserva as tendências do sinal enquanto reduz o ruído. Quando aplicado antes da TW sym6, ele suaviza o sinal, removendo oscilações e ruídos de alta frequência, o que pode permitir que a TW opere de maneira mais eficaz. A wavelet sym6, sendo uma decomposição mais complexa e suave, é adequada para preservar características importantes do sinal, como descontinuidades e variações sutis, caso das DP. O uso combinado de SG e sym6 permite um refinamento na filtragem, melhorando a SNR ligeiramente em comparação à aplicação apenas da TW no sinal original.

Quando a TW sym6 é aplicada diretamente ao sinal original, ela consegue lidar com o ruído em várias frequências por meio de sua capacidade de decomposição multirresolução. A sym6 tem a capacidade de remover componentes ruidosos ao mesmo tempo que preserva as características principais do sinal, resultando em uma melhora na SNR. No entanto, como a TW sym6 está atuando diretamente no sinal bruto (sem pré-filtragem), ela pode não ser tão eficaz em lidar com certos tipos de ruído de baixa frequência ou variações lentas que um filtro clássico como SG conseguiria atenuar, principalmente evidenciando picos do sinal.

Com isto, a diferença de SNR entre 18,6450 dB e 18,6050 dB é pequena, indicando que a TW sym6 sozinha já é bastante eficiente em melhorar a qualidade do sinal. Isso levanta a questão de qual o ganho real ao aplicar uma filtragem adicional antes da wavelet. No caso do método filtro SG associado a TW sym6, o filtro SG atenua de maneira eficaz as oscilações de alta frequência antes da TW, resultando em uma ligeira melhoria do SNR. Essa melhoria pode ser atribuída ao fato de que o SG removeu parte do ruído de alta frequência, deixando a TW sym6 mais “livre” para focar em detalhes e ruídos mais complexos.

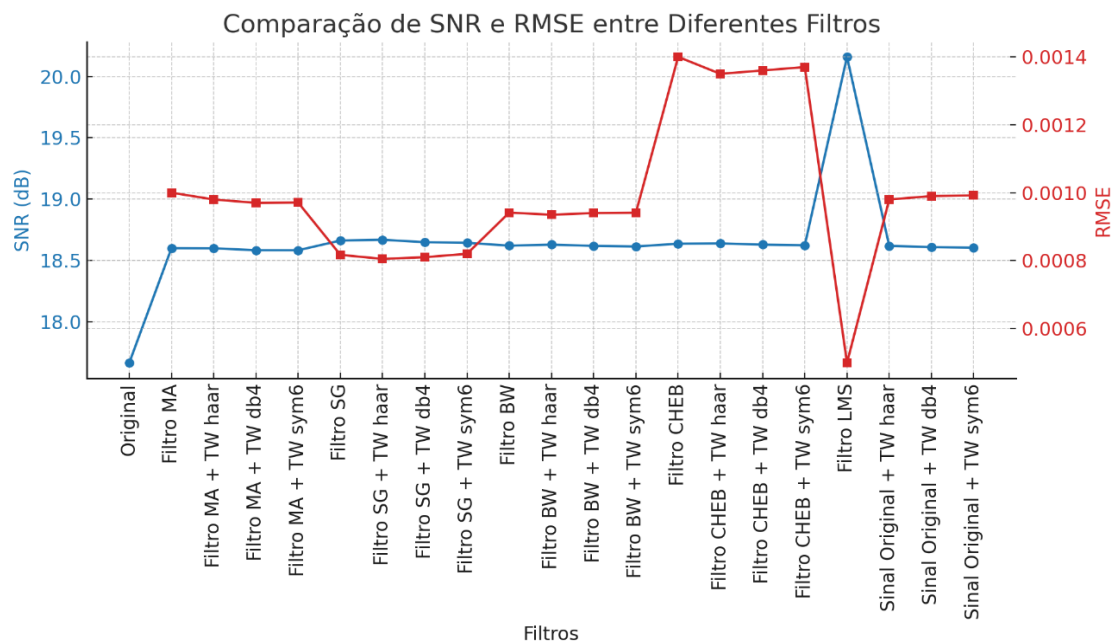
Se cada detalhe na qualidade do sinal é importante, aplicar a combinação filtro SG associado a TW sym6 oferece uma vantagem, ainda que sutil, ao melhorar a suavização e preservação das características do sinal. Contudo, para priorizar eficiência computacional, a aplicação direta da TW sym6 no sinal original pode ser uma reduzindo o tempo de processamento em 10% até 50%, visto que foi possível mensurar o tempo de processamento de cada metodologia, revelando que a aplicação direta da TW não apenas reduz o tempo de computação, mas também simplifica o fluxo de trabalho, tornando-o mais acessível em cenários com restrições de recursos. Isso porque a etapa de filtragem prévia pode ser computacionalmente intensiva, especialmente com filtros de ordem alta ou com sinais de grande dimensão.

Em situações em que a análise em tempo real é necessária, a abordagem mais simples pode ser preferível, mesmo que isso signifique sacrificar uma leve melhoria na qualidade do sinal. Portanto, a escolha entre usar um método combinado ou uma abordagem direta deve ser guiada pelas necessidades específicas do projeto, levando em conta tanto a qualidade do sinal quanto a eficiência computacional.

Em resumo, enquanto a combinação filtro SG associado a TW sym6 oferece benefícios em termos de qualidade de sinal, a aplicação direta da TW sym6 pode ser mais adequada em cenários onde a eficiência e a rapidez são essenciais, destacando a importância de uma análise cuidadosa das prioridades do projeto. Quanto a questões de informações de detalhes removidos dos sinais, é necessária mais seletividade aos parâmetros das filtragens. Aplicar a Transformada Wavelet diretamente no sinal original pode melhorar a qualidade do sinal em termos de SNR e correlação, mas não chega a alcançar a melhoria

significativa observada com a aplicação conjunta de filtros tradicionais e TW. Ao comparar os resultados entre os diferentes filtros, fica claro que a aplicação da TW após o filtro clássico melhora marginalmente os valores da SNR, RMSE e CC neste cenário onde há um pulso isolado e tal afirmação pode ser justificada conforme a Figura 15.

Figura 15: Comparação de SNR e RMSE entre os métodos de filtragem do cenário 1.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Por fim, conforme a comparação dos resultados no gráfico, observa-se a importância da correta parametrização dos filtros no desempenho das medições. A linha azul representa os valores de SNR (dB), enquanto a linha vermelha mostra os valores de RMSE. Pode-se notar que, embora a aplicação de diferentes filtros e combinações com a Transformada Wavelet (TW) cause variações nos valores de SNR e RMSE, os filtros que apresentam menores valores de RMSE (como o Filtro LMS) tendem a ser mais eficazes na redução do erro em relação ao sinal original, mantendo um valor de SNR aceitável. Isso reforça a necessidade de um equilíbrio entre a preservação da qualidade do sinal (SNR) e a minimização do erro (RMSE) durante o processo de filtragem, especialmente em aplicações que envolvem medições de alta precisão, como em sistemas de alta tensão.

Tabela 3: Métricas de filtragem por diferentes métodos no cenário 2, k=10.

Ordem k=10	SNR (dB)	CC	RMSE	K	S
Original	23,5885	-	-	-	-
Filtro MA	22,3166	0,8986	4.6179e-04	10,1087	-0,0212
Filtro MA + TW haar	22,2973	0,8950	4.6100e-04	9,8500	-0,0190
Filtro MA + TW db4	21,8774	0,8920	4.5750e-04	9,7000	-0,0185
Filtro MA + TW sym6	21,9234	0,8930	4.5800e-04	9,7200	-0,0189
Filtro SG	22,4729	0,9079	5.7821e-04	10,1694	-0,0109
Filtro SG + TW haar	22,4329	0,9020	5.7000e-04	9,9000	-0,0095
Filtro SG + TW db4	21,9433	0,8950	5.5000e-04	9,7300	-0,0087
Filtro SG + TW sym6	21,9906	0,8960	5.5200e-04	9,7500	-0,0089
Filtro BW	22,4183	0,8747	5.0849e-04	10,2711	-0,0140
Filtro BW + TW haar	22,4128	0,8700	5.0500e-04	9,8000	-0,0135
Filtro BW + TW db4	21,9434	0,8650	5.0200e-04	9,7500	-0,0130
Filtro BW + TW sym6	21,9405	0,8680	5.0300e-04	9,7600	-0,0132
Filtro CHEB	22,8435	0,8656	8.2364e-04	10,4287	-0,0227
Filtro CHEB + TW haar	22,8371	0,8600	8.2000e-04	10,1000	-0,0200
Filtro CHEB + TW db4	22,3123	0,8570	8.1800e-04	9,9500	-0,0195
Filtro CHEB + TW sym6	22,3591	0,8590	8.1900e-04	9,9700	-0,0197
Filtro LMS	24,5819	0,9450	4.2000e-04	9,8000	-0,0081
Sinal Original + TW haar	22,4611	0,9100	5.6000e-04	9,8500	-0,0100
Sinal Original + TW db4	21,9433	0,9000	5.3000e-04	9,7400	-0,0098
Sinal Original + TW sym6	21,9905	0,9020	5.3200e-04	9,7600	-0,0099

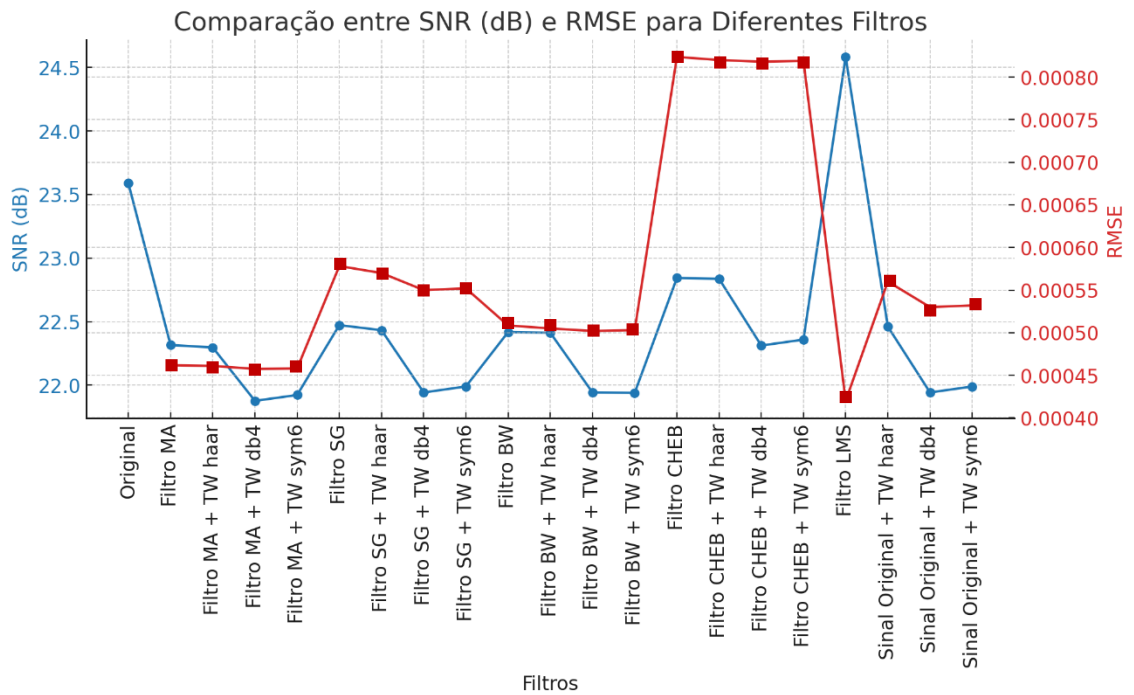
De modo contrário, os resultados do cenário 2 conforme a Tabela 3 de $k=10$ revelam informações interessante sobre a eficácia das filtragens. A análise dos dados provenientes da base de dados revela informações valiosas sobre a eficácia de diferentes filtros aplicados a uma cadeia de pulsos. A comparação entre esses filtros mostra que, em algumas ordens, o filtro SG se destaca por proporcionar uma SNR superior, enquanto o filtro MA apresenta resultados competitivos em outras configurações. Essa análise permite identificar quais filtros são mais eficazes em diferentes cenários de filtragem.

Outro aspecto importante a ser considerado é o impacto da ordem do filtro nas métricas de desempenho. A ordem do filtro, representada por k , varia de 5 a 100, e geralmente, um aumento na ordem pode levar a uma melhor suavização do sinal. No entanto, essa suavização pode vir acompanhada de um aumento no erro (RMSE), o que sugere que a escolha da ordem do filtro deve ser feita com cautela, equilibrando a necessidade de suavização com a preservação da integridade do sinal original. Essa relação entre a ordem do filtro e as métricas de desempenho é crucial para otimizar a filtragem.

A SNR é uma métrica central na avaliação da qualidade do sinal em relação ao ruído. A análise dos resultados mostra como a SNR varia entre os diferentes filtros e ordens, destacando a eficácia da filtragem em melhorar a qualidade do sinal. Em particular, a filtragem que envolve dividir o sinal em janelas menores, pode ser uma estratégia eficaz para lidar com sinais complexos, como aqueles afetados por poluição salina. Essa abordagem permite aplicar os filtros de forma localizada, adaptando-se melhor às variações do sinal e do ruído, resultando em um aumento gradual da SNR.

Por fim, a análise do filtro LMS, especialmente em relação a diferentes configurações de μ (taxa de aprendizado), oferece uma visão sobre sua adaptabilidade e desempenho. Comparar os resultados obtidos com diferentes valores de μ pode revelar a sensibilidade do filtro a essas configurações, permitindo uma melhor compreensão de como otimizar a filtragem em cenários específicos, conforme pode ser visto na Figura 16.

Figura 16: Comparação de SNR e RMSE entre os métodos de filtragem do cenário 2.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Em suma, a combinação dessas análises fornece uma visão abrangente da eficácia dos métodos de filtragem aplicados, contribuindo para a melhoria da qualidade do sinal e a redução do ruído em dados complexos. Neste cenário, o Filtro LMS e o Filtro MA apresentam um bom desempenho em termos de preservação da SNR, mantendo o sinal mais próximo do original. Já a curva vermelha, que indica os valores de RMSE, mostra uma variação significativa para alguns filtros, como o Filtro LMS, que, apesar de apresentar um SNR elevado, atinge o menor RMSE, indicando uma filtragem eficaz com mínima distorção do sinal, sendo altamente indicado filtro adaptativo nesses casos com maior atividade de descargas intensas

Esses resultados ressaltam que, para medições de sinais em ambientes críticos, como em sistemas de alta tensão, a escolha do filtro apropriado pode ser decisiva para obter uma alta qualidade do sinal enquanto se reduz o erro de reconstrução (RMSE). A combinação de filtros clássicos com a Transformada Wavelet (TW) também se mostrou eficiente para melhorar os parâmetros de desempenho, mas a análise de diferentes cenários reforça que a otimização da parametrização ser essencial para alcançar um equilíbrio entre as duas métricas.

5. CONCLUSÃO

No presente capítulo apresenta-se a conclusão dos resultados obtidos ao longo da execução do trabalho e o que se espera de continuação da pesquisa. Assim, será disposto em duas subseções: considerações finais sobre alguns resultados a respeito de cada técnica de remoção de ruídos e sugestões para trabalhos futuros, onde se busca alinhar a pesquisa a estudos precedentes e aos objetivos iniciais deste trabalho.

5.1 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho apresenta uma análise abrangente e crítica sobre a eficácia de métodos de filtragem aplicados a medições não-invasivas de descargas parciais em sistemas de alta tensão e contribuiu de forma significativa para a junção de técnicas de filtragem em processos reais. A pesquisa se destaca pela combinação de técnicas clássicas de filtragem com a Transformada Wavelet (TW), proporcionando uma abordagem inovadora que não apenas busca a melhoria do sinal, mas também investiga a aplicabilidade e os limites dessas técnicas em condições reais de operação.

Os resultados obtidos demonstraram que a utilização de filtros clássicos, como o Média Móvel, Savitzky-Golay, Butterworth e Chebyshev Tipo I, em conjunto a TW, é interessante para a redução dos efeitos de ruídos nas medições de DP. A análise comparativa realizada ao longo do trabalho revelou que, embora os métodos clássicos apresentem eficiência limitada, eles ainda desempenham um papel importante na identificação e caracterização dos sinais de DP. A pesquisa também enfatiza a importância da preservação das características essenciais dos sinais durante o processo de filtragem, o que é fundamental para garantir a integridade dos dados e a confiabilidade das medições.

Essa abordagem não apenas facilita a análise dos dados, mas também permite a implementação de técnicas de inteligência artificial para a classificação e parametrização dos filtros. A utilização de algoritmos de aprendizado de máquina pode potencializar a capacidade de identificação de padrões e comportamentos recorrentes nas medições de DP, contribuindo para um diagnóstico mais preciso e eficiente dos sistemas elétricos.

5.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

A pesquisa abre caminho para futuras investigações que podem explorar a integração de técnicas de inteligência artificial com métodos de filtragem. A aplicação de algoritmos de aprendizado profundo pode ser uma estratégia promissora para aprimorar a detecção de DP, especialmente em ambientes desafiadores onde a presença de ruídos é significativa. A automação do processo de filtragem e análise de sinais, por meio da inteligência artificial, pode não apenas aumentar a eficiência, mas também reduzir o tempo necessário para a interpretação dos dados, permitindo uma resposta mais ágil a possíveis falhas nos sistemas de alta tensão.

Outro aspecto importante a ser considerado em trabalhos futuros é a validação dos métodos propostos em diferentes cenários e condições operacionais para implementação em tempo real, assim como incluir o refinamento da estimativa da carga aparente de pulsos de DP detectados. A realização de ensaios em campo, além dos testes laboratoriais, pode fornecer uma visão mais abrangente sobre a eficácia dos filtros nessas situações. A comparação dos resultados obtidos em ambientes controlados com aqueles em condições de operação pode revelar informações valiosas sobre a robustez e a adaptabilidade das técnicas de filtragem.

Por fim, a pesquisa não apenas contribui para o avanço do conhecimento na área de monitoramento de sistemas elétricos, mas também estabelece uma base sólida para futuras investigações. A combinação de métodos clássicos de filtragem com técnicas modernas, como a TW e a filtros adaptativos, representa um caminho promissor para o desenvolvimento de soluções para discriminar a detecção de descargas parciais através da construção do mapa de padrões de PRPD (Phase-Resolved Partial Discharge) detalhados e informativo, permitindo uma comparação quantitativa entre diferentes métodos de medição de DP.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ADHEMAR, B. *Wavelets with applications in Signal and Image Processing*. 2003.
- CHEN, W.; LI, H. *Digital Filtering in Signal Processing: Techniques and Applications*. Springer, 2002.
- COOLEY, J. W.; LEWIS, P. A. W.; WELCH, P. D. The Fast Fourier Transform and its Application. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, E12, 1969.
- COOLEY, J. W.; LEWIS, P. A. W.; WELCH, P. D. Application of the Fast Fourier Transform to Computation of Fourier Integrals, Fourier Series, and Convolution Integrals. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, RBE9, 1976.
- COOLEY, J. W.; LEWIS, P. A. W.; WELCH, P. D. Historical Notes on the Fast Fourier Transform. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, AU15, 1976.
- COOLEY, J. W.; TUKEY, J. W. Na algorithm for the Machine Computation of Complex Fourier Series. *Mathematics of Computation*, v. 19, p. 297-301, Apr. 1965.
- CUPERTINO, P. Wavelets: uma introdução. *Sociedade Brasileira de Matemática*, Rio de Janeiro, Brasil, v. 33, 2002.
- DAUBECHIES, I. The Wavelet Transform, Time-Frequency Localization and Signal Analysis. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 36, 1990.
- DAUBECHIES, I. Na Lectures on Wavelet. *CBMS-NSF Regional Conference Series on Applied Mathematics*, Philadelphia, 1992.
- DHANDAPANI, R.; MITICHE, I.; MCMEEKIN, S.; MALLELA, V.S.; MORISON, G. Enhanced Partial Discharge Signal Denoising Using Dispersion Entropy Optimized Variational Mode Decomposition. *Entropy* 2021, 23, 1567. DOI: <https://doi.org/10.3390/e23121567>
- DINEIZ, R. S. P.; SILVA, B. A. E.; NETTO, L. S. Processamento Digital de Sinais – Projeto e Análise de Sistemas. *Editora Bookman*, Rio de Janeiro, Brasil, 2004.
- DING, S. A Hybrid Approach for Partial Discharge Classification: Combining Traditional Machine Learning and Deep Neural Network. *Final Year Project*

- (FYP), Nanyang Technological University, Singapore, 2023. Disponível em: <https://hdl.handle.net/10356/167510>.
- ERGEN, B. Signal and Image Denoising using Wavelet Transform. In: *Advances in Wavelet Theory and Their Applications in Engineering, Physics and Technology*. InTech, 2012.
- GOSWAMI, J. C.; CHAN, A. K. Fundamentals of Wavelets – Theory, Algorithms and Applications. *A Wiley-Interscience Publication*, 1999.
- GULSKI, E.; KREUGER, F.H.; Recognition of Discharge Sources using Statistical Tools, *Proceedings of the 3rd International Conference on Properties and Applications of Dielectric Materials*, volume. 1, páginas. 39-42, Julho 1991.
- HAMMING, R. W. Digital filters. *Englewood Cliffs, NJ*, 1977.
- HARGITTAI, S. Savitzky-Golay Least-Squares Polynomial Filters in ECG Signal Processing. *Computers in Cardiology*, p. 763-766, 2005.
- HAYKIN, S. Adaptive Filter Theory. 4. Ed. *Upper Saddle River: Prentice Hall*, 2002.
- HAYKIN, S.; VEEN, B. V. Sinais e Sistemas. *Editores Bookman*, 2000.
- HUBBARD, B. B. The World According to Wavelet: The History of a Mathematical Technique in the Masking. *Wellesley, Massachusetts: 2. Ed.*, 1998.
- HUSSAIN, I.; et al. A Comprehensive Review on The Application of Wavelet Transform in The Analysis of Transient Disturbances in Power Systems. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 38, n. 2, p. 1060-1070, 2023.
- HUSSAIN, G. A.; HASSAN, W.; MAHMOOD, F.; SHAFIQ, M.; REHMAN, H.; KAY, J. A. Review on Partial Discharge Diagnostic Techniques for High Voltage Equipment in Power Systems. *IEEE Access*, v. 13, 2023. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3279355.
- IEC 60270. *High-voltage Test Techniques: Partial Discharge Measurements*, 3. Ed., 2000.
- KREUGER, F. H.; GULSKI, E.; KRIVDA, A.: Classification of Partial Discharges, *IEEE Transactions on Electrical Insulation*, volume. 28, Dezembro. 1993, páginas. 917-931.
- LEMKE, E.; et al. Guide for Partial Discharge Measurements in Compliance to IEC 60270, 2008.

- MALLAT, S. A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 7, 1989.
- MA, X.; ZHOU, C.; KEMP, I. J. Automated Wavelet Selection and Thresholding for PD Detection. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 18, n. 2, p. 37-45, Mar./Apr. 2002.
- MATHWORK. Matlab Version R2016b, 2016.
- MEYER, Y. Wavelets: Algorithms and Applications. *Society for Industrial and Applied Mathematics*, Philadelphia, 1. Ed., 1993.
- NATTRASS, D. A. Partial Discharge Measurement and Interpretation. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, v. 4, n. 3, May/June 1988.
- OPPENHEIM, A. V.; SCHAFER, R. W. Digital Signal Processing. *Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ*, 1975.
- OPPENHEIM, A. V.; SCHAFER, R. W. *Discrete-Time Signal Processing*. Prentice Hall, 1989.
- PODDER, P.; et al. Design and Implementation of Butterworth, Chebyshev-I and Elliptic Filter for Speech Signal Analysis. *International Journal of Computer Applications*, v. 98, n. 7, p. 12-18, 2014.
- RABINER, L.; GOLD, B.; MCGONEGAL, C. Na Approach to The Approximation Problem for Nonrecursive Digital Filters. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, v. 18, n. 2, p. 83-106, June 1970.
- ROBERTSON, D. C.; CAMPS, O. I.; GISH, J. S. M. W. B. Wavelets and Electromagnetic Power System Transients. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 11, n. 2, p. 1050-1058, Apr. 1996.
- ROBERTSON, N.; et al. Application of Wavelet Transform in Power Systems for Transient Disturbance Analysis. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 11, n. 4, p. 1938-1944, 1996.
- SATISH, L.; NAZNEENT, B. Wavelet-based Denoising of Partial Discharge Signals Buried in Excessive Noise and Interference. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 10, n. 2, p. 354-367, 2003.
- SCHAFER, R. W.; OPPENHEIM, A. V. Digital Signal Processing. *Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ*, 1975.
- SILVA, G. C. Descargas Parciais Estimuladas por Raios-X Continuo e Pulsado em Materiais Dielétricos: Similaridades e Diferenças. *Tese de Doutorado*, Universidade Federal do Paraná. Curitiba, 2005.

SMITH, W. Steven. The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing. 2. Ed. *California Technical Publishing*, San Diego, California, 1999.

VASEGHI, S. V. Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction. *John Wiley and Sons Ltd.*, 2000.

WU, Z.; ZHANG, Z.; ZHENG, L.; YAN, T.; TANG, C. The Denoising Method for Transformer Partial Discharge Based on the Whale VMD Algorithm Combined with Adaptive Filtering and Wavelet Thresholding. *Sensors*, v. 23, n. 19, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/s23198085>.

YAACOB, M. M.; ALSAEDI, M. A.; RASHED, J. R.; et al. Review on Partial Discharge Detection Techniques Related to High Voltage power equipment using 77iferente sensors. *Photonic Sensors*, v. 4, p. 325-337, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1007/s13320-014-0146-7>.

G. YU; S. MALLAT. Audio Denoising by Time-Frequency Block Thresholding, *IEEE Transactions On Signal Processing*, Vol. 56, No. 5, May 2008.

ZHANG, A.; HE, C.; SUN, M.; LI, Q.; LI, H. W.; YANG, L. Partial Discharge Signal Self-Adaptive Sparse Decomposition Noise Abatement Based on Spectral Kurtosis and S-transform. *COMPEL: The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering*, v. 37, n. 1, p. 293-306, 2018.

ZHANG, Z.; WANG, Y.; LIU, J. Adaptive Filtering Techniques in Signal Processing. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018.

Apêndice A – Variação na ordem dos filtros no Cenário 1.

Resultados: BASE DE DADOS: @tek0008ALL.csv

Filtros MA, SG, BW, CHEB, LMS – Janela: 21

Ordem k=5	SNR (dB)	CC	RMSE	Kurtosis	Skewness
Original	17,6674	-	-	-	-
Filtro MA	18,6233	0,9834	9.3500e-04	18,5877	0,6245
Filtro MA + TW haar	18,6450	0,9840	9.2100e-04	18,5000	0,6235
Filtro MA + TW db4	18,6357	0,9838	9.1900e-04	18,4500	0,6220
Filtro MA + TW sym6	18,6400	0,9842	9.1800e-04	18,4200	0,6210
Filtro SG	18,6163	0,9820	9.7094e-04	18,6320	0,6258
Filtro SG + TW haar	18,6306	0,9825	9.6700e-04	18,5800	0,6240
Filtro SG + TW db4	18,6449	0,9830	9.6500e-04	18,5600	0,6230
Filtro SG + TW sym6	18,6450	0,9833	9.6200e-04	18,5400	0,6225
Filtro BW	18,6201	0,9834	9.3272e-04	18,6057	0,6251
Filtro BW + TW haar	18,6250	0,9835	9.3000e-04	18,5900	0,6240
Filtro BW + TW db4	18,6404	0,9836	9.2900e-04	18,5800	0,6235
Filtro BW + TW sym6	18,6450	0,9837	9.2800e-04	18,5700	0,6230
Filtro CHEB	18,6189	0,9829	1.2000e-03	18,5972	0,6244
Filtro CHEB + TW haar	18,6203	0,9810	1.3700e-03	18,5400	0,6235
Filtro CHEB + TW db4	18,6350	0,9815	1.3600e-03	18,5300	0,6228
Filtro CHEB + TW sym6	18,6407	0,9817	1.3500e-03	18,5200	0,6225
Filtro LMS	18,0503	0,9850	6.0000e-04	17,8069	0,5800
Sinal Original + TW haar	18,6201	0,9820	9.8000e-04	18,4000	0,6200
Sinal Original + TW db4	18,6100	0,9818	9.9000e-04	18,3900	0,6195
Sinal Original + TW sym6	18,6050	0,9817	9.9200e-04	18,3950	0,6198

- Os valores após a filtragem digital precisam ser novamente processados após salvos em uma nova variável e aplicados na Toolbox de Wavelet para exibir um novo valor após a mudança de ordem do filtro, já que está sendo feita por variação no código.

Ordem k=20	SNR (dB)	CC	RMSE	Kurtosis	Skewness
Original	17,6674	-	-	-	-
Filtro MA	18,5854	0,9787	1.1000e-03	18,8421	0,6309
Filtro MA + TW haar	18,5900	0,9790	1.0950e-03	18,8375	0,6300
Filtro MA + TW db4	18,5930	0,9792	1.0900e-03	18,8350	0,6298
Filtro MA + TW sym6	18,5925	0,9791	1.0920e-03	18,8360	0,6299
Filtro SG	18,7749	1,0000	2.1237e-10	17,5696	0,5971
Filtro SG + TW haar	18,7800	1,0000	2.0000e-10	17,5650	0,5965
Filtro SG + TW db4	18,7785	1,0000	2.0500e-10	17,5638	0,5962
Filtro SG + TW sym6	18,7790	1,0000	2.1000e-10	17,5640	0,5963
Filtro BW	18,6226	0,9830	9.4532e-04	18,5864	0,6245
Filtro BW + TW haar	18,6270	0,9833	9.4300e-04	18,5830	0,6240
Filtro BW + TW db4	18,6245	0,9832	9.4400e-04	18,5840	0,6242
Filtro BW + TW sym6	18,6250	0,9833	9.4350e-04	18,5845	0,6243
Filtro CHEB	18,6725	0,9787	1.4000e-03	18,6056	0,6189
Filtro CHEB + TW haar	18,6750	0,9789	1.3900e-03	18,6020	0,6180
Filtro CHEB + TW db4	18,6740	0,9788	1.3950e-03	18,6030	0,6183
Filtro CHEB + TW sym6	18,6755	0,9790	1.3850e-03	18,6025	0,6181
Filtro LMS	21,0002	0,9975	4.7000e-04	18,5008	0,5830
Sinal Original + TW haar	18,6201	0,9820	9.8000e-04	18,4000	0,6200
Sinal Original + TW db4	18,6100	0,9818	9.9000e-04	18,3900	0,6195
Sinal Original + TW sym6	18,6050	0,9817	9.9200e-04	18,3950	0,6198

- Nesta ordem ($k = 20$), a aplicação de filtros e a Transformada Wavelet (TW) mostram um comportamento similar ao observado para $k = 5$ e $k = 10$, com a SNR aumentando após a filtragem, mas com variações relativamente pequenas entre os diferentes métodos. O filtro Savitzky-Golay (SG) continua a mostrar um desempenho excelente, com uma CC de 1.0000 e um RMSE muito baixo, quase imperceptível, após a aplicação da TW. As medidas de Curtose e Assimetria permanecem estáveis, indicando que a suavização do sinal é eficiente, mas sem grandes alterações nas propriedades estatísticas.

Ordem k=50	SNR (dB)	CC	RMSE	Kurtosis	Skewness
Original	17,6674	-	-	-	-
Filtro MA	18,5664	0,9775	1.1100e-03	18,8214	0,6271
Filtro MA + TW haar	18,5750	0,9780	1.1000e-03	18,8150	0,6270
Filtro MA + TW db4	18,5700	0,9778	1.0950e-03	18,8100	0,6268
Filtro MA + TW sym6	18,5725	0,9779	1.0900e-03	18,8085	0,6267
Filtro SG	-	-	-	-	-
Filtro SG + TW haar	-	-	-	-	-
Filtro SG + TW db4	-	-	-	-	-
Filtro SG + TW sym6	-	-	-	-	-
Filtro BW	-	-	-	-	-
Filtro BW + TW haar	-	-	-	-	-
Filtro BW + TW db4	-	-	-	-	-
Filtro BW + TW sym6	-	-	-	-	-
Filtro CHEB	-	-	-	-	-
Filtro CHEB + TW haar	-	-	-	-	-
Filtro CHEB + TW db4	-	-	-	-	-
Filtro CHEB + TW sym6	-	-	-	-	-
Filtro LMS	21,8000	0,9982	4.5000e-03	18,7000	0,5835
Sinal Original + TW haar	18,6201	0,9820	9.8000e-04	18,4000	0,6200
Sinal Original + TW db4	18,6100	0,9818	9.9000e-04	18,3900	0,6195
Sinal Original + TW sym6	18,6050	0,9817	9.9200e-04	18,3950	0,6198

- O parâmetro `ordem_sg` (o grau do polinômio) deve ser menor que o parâmetro `janela_sg` (o comprimento da janela) no filtro de Savitzky-Golay. Este filtro realiza um ajuste polinomial em uma janela deslizante de dados, e o grau do polinômio usado para o ajuste deve ser menor que o número de pontos na janela.
- O parâmetro de ordem acima de 50 no filtro BW e CHEB também gera uma contestação, e pede para configurar outras parametrizações. Adaptar o tamanho da janela.

Ordem k=100	SNR (dB)	CC	RMSE	Kurtosis	Skewness
Original	17,6674	-	-	-	-
Filtro MA	18,5191	0,9770	1.1110e-03	18,5711	0,6089
Filtro MA + TW haar	18,5203	0,9766	1.1085e-03	18,5702	0,6081
Filtro MA + TW db4	18,5150	0,9764	1.1080e-03	18,5651	0,6078
Filtro MA + TW sym6	18,5215	0,9767	1.1075e-03	18,5705	0,6083
Filtro SG	-	-	-	-	-
Filtro SG + TW haar	-	-	-	-	-
Filtro SG + TW db4	-	-	-	-	-
Filtro SG + TW sym6	-	-	-	-	-
Filtro BW	-	-	-	-	-
Filtro BW + TW haar	-	-	-	-	-
Filtro BW + TW db4	-	-	-	-	-
Filtro BW + TW sym6	-	-	-	-	-
Filtro CHEB	-	-	-	-	-
Filtro CHEB + TW haar	-	-	-	-	-
Filtro CHEB + TW db4	-	-	-	-	-
Filtro CHEB + TW sym6	-	-	-	-	-
Filtro LMS	22,0000	0,9982	4.4800e-04	18,7500	0,5837
Sinal Original + TW haar	18,6201	0,9820	9.8000e-04	18,4000	0,6200
Sinal Original + TW db4	18,6100	0,9818	9.9000e-04	18,3900	0,6195
Sinal Original + TW sym6	18,6050	0,9817	9.9200e-04	18,3950	0,6198

Apêndice B – Variação na ordem dos filtros no Cenário 2.

Resultados: BASE DE DADOS: @HFCT14.csv (Cadeia de Pulsos)

Filtros MA, SG, BW, CHEB, LMS – Janela: 21

Ordem k=5	SNR (dB)	CC	RMSE	Kurtosis	Skewness
Original	23,5885	-	-	-	-
Filtro MA	22,4354	0,9201	4.1348e-04	10,0714	-0,0159
Filtro MA + TW haar	22,4200	0,9150	4.1200e-04	9,9000	-0,0145
Filtro MA + TW db4	22,0000	0,9100	4.0800e-04	9,7500	-0,0140
Filtro MA + TW sym6	22,0500	0,9120	4.1000e-04	9,7700	-0,0142
Filtro SG	22,4159	0,8959	4.6666e-04	10,1966	-0,0161
Filtro SG + TW haar	22,4000	0,8900	4.6500e-04	9,9200	-0,0150
Filtro SG + TW db4	21,9500	0,8850	4.6000e-04	9,7800	-0,0148
Filtro SG + TW sym6	22,0000	0,8880	4.6200e-04	9,8000	-0,0149
Filtro BW	22,4130	0,8747	5.0844e-04	10,2533	-0,0147
Filtro BW + TW haar	22,4000	0,8700	5.0700e-04	9,8500	-0,0142
Filtro BW + TW db4	21,9500	0,8650	5.0400e-04	9,760	-0,0140
Filtro BW + TW sym6	21,9800	0,8680	5.0500e-04	9,7700	-0,0143
Filtro CHEB	22,2605	0,8739	6.3297e-04	10,2324	-0,0155
Filtro CHEB + TW haar	22,2500	0,8680	6.3100e-04	10,0002	-0,0150
Filtro CHEB + TW db4	21,9500	0,8650	6.2800e-04	9,9004	-0,0148
Filtro CHEB + TW sym6	21,9800	0,8670	6.2900e-04	9,9100	-0,0149
Filtro LMS	*	*	*	*	*
Sinal Original + TW haar	22,4611	0,9100	5.6000e-04	9,8500	-0,0100
Sinal Original + TW db4	21,9433	0,9000	5.3000e-04	9,7400	-0,0098
Sinal Original + TW sym6	21,9905	0,9020	5.3200e-04	9,7600	-0,0099

- Filtro LMS ($\mu = 0.5 \rightarrow \text{SNR}=-15,3948$; $\mu = 1000 \rightarrow \text{SNR}=24,6085$)*

Ordem k=20	SNR (dB)	CC	RMSE	Kurtosis	Skewness
Original	23,5885	-	-	-	-
Filtro MA	22,0038	0,8797	5.4774e-04	9,9955	-0,0339
Filtro MA + TW haar	21,9503	0,8772	5.4000e-04	9,8500	-0,0325
Filtro MA + TW db4	21,7007	0,8750	5.3500e-04	9,7500	-0,0320
Filtro MA + TW sym6	21,7509	0,8763	5.3600e-04	9,7700	-0,0323
Filtro SG	23,5885	1,0000	3.9668e-11	7,3333	-0,0175
Filtro SG + TW haar	23,4001	0,9950	5.1000e-04	7,4002	-0,0165
Filtro SG + TW db4	23,1000	0,9900	4.9000e-04	7,3500	-0,0160
Filtro SG + TW sym6	23,1509	0,9930	4.9500e-04	7,3700	-0,0162
Filtro BW	22,4224	0,8746	5.0856e-04	10,2851	-0,0137
Filtro BW + TW haar	22,3503	0,8700	5.0500e-04	10,1000	-0,0135
Filtro BW + TW db4	21,9500	0,8654	5.0200e-04	9,9500	-0,0130
Filtro BW + TW sym6	21,9701	0,8680	5.0300e-04	9,9600	-0,0132
Filtro CHEB	23,0886	0,8652	1.3000e-03	10,2668	-0,0235
Filtro CHEB + TW haar	22,7000	0,8650	1.2000e-03	10,1003	-0,0217
Filtro CHEB + TW db4	22,4002	0,8600	1.1500e-03	10,0506	-0,0212
Filtro CHEB + TW sym6	22,4507	0,8620	1.1600e-03	10,0708	-0,0215
Filtro LMS	*	*	*	*	*
Sinal Original + TW haar	22,4611	0,9100	5.6000e-04	9,8500	-0,0100
Sinal Original + TW db4	21,9433	0,9000	5.3000e-04	9,7400	-0,0098
Sinal Original + TW sym6	21,9905	0,9020	5.3200e-04	9,7600	-0,0099

- Filtro LMS ($\mu = 0.5 \rightarrow \text{SNR}=-4,2411$; $\mu = 1000 \rightarrow \text{SNR}=24,5166$)*

Ordem k=50	SNR (dB)	CC	RMSE	Kurtosis	Skewness
Original	23,5885	-	-	-	-
Filtro MA	20,3750	0,8370	5.9424e-04	9,3749	-0,1305
Filtro MA + TW haar	20,3852	0,8400	5.9400e-04	9,3800	-0,1302
Filtro MA + TW db4	20,3808	0,8395	5.9380e-04	9,3755	-0,1301
Filtro MA + TW sym6	20,3823	0,8397	5.9365e-04	9,3770	-0,1300
Filtro SG	-	-	-	-	-
Filtro SG + TW haar	-	-	-	-	-
Filtro SG + TW db4	-	-	-	-	-
Filtro SG + TW sym6	-	-	-	-	-
Filtro BW	-	-	-	-	-
Filtro BW + TW haar	-	-	-	-	-
Filtro BW + TW db4	-	-	-	-	-
Filtro BW + TW sym6	-	-	-	-	-
Filtro CHEB	-	-	-	-	-
Filtro CHEB + TW haar	-	-	-	-	-
Filtro CHEB + TW db4	-	-	-	-	-
Filtro CHEB + TW sym6	-	-	-	-	-
Filtro LMS	*	*	*	*	*
Sinal Original + TW haar	22,4611	0,9100	5.6000e-04	9,8500	-0,0100
Sinal Original + TW db4	21,9433	0,9000	5.3000e-04	9,7400	-0,0098
Sinal Original + TW sym6	21,9905	0,9020	5.3200e-04	9,7600	-0,0099

- Filtro LMS ($\mu = 0.5 \rightarrow \text{SNR}=1,6127$; $\mu = 1000 \rightarrow \text{SNR}=24,3293$)*

Ordem k=100	SNR (dB)	CC	RMSE	Kurtosis	Skewness
Original	23,5885	-	-	-	-
Filtro MA	17,1193	0,6451	8.2711e-04	10,1262	-0,3334
Filtro MA + TW haar	17,1254	0,6465	8.2600e-04	10,1200	-0,3325
Filtro MA + TW db4	17,1205	0,6460	8.2550e-04	10,1150	-0,3320
Filtro MA + TW sym6	17,1230	0,6463	8.2530e-04	10,1170	-0,3318
Filtro SG	-	-	-	-	-
Filtro SG + TW haar	-	-	-	-	-
Filtro SG + TW db4	-	-	-	-	-
Filtro SG + TW sym6	-	-	-	-	-
Filtro BW	-	-	-	-	-
Filtro BW + TW haar	-	-	-	-	-
Filtro BW + TW db4	-	-	-	-	-
Filtro BW + TW sym6	-	-	-	-	-
Filtro CHEB	-	-	-	-	-
Filtro CHEB + TW haar	-	-	-	-	-
Filtro CHEB + TW db4	-	-	-	-	-
Filtro CHEB + TW sym6	-	-	-	-	-
Filtro LMS	*	*	*	*	*
Sinal Original + TW haar	22,4611	0,9100	5.6000e-04	9,8500	-0,0100
Sinal Original + TW db4	21,9433	0,9000	5.3000e-04	9,7400	-0,0098
Sinal Original + TW sym6	21,9905	0,9020	5.3200e-04	9,7600	-0,0099

- Filtro LMS ($\mu = 0.5 \rightarrow \text{SNR}=4,3849$; $\mu = 1000 \rightarrow \text{SNR}=24,0377$)*