



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

**Aplicação de Método de Reconstrução de Sinais Baseado em
Decomposição Variacional de Modos no Processamento de Sinais
de Descargas Parciais**

Vanilze Vaz Monteiro de Almeida

DM 23/2024

UFPA / ITEC / PPGEE
Campus Universitário do Guamá
Belém-Pará-Brasil
23 de setembro de 2024

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

Vanilze Vaz Monteiro de Almeida

**Aplicação de Método de Reconstrução de Sinais Baseado em
Decomposição Variacional de Modos no Processamento de Sinais
de Descargas Parciais**

Dissertação submetida à Banca Examinadora do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da UFPA para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Elétrica na Área de Sistemas de Energia.

Orientador: Prof. Dr. Marcus Vinnicius Alves Nunes

UFPA / ITEC / PPGEE
Campus Universitário do Guamá
Belém-Pará-Brasil

23 de setembro de 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)**

V393a Vaz Monteiro de Almeida, Vanilze.
Aplicação de método de reconstrução de sinais baseado em
decomposição variacional de modos no processamento de sinais de
descargas parciais / Vanilze Vaz Monteiro de Almeida. — 2024.
xiii,70 f. : il. color.

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

1. Descarga Parcial. 2. Alta Tensão. 3. Redução de Ruído.
4. VMD. 5. Processamento de Sinais. I. Título.

CDD 621.38224

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

**"APLICAÇÃO DE MÉTODO DE RECONSTRUÇÃO DE SINAIS BASEADO EM
DECOMPOSIÇÃO VARIACIONAL DE MODOS NO PROCESSAMENTO DE SINAIS
DE DESCARGAS PARCIAIS"**

AUTORA: VANILZE VAZ MONTEIRO DE ALMEIDA

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

APROVADA EM: 23/09/2024

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. Marcus Vinnicius 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 - ITEC/UFPA)

VISTO:

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

Aos meus amados pais, Virísimo e Maria.
A minha amada tia Oscarina (in memorian).
A minha amada sobrinha Maria Sophia, pois sua vida é um presente para mim.

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, por sua graça e misericórdia, me proporcionando a vida e todas as experiências e aprendizados que me tornaram quem eu sou hoje. Sem Ele eu não poderia ser ou fazer nada.

Agradeço ao meu amado esposo André, pelo amor, companhia e apoio incondicionais, por me encorajar a conquistar meus sonhos e me incentivar nos momentos difíceis. Obrigada pela vida e conhecimentos de matemática compartilhados nessa trajetória.

Agradeço aos meus queridos pais, Viríssimo e Maria, pelo apoio, amor e dedicação de toda a vida para que eu pudesse estudar e alcançar objetivos. Vocês são minha inspiração e meu exemplo.

Agradeço a toda minha família, em especial a minha prima Núbia que sempre esteve próxima me apoiando e dando forças para que eu alcançasse meus objetivos acadêmicos.

Agradeço ao Prof. Dr. Marcus Vinnicius por ter aceitado ser meu orientador de Mestrado, e futuramente também de Doutorado. Obrigada pela disposição em dedicar seu tempo em me instruir e incentivar no desenvolvimento deste trabalho, agregando conhecimentos que me ajudaram a desenvolver e aprimorar minha pesquisa.

Agradeço a todos aos meus professores do PPGEE-UFGA, em especial aos professores Thiago Mota e Maria Emília que contribuíram com a minha formação do Mestrado.

Agradeço aos meus amigos André, Marcel, Robson e William, que compartilharam conhecimentos e ideias, que contribuíram muito para o desenvolvimento desta pesquisa. Agradeço pelas conversas e conselhos para a vida, e pelos momentos descontraídos, que juntamente com os demais amigos do Laboratório de Alta Tensão, tornaram esta caminhada mais leve.

Agradeço ao Prof. Dr. Ubiratan Bezerra, ao Prof. Allan Manito e ao Eng. Dr. André Moraes, por aceitarem o convite e pela disposição em avaliar e contribuir com este trabalho, participando da banca examinadora.

Agradeço à CAPES e CNPQ, pelos incentivos financeiros durante o desenvolvimento desta pesquisa.

Resumo

Os equipamentos de alta tensão do sistema elétrico estão sujeitos a degradação do isolamento elétrico, favorecendo a evolução da atividade de descargas parciais (DP), que por sua vez são fatores determinantes nas falhas de operação destes ativos, gerando grandes prejuízos. Nesse sentido, a análise dos sinais de DP para uma boa representação das condições de operação é essencial, pois auxilia na tomada de decisões assertivas na manutenção preditiva de equipamentos, além de compreender seus impactos. O procedimento de aquisição de DP se dá por meio de medições com dispositivos invasivos ou não, que mostram a ocorrência deste fenômeno sob condições de funcionamento em campo ou em laboratório. Contudo, esta aquisição está sujeita a interferências, implicando em sinais de DP imersos em ruído, os quais podem ser advindos da própria natureza eletromagnética dos equipamentos utilizados ou de forma externa. Verifica-se então a necessidade de implementação de técnicas de redução de ruído e reconstrução de sinais que garantam uma boa representação das DP, permitindo uma análise precisa através da minimização da perda de características do sinal para estudos posteriores. Sendo assim, neste trabalho foi realizado um estudo de quatro técnicas de redução de ruído para sinais de DP: a Decomposição Variacional de Modos (*Variational Mode Decomposition - VMD*), a Filtragem Adaptativa com algoritmo de Mínimos Quadrados Médios (*Least Mean Square - LMS*), a Transformada Wavelet com Limiarização Brusca/Rígida (*Wavelet Transform with Hard Thresholding - HTWT*) e a Transformada Wavelet com Limiarização Suave (*Wavelet Transform with Soft Thresholding - STWT*), para reconstrução de sinais reais de DP obtidos de medições com Transformador de Corrente de Alta Frequência (HFCT). Os resultados obtidos do processo de filtragem dos sinais foram avaliados a partir de métricas como a Raiz do Erro Quadrático Médio (Root Mean Square Error - RMSE), a Relação Sinal-Ruído (Signal-to-Noise Ratio - SNR) e o Coeficiente de Correlação (CC), que demonstraram a importância da metodologia de filtragem com a incorporação da VMD e da variação dos parâmetros e sequências de filtragem estabelecidas.

Palavras-chave: Descarga Parcial, Alta Tensão, HFCT, Redução de Ruído, VMD, Processamento de Sinais.

Abstract

High-voltage equipment in electrical systems is subject to electrical insulation degradation, which promotes the evolution of partial discharge activity (PDs), a key factor in operational failures of these assets, resulting in significant losses. Therefore, the analysis of PD signals for accurate representation of operational conditions is essential, as it aids in making assertive decisions in predictive maintenance of equipment, as well as understanding their impacts. The procedure for acquiring PDs involves measurements using invasive or non-invasive devices, which show the occurrence of this phenomenon under field or laboratory operating conditions. However, this acquisition is subject to interference, leading to PD signals embedded in noise, which may arise from the electromagnetic nature of the equipment used or from external sources. This highlights the need to implement noise reduction and signal reconstruction techniques that ensure good representation of PDs, allowing for precise analysis by minimizing the loss of signal characteristics for further studies. Thus, in this work, a study was conducted on four noise reduction techniques for PD signals: Variational Mode Decomposition (VMD), Adaptive Filtering with Least Mean Squares algorithm (LMS), Wavelet Transform with Hard Thresholding (HTWT), and Wavelet Transform with Soft Thresholding (STWT), for reconstructing real PD signals obtained from measurements with High-Frequency Current Transformer (HFCT). The results from the signal filtering process were evaluated using metrics such as Root Mean Square Error (RMSE), Signal-to-Noise Ratio (SNR), and Correlation Coefficient (CC), demonstrating the importance of filtering methodology with the incorporation of VMD and the variation of parameters and filtering sequences established.

Key-words: Partial Discharge, High Voltage, HFCT, Noise Reduction, VMD, Signal Processing.

Lista de figuras

Figura 1 – Modelo a-b-c, ou modelo de três capacitores, é utilizado para simular o mecanismo de DP.	6
Figura 2 – Processo de formação das DP e seus efeitos.	7
Figura 3 – Dispositivo HFCT acoplado ao cabo de aterramento em uma subestação. . .	8
Figura 4 – Processo de <i>sifting</i> do método EMD. (a) Sinal original $x(t)$; (b) $x(t)$ com as envoltórias superior e inferior em linhas tracejadas e a média m_1 em linha sólida espessa; (c) A diferença $x(t) - m_1 = h_1$; (d) IMF obtida depois de 9 iterações do processo de <i>sifting</i>	9
Figura 5 – Esquema de filtragem adaptativa com o algoritmo LMS normalizado.	13
Figura 6 – Esquema de filtragem <i>Wavelet</i> com limiarização.	14
Figura 7 – Sinais de entrada poluído com ruído branco e erro de quantização.	18
Figura 8 – Fluxograma da metodologia aplicada aos sinais sintéticos.	23
Figura 9 – Equipamentos ensaiados no Laboratório de Alta Tensão da UFPA. (a) Transformador de Potencial Indutivo; (b) Transformador de corrente; (c) Para-raios.	24
Figura 10 – Elementos do arranjo experimental.	25
Figura 11 – Fluxograma da metodologia aplicada aos sinais reais.	27
Figura 12 – Valores de curtose para as variações dos parâmetros da VMD, com $K = 1$. . .	31
Figura 13 – Valores de curtose para as variações dos parâmetros da VMD, com $K = 3$ e critério = 0.	31
Figura 14 – Valores de curtose para as variações dos parâmetros da VMD, com $K = 3$ e critério = 0.	32
Figura 15 – Valores de curtose para as variações dos parâmetros da VMD, com $K = 7$ e critério = 0.	32
Figura 16 – Valores de curtose para as variações dos parâmetros da VMD, com $K = 7$ e critério = 0.	33
Figura 17 – Modos resultantes da filtragem VMD sobre o sinal x_2 , com os parâmetros $K = 7$, $\alpha = 10000$ e considerando <i>curtose</i> = 0.	34
Figura 18 – Modos resultantes da filtragem VMD do sinal de referência, com os parâmetros $K = 7$, $\alpha = 10000$ e considerando <i>curtose</i> = 0.	35
Figura 19 – Reconstrução do sinal de entrada x_2 , a partir dos parâmetros $K = 7$, $\alpha = 10000$ e considerando <i>curtose</i> > 3.	36
Figura 20 – Aplicação do método B, sequência: HTWT e STWT.	38
Figura 21 – Aplicação do método C, sequência: LMS+HTWT e LMS+STWT.	39
Figura 22 – Comparando a variação de α para o sinal real.	42
Figura 23 – Resultado dos métodos B e C, para o sinal real.	43
Figura 24 – Comparando a variação de K para o sinal real.	44

Figura 25 – Resultado final do processo de filtragem considerando:	45
Figura 26 – Resultado da sequência A de filtragem de uma subjanela, considerando: . .	46
Figura 27 – Resultado final do processo de filtragem de uma subjanela, considerando: . .	47

Lista de tabelas

Tabela 1 – Principais parâmetros do VMD e suas funções.	12
Tabela 2 – Parâmetros dos sinais de DP simulados.	17
Tabela 3 – Parâmetros dos sinais de DP simulados.	19
Tabela 4 – SNR dos sinais antes das filtrações.	28
Tabela 5 – SNR do sinal x_2 filtrado na Sequência A , considerando $curtose > 0$	29
Tabela 6 – SNR do sinal x_2 filtrado na Sequência A , considerando $curtose > 3$	30
Tabela 7 – SNR do sinal x_2 filtrado nas Sequências B e C	30
Tabela 8 – RMSE do sinal x_2 filtrado na Sequência A , considerando $curtose > 0$	36
Tabela 9 – RMSE do sinal x_2 filtrado na Sequência A , considerando $curtose > 3$	37
Tabela 10 – RMSE do sinal x_2 filtrado nas Sequências B e C	37
Tabela 11 – CC do sinal x_2 filtrado na Sequência A , considerando $curtose > 0$	39
Tabela 12 – CC do sinal x_2 filtrado na Sequência A , considerando $curtose > 3$	40
Tabela 13 – CC do sinal x_2 filtrado nas Sequências B e C	40
Tabela 14 – NRR do resultado da filtração de sinal experimental de DP na Sequência A , pela técnica VMD.	48
Tabela 15 – NRR do resultado da filtração de sinal experimental de DP nas Sequências B e C	49
Tabela 16 – NRR do resultado da filtração de sinal experimental de DP na Sequência A , pela técnica LMS.	50
Tabela 17 – NRR do resultado da filtração de sinal experimental de DP na Sequência A , pela técnica HTWT.	51
Tabela 18 – NRR do resultado da filtração de sinal experimental de DP na Sequência A , pela técnica STWT.	51

Lista de Abreviaturas e Siglas

CC	Coeficiente de Correlação
DP	Descargas Parciais
DSO	<i>Digital Sampling Oscilloscope</i> (Osciloscópio de Armazenamento Digital)
EMD	<i>Empirical Mode Decomposition</i> (Decomposição Empírica de Modo)
HFCT	<i>High Frequency Current Transformer</i> (Transformador de Corrente de Alta Frequência)
HSTWT	<i>Hard and Soft Thresholding Wavelet Transform</i> (Transformada Wavelet com Limiarização Rígida e Suave)
IMF	<i>Intrinsic Mode Function</i> (Função de Modo Intrínseco)
LMS	<i>Least Mean Square</i> (Mínimos Quadrados Médios)
NRR	<i>Noise Reduction Ratio</i> (Taxa de Redução de Ruído)
PRPD	<i>Phase-Resolved Partial Discharge</i>
RMSE	Raiz do Erro Quadrático Médio
SNR	<i>Signal-Noise Ratio</i> (Relação sinal-Ruído)
TPI	Transformador de Potencial Indutivo
VMD	<i>Variational Mode Decomposition</i> (Decomposição Variacional de Modos)

WT *Wavelet transform* (Transformada Wavelet)

Sumário

Lista de figuras	8
Lista de tabelas	10
Lista de Abreviaturas e Siglas	11
1 Introdução	1
1.1 Contextualização e problematização	2
1.2 Revisão Bibliográfica	3
1.3 Objetivos	4
1.4 Organização do texto	5
2 Referencial Teórico	6
2.1 Descargas Parciais	6
2.2 Decomposição Variacional de Modos	8
2.3 Critério de curtose	11
2.4 Filtragem adaptativa LMS	12
2.5 Transformada Wavelet com Limiarização Rígida e Suave (HSTWT)	13
2.6 Métricas de avaliação	14
2.7 Considerações sobre o capítulo	16
3 Metodologia	17
3.1 Dados simulados	17
3.1.1 Sinais sintéticos	17
3.1.2 Filtragem VMD	18
3.1.2.1 Escolha do número de modos K :	19
3.1.2.2 Escolha dos valores do parâmetro α :	19
3.1.2.3 Escolha do valor de <i>curtose</i> :	19
3.1.3 Sequência de aplicação das filtrações	19
3.1.4 Filtragem VMD no MATLAB®	20
3.1.5 Filtragem LMS	20
3.1.6 Filtragem <i>Wavelet</i>	21
3.1.7 Metodologia de aplicação das filtrações dos sinais	22
3.2 Dados Reais	24
3.2.1 Aquisição dos sinais	26
3.2.2 Sinais de DP de baixa amplitude	26
4 Resultados	28
4.1 Sinal simulado de DP	28
4.1.1 Variando os parâmetros da Decomposição Variacional de Modos	29
4.1.2 Influência do critério de curtose	30
4.1.3 Influência da ordem de aplicação das filtrações	37

4.1.4	Influência do ruído de quantização	40
4.2	Sinal real de DP	40
4.2.1	Variando os parâmetros da Decomposição Variacional de Modos	41
4.2.2	Mudando a exigência da reconstrução.	41
4.2.3	Mudando o número de modos	42
4.2.4	Influência do critério de curtose	43
4.2.5	Influência da ordem de aplicação das técnicas	44
4.2.6	Analisando a taxa de redução de ruído (NRR).	46
5	Conclusões	52
5.1	Considerações Finais	53
5.2	Trabalhos Futuros	53
	 Referências	 54

1 Introdução

Os equipamentos de alta tensão são essenciais na expansão do setor elétrico, pois estão presentes desde o processo de geração e transmissão até a distribuição de energia elétrica aos consumidores. Neste percurso, os equipamentos encontrados desde as usinas de geração, como turbinas, transformadores, cabos, e também nas subestações, como para-raios, isoladores, entre outros, necessitam operar de forma adequada, garantindo a disponibilidade de energia mesmo quando atuam submetidos à circunstâncias adversas de operação, como sobrecargas, sobretensões, degradação da sua estrutura, manobras de operação, descargas atmosféricas, entre outros.

Um dos principais fatores que influenciam na vida útil desses equipamentos e colaboram com falhas de operação são as chamadas Descargas Parciais (DP). A influência de DP nas falhas de isolamento dos ativos elétricos são amplamente estudadas, uma vez que são fenômenos que não são controláveis e, geralmente são intrínsecos ao processo de fabricação dos materiais dielétricos. Quando combinadas com fatores de envelhecimento e circunstâncias estressantes de operação, as impurezas e imperfeições dos materiais propiciam condições para evolução das atividades de descargas parciais. Considerando o que ocorre internamente no material, o processo de ionização do ar nas cavidades do material dielétrico, contribui com diferenças de potencial que levam a acúmulos de carga, que em seguida, através de uma série de iterações entre as moléculas dos gases dentro da cavidade podem culminar em descargas internas. Com isso, uma vez iniciadas as atividades de DP, torna-se uma questão de tempo até a isolação do equipamento ser totalmente deteriorada e ocorrer a disrupção total da descarga, principalmente em equipamentos que estão com um certo tempo de uso. A própria ocorrência da DP gera gases que contribuem para a deterioração tanto internamente quanto na superfície dos equipamentos em si, ou ainda deteriorando a estrutura de torres, parafusos, chaves, separadores, entre outros, que estão próximo dos locais de descarga (KUFFEL; KUFFEL, 2000).

Visando o gerenciamento do processo de deterioração da isolação do equipamento, com o objetivo de evitar chegar ao ponto da disrupção total, os ativos que estão em funcionamento há um certo tempo, devem ser monitorados regularmente para averiguação dos níveis de descargas parciais que estão sendo geradas, e assim diagnosticar a condição de seu isolamento. Esse procedimento possibilita o estabelecimento de critérios para manutenção, prevenção de falhas, realização da troca de equipamento em tempo hábil impedindo interrupções acidentais e onerosas. Neste sentido, a avaliação do isolamento de equipamentos como transformadores de instrumento e para-raios, que são atores diretos na atuação correta da proteção do Sistema Elétrico de Potência (SEP), torna-se uma ferramenta essencial de manutenção.

Atualmente, existe um método normatizado para detecção e medição das atividades de DP, chamado método elétrico, que é aplicado segundo as especificações da norma IEC 60.270

(IEC 60270, 2000). De maneira qualitativa, para detecção das atividades de DP, destacam-se os métodos não normatizados, que atuam de forma não invasiva, facilitando a obtenção de dados, uma vez que o equipamento pode estar em uso, e dessa forma ainda ser possível avaliar se o sistema de isolamento do equipamento apresenta defeitos mesmo sem interrupção do fornecimento de energia. Com base nas medições obtidas pelo método elétrico, é possível caracterizar o tipo de DP envolvida, comparando com a detecção dos métodos não normatizados, relacionando os efeitos das DP através dos fenômenos físicos que ocorrem de forma acústica ou eletromagnética. Estes dados, posteriormente, servirão de base para pesquisas e para avaliação do sistema de isolamentos, entre outros objetivos.

1.1 Contextualização e problematização

A geração de dados provenientes das medições de DP fornecem informações precisas do estado de isolamento do material, e por isso, numerosos estudos são conduzidos a fim de aprimorar técnicas que facilitem a análise dos dados obtidos. O processamento correto destes dados pode apontar as diferentes fontes de DP, colaborando com a classificação e caracterização dos defeitos por tipo de DP. Contudo, a aquisição dos sinais obtidos via metodologias não invasivas de medição, como é o caso da detecção de DP, utilizando sensores de corrente indutivos como o Transformador de Corrente de Alta Frequência (*High Frequency Current Transformer - HFCT*), está sujeita a interferências, implicando em sinais de DP imersos em ruído, os quais podem ser advindos da própria natureza eletromagnética dos equipamentos utilizados, de forma externa ou ainda, ruído vertical, pois devido a faixa de excursão dos sinais que leva a ajuste vertical que, geralmente, incorre em imprecisão das amplitudes do sinal medido, como forma de evitar a saturação em pulsos de alta amplitude (PUPALAIKIS; LECROY, 2017).

Verifica-se então a necessidade de redução de ruído e reconstrução dos sinais que garantam uma boa representação das DP. Neste contexto, o estudo e aplicação de técnicas de processamento de sinais são indispensáveis, constituindo um dos campos de pesquisa que atualmente tem gerado discussões contundentes sobre a metodologia mais adequada para filtragem de ruídos em sinais de DP. Alguns autores, tem considerado o aprimoramento da modelagem do fenômeno, fundamentadas em equações que modelam a ionização do gases e o comportamento estocástico dos elétrons livres dentro das cavidades do material dielétrico, os efeitos secundários das descargas, estimação da concentração de cargas, entre outros. Outra abordagem, são as modelagens que envolvem o levantamento dos tipos de ruídos encontrados nas medições de DP, dessa forma a geração de sinais sintéticos para teste pode tentar reproduzir com mais detalhes os sinais experimentais de DP. Com isso, metodologias de filtragens – baseadas nas mais diversas proposições, podem ser aplicadas, combinadas, comparadas e avaliadas. Alguns estudos chegam até mesmo, a propor novas métricas de avaliação de desempenho para este tipo de problema.

1.2 Revisão Bibliográfica

Nesta seção, apresenta-se uma parte da revisão bibliográfica utilizada, na qual, abordam-se brevemente as definições de DP, a representação elétrica e também as metodologias de detecção e medição que são utilizadas.

Técnicas de *Denoising*

Alguns métodos de redução de ruído (*denoising*) já são amplamente utilizados e bem estabelecidos no estudo de DP, como é o caso da Transformada Wavelet (*Wavelet Transform* - WT), que foi utilizada em muitos estudos que envolveram sinais de DP (MA; ZHOU; KEMP, 2002). Alguns estudos, como apresentado em Satish e Nazneen (2003), mostram resultados superiores comparados com outros filtros digitais. No entanto, a WT depende de uma parametrização adequada, com a escolha da família Wavelet mais apropriada e semelhante à forma de onda do sinal que se deseja obter, além da limiarização dos coeficientes que também deve ser ajustada de acordo com algum critério, sem o qual, a forma de onda do sinal pode ao final ser distorcida. O estudo de Boya-Lara, Rivera-Caballero e Ardila-Rey (2022), abordou uma comparação entre os métodos de *denoising*, na qual observou-se que o conhecimento prévio dos efeitos de cada técnica sobre as formas de onda são tão importantes quanto a análise dos critérios de desempenho da filtragem, pois podem afetar as etapas posteriores de análise de características essenciais para a classificação, identificação e localização das DP, que são informações extraídas da forma de onda do sinal. A metodologia de decomposição *wavelet*, costuma ser utilizada diretamente no sinal ruidoso e após a aplicação de limiares sobre os coeficientes encontrados, reconstrói o sinal reduzindo o nível de ruídos. Mas também pode ser encontrada combinada com outros métodos, inicializando ou finalizando uma etapa de filtragem para refinar o resultado.

Nos estudos de Huang et al. (1998) e Sharpley e Vatchev (2006), analisou-se a possibilidade de uma Decomposição Empírica de Modos (*Empirical Mode Decomposition*- EMD) que se mostrou um método bastante eficaz na decomposição de sinais, porém com fragilidades relacionadas a sinais muito ruidosos e com alta taxa de amostragem. A decomposição empírica de um sinal, era obtida por processos recursivos com grande custo computacional. Diante disso, Dragomiretskiy e Zosso (2014), propuseram uma melhoria nestes aspectos, apresentando um método mais robusto e eficaz: a Decomposição Variacional de Modos (*Variational Mode Decomposition*- VMD).

O uso da VMD na avaliação de descargas parciais tem sido amplamente difundido, como pode ser visto nos trabalhos de Rios e Mello (2016), Uzunoğlu (2018), Li et al. (2020), Dhandapani et al. (2021), Huangkuan et al. (2022), entre outros. Contudo, uma boa utilização deste método depende de uma combinação ótima de parâmetros. Em vista disso, a otimização da VMD, geralmente é proposta em torno do número de modos decompostos e da penalidade quadrática α . No trabalho de Wu et al. (2020) foi apresentada uma nova maneira de identificar os números de modos K , através de uma análise estatística das frequências centrais estimadas,

mantendo os demais parâmetros da decomposição sem alteração. Enquanto isso, a abordagem de Huang et al. (2021) buscou a combinação dos parâmetros através de um algoritmo bio-inspirado no comportamento de salpas no oceano (*Salp Swarm Algorithm - SSA*). Da mesma forma, Yang et al. (2022), otimiza os parâmetros com base no processo de polinização de plantas com flores (*Flower Pollination Algorithm - FPA*). Semelhantemente, um novo modelo de otimização foi proposto por Wu et al. (2023), utilizando um algoritmo inspirado no comportamento de caça de baleias jubarte, encontrando os parâmetros $k = 7$ e $\alpha = 2807$, os quais foram utilizados neste trabalho.

Sendo assim, este estudo propõe uma avaliação das técnicas de decomposição, aplicadas em sinais sintéticos e experimentais de DP, realizando um comparativo através de métricas de desempenho. As técnicas envolvidas no estudo apresentam prós e contras quando o pretende-se analisar sinais de DP, contudo esta análise serve de base para escolha de técnicas para sinais de DP obtidos via dispositivos HFCT. Os sinais experimentais, foram obtidos de ensaios sob um Para-raios de 192 kV e um Transformador de Potencial Indutivo de 145 kV, que foram retirados de uso e foram analisados sob condições laboratório, seguindo as normas adequadas (ABNT NBR6940, 2015; IEC 60270, 2000).

1.3 Objetivos

Este trabalho tem como objetivo principal analisar a aplicação de uma metodologia baseada em Decomposição Variacional de Modos combinada com filtragem adaptativa LMS e Transformada Wavelet no processamento de sinais de DP, com o intuito de obter um sinal com formas de onda bem preservadas, com redução dos ruídos existentes e, a partir disto, avaliar as técnicas com base no cálculo de desempenho em cada etapa de filtragem.

Como objetivos específicos, almeja-se:

- Estudar e compreender as técnicas de redução de ruído em sinais de DP;
- Estabelecer a metodologia de comparação das técnicas;
- Utilizar sinais sintéticos que reproduzam sinais de DP corrompidos com ruídos;
- Aplicar as técnicas estudadas em sinais sintéticos e avaliar seu desempenho;
- Aplicar as técnicas em sinais experimentais de DP e analisar o desempenho;
- Avaliar se o desempenho medido das técnicas condiz com o resultado visual esperado da aplicação das filtragens;
- Realizar o comparativo das técnicas, apresentando prós e contras de cada metodologia aplicada.

1.4 Organização do texto

Esta dissertação apresenta 5 capítulos, organizados da seguinte maneira: no capítulo 1, são apresentadas a contextualização e problematização, que abordam de maneira geral a importância do estudo do fenômeno de DP nos equipamentos de alta tensão e a utilização das técnicas de redução de ruído em sinais de DP em uma breve revisão bibliográfica e objetivos esperados.

No capítulo 2, apresenta-se uma base teórica para entendimento dos métodos de filtragem utilizados. Neste capítulo, são discutidos os passos da decomposição variacional do sinal, bem como da transformada wavelet e da filtragem adaptativa de mínimos quadrados médios. Além de uma breve apresentação das métricas utilizadas para avaliação das filtrações em sinais sintéticos e em sinais reais.

No capítulo 3, é apresentada a metodologia empregada nas filtrações em sinais sintéticos, começando com a determinação dos sinais a serem utilizados com as especificações adequadas e de acordo com os modelos de matemáticos de DP. Também é apresentada a metodologia de obtenção, pré-processamento e filtragem dos dados reais utilizados.

No capítulo 4 são apresentados os principais resultados obtidos e suas implicações. E por fim, no capítulo 5, são feitas considerações finais sobre a aplicação destes métodos e sua importância para a caracterização dos pulsos de DP, finalizando com o direcionamento para continuação desta pesquisa.

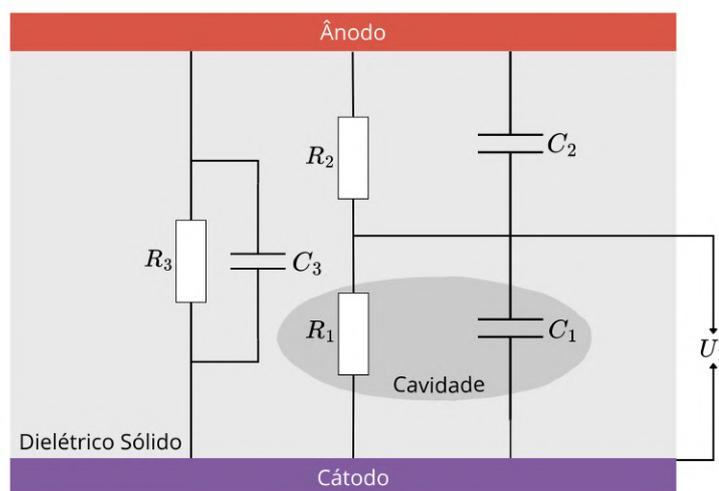
2 Referencial Teórico

Neste capítulo, apresenta-se brevemente o fenômeno das DP, assim como a modelagem dos métodos de filtragem utilizados neste trabalho, começando pela decomposição variacional de modos até a Transformada Wavelet com Limiarização Rígida e Suave de coeficientes (HSTWT).

2.1 Descargas Parciais

As DP são descargas elétricas de alta frequência que ocorrem dentro dos materiais dielétricos ou na superfície de materiais condutores, e que não percorrem o caminho todo entre dois condutores submetidos à uma diferença de potencial. Geralmente as descargas parciais que ocorrem internamente nos dielétricos podem ser representadas como um cavidade interna de um dielétrico. Na Figura 1, R_1 , R_2 , e R_3 , representam as resistências das partes correspondentes às capacitâncias: C_1 que representa a capacitância da cavidade, C_2 que é a capacitância do dielétrico em série com a cavidade e C_3 , que é a capacitância do dielétrico em paralelo com a cavidade (PAN; TANG; ZENG, 2019). A geração do pulso de corrente de alta frequência é um evento transitório que ocorre devido à diferença de potencial U_1 , entre as partes da cavidade. Esse modelo, embora muito usado tem suas limitações, visto que ao considerar a cavidade como um capacitor, não se pode garantir que a superfície interna da cavidade seja equipotencial.

Figura 1 – Modelo a-b-c, ou modelo de três capacitores, é utilizado para simular o mecanismo de DP.

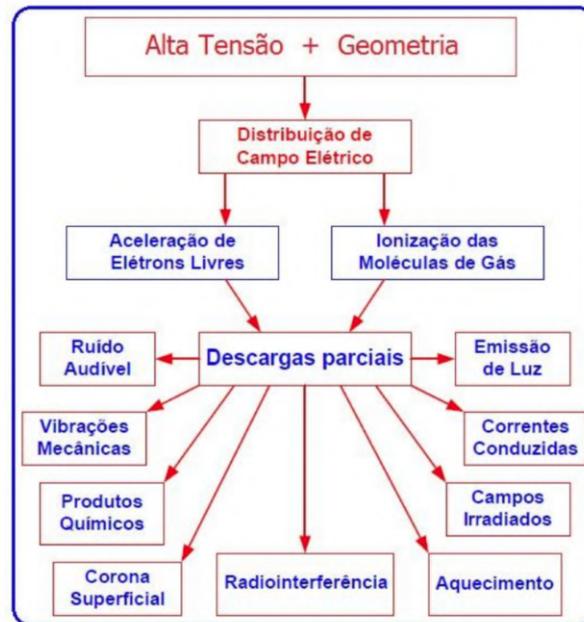


Fonte: Adaptado de Pan, Tang e Zeng (2019).

Sendo um fenômeno que envolve múltiplas variáveis, as DP também podem ocorrer em variadas partes do material, e se manifestar de diferentes formas, que vão desde a manifestação

dentro do dielétrico (descargas internas), podem ser na interface entre o dielétrico e o condutor, ou na superfície do condutor, como descargas corona, tendo como seus efeitos, processos acústicos, eletromagnéticos, térmicos entre outros, como pode ser resumido na Figura 2.

Figura 2 – Processo de formação das DP e seus efeitos.



Fonte: Obtido de Tanscheit (2019).

Cada manifestação tem sua especificidade, no que diz respeito às maneiras de detecção e medição, que ao longo dos anos foram estabelecidas e unidas em normas como a ABNT NBR6940 (2015) e IEC 60270 (2000). Devido à essas multiplicidade de efeitos, os métodos mais comuns podem ser divididos em dois grandes grupos, que são os métodos elétricos e não-elétricos. Que podem ser utilizados de acordo com a natureza da manifestação envolvida, como por exemplo: o método óptico, que detecta a ocorrência de DP a partir da luz emitida no momento da DP na atmosfera; o método acústico, que envolve medições ultrassônicas de DP; o método de rádio frequência, que é capaz de detectar interferências eletromagnéticas da ocorrência da DP, entre outros.

O método elétrico é bem estabelecido na literatura, quando a medição tem o objetivo de quantificar as DP e servir de parâmetro para subsidiar a comparação entre as formas de medição não normatizadas. Algumas propostas tem sido amplamente estudadas, como é o caso do estudo da inserção de dispositivo HFCT, mostrado na Figura 3, acoplado ao cabo de aterramento do equipamento, numa configuração que captura os sinais de alta frequência que são enviados via cabo coaxial para um osciloscópio, onde as formas de onda são armazenadas.

Figura 3 – Dispositivo HFCT acoplado ao cabo de aterramento em uma subestação.



Fonte: Obtido de NDB Technologies (2020).

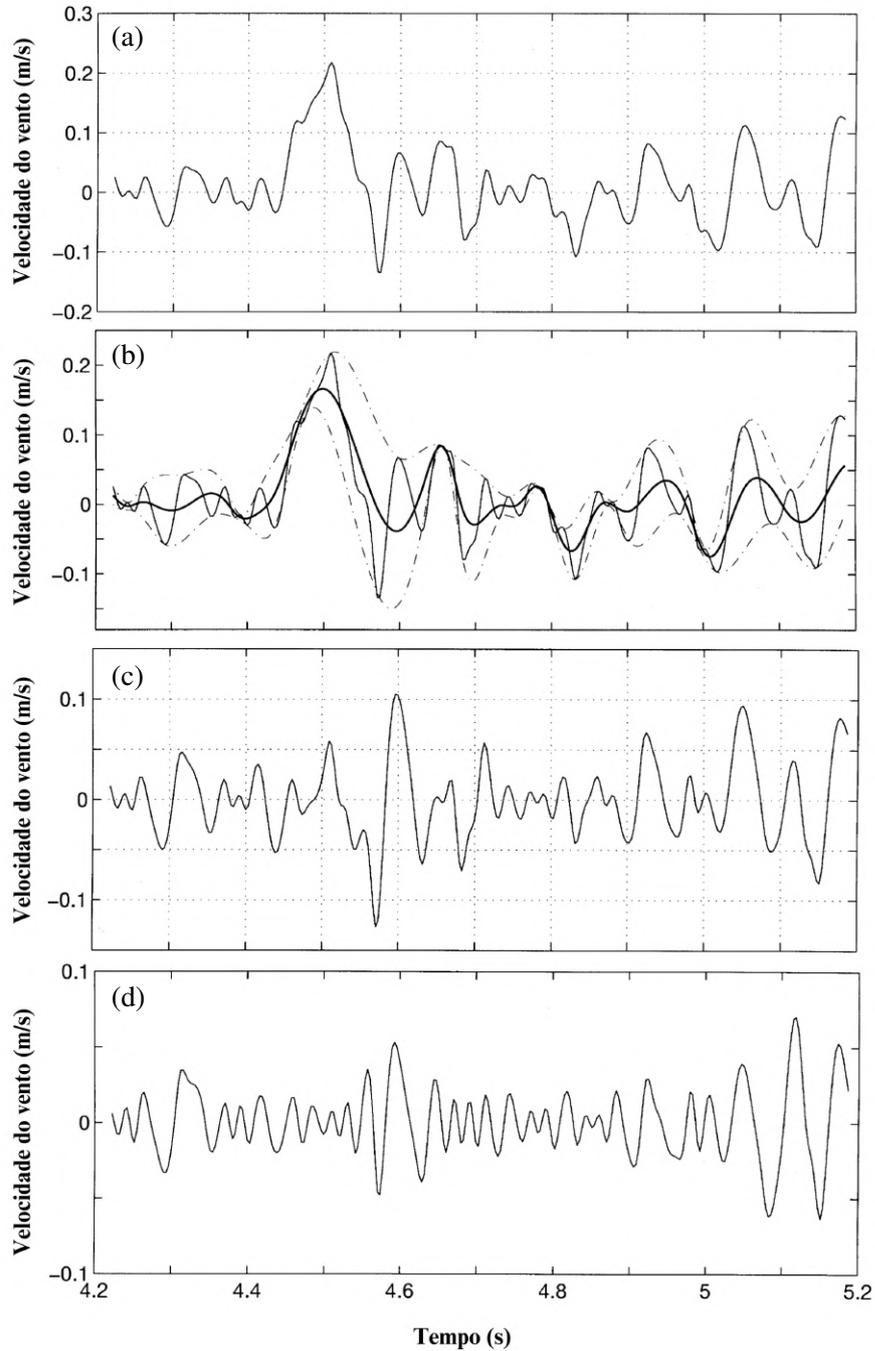
2.2 Decomposição Variacional de Modos

Antes de prosseguir com a apresentação da decomposição variacional de modos, torna-se necessário o entendimento da decomposição de sinais baseada no trabalho de Huang et al. (1998), que consistiu em representar um sinal através de uma série temporal formada por IMFs, do inglês *Intrinsic Mode Function* (Função de Modo Intrínseco), que representavam cada modo de oscilação presente no sinal original $x(t)$, como mostra a Figura 4(a). Como pode ser visto na Figura 4, neste método as IMFs são obtidas por meio da repetição automática de um processo recursivo de *sifting*, que resume-se em encontrar os máximos e mínimos locais de $x(t)$, formar envelopes com a ligação destes pontos por meio de uma interpolação *spline* cúbica – como na Figura 4(b), e obter componentes resultantes da subtração da média m_1 dos envelopes do sinal original, como é o caso de h_1 que é a primeira componente resultante deste processo, dada pela Equação (2.1).

$$x(t) - m_1 = h_1. \quad (2.1)$$

A componente h_1 , como é mostrada na Figura 4(c), precisa apresentar o mesmo número de cruzamentos por zero e extremos, e simetria dos envelopes superior e inferior em relação a zero, para então se candidatar a ser considerada uma IMF. Então, para o sinal $x(t)$, a primeira IMF foi obtida por meio de nove etapas de *sifting*, gerando um sinal como mostrado na Figura 4(d). Então, depois de uma transformada de Hilbert em cada componente encontrada, o sinal $x(t)$, pode ser expresso pela Equação (2.2):

Figura 4 – Processo de *sifting* do método EMD. (a) Sinal original $x(t)$; (b) $x(t)$ com as envoltórias superior e inferior em linhas tracejadas e a média m_1 em linha sólida espessa; (c) A diferença $x(t) - m_1 = h_1$; (d) IMF obtida depois de 9 iterações do processo de *sifting*.



Fonte: Adaptado de Huang et al. (1998).

$$x(t) = \sum_{j=1}^n a_j(t) \exp \left(i \int \omega_j(t) dt \right), \quad (2.2)$$

onde $a_j(t)$ é a amplitude da componente e a frequência instantânea $\omega_j(t)$ da IMF é obtida por

meio da Equação (2.3):

$$\omega_j(t) = \frac{d\phi_j(t)}{dt}. \quad (2.3)$$

Tendo isto em mente, pode-se partir para a definição da VMD, proposto por Dragomiretskiy e Zosso (2014), que é uma melhoria do método proposto por Huang et al. (1998), apresentado anteriormente. Nesta abordagem, assume-se que um sinal original $x(t)$ pode ser decomposto em um número K de modos de oscilação u_k (IMFs), que são sinais modulados em frequência e amplitude (AM-FM) e possuem a forma mostrada na Equação (2.4):

$$u_k(t) = A(t) \cos[\phi(t)], \quad (2.4)$$

na qual, $A(t)$ é a amplitude instantânea e $\phi(t)$ é a fase instantânea de u_k e uma função não decrescente ($\phi'(t) \geq 0$), com a frequência instantânea de cada IMF sendo $\omega(t) = \phi'(t)$, como na Equação (2.3). Uma das principais diferenças deste método em relação ao método EMD, consiste em definir as bandas relevantes de forma adaptativa e os modos correspondentes simultaneamente. A decomposição recursiva utilizada no método EMD permite a propagação de erros acumulados, pois é um processo empírico, no entanto, na abordagem VMD, a largura de banda dos modos são avaliadas com a norma H^1 , após a execução dos seguintes procedimentos:

1. O sinal analítico de cada modo u_k^+ é obtido por meio da transformada de Hilbert na Equação (2.4) a fim de obter um espectro unilateral.
2. Para cada modo, o espectro de frequência é multiplicado por um termo exponencial sintonizado na frequência central estimada.
3. A largura de banda é agora estimada através da suavidade gaussiana do sinal demodulado, através da norma L^2 do gradiente.

O procedimento, como descrito acima, incia-se com a aplicação de uma transformada de Hilbert neste modo $u_k(t)$ obtendo-se uma expressão analítica $u_k^+(t)$, adicionada de um termo exponencial de ajuste,

$$u_k^+(t) = \left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t). \quad (2.5)$$

Após isso a largura de banda dos modos é estimada por meio da norma L^2 do gradiente, resolvendo-se um problema variacional restrito:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t [(\delta(t) + j/\pi t) * u_k(t)] e^{-i\omega_k t} \right\|_2^2 \right\}, \quad (2.6)$$

onde $\{u_k\} = \{u_1 \dots u_k\}$ e $\{\omega_k\} = \{\omega_1 \dots \omega_k\}$ são os conjuntos de modos (IMFs) e frequências centrais, respectivamente. O resultado deste problema variacional deve satisfazer a restrição abaixo:

$$\sum_k u_k = f. \quad (2.7)$$

Uma maneira de resolver este problema restrito é acrescentando multiplicadores de Lagrange, que tornam o problema irrestrito. Após todo este processo, a reconstrução do sinal pode ser realizada acrescentando-se um termo de penalidade quadrática. Com isso, o problema de otimização com estes dois termos adicionados é dado pelo Lagrangiano aumentado da Equação (2.8):

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t [(\delta(t) + j/\pi t) * u_k(t)] e^{-i\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (2.8)$$

A atualização dos valores de u_k é dada por:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2}, \quad (2.9)$$

na qual, os valores \hat{u}_k^{n+1} , $\hat{f}(\omega)$ e $\hat{\lambda}(\omega)$ representam as transformadas de Fourier de u_k^{n+1} . Nas iterações posteriores, a frequência central de cada modo é re-estimada pelo espectro de potência por meio da equação de atualização dos valores de ω_k^{n+1} :

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (2.10)$$

O processo continua até que o erro relativo seja menor que a tolerância de convergência, ϵ :

$$e = \frac{\sum_k \left\| \hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n \right\|_2^2}{\left\| \hat{u}_k^n \right\|_2^2} < \epsilon \quad (2.11)$$

A reconstrução exata do sinal e a eliminação eficaz do ruído, dependem da escolha adequada de α , τ e K , pois estes parâmetros refletem significativamente nos resultados, como mostra a Tabela 1.

A Decomposição Variacional de Modos, é uma ferramenta importante para a análise de sinais de DP, pois lida diretamente com a forma de onda do sinal pela transformada de Hilbert, que tem como uma de suas propriedades, a preservação de amplitude do sinal e de seu espectro de potência (HAHN, 1996).

2.3 Critério de curtose

Os modos u_k combinados para reconstruir o sinal após a decomposição com VMD foram escolhidos a partir de seu valor de curtose. A curtose é uma medida estatística que avalia o grau

Tabela 1 – Principais parâmetros do VMD e suas funções.

Parâmetros	Funções dos parâmetros
	Possíveis efeitos adversos
α	Fidelidade da reconstrução: α está relacionado à largura de banda dos modos decompostos
	Diminuir a largura de banda aumentando α pode levar à captura da frequência central errada, mas um α muito baixo faz com que os modos estimados contêmham mais ruído
K	Determinar o número de modos decompostos
	K muito grande levará à super-segmentação, enquanto K muito pequeno levará à sub-segmentação
τ	Para impor restrições: τ pode garantir a convergência quando o nível de ruído do sinal é baixo
	τ se tornará um impedimento estrito se o ruído for intenso e deverá ser definido como zero neste caso

Fonte: Adaptado de Fabila-Carrasco, Tan e Escudero (2023).

de valores discrepantes em uma distribuição. As descargas parciais costumam apresentar valores de pico maiores em comparação com o ruído, além de aumento acentuado e mudanças repentinas (ZHANG et al., 2017). Geralmente, distribuições normais possuem valor de curtose menor que 3. Sendo este o critério utilizado para seleção dos modos, dado por:

$$\text{curtose} = \frac{E[u_k - \mu]^4}{\sigma^4} > 3, \quad (2.12)$$

na qual, $E[.]$ representa a quantidade de valor esperado e μ e σ são a média e a variância de cada amostra do modo u_k .

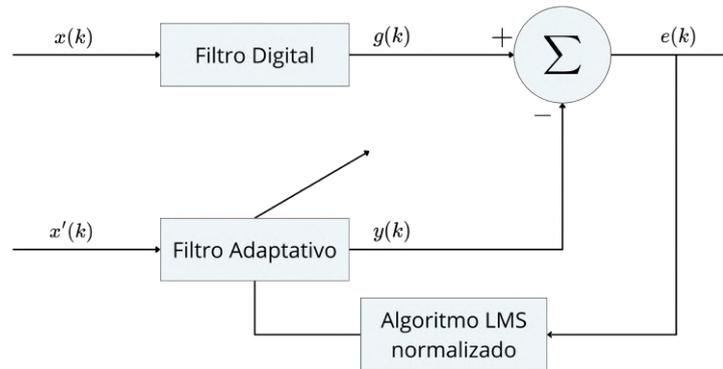
2.4 Filtragem adaptativa LMS

A filtragem adaptativa LMS normalizada, é um algoritmo clássico, que a partir do sinal de entrada $x(k)$, que contém o sinal corrompido com ruído, passa por um filtro digital para obter o sinal $g(k)$. A diferença entre o sinal $g(k)$ e o sinal de referência $x'(k)$ resulta no sinal de erro $e(k)$. Com isso, os parâmetros do filtro são ajustados para minimizar o erro. Com base nos parâmetros ajustados, o sinal de entrada $x(k)$ é filtrado novamente, obtendo-se a saída desejada. O método utilizado neste trabalho, obedece as seguintes equações (HAYES, 1996):

$$\begin{aligned} y(k) &= \vec{w}^T(k-1)\vec{u}(k), \\ e(k) &= x'(k) - y(k), \\ \vec{w}(k) &= \alpha\vec{w}(k-1) + f(\vec{u}(k), e(k), \mu), \end{aligned} \quad (2.13)$$

nas quais, a saída filtrada $y(k)$ é o resultado da multiplicação da matriz de pesos transposta $\vec{w}^T(k-1)$ com o vetor de amostras do sinal de entrada. O erro de estimativa $e(k)$ é a diferença entre o sinal de referência/saída desejada $x'(k)$ e a saída filtrada $y(k)$. A filtragem adaptativa ajusta os pesos do filtro com base nas amostras de entrada, com o objetivo de diminuir o erro de estimativa entre a saída desejada e a saída real da filtragem, conforme mostra o esquema da Figura 5.

Figura 5 – Esquema de filtragem adaptativa com o algoritmo LMS normalizado.



Fonte: Adaptado de Dhandapani et al. (2021).

Segundo Dhandapani et al. (2021), o algoritmo LMS normalizado é capaz de lidar com sinais corrompidos com forte ruído de fundo. Dessa forma, considerou-se a utilização deste método como etapa intermediária ou inicial das filtrações, cuja aplicação será descrita em mais detalhes no Capítulo 3.

2.5 Transformada Wavelet com Limiarização Rígida e Suave (HSTWT)

A Transformada Wavelet é uma técnica clássica muito utilizada para *denoising* de sinais de DP (SATISH; NAZNEEN, 2003). Em comparação com a análise de Fourier, que não permite que um sinal seja descrito no domínio da frequência sem perder as informações temporais, a Transformada Wavelet consegue ao mesmo tempo, estabelecer o sinal no domínio da frequência e guardar a informação da variação temporal do sinal, adaptando-se com variações de uma função escolhida como principal, chamada de "*wavelet* mãe", que dá origem à outras funções com características semelhantes, porém com a forma de onda ajustada de acordo com a resolução do sinal, determinada pelo parâmetro a , que aumenta ou encolhe de acordo com a variação temporal do sinal (MA; ZHOU; KEMP, 2002). A função genérica que caracteriza uma *wavelet*, pode ser

dada por,

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad (2.14)$$

na qual, os fatores a e b são referentes ao ajuste da *wavelet* na sua variação temporal e espacial. A partir da aplicação da WT usando a família de *wavelet* escolhida com determinados níveis de decomposição, os coeficientes encontrados são atenuados ou eliminados por meio de técnicas de limiarização, na qual, a limiarização rígida ou brusca, ocorre a partir de um limiar λ e do valor de um coeficiente de detalhe d , obedecendo (KOZAKEVICIUS; BAYER, 2014):

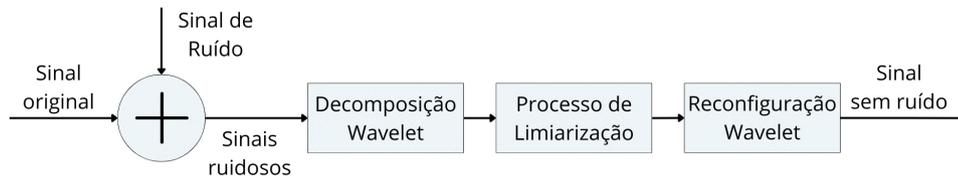
$$D^H(d/\lambda) = \begin{cases} 0, & \text{para } |d| \leq \lambda \\ d, & \text{para } |d| > \lambda \end{cases}, \quad (2.15)$$

enquanto, a limiarização suave, é obtida aplicando-se o limiar λ , aos coeficientes de detalhes d , através das seguintes operações:

$$D^S(d/\lambda) = \begin{cases} 0, & \text{para } |d| \leq \lambda \\ d - \lambda, & \text{para } |d| > \lambda \text{ ,} \\ d + \lambda, & \text{para } |d| < -\lambda \end{cases}, \quad (2.16)$$

O diagrama da Figura 6, mostra de forma simplificada como funciona uma metodologia de filtragem usando a transformada *wavelet*:

Figura 6 – Esquema de filtragem *Wavelet* com limiarização.



Fonte: Adaptado de Dhandapani et al. (2021).

Além da escolha adequada de família *wavelet*, muitos estudos também se propõem a verificar o limiar adequado a ser aplicado, estabelecendo critérios para esta escolha através de técnicas de limiarização (ARÊDES, 2009). Após a limiarização, a reconstrução do sinal é o passo seguinte, na qual a família *wavelet* é retomada para obter o sinal filtrado, através da transformada inversa (ZHONG et al., 2021).

2.6 Métricas de avaliação

Para verificar a eficácia dos métodos utilizados, as métricas avaliadas são descritas abaixo, nas quais, considera-se que $s_n(t)$ é o sinal de entrada original, $y_{(1,2)n}$ é o sinal reconstruído após filtragem e $x_{(1,2)n}$ é o sinal ruidoso (DHANDAPANI et al., 2021).

Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE):

A Equação (2.17), apresenta a média da diferença entre cada amostra do sinal de referência $s_n(t)$ e o sinal filtrado $y_{(1,2)n}$:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (s_n(t) - y_{(1,2)n})^2} \quad (2.17)$$

Dentre os valores encontrados em cada etapa de filtragem, o valor mais baixo de RMSE indica que o sinal reconstruído é mais semelhante ao sinal de referência e, portanto, houve uma melhor remoção de ruído.

Relação Sinal-Ruído (SNR):

Um valor positivo indica que a potência do sinal é mais alta em relação ao nível de ruído e um valor negativo implica em uma potência maior de ruído em comparação com o sinal original, conforme utilizado por Wu et al. (2020).

$$SNR = 10 \times \log_{10} \frac{\sum_{n=1}^N y_{1,2n}^2}{\sum_{n=1}^N (s_n(t) - y_{1,2n})^2} \quad (2.18)$$

Coeficiente de Correlação (CC):

É calculado a partir do valor médio do sinal original, $\vec{s}(t)$ é o valor médio de $s_n(t)$ e $\vec{y}_{1,2}$ é o valor médio de $y_{1,2n}$.

$$CC = \frac{\sum_{n=1}^N (s_n(t) - \vec{s}(t))(y_{1,2n} - \vec{y}_{1,2})}{\sum_{n=1}^N (s_n(t) - \vec{s}(t))^2 (y_{1,2n} - \vec{y}_{1,2})^2} \quad (2.19)$$

Quanto mais próximo de 1 o resultado, maior a similaridade entre os sinais comparados (HAYES, 1996).

Taxa de Redução de Ruído (NRR)

Diferentemente dos sinais simulados de DP, não é possível obter um sinal experimental de DP sem ruído para utilizar como parâmetro de referência no cálculo do desempenho das filtrações. Portanto, a avaliação do desempenho da filtração será estimada pela taxa de redução de ruído (Noise Reduction Ratio - NRR),

$$NRR = 10 * (\log_{10} \sigma_1^2 - \log_{10} \sigma_2^2), \quad (2.20)$$

na qual, σ_1 é o desvio padrão do sinal antes da filtração e σ_2 , é o desvio padrão do sinal após a filtração (WU et al., 2023).

2.7 Considerações sobre o capítulo

Neste capítulo, foi apresentado o referencial teórico adotado começando pela Decomposição Variacional de Modos e sua parametrização, que resulta em um determinado número de modos que somados são uma aproximação, com erro mínimo, do sinal original ruidoso. Sendo apresentado também, o critério de curtose utilizado para escolher os modos com informação dominante de DP dos modos com informação dominante de ruído. Em seguida, comentou-se sobre a utilização de filtragem adaptativa com algoritmo de Mínimo Quadrado Médio normalizado, e o uso da Transformada Wavelet, abordando a limiarização dos coeficientes de duas maneiras distintas, limiarização brusca/rígida e limiarização suave. Por fim, são apresentadas as métricas comumente utilizadas para avaliação de filtragem em sinais simulados e em sinais reais.

3 Metodologia

3.1 Dados simulados

Neste capítulo é descrita a metodologia empregada tanto na filtragem dos sinais sintéticos de DP, na aquisição e filtragem dos sinais reais utilizados e no desenvolvimento de cada etapa deste trabalho.

3.1.1 Sinais sintéticos

Nesta pesquisa, foi utilizado o software MATLAB[®] para implementação das técnicas de *denoising* e cálculo das métricas avaliadas. Para a análise proposta, foi utilizada a modelagem de pulsos oscilatórios com decaimento exponencial simples e duplo, como abordado em Ma, Zhou e Kemp (2002): (MA; ZHOU; KEMP, 2002)

$$S_1(t) = Ae^{-t/\tau} \sin(2\pi f_c t) \quad (3.1)$$

$$S_2(t) = A \left(e^{-1.3t/\tau} - e^{-2.2t/\tau} \right) \sin(2\pi f_c t), \quad (3.2)$$

nos quais, A é a amplitude do sinal, f_c é a frequência de oscilação e τ é o fator de decaimento e a frequência de amostragem dos sinais é de $f_s = 10$ GS/s. Os parâmetros utilizados estão descritos na Tabela 2,

Tabela 2 – Parâmetros dos sinais de DP simulados.

Sequência de pulsos	p_1	p_2	p_3	p_4
Modelo	S_1	S_2	S_1	S_2
τ (ns)	0,5	1,0	0,5	1,0
f_c (MHz)	600	600	1000	1000
A (mV)	3,0	4,0	3,0	4,0

Fonte: Adaptada de Ma, Zhou e Kemp (2002).

O sinal de referência para representar a DP foi formado da seguinte maneira,

$$X(t) = p_1 + p_2 + p_3 + p_4, \quad (3.3)$$

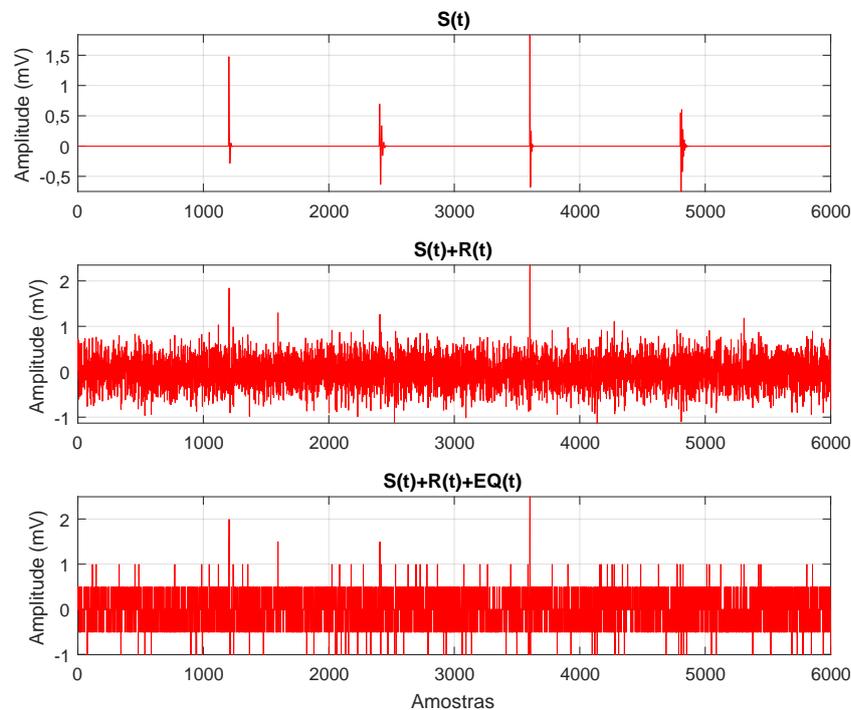
ao qual, foi adicionado ruído branco $R(t)$, que segue uma distribuição gaussiana de média nula e variância de 0, 1, gerando os sinais de estudo x_1 e x_2 , poluídos com ruído branco e ruído de quantização ($EQ(t)$) com limiar de 0, 5:

$$x_1 = S(t) + R(t) \quad (3.4)$$

$$x_2 = S(t) + R(t) + EQ(t). \quad (3.5)$$

Os sinais utilizados podem ser vistos na Figura 7.

Figura 7 – Sinais de entrada poluído com ruído branco e erro de quantização.



Fonte: Produzida pela autora.

3.1.2 Filtragem VMD

A metodologia de aplicação da Decomposição Variacional de Modos, inicia-se com a determinação dos parâmetros para a simulação, de acordo com objetivo da decomposição, que pode ser a reprodução da decomposição e reconstrução completa de um sinal ou a decomposição com o objetivo de reduzir ruídos. Ao considerar a segunda forma de utilização, o fator α tem seu valor definido de acordo com o nível de ruído do sinal a ser decomposto. Como visto na seção 2.2, o método VMD possui três parâmetros que implicam na filtragem ótima do sinal ruidoso, a penalidade α , o número de modos K e a taxa de atualização dos multiplicadores Lagrangianos τ . Neste sentido, levando em consideração que a penalidade quadrática garante a reconstrução dos dados, considerando $\tau = 0$. A variação dos parâmetros K e α , foi escolhida para a etapa de comparação da filtragem pelo método VMD. Como a decomposição dos sinais de DP por este método necessita de um critério extra para determinação da forma de onda do sinal filtrado, o valor do critério de curtose dos modos também foi variado. Sendo assim, na filtragem dos sinais, por VMD, foram atribuídos os seguintes parâmetros, dados pela Tabela 3:

Tabela 3 – Parâmetros dos sinais de DP simulados.

Parâmetros do VMD			
Número de modos K	1	3	7
Valor de α	2807	10000	-
Valor de <i>curtose</i>	0	3	-

Fonte: Produzida pela autora.

3.1.2.1 Escolha do número de modos K :

A escolha do número de modos para a decomposição foi realizada com base na otimização feita por (WU et al., 2023), através de um algoritmo bio-inspirado no comportamento de caça das baleias jubarte. No trabalho citado, foram encontrados os parâmetros otimizados de $\alpha = 2807$ e $K = 7$. Assim, para avaliar o resultado de uma decomposição considerando um número maior de modos, foi escolhido o parâmetro $K = 7$, para uma decomposição com um valor intermediário de modos, $K = 3$ e, para uma decomposição sub-segmentada, foi adotado o valor $K = 1$.

3.1.2.2 Escolha dos valores do parâmetro α :

Com base na avaliação de sensibilidade da variação do valor de α em comparação com a variação do valor de K , no trabalho de Dragomiretskiy e Zosso (2014), e considerando que o número máximo de modos K escolhido foi $K = 7$, então o valor mínimo para a aplicação de α foi seu respectivo valor $\alpha = 2807$, tendo como comparativo, um valor de $\alpha = 10000$, que pode ser considerado alto, porém, neste estudo será usado para contrastar com a escolha do valor mínimo $K = 1$.

3.1.2.3 Escolha do valor de *curtose*:

A escolha dos valores de *curtose* é baseada no trabalho de Yang et al. (2022), no qual o valor de *curtose* para os modos do sinal decomposto deve ser > 3 , pois os pulsos de DP possuem um comportamento que não se assemelha à distribuição normal gaussiana. Assim, a escolha deste parâmetro deve ser feita com cuidado, pois a utilização de um valor de *curtose* elevado, pode levar a não reconstrução do sinal, se este critério estiver ajustado de maneira errada.

3.1.3 Sequência de aplicação das filtragens

A metodologia de aplicação das filtragens foi dividida em três métodos para comparação:

- **Método A:** Sequência de filtragens:

1. Filtragem com VMD e variação de α , K e *curtose*;

2. Filtragem com LMS;
 3. Filtragem com HTWT;
 4. Filtragem com STWT;
- **Método B:** Sequência de filtrações:
 1. Filtragem com HTWT;
 2. Filtragem com STWT;
 - **Método C:** Sequência de filtrações:
 1. Filtragem com LMS;
 2. Filtragem com HTWT;
 3. Filtragem com STWT.

3.1.4 Filtragem VMD no MATLAB®

A implementação do código em MATLAB®, foi realizada por Dragomiretskiy e Zosso (2014), e disponibilizada no site de arquivos de funções do MATLAB®, que foi submetida à uma rotina de variação dos parâmetros a fim de formar uma estrutura de dados reunindo os resultados das etapas de filtração,

```
1 function [u, u_hat, omega] = VMD(x, alpha, tau, K, DC, init, tol)
```

Na qual, a variável x é o sinal no domínio do tempo –corrompido com ruído, para ser decomposto em K números de modos, considerando o valor de α , τ , a componente DC , o valor $init = 0, 1$ ou 2 , que determina se os valores das frequências centrais começam em 0 , uniformemente distribuídas ou iniciadas de forma aleatória, e, por fim, a tolerância do critério de convergência que é de $tol = 1,7 * 10^{-7}$. As saídas da função são a coleção de modos decompostos u_k , o espectro dos modos u_{hat} e as frequências centrais estimadas dos modos $omega$.

3.1.5 Filtragem LMS

A filtração LMS normalizada, foi utilizada para redução dos ruídos residuais do método VMD, uma vez que a parametrização adequada não foi realizada e ainda é possível verificar conteúdo ruidoso na reconstrução do sinal filtrado, mesmo com o critério de curtose estabelecido e aplicado. Esta etapa de filtração LMS normalizada, está presente no método A – após a reconstrução do sinal por meio do VMD, e também no método C, sendo aplicado diretamente no sinal ruidoso x_2 – antecedendo a filtração por Transformada Wavelet com limiarização.

Para aplicação desta etapa, foi utilizada a funções próprias do ambiente MATLAB®, para criação do filtro adaptativo LMS normalizado, que possuem as seguintes sintaxes:

1. O objeto de filtração LMS foi criado conforme a sintaxe apresentada abaixo:

```

1     lms = dsp.LMSFilter('Length', filter_length, ...
2         'Method', 'Normalized LMS', ...
3         'AdaptInputPort', true, ...
4         'StepSizeSource', 'Input port', ...
5         'WeightsOutputPort', false);

```

2. O comprimento do filtro foi definido como $\mu = 5$ e o passo de adaptação é calculado com a função *maxstep*, que utiliza um sinal de entrada como parâmetro para minimizar o erro entre os sinais a cada iteração. Para a filtragem dos sinais sintéticos, o sinal de entrada para adaptação do filtro LMS normalizado é o sinal dado pela Equação 3.3, ou seja, o sinal de referência sem ruídos:

```

1     maxStepSize = maxstep(lms, Ref);
2     stepSize = min(mu, maxStepSize);
3     lms.StepSize = stepSize;

```

3. O sinal filtrado é obtido com a linha de código:

```

1     [y,err] = lms(x,d,mu,a)

```

No qual, o sinal proveniente da filtragem VMD é o sinal de entrada x , o sinal desejado é o sinal de referência d (3.3), o comprimento do filtro é $\mu = 5$, e o parâmetro a , é usado para controlar quando os pesos do filtro são atualizados ($a = 1$), e quando permanecem constantes ($a = 0$).

3.1.6 Filtragem *Wavelet*

Neste trabalho, a filtragem dos sinais através da Transformada *Wavelet* Discreta, foi utilizada para suprimir os ruídos residuais das etapas anteriores, com o objetivo de chegar em um sinal com nível de ruído bastante reduzido e com a preservação das características de forma de onda do sinal. A filtragem *wavelet* é a única etapa de filtragem integrante do Método B, que consistiu em aplicar a decomposição por TWD no sinal ruidoso, realizando em seguida a reconstrução do sinal aplicando um limiar aos coeficientes resultantes da transformada, para atenuação dos ruídos.

O desenvolvimento da filtragem neste método, ocorreu em etapas, iniciando com a decomposição do sinal, seguida com a limiarização dos coeficientes de detalhes e, por fim, a reconstrução do sinal. Para isso, foram utilizadas funções próprias do ambiente MATLAB®, que possuem as seguintes sintaxes:

1. Para decomposição do sinal x em n níveis de decomposição, utilizando a família *wavelet*, especificada em *wname*, retornando os coeficientes c na dimensão l :

```

1     [c,l] = wavedec(x,n,wname)

```

Para esta simulação foram definidos $n = 7$, níveis de decomposição, utilizando a família *wavelet Daubechies*, com a *wavelet* mãe dada por *Daubechies 4* ('Db4').

2. Para extração dos coeficientes de detalhes D , da escala mais grosseira da estrutura de decomposição (nível 1):

```
1 d = detcoef(c, l, 1)
```

3. Para a etapa de limiarização dos coeficientes, foi utilizado o limiar universal λ , que pode ser obtido através de

$$\lambda = \hat{\sigma} \sqrt{2 \log N}, \quad (3.6)$$

no qual, σ é a estimativa do desvio padrão do ruído no nível mais alto de detalhe, calculado a partir do desvio médio absoluto (MAD),

$$\hat{\sigma} = \frac{MAD(|d|)}{0,6745}, \quad (3.7)$$

Em seguida, a limiarização ocorre com base nas Equações (2.15) e (2.16), apresentadas na seção 2.5.

4. Para aplicar a limiarização dos coeficientes de detalhes da decomposição utilizando o limiar thr , dado por λ :

```
1 yhard = wthresh(Y, 'h', thr);
2 ysoft = wthresh(Y, 's', thr);
```

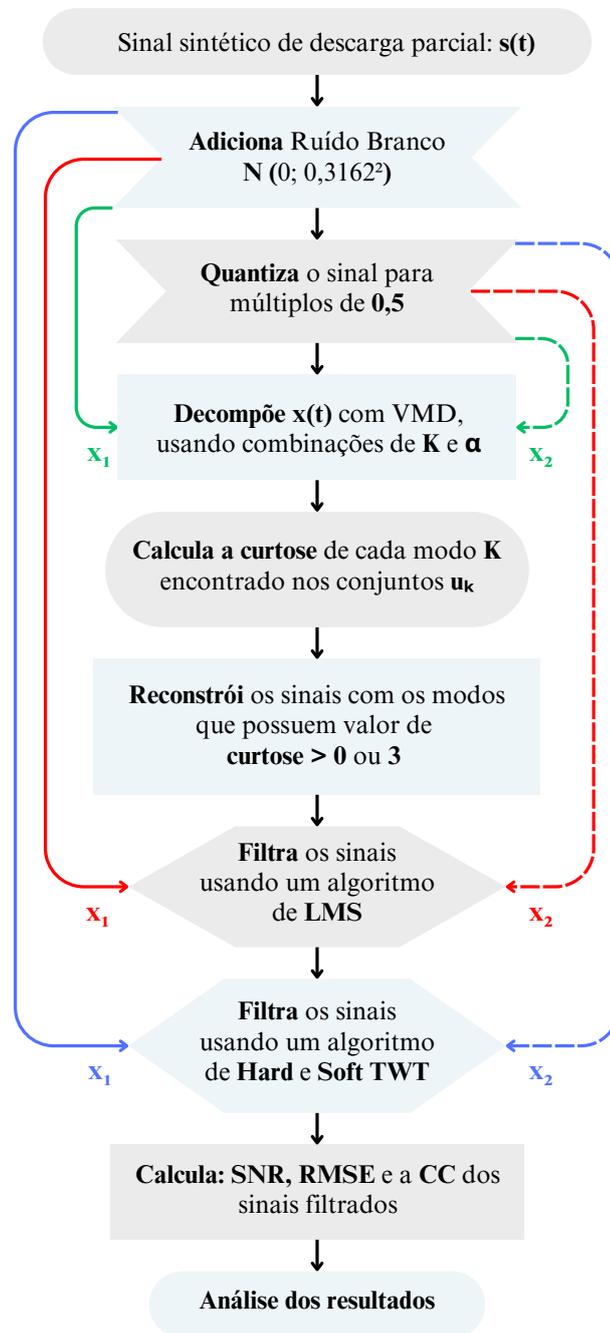
5. E por fim, para reconstrução do sinal após a limiarização:

```
1 xhard = waverec(yhard, l, wname)
2 xsoft = waverec(ysoft, l, wname)
```

3.1.7 Metodologia de aplicação das filtragens dos sinais

Da forma resumida, a metodologia empregada realizou inicialmente a filtragem dos sinais x_1 e x_2 com VMD utilizando a combinação de parâmetros, K e α . Logo em seguida, calculou-se os valores de curtose para cada modo u_k , e que de acordo com a seção 2.3, estes valores foram usados para selecionar os modos que serão utilizados na reconstrução dos sinais, variando entre 0 e 3, resultando nos primeiros sinais filtrados. Assim, foram calculadas as métricas do resultado da primeira etapa de filtragem. Na segunda etapa, a filtragem com algoritmo de LMS resultou nas saídas chamadas y_{1a} e y_{2a} . Na terceira e quarta etapa, foram obtidos por meio de HTWT: y_{1b} e y_{2b} e STWT: y_{1c} e y_{2c} , e por fim foram calculadas métricas para estas etapas. A metodologia aplicada pode ser entendida por meio do fluxograma apresentado na Figura 8.

Figura 8 – Fluxograma da metodologia aplicada aos sinais sintéticos.



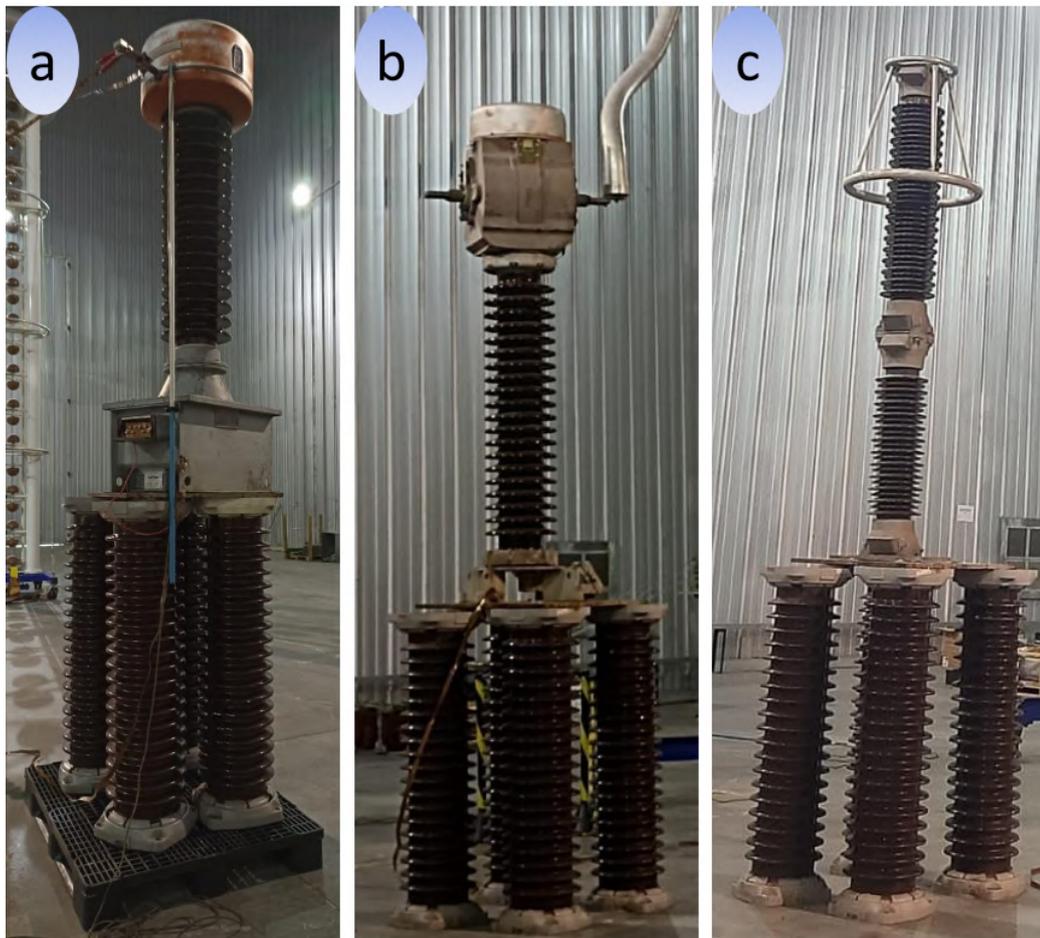
Sequência	A	B	C
Sinal 1	→	→	→
Sinal 2	- - ->	- - ->	- - ->

Fonte: Produzido pela autora.

3.2 Dados Reais

Os dados reais utilizados nesta pesquisa foram obtidos por meio de ensaios no Laboratório de Alta e Extra-Alta Tensão da UFPA, onde os ensaios são realizados para verificar as condições de operação dos equipamentos operando sob os níveis de tensão para o qual foram projetados. Os equipamentos submetidos aos ensaios foram um Transformador de Potencial Indutivo (TPI) da classe de Tensão de 145kV e um Para-raios da classe de Tensão de 192 kV.

Figura 9 – Equipamentos ensaiados no Laboratório de Alta Tensão da UFPA. (a) Transformador de Potencial Indutivo; (b) Transformador de corrente; (c) Para-raios.

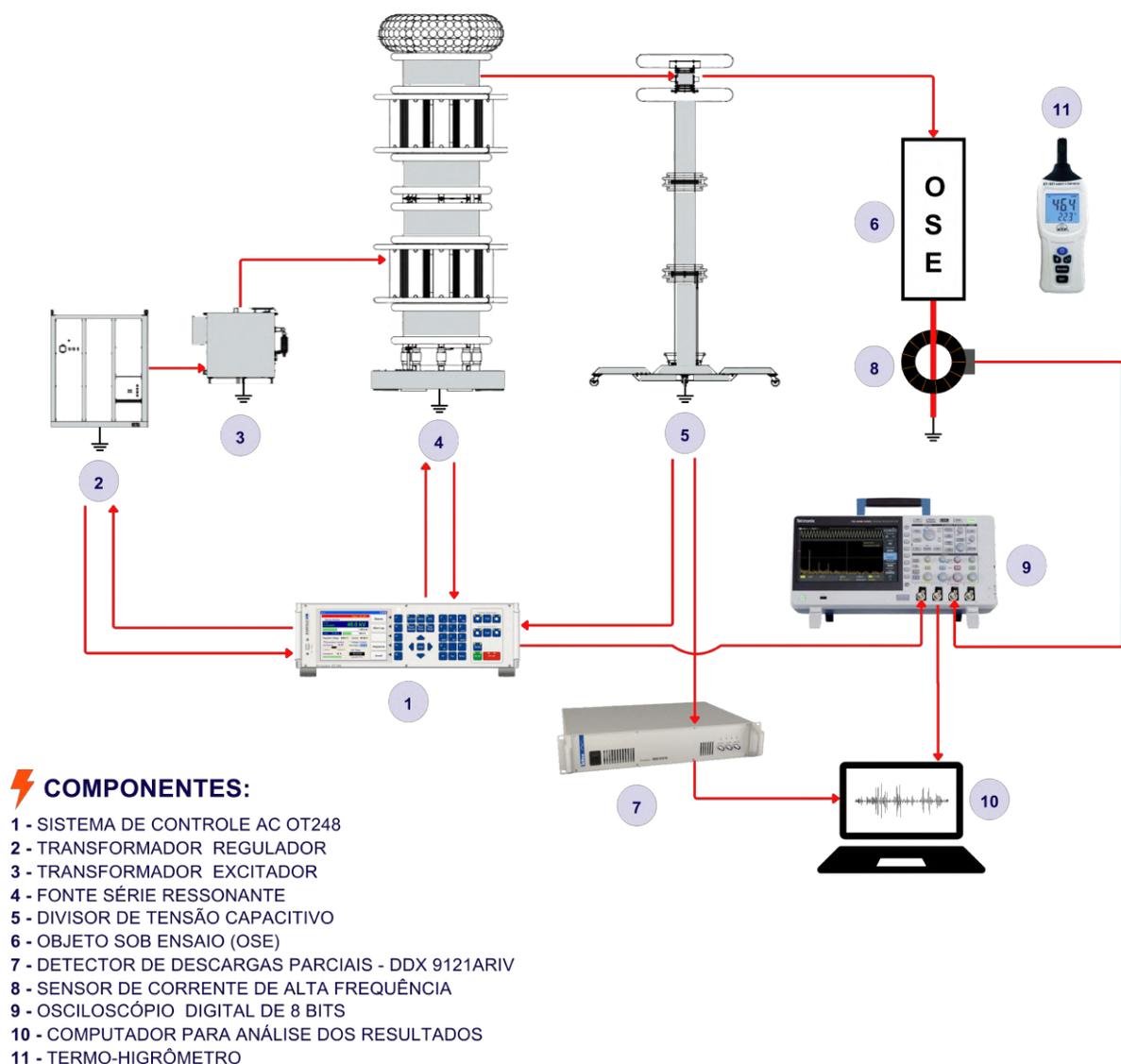


Fonte: Obtido de Romano et al. (2024).

A metodologia empregada na obtenção destes dados encontra-se descrita por completo no trabalho de Romano et al. (2024). Os elementos constituintes do arranjo experimental utilizado nos ensaios estão dispostos na Figura 10, onde **(1)** representa o sistema de controle e medição OT248, responsável pela ativação do transformador regulador **(2)** e do transformador excitador **(3)**, que energiza a fonte ressonante em série **(4)**, este sinal de tensão a 60 Hz, que pode chegar até 800 kV, é medido pelo divisor de tensão capacitivo **(5)** e controlado em **(1)**, para atingir o valor de tensão desejável a ser aplicado nos terminais do objeto sob ensaio **(6)**. Os sinais de DP

de alta frequência também são detectados no equipamento detector de descargas parciais DDX 9121ARIV (7) o qual é enviado para o computador (10), onde o software gera uma representação gráfica da ocorrência de DP ao longo de um ciclo da tensão aplicada em corrente alternada, conhecida como gráfico de padrões de DP resolvida por fase (Phase-Resolved Partial Discharge - PRPD). O sensor HFCT (8) é instalado envolvendo o condutor de aterramento conectado ao objeto sob ensaio (6) e envia um sinal por meio de um cabo coaxial para o osciloscópio (9), que por sua vez é também enviado ao computador para análise posterior. As condições de temperatura e umidade local são medidas com um sensor termo-higrômetro (11).

Figura 10 – Elementos do arranjo experimental.



Fonte: Adaptado de Romano et al. (2024)

3.2.1 Aquisição dos sinais

A aquisição dos sinais experimentais, obtidos por meio do acoplamento do sensor HFCT, como mostra a Figura 10, foi visualizada no Osciloscópio de Armazenamento Digital (Digital Storage Oscilloscope - DSO) de 8-bits, apresentando uma frequência de amostragem de 2,5 GHz e 10 M de pontos. Para a aquisição de sinais com estas características, alguns parâmetros do osciloscópio podem interferir na apuração correta da amplitude dos sinais medidos, uma vez que é necessário evitar a saturação do sinal, ajustando a resolução do equipamento (PUPALAIKIS; LECROY, 2017).

A filtragem do sinal suprime os ruídos adicionados aos sinais no seu trajeto dentro e fora do equipamento de medição, no entanto, o erro de amplitude nos sinais não tem como ser mitigado na filtragem, logo os resultados das filtrações e comparações com o sinal antes da filtragem terá um decréscimo de amplitude, de valor que pode ser calculado, dadas as características do osciloscópio.

Pré-processamento

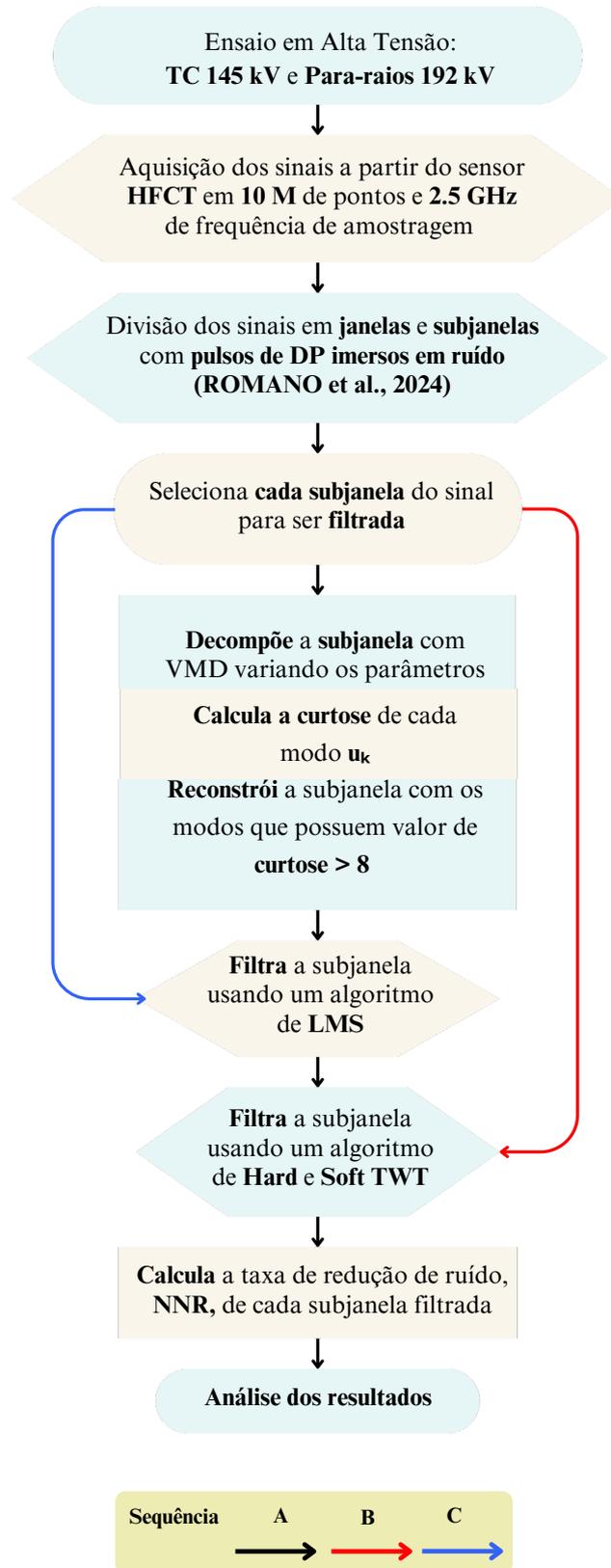
A partir dos resultados da metodologia de subdivisão dos sinais adquiridos apresentada em Romano et al. (2024), os sinais filtrados neste trabalho correspondem a subjanelas do sinal real obtido, nas quais foram identificados pulsos de DP, com base na aplicação de uma filtragem morfológica, uma avaliação de energia diferencial e a curtose da subjanela. Dessa forma, os sinais foram divididos em janelas menores, possibilitando a aplicação da filtragem em porções de sinais com menos de 10000 pontos.

3.2.2 Sinais de DP de baixa amplitude

A aquisição dos pulsos de DP sob as condições salientadas acima, prejudica a visualização de pulsos de DP de menor amplitude, que se confundem em meio a presença de alto ruído de fundo. Os pulsos de baixa amplitude podem ser indicativos melhores do início das DP nos equipamentos e, por isso, recebem atenção especial nos processos de detecção e medição de DP.

A metodologia empregada nesta pesquisa para a filtragem das subjanelas – selecionadas do sinal original, com base na identificação dos pulsos de DP, obtidos do processo desenvolvido por Romano et al. (2024), pode ser apresentada sucintamente por meio da Figura 11.

Figura 11 – Fluxograma da metodologia aplicada aos sinais reais.



Fonte: Produzida pela autora.

4 Resultados

Neste capítulo mostram-se os resultados obtidos em cada etapa da metodologia aplicada, agrupados de acordo com os testes efetuados para avaliação da sensibilidade do método diante da parametrização empregada e a combinação de filtragens para os sinais sintéticos e reais de DP.

4.1 Sinal simulado de DP

A análise começa primeiramente com a variação dos parâmetros do VMD e do critério de curtose e em seguida com a variação da combinação de filtragens sequenciais **A**, **B** e **C**. Para avaliação de desempenho da combinação mais apropriada para atenuação de ruídos, foram realizadas diversas simulações de filtragem com o sinal de referência (3.3) corrompido com ruído, como nas Equações (3.4) e (3.5), resultando nos sinais x_1 e x_2 , conforme mostra a Tabela 4.

Tabela 4 – SNR dos sinais antes das filtragens.

Sinal	Tipo de ruído	SNR
x_1	Ruído Branco	-13,657 dB
x_2	Ruído Branco e Ruído de Quantização	-14,445 dB

Fonte: Produzida pela autora.

Para o sinal resultante em cada etapa, foram calculadas as métricas entre o sinal original (sem ruído) (3.3) e o sinal filtrado (x_1 e x_2). A melhor técnica para redução de ruído foi avaliada conforme o valor de SNR, porém a utilização da métrica de correlação cruzada (CC) pode indicar qual metodologia resulta em um sinal com maior similaridade ao sinal original, visto que avalia o quanto as variáveis estão correlacionadas entre si, como explicado na Seção 2.6.

Além da verificação estatística, a análise do aspecto visual dos sinais filtrados deve ser considerada, visto que para alguns casos, mesmo com valores numéricos consideráveis, obtidos na avaliação estatística, é possível observar visualmente se o sinal teve uma redução de amplitude ou se teve pulsos excluídos no processo de filtragem. Com isso, analisa-se também a variação dos parâmetros utilizados na VMD e sua influência nas métricas obtidas para os sinais simulados.

4.1.1 Variando os parâmetros da Decomposição Variacional de Modos

Como mostrado na Tabela 1, a variação destes parâmetros reflete significativamente nos resultados da decomposição. Uma decomposição em muitos modos e um valor de α pequeno, pode resultar em modos com mais ruído, por outro lado, muitos modos e α grande, resulta em modos duplicados. De outra maneira, quando a decomposição tem poucos modos, o resultado é uma sub-segmentação dos dados, que combinado com α pequeno, apresenta modos que englobam parcelas de outras componentes, e de forma contrária, quando há poucos modos e α grande, algumas componentes podem ser descartadas de forma equivocada, como ruído.

Diante da variação dos parâmetros K e α , verifica-se que os valores de SNR, encontrados na Tabela 5, demonstram que a combinação $K=7$ e $\alpha=10000$ apresentam um valor de SNR de 4,1931, portanto para o sinal em questão x_2 , a aplicação de uma decomposição em muitos modos combinado com um valor alto de α , promovem uma redução de ruído mais expressiva, mas também sugerem que a escolha adequada de parâmetros segue uma linha tênue de ajuste.

Tabela 5 – SNR do sinal x_2 filtrado na Sequência **A**, considerando $curtose > 0$.

SNR Sequência A	Critério para reconstrução: modos com $Curtose > 0$					
	$\alpha = 2807$			$\alpha = 10000$		
	$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$	$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$
VMD	-3,6139	-7,445	-10,924	-2,2897	-5,1831	-8,209
VMD+LMS	2,9562	3,4941	2,5099	2,5862	2,9545	4,1833
VMD+LMS+HTWT	2,9562	3,4943	2,5099	2,5862	2,9545	4,1836
VMD+LMS+STWT	2,9574	3,5035	2,5099	2,5879	2,9582	4,1931

Fonte: Produzida pela autora.

Outro ponto, a ser considerado sobre os resultados da Tabela 5, é que nesta etapa de filtragem, o valor de curtose dos modos não foi considerado, o que significa que o sinal reconstruído foi obtido com a soma de todos os modos. Além disso, o valor de SNR negativo para os sinais reconstruídos com VMD, apresentaram valor maior de SNR comparado ao sinal x_2 , o que sugere uma redução de ruído, que também pode ser observada na Figura 19, quando são apresentados os resultados gráficos completos da filtragem a partir da metodologia A.

Na Tabela 6, os valores de curtose dos modos foram avaliados com base no critério de $curtose > 3$, dessa forma, observa-se um aumento da SNR, pois o parâmetro de curtose utilizado, é capaz de eliminar as componentes gaussianas de ruído. Com isso, nota-se o aumento da SNR, principalmente quando o número de modos é maior que 1, permitindo uma distribuição melhor dos modos em relação às frequências do sinal original. Nesta configuração, o valor de SNR é mais significativo na combinação de $K=7$ e $\alpha=10000$, apresentando SNR de 4,4708.

Tabela 6 – SNR do sinal x_2 filtrado na Sequência **A**, considerando *curtose* > 3.

SNR Sequência A	Critério para reconstrução: modos com <i>Curtose</i> > 3					
	$\alpha = 2807$			$\alpha = 10000$		
	$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$	$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$
VMD	-3,6139	-5,4725	-10,183	-2,2897	-5,1831	-7,4596
VMD+LMS	2,9562	4,0983	2,6926	2,5862	2,9545	4,4668
VMD+LMS+HTWT	2,9562	4,0985	2,6926	2,5862	2,9545	4,4668
VMD+LMS+STWT	2,9574	4,1045	2,6926	2,5879	2,9582	4,4708

Fonte: Produzida pela autora.

Na Tabela 7, o sinal x_2 foi submetido aos métodos **B** e **C**, apresentando resultados inferiores às combinações de parâmetros do método **A**, além de manutenção da SNR durante a filtragem com a sequência **C**, demonstrando que para o sinal em questão, é preciso encontrar uma parametrização mais adequada, considerando mais níveis de decomposição ou escolhendo uma limiarização diferente, ou ainda outra família de *wavelets* para obter melhores resultados.

Tabela 7 – SNR do sinal x_2 filtrado nas Sequências **B** e **C**.

SNR	LMS	HTWT	STWT
Sequência B	-	1,1229	1,0063
Sequência C	2,1917	2,1917	2,1917

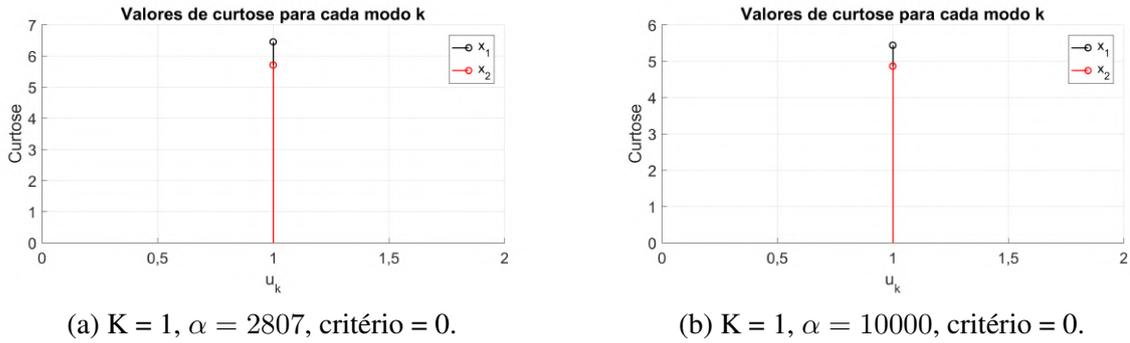
Fonte: Produzida pela autora.

Contudo, os resultados da filtragem adaptativa, apresentados na Tabela 7, revelam que as etapas de filtragem, neste caso, não refletiram na melhoria de SNR.

4.1.2 Influência do critério de curtose

Nesta etapa, verificou-se a melhoria e sensibilidade do uso da VMD quando usa-se a variação dos parâmetros na reconstrução do sinal com o objetivo de redução de ruído, ou seja, quando após a aplicação do método da VMD utiliza-se o critério de curtose para a separação dos modos que apresentam informação dominante de sinais de DP, dos modos que apresentam mais informação de ruído. Assim, inicialmente com uma parametrização com número de modos $K=1$, observa-se que a escolha do critério de curtose não modifica a performance do método de forma significativa como visto na Figura 12:

Figura 12 – Valores de curtose para as variações dos parâmetros da VMD, com $K = 1$.



(a) $K = 1$, $\alpha = 2807$, critério = 0.

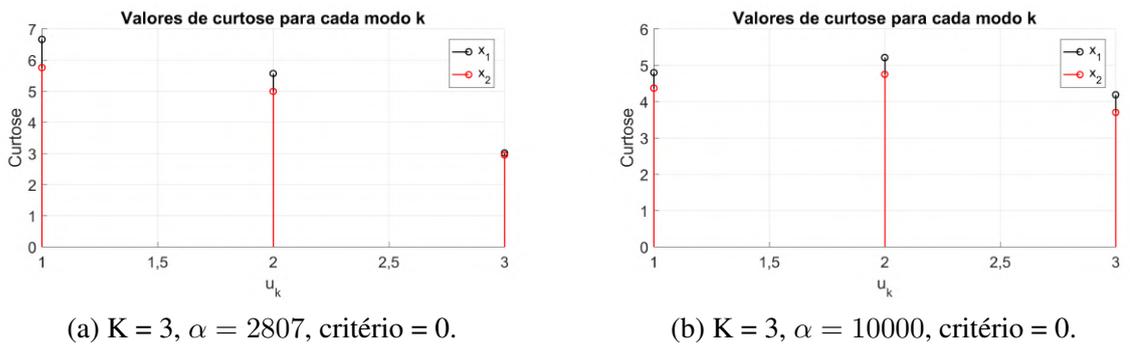
(b) $K = 1$, $\alpha = 10000$, critério = 0.

Fonte: Produzida pela autora.

Ainda na Figura 12, observa-se que o aumento ou diminuição do valor de α , modifica o valor de curtose do único modo encontrado, diminuindo ou aumentando o seu valor, como mostra a Figura 12(a) e a Figura 12(b), respectivamente.

Nas simulações, os valores de curtose escolhidos como critério de seleção foram 0 e 3, conforme mostraram as Tabelas 5 e 6. Assim, os resultados mostram que o sinal reconstruído, considerando o valor de curtose dos modos que atendam o critério, possui melhores resultados sob o ponto de vista de todas as métricas, pois a escolha criteriosa dos modos funciona como se fosse uma segunda etapa de filtragem. Para $K = 3$, a comparação da variações dos valores de curtose de acordo com cada modo, para o sinal x_2 , e para o sinal x_1 , pode ser vista nas Figuras 13 e 14.

Figura 13 – Valores de curtose para as variações dos parâmetros da VMD, com $K = 3$ e critério = 0.



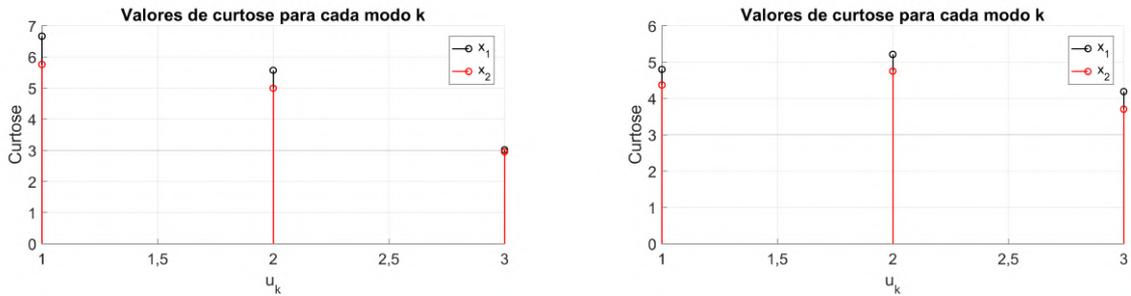
(a) $K = 3$, $\alpha = 2807$, critério = 0.

(b) $K = 3$, $\alpha = 10000$, critério = 0.

Fonte: Produzida pela autora.

Verifica-se que os valores de curtose dos modos tornam-se mais elevados quanto maior o valor de α , como pode ser visto comparando-se os modos nas Figuras 13(a) e 13(b) e entre as Figuras 14(a) e 14(b), ou seja, quando o número de modos K é aumentado, os modos tem uma diminuição do seu valor de curtose, ou seja, ocorre o contrário do que foi observado quando se tem um único modo (u_1).

Figura 14 – Valores de curtose para as variações dos parâmetros da VMD, com $K = 3$ e critério = 0.



(a) $K = 3, \alpha = 2807$, critério = 3.

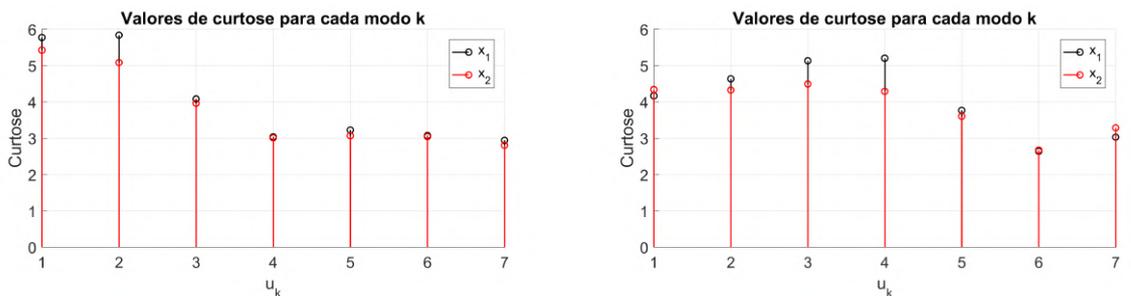
(b) $K = 3, \alpha = 10000$, critério = 3.

Fonte: Produzida pela autora.

Neste caso, quando $\alpha = 2807$, apenas o modo u_3 com $Curtose = 2,9477$, não é utilizado na reconstrução do sinal, então os resultados das filtragens seguintes (LMS, HTWT e STWT), possuem SNR maior do que a reconstrução que utilizou a soma dos três modos, como visto na Tabela 6.

Na Figura 15, quando $\alpha = 10000$ e $\alpha = 2807$, observam-se os efeitos de alteração dos valores de curtose dos modos. Porém, neste caso não se utiliza critério para a reconstrução do sinal e o resultado é refletido em menor valor da SNR destas combinações.

Figura 15 – Valores de curtose para as variações dos parâmetros da VMD, com $K = 7$ e critério = 0.



(a) $K = 7, \alpha = 2807$, critério = 0.

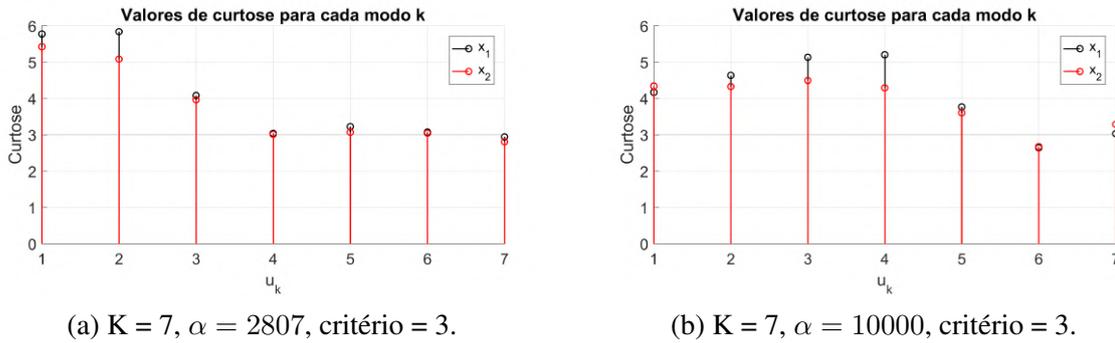
(b) $K = 7, \alpha = 10000$, critério = 0.

Fonte: Produzida pela autora.

Na Figura 16, quando $\alpha = 2807$ o modo u_7 é excluído da reconstrução, e quando $\alpha = 10000$, o modo u_6 também fica abaixo do critério e não participa da reconstrução sendo somado aos demais modos. O critério de curtose escolhido é mostrado em linha acinzentada e também descrito na legenda de cada gráfico, o modo com curtose que está abaixo desse limite não é utilizado. E novamente, analisando a Tabela 6, a exclusão de u_7 , com $Curtose = 2,8018$, é mais relevante do que a exclusão de u_6 , com $Curtose = 2,6697$, para o cálculo da SNR.

Então, o valor de curtose dos modos é um parâmetro muito importante na avaliação da filtragem usando a VMD, seja pelo efeito de separação do ruído e pela capacidade de informação

Figura 16 – Valores de curtose para as variações dos parâmetros da VMD, com $K = 7$ e critério = 0.



(a) $K = 7, \alpha = 2807, \text{critério} = 3$.

(b) $K = 7, \alpha = 10000, \text{critério} = 3$.

Fonte: Produzida pela autora.

de sinal contida ou pela diminuição de processos computacionais realizados. Assim, o resultado dos modos e do espectro dos modos encontrados na filtragem com VMD pode ser observado na Figura 17:

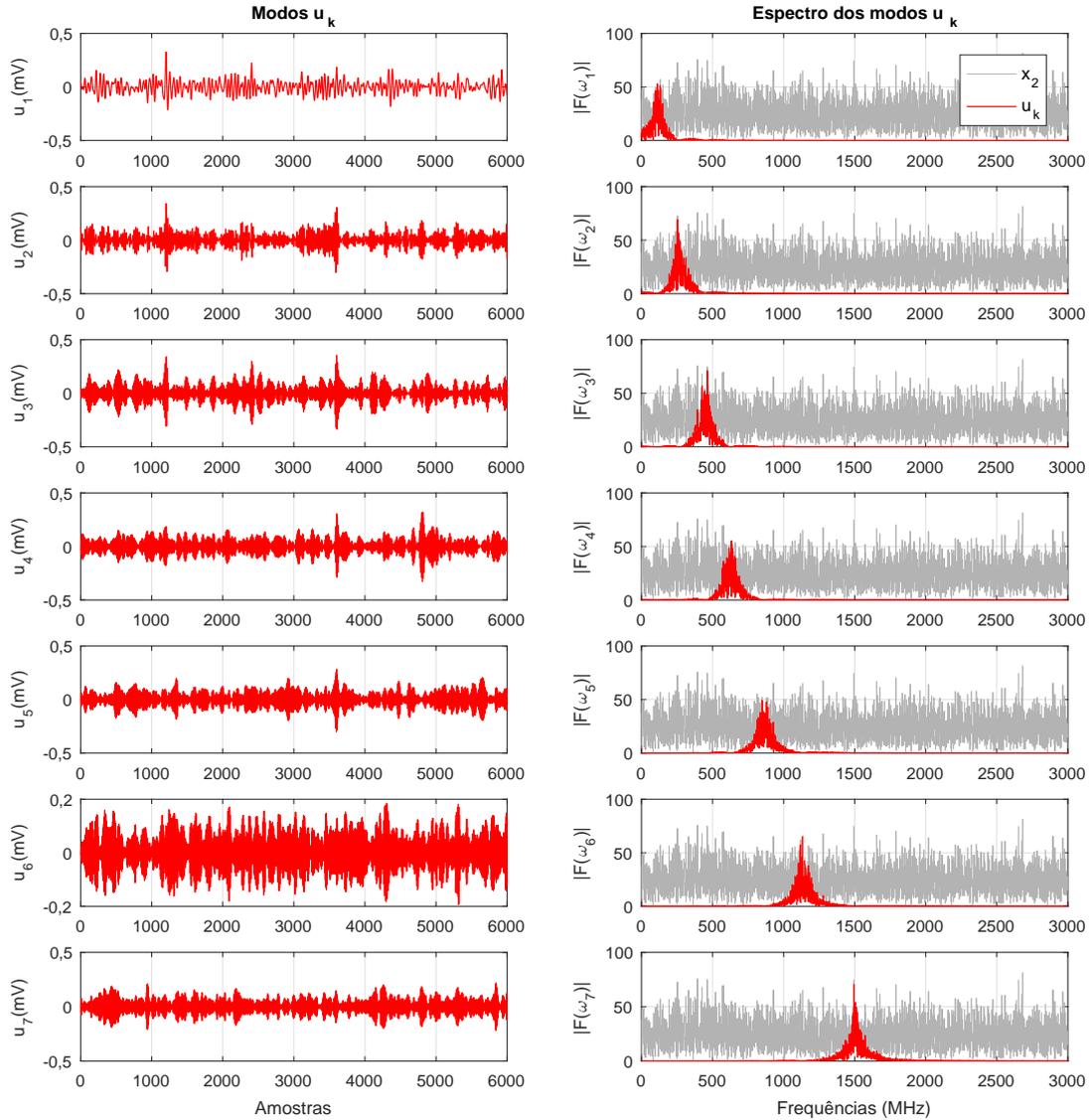
Com isso, uma análise dos modos desenvolvidos no processo da decomposição, mostrados na Figura 17, revela que quanto maior o número de modos na decomposição, mais componentes de ruído são inseridos nos modos finais. Com isso, a escolha dos modos mais relevantes do sinal deve ser guiada com base em algum critério, caso contrário a reconstrução do sinal ainda compreenderá informação de ruído.

A decomposição do sinal original (sem ruídos), vista na Figura 18, apresenta de forma clara a distribuição dos modos em relação às frequências encontradas na decomposição. Dessa forma, ao compará-la com a Figura 17, revelam-se alguns dos efeitos que os ruídos de natureza gaussiana, juntamente com os ruídos de quantização, geram nos sinais, ou seja, mostram deformidades e deslocamentos do espectro dos modos. A modelagem e estimação dos tipos de ruídos envolvidos na aquisição de sinais de DP, podem auxiliar no desenvolvimento de técnicas e metodologias adequadas para tratamento específico de ruídos.

Após a separação dos modos, cuja curtose atenda o critério, a reconstrução do sinal é obtida através da soma dos modos, em seguida, a filtragem continua e então, aplica-se a filtragem adaptativa LMS. Em seguida, o sinal obtido é decomposto novamente, agora pela transformada wavelet. Os coeficientes de detalhes, obtidos da transformada são limiarizados por meio do chamado limiar universal, e o sinal é reconstruído com base na wavelet mãe escolhida e com o uso dos coeficientes devidamente limiarizados. Assim, o resultado final desta etapa (sequência A) são os sinais filtrados apresentados na Figura 19.

Ainda na Figura 19, entende-se porque o resultado de SNR logo após a decomposição VMD não apresenta valor positivo (ver na Tabela 6), ainda é possível verificar muito ruído presente, porém com a preservação dos principais pulsos do sinal, que são prontamente resgatados na sequência das filtragens, resultando na reconstrução de todos os quatro pulsos esperados do

Figura 17 – Modos resultantes da filtragem VMD sobre o sinal x_2 , com os parâmetros $K = 7$, $\alpha = 10000$ e considerando $curtose = 0$.



Fonte: Produzida pela autora.

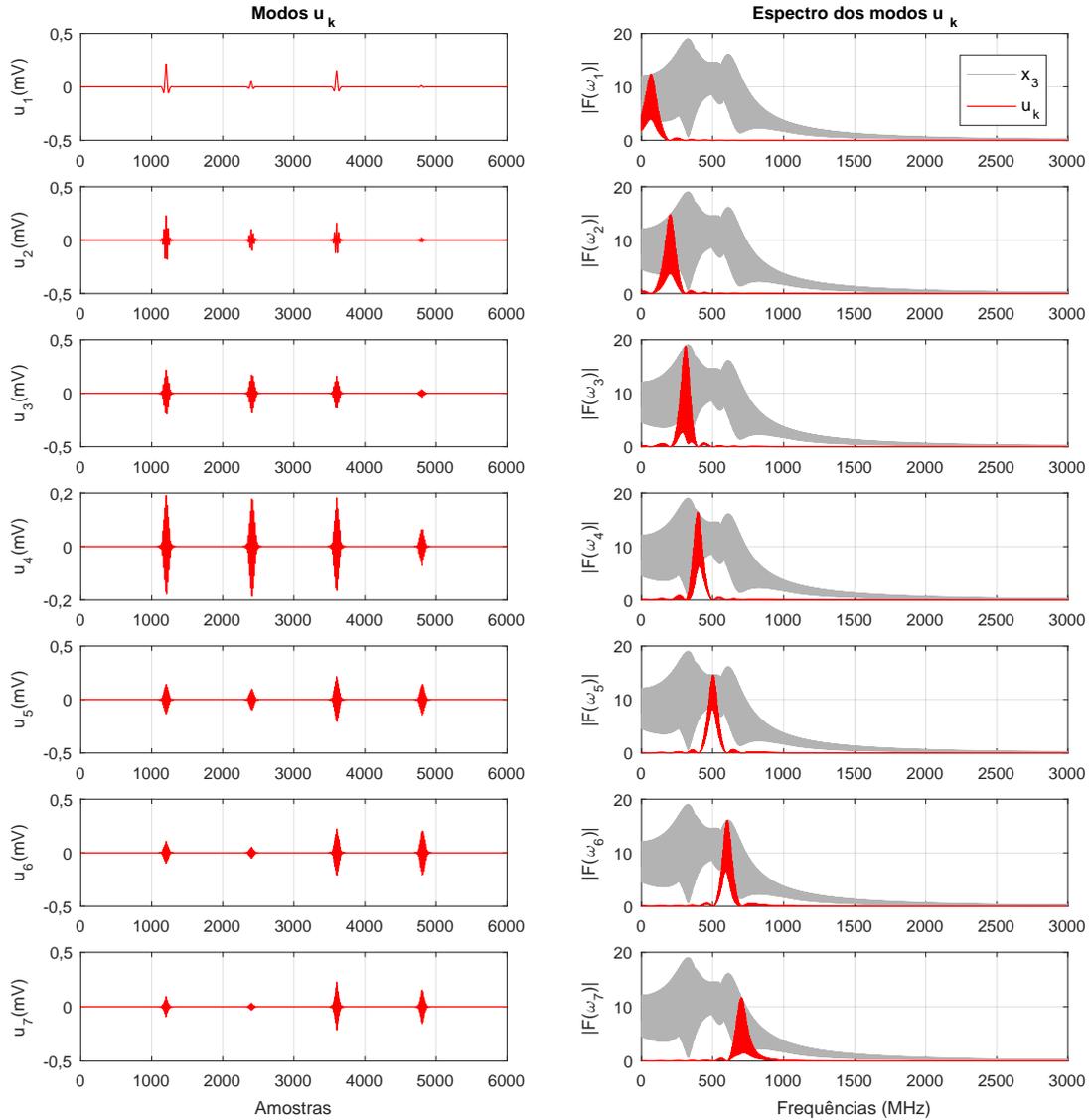
sinal original.

Quando observam-se as demais métricas calculadas, como por exemplo, na Tabela 8, onde tem-se os valores da raiz do erro médio quadrático (RMSE) entre as amostras do sinal original e as amostras filtradas obtidas da sequência de filtragem **A** – sem utilizar o critério de curtose para separação do ruído. Nota-se que o valor obtido nesta métrica é menor do que nas demais sequências **B** e **C**.

O erro apresenta-se menor ainda quando utiliza-se o critério de curtose, realizando uma etapa de seleção dos modos como visto na Tabela 9, reforçando os resultados obtidos em termos da relação sinal-ruído averiguada na Tabela 6.

A Tabela 9 corrobora com os resultados obtidos no desenvolvimento da pesquisa, princi-

Figura 18 – Modos resultantes da filtragem VMD do sinal de referência, com os parâmetros $K = 7, \alpha = 10000$ e considerando $curtose = 0$.



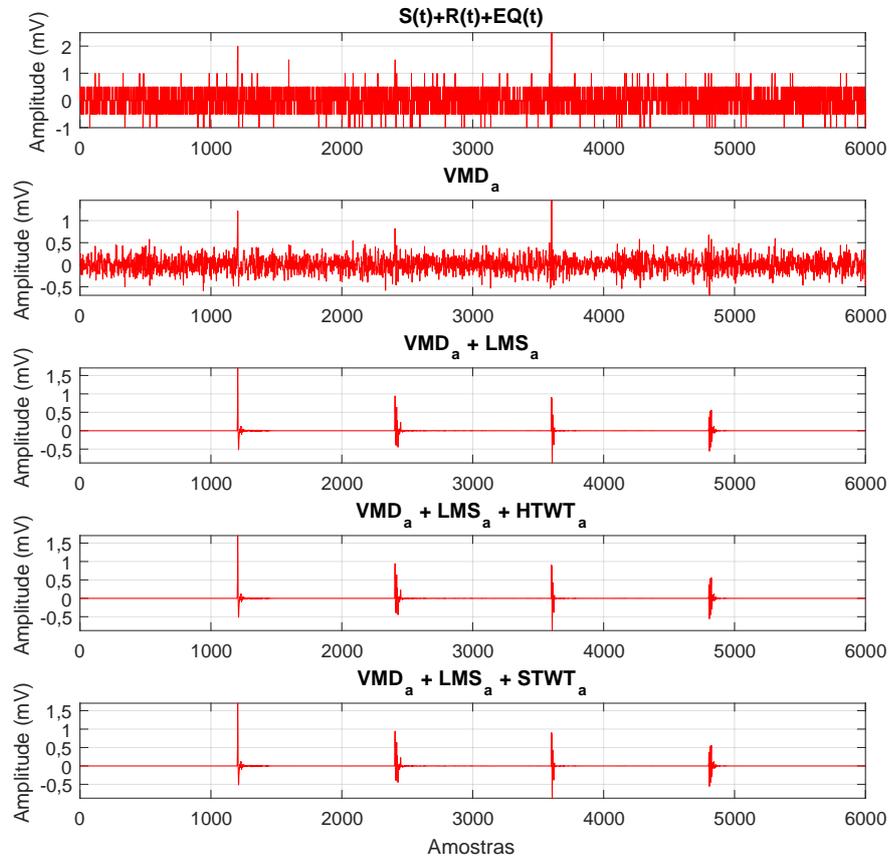
Fonte: Produzida pela autora.

palmente reforçando a hipótese de que uma parametrização adequada da decomposição variacional de modos, leva à redução do erro médio quadrático entre as amostras de sinal filtrado e a referência.

A avaliação dos valores de RMSE, das Sequências **B** e **C** apresentados na Tabela 10, demonstra que estas sequências tiveram resultado mais distanciado do sinal de referência do que a sequência **A**, mesmo sem considerar-se o critério de curtose, ou seja, comparando com o pior cenário de resultado obtido com VMD.

Então, mesmo sem a parametrização adequada, os resultados obtidos apenas com a aplicação da decomposição variacional de modos, são razoáveis e revelam o potencial desta técnica para filtragem direta de sinais brutos de DP, que possuem muito ruído com amplitude na

Figura 19 – Reconstrução do sinal de entrada x_2 , a partir dos parâmetros $K = 7$, $\alpha = 10000$ e considerando $curtose > 3$.



Fonte: Produzida pela autora.

Tabela 8 – RMSE do sinal x_2 filtrado na Sequência A, considerando $curtose > 0$.

RMSE Sequência A	Critério para reconstrução: modos com $Curtose > 0$					
	$\alpha = 2807$			$\alpha = 10000$		
	$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$	$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$
VMD	0,10161	0,15414	0,23576	0,087245	0,12173	0,17247
VMD+LMS	0,047692	0,044828	0,050206	0,049767	0,047701	0,041408
VMD+LMS+HTWT	0,047692	0,044827	0,050206	0,049767	0,047701	0,041407
VMD+LMS+STWT	0,047685	0,044779	0,050206	0,049757	0,047681	0,041362

Fonte: Produzida pela autora.

faixa de amplitude do sinal de DP. Assim, a análise do que é importante ser considerado no sinal para fins quantitativos pode ser beneficiada pela utilização da sequência que tiver a aplicação de VMD agregada.

Tabela 9 – RMSE do sinal x_2 filtrado na Sequência **A**, considerando $curtose > 3$.

RMSE Sequência A	Critério para reconstrução: modos com $Curtose > 3$					
	$\alpha = 2807$			$\alpha = 10000$		
	$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$	$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$
VMD	0,10161	0,12586	0,21647	0,087245	0,12173	0,15821
VMD+LMS	0,047692	0,041816	0,049161	0,049767	0,047701	0,040079
VMD+LMS+HTWT	0,047692	0,041815	0,049161	0,049767	0,047701	0,040079
VMD+LMS+STWT	0,047685	0,041786	0,049161	0,049757	0,047681	0,040060

Fonte: Produzida pela autora.

Tabela 10 – RMSE do sinal x_2 filtrado nas Sequências **B** e **C**.

RMSE	LMS	HTWT	STWT
Sequência B	-	0,058899	0,059695
Sequência C	0,05208	0,05208	0,05208

Fonte: Produzida pela autora.

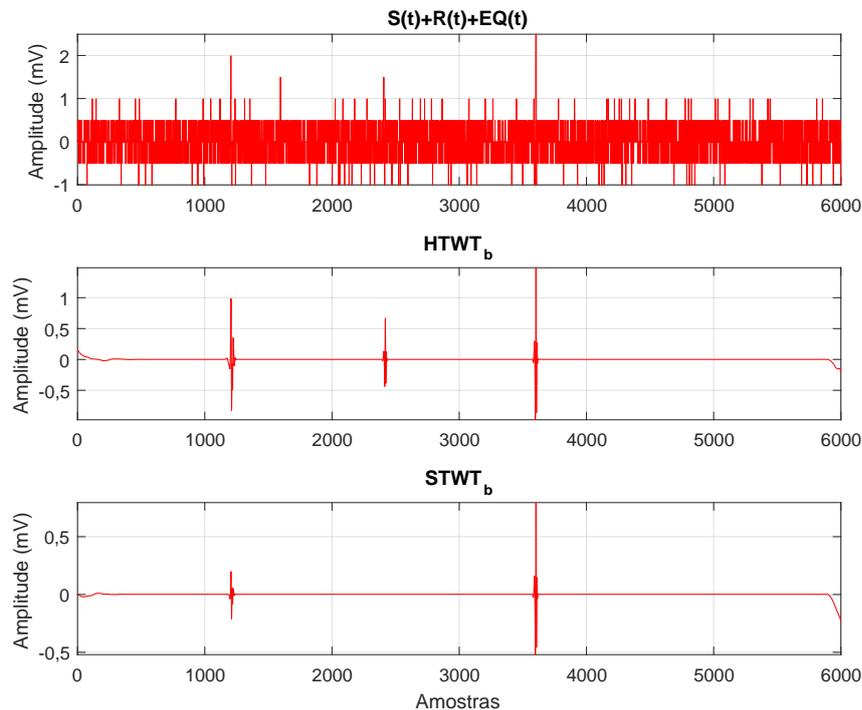
4.1.3 Influência da ordem de aplicação das filtragens

A ordem de aplicação das filtragens apresenta resultados muito promissores quando incorpora o método VMD precedendo a utilização de métodos tradicionais de *denoising*, como é o caso dos demais métodos aplicados. Neste trabalho, avaliou-se como satisfatória a ordem de filtragem com a melhor combinação de métricas de desempenho, como é o caso do método **A**. O resultado da aplicação do método **B**, pode ser visto na Figura 20, na qual a filtragem obtida teve como resultado a remoção de três pulsos do sinal.

A sequência **C** de aplicação de filtragens, mostrada na Figura 21, não exclui nenhum pulso do sinal ruidoso, por isso o resultado da SNR, visto na Tabela 7 é melhor para essa sequência do que para a sequência **B**. Com resultados melhores sendo repetidos nas demais métricas calculadas, como na Tabela 10, na qual o valor de RMSE também é menor do que na sequência **B**.

As combinações de filtragens, método **B** e **C**, apresentam resultados inferiores, porém estes métodos permaneceram com a mesma parametrização inicial, o que influencia significativamente nos resultados. Contudo, os valores obtidos por esses métodos para SNR e RMSE nas Tabelas 8, 9 e 10, mostram-se inferiores à filtragem combinada de VMD+LMS, que são etapas iniciais do processo. Em termos de correlação, as amostras submetidas aos processos **B** e **C**, tem

Figura 20 – Aplicação do método B, sequência: HTWT e STWT.



Fonte: Produzido pela autora.

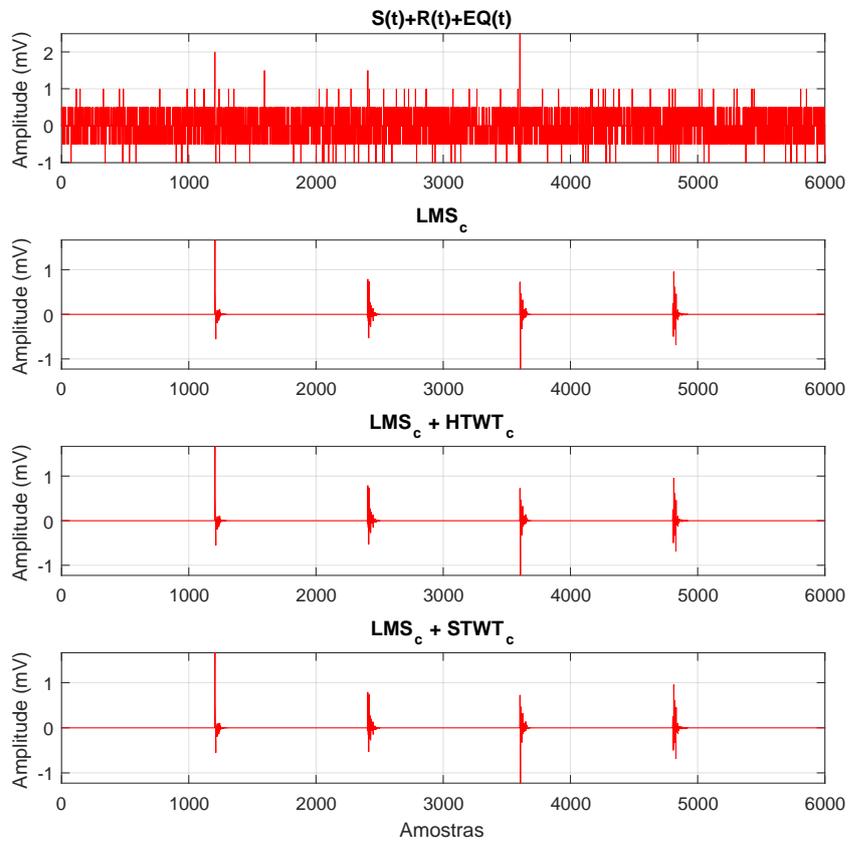
desvantagens devido a remoção pulsos no resultado final da filtragem..

Neste sentido, para um sinal com pulsos próximos da faixa de amplitude do ruído, os métodos de *denoising* baseados em *wavelet* e filtragem adaptativa LMS normalizada, mostraram-se menos eficientes, quando comparamos os cálculos de SNR, CC e RMSE. Embora o sinal filtrado ressaltasse alguns pulsos, o limiar aplicado excluiu o último pulso da sequência no sinal. Sendo assim, a correlação diminuiu entre as amostras do sinal filtrado e as amostras do sinal de referência, indicando que a filtragem não foi satisfatória, como mostram as Tabelas 11, 12 e 13.

A análise da correlação entre os sinais filtrados e a referência, é uma medida que ao se aproximar do valor de 1, significa que as variáveis em questão, estão fortemente correlacionadas entre si. Sendo assim, a medida da CC apresentada na Tabela 11, indica que a decomposição VMD, sem o auxílio de outra técnica para eliminação de ruído residual, possui correlação fraca com os dados de referência, porém com a sua implementação antes de uma etapa de filtragem adaptativa, colabora para que o resultado da filtragem LMS, alcance valores de correlação superiores quando comparados com a técnica adaptativa, também aplicada de forma isolada.

A Tabela 12, reforça que a utilização do critério de curtose, de fato colabora com a melhoria da filtragem obtida.

Figura 21 – Aplicação do método C, sequência: LMS+HTWT e LMS+STWT.



Fonte: Produzido pela autora.

Tabela 11 – CC do sinal x_2 filtrado na Sequência A, considerando $curtose > 0$.

CC Sequência A	Critério para reconstrução: modos com $Curtose > 0$					
	$\alpha = 2807$			$\alpha = 10000$		
	$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$	$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$
VMD	0,32033	0,29606	0,21748	0,26498	0,28944	0,29324
VMD+LMS	0,70701	0,76522	0,68919	0,67776	0,71618	0,79691
VMD+LMS+HTWT	0,70701	0,76523	0,68919	0,67776	0,71618	0,79692
VMD+LMS+STWT	0,70707	0,76545	0,68919	0,67785	0,71631	0,79913

Fonte: Produzida pela autora.

Tabela 12 – CC do sinal x_2 filtrado na Sequência A, considerando $curtose > 3$.

CC Sequência A	Critério para reconstrução: modos com $Curtose > 3$					
	$\alpha = 2807$			$\alpha = 10000$		
	$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$	$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$
VMD	0,32033	0,34906	0,23577	0,26498	0,28944	0,31459
VMD+LMS	0,70701	0,78236	0,71001	0,67776	0,71618	0,80613
VMD+LMS+HTWT	0,70701	0,78238	0,71001	0,67776	0,71618	0,80613
VMD+LMS+STWT	0,70707	0,78265	0,71001	0,67785	0,71631	0,80625

Fonte: Produzida pela autora.

Tabela 13 – CC do sinal x_2 filtrado nas Sequências B e C.

CC	LMS	HTWT	STWT
Sequência B	-	0,56458	0,46057
Sequência C	0,6569	0,6569	0,6569

Fonte: Produzida pela autora.

4.1.4 Influência do ruído de quantização

Neste trabalho, a influência do ruído de quantização é analisada com base na presença ou não deste tipo de ruído. Contudo, não foram experimentados níveis diferentes de ruído de quantização, apenas utilizou-se uma "nova quantização" do sinal que já continha ruído branco, considerando para a mesma amostragem, um arredondamento da diferença entre os níveis de amplitude do sinal para um valor de 0,5 unidade. Sendo assim, o sinal x_2 representou um sinal com erro de quantização similar aos sinais experimentais de DP, obtidos para esta análise. Diante da metodologia apresentada, observa-se que o desempenho esperado é a identificação dos pulsos de pequena amplitude que estão próximos da faixa de amplitude dos ruídos do sinal. Na Figura 19, o quarto pulso do sinal tem amplitude baixa em relação ao primeiro e terceiro pulsos, mas sendo reconstruído no sinal filtrado final, que possui a combinação de métricas com boa avaliação. O erro de quantização apresentado no sinal x_2 , é responsável pela diminuição da SNR do sinal.

4.2 Sinal real de DP

Nesta seção, são apresentados os resultados das metodologias de filtragem aplicadas aos sinais reais de DP. A importância da metodologia de pré-processamento desenvolvida por (ROMANO et al., 2024), é expressa na facilidade de manuseio dos dados para filtragem. A

função utilizada para aplicar a técnica VMD, realiza um procedimento de extensão do sinal para que não sejam perdidos os dados contidos no início e no final da amostra. Essa extensão é realizada a partir do espelhamento do sinal, que consiste em duplicar metade do sinal invertido e acrescentá-lo, no início e no final do vetor de amostras. Dessa forma, a utilização de dados com 10M de pontos nesta técnica, se torna impraticável. Portanto, a análise em subjanelas do sinal se torna tão importante.

4.2.1 Variando os parâmetros da Decomposição Variacional de Modos

Para os sinais experimentais de DP, foram utilizados os mesmos valores de variação dos parâmetros, exceto pela utilização de mais um valor de critério para determinar os modos que serão somados: $critério = 8$. Com isso, obteve-se a decomposição das subjanelas do sinal de DP, com base na variação de critérios estabelecidos na análise anterior para o sinal simulado.

A avaliação do processo de filtragem em sinais reais é limitada, devido à impossibilidade de reproduzir os sinais de estudo sem ruídos para serem utilizados como referências. Diante disso, a avaliação das etapas de filtragem dos sinais reais, vai utilizar o conceito de taxa de redução de ruído, juntamente com a verificação visual do resultado da filtragem.

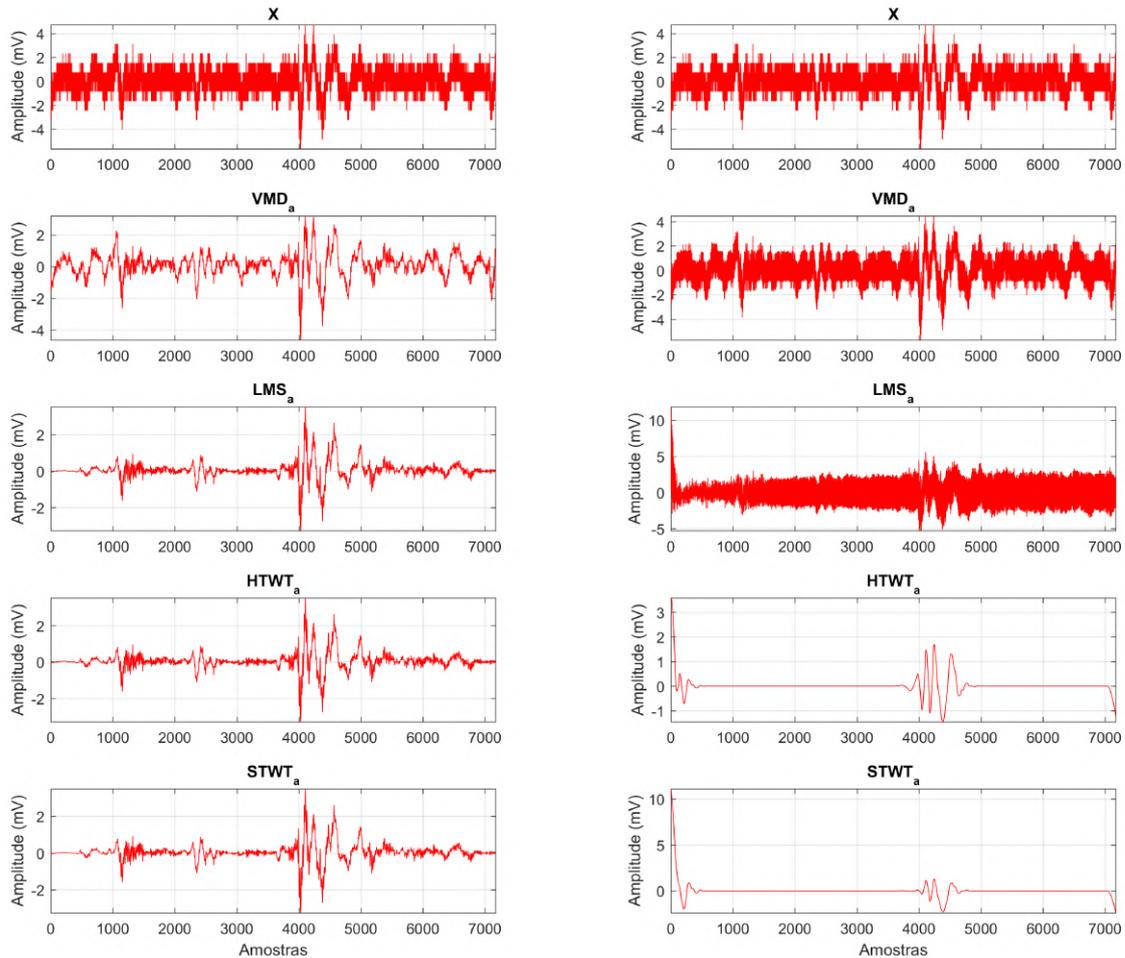
4.2.2 Mudando a exigência da reconstrução.

Na Figura 22, observa-se que variação do parâmetro α , produz influência sobre a quantidade de ruído que será incorporada na reconstrução do sinal, que pode ser entendida como uma exigência maior ou não, da reconstrução final do sinal. Uma vez que o objetivo da decomposição é reproduzir o sinal inicial com diferença mínima, então ao utilizar a VMD com o objetivo de realizar a filtragem do sinal, é preciso ajustar os parâmetros para que a exigência da reconstrução não seja alta, assim o parâmetro α é ajustado de acordo com nível de ruídos que o sinal contém e que precisam ser reduzidos.

Na Figura 22(b), verifica-se que o resultado do VMD, sem a consideração correta sobre α , e sem considerar critérios de curtose sobre os modos, produziu uma saída muito parecida com o sinal de entrada. E o resultado na sequência, com a filtragem LMS normalizada, não foi satisfatória, o que contribuiu negativamente nas filtrações usando *wavelet* com limiarização, que também produziram resultados finais muito distorcidos para o método **A**, neste caso.

Na Figura 23, observam-se os resultados dos métodos **B** e **C** para o sinal real. Na Figura 23(a), a utilização da filtragem com *wavelet*, proporcionou um resultado melhor do que no método **A**, porém com pouca fidelidade da forma de onda do sinal. Contudo, a utilização do limiar universal aplicado de maneira brusca (HTWT), revelou mais detalhes da forma de onda, porém houve uma redução significativa na amplitude do sinal.

A utilização do método **B** com limiar suave (STWT), resultou em atenuação da amplitude do sinal, além de exclusão de pulsos de menor amplitude, que ainda foram mantidos do sinal

Figura 22 – Comparando a variação de α para o sinal real.(a) $\alpha = 10000$, $K=7$, $curtose = 0$.(b) $\alpha = 2807$, $K=7$, $curtose = 0$.

Fonte: Produzida pela autora.

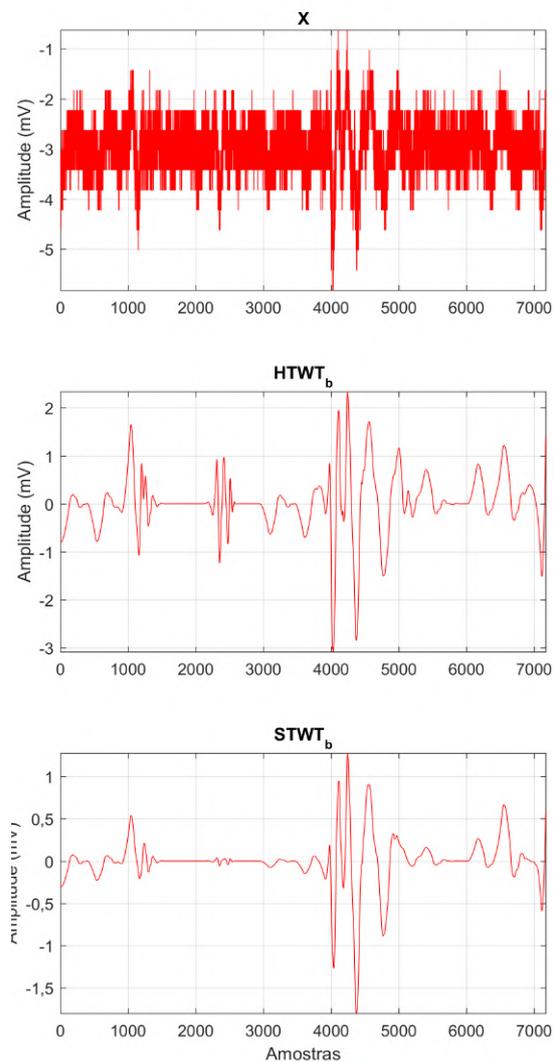
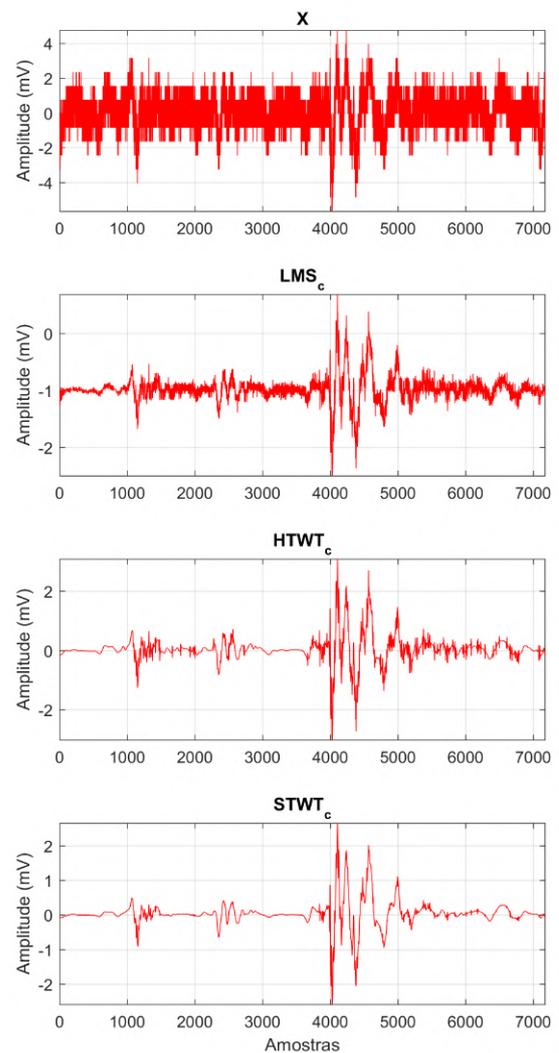
original na aplicação do limiar brusco (HTWT), como pode ser observado.

Na Figura 23(b), observa-se que apesar de possuir mais detalhes, a filtragem adaptativa atenua ainda mais a amplitude dos pulsos menores. Neste caso, o sinal filtrado não contaria com estes pulsos e se fosse realizado uma contagem dos pulsos, o número seria menor do que a quantidade real de pulsos contida no sinal.

4.2.3 Mudando o número de modos

Na Figura 24, verifica-se que ao aumentar o valor dos modos a serem considerados, o resultado é um sinal com mais ruídos devido a captura de modos com mais frequências do sinal, até as que não são tão relevantes. Desde que os modos atendam o critério de curtose estabelecido, eles participarão da reconstrução do sinal, e o resultado é visto com mais ruído.

Ainda na Figura 24, verifica-se que não há necessidade de usar um número de grande de

Figura 23 – Resultado dos métodos **B** e **C**, para o sinal real.(a) Método **B**.(b) Método **C**.

Fonte: Produzida pela autora.

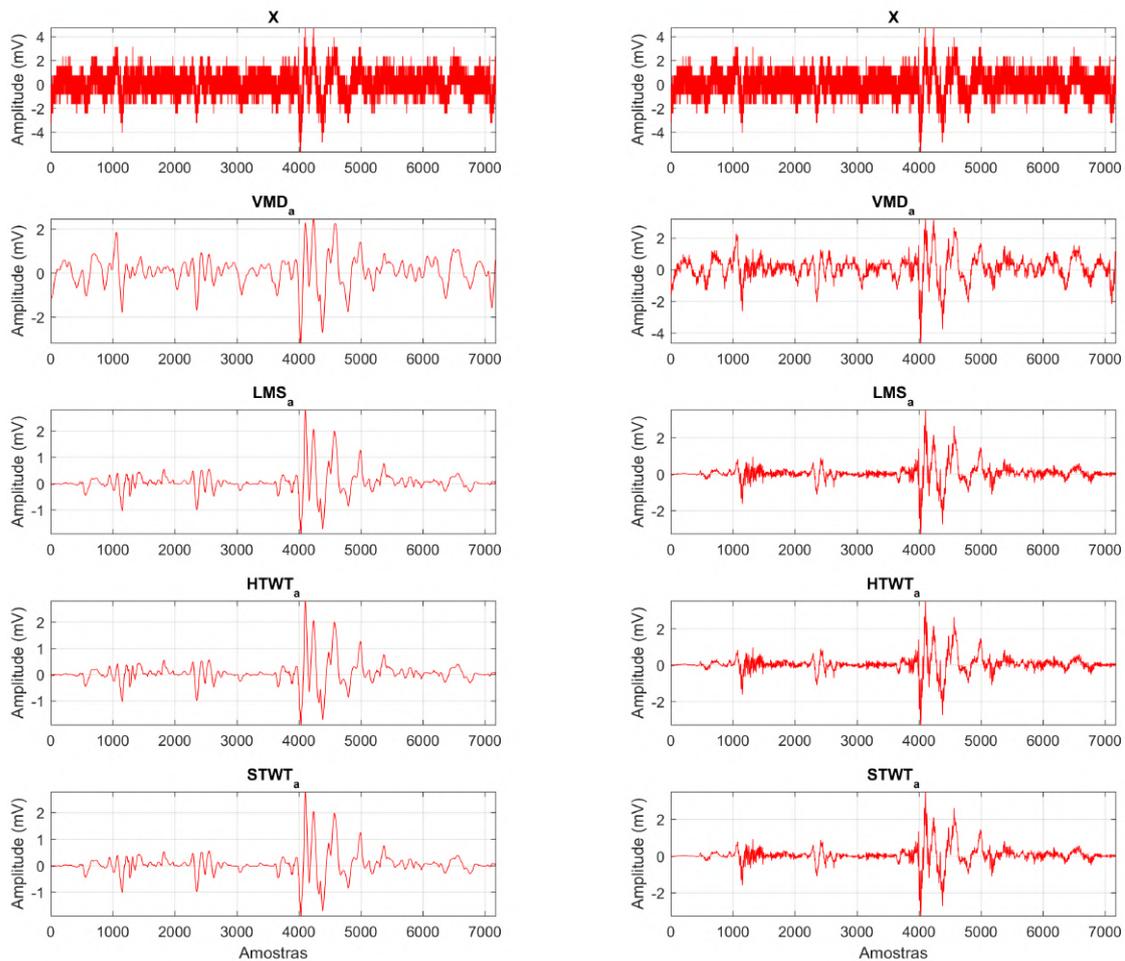
modos para obter resultados favoráveis, com uma boa delimitação da forma de onda do sinal, pois o estabelecimento do critério de α , para o caso do sinais de DP, pode ser uma variável mais relevante e que combinado com um número de modos reduzido pode chegar ao resultado esperado e com menos processamento.

4.2.4 Influência do critério de curtose

A variação dos parâmetros, trazem efeitos diversos sobre as filtragens, como visto nas Figuras 25(a) e 25(b), nas quais são apresentados os resultados gráficos da variação do critério de curtose.

No caso mostrado na Figura 25(b), o sinal decomposto não é reconstruído, pois nenhum

Figura 24 – Comparando a variação de K para o sinal real.

(a) $\alpha = 10000$, $K=1$, *curtose* =3.(b) $\alpha = 10000$, $K=7$, *curtose* =3.

Fonte: Produzida pela autora.

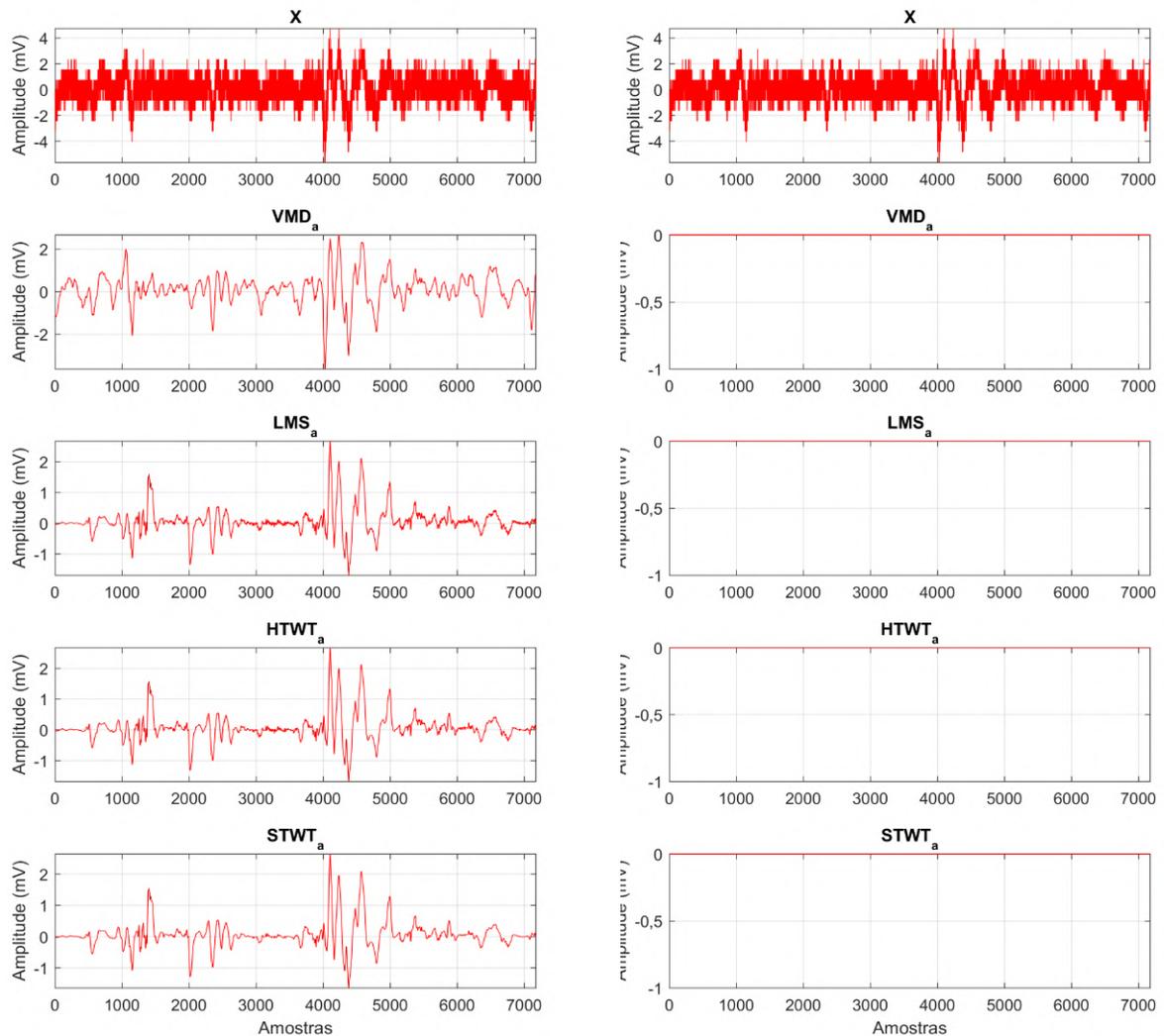
modo apresenta curtose com valor maior do que o critério estabelecido. Na Figura 25(a), observa-se que a utilização de um critério adequado reproduz um resultado razoável de filtragem para o método **A**, na qual é possível perceber a manutenção das sinuosidades do sinal, mesmo quando a amplitude do sinal se encontra com amplitude próxima à do ruído.

4.2.5 Influência da ordem de aplicação das técnicas

Como esperado, com a variação dos parâmetros da decomposição variacional de modos, foi possível obter resultados mais próximos das características da forma de onda dos pulsos, como podem ser vistos na Figura 26, na qual os resultados finais de aplicação da sequência **A** considerando apenas a variação de α , um modo dominante e critério de curtose igual a 3, para reconstrução do sinal.

A ordem de aplicação das técnicas resulta em diferentes abordagens. Com o método

Figura 25 – Resultado final do processo de filtragem considerando:

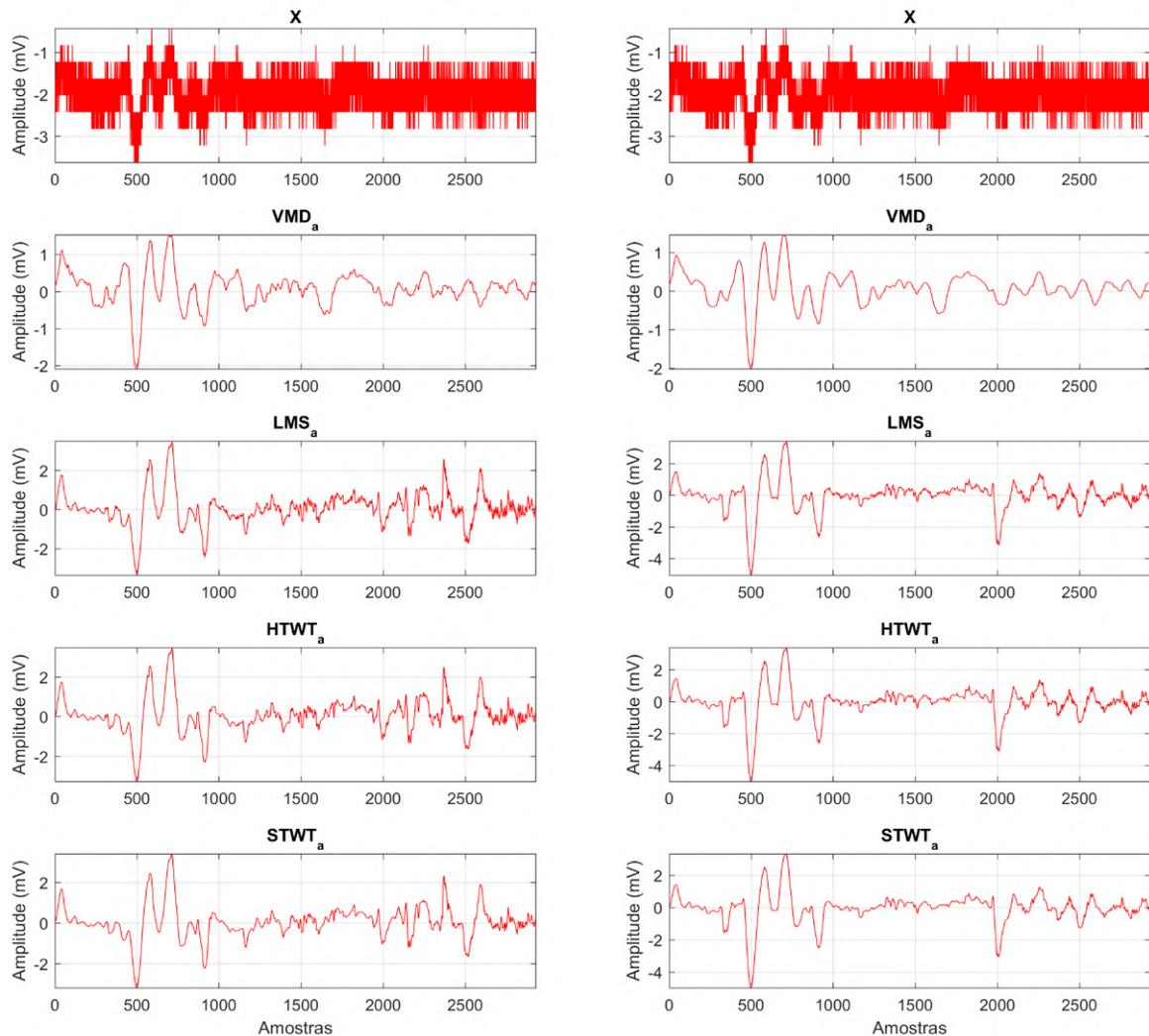
(a) $\alpha = 2807$, $K=1$, *curtose* =3.(b) $\alpha = 2807$, $K=1$, *curtose* =8.

Fonte: Produzida pela autora.

B, a reconstrução do sinal depende da melhor escolha de família *wavelet* para que o sinal reconstruído seja mais próximo do sinal requerido. Como observado nas Figuras 27(a) e 27(b), pulsos pequenos são desprezados e com isso, parte do sinal perdida.

Ainda na Figura 27(b), verificam-se deformações e omissões de partes do sinal que podem ser importantes para a análise posterior de extração de características. Esse resultado ressalta a importância da utilização de uma técnica que minimize estes efeitos indesejáveis. Quando estes resultados são comparados com as demais sequências aplicadas nesta pesquisa, verifica-se que esta abordagem variacional sobre os sinais de DP, pode ser melhorada e adaptada para que se otimizem os resultados já encontrados pela sua utilização na sequência **A**.

Figura 26 – Resultado da sequência A de filtragem de uma subjanela, considerando:

(a) $\alpha = 2807$, $K=1$, $curtose = 3$.(b) $\alpha = 10000$, $K = 1$, $curtose = 3$.

Fonte: Produzida pela autora.

4.2.6 Analisando a taxa de redução de ruído (NRR).

A Tabela 14, apresenta os resultados da taxa de redução de ruídos após a filtragem dos sinais reais com a variação dos parâmetros da VMD. Alguns valores apresentados parecem estar fora da faixa de valores esperados para NRR.

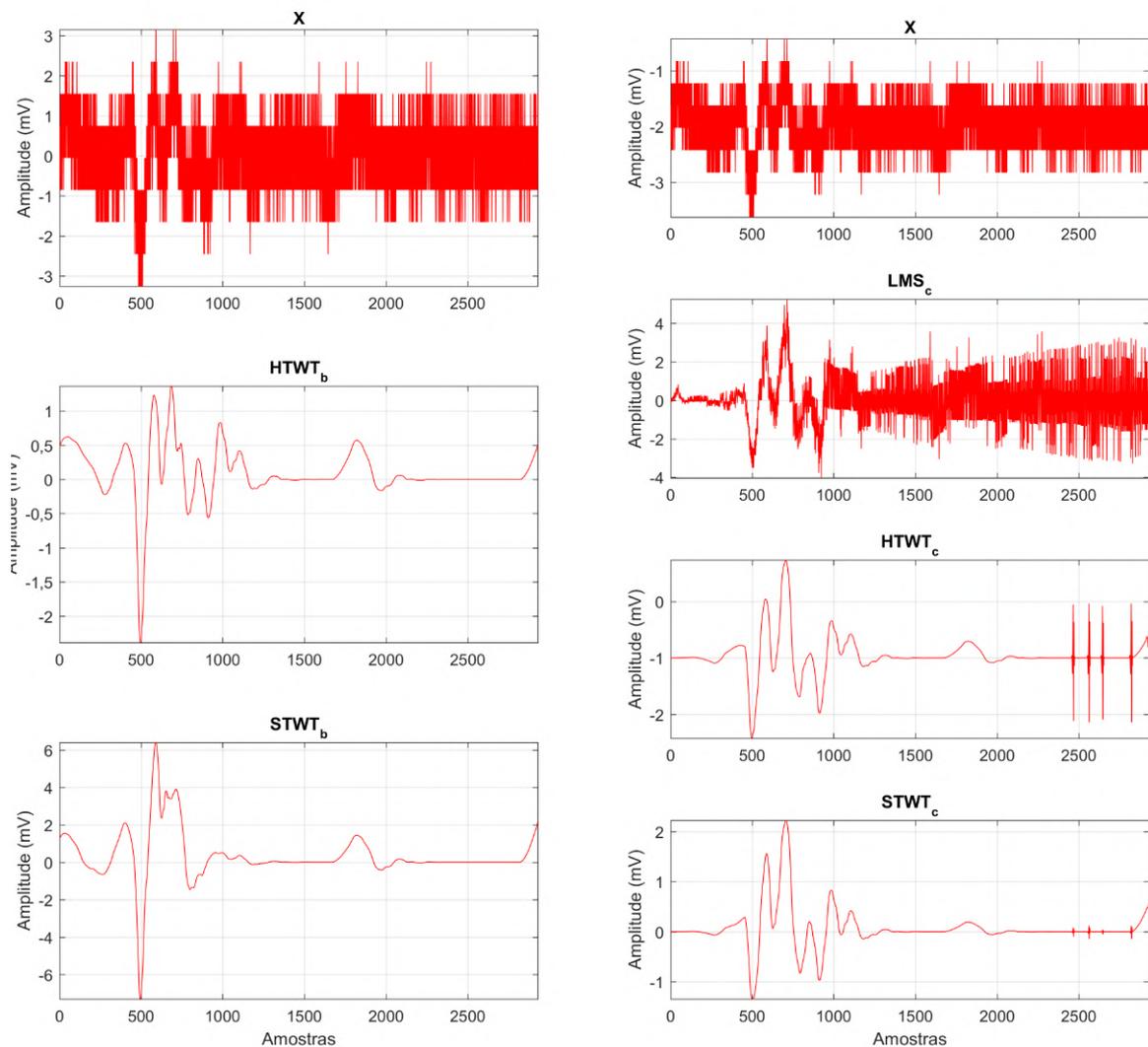
Analisando-se o resultado da decomposição e reconstrução da subjanelas que apresentaram este resultado, estes valores discrepantes significam que a decomposição da subjanela teve como produto modos que não apresentaram valores de curtose maior que o critério estabelecido. Nesta etapa de filtragem, o valor de $curtose > 8$, foi testado juntamente com as demais variações realizadas anteriormente.

Ainda sobre a Tabela 14, pode-se destacar que o resultado da taxa de redução de ruído para a etapa de filtragem com VMD, parece ter pouca vantagem

Figura 27 – Resultado final do processo de filtragem de uma subjanela, considerando:

(a) Sequência B.

(b) Sequência C.



Fonte: Produzida pela autora.

No pré-processamento dos sinais, o valor de curtose foi utilizado como critério para selecionar as subjanelas que continham sinais de DP ou não. Então, alguns sinais de DP reais, possuem valor de curtose muito elevado, fazendo com que essa característica possa ser utilizada para estimação da contagem de pulsos.

No cenário em que os pulsos identificados e selecionados por esse critério estiveram perto desse limiar, a decomposição demonstra ter um efeito de atenuação, de alguma forma, sobre esta característica.

Com isso, o critério de $curtose = 8$, estabelecido para análise de sinais de DP submetidos à um pré-processamento, não apresentou um bom resultado de fato na etapa de reconstrução de sinais pelo método VMD. Sendo assim, o resultado elevado de NRR é devido ao erro no cálculo do desvio padrão do sinal filtrado, que não foi gerado.

Tabela 14 – NRR do resultado da filtragem de sinal experimental de DP na Sequência A, pela técnica VMD.

NRR		$\alpha = 2807$			$\alpha = 10000$		
VMD		$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$	$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$
1	c = 0	1,9747	0,3566	0,3101	4,1318	0,4351	0,3477
	c = 3	1,9747	2,6705	2,5549	110,0005	2,7676	2,5801
	c = 8	1,9747	8,757	9,2784	110,0005	8,6169	22,2699
2	c = 0	1,8404	0,9091	0,1002	2,3544	0,9809	0,9193
	c = 3	1,8404	0,9091	0,8493	2,3544	0,9809	0,9193
	c = 8	1,8404	2,1041	21,4796	2,3544	2,1719	6,4836
3	c = 0	2,7155	1,0048	0,1121	4,2292	1,1041	0,9966
	c = 3	2,7155	1,0048	0,934	4,2292	1,1041	0,9966
	c = 8	2,7155	3,7723	9,9427	103,2464	3,8714	11,3365
4	c = 0	2,5099	0,7292	0,0906	3,4011	0,8048	0,7344
	c = 3	2,5099	4,0159	3,8784	104,8318	4,117	3,9311
	c = 8	104,8318	104,8318	13,5576	104,8318	104,8318	17,14

Fonte: Produzida pela autora.

Pode-se destacar que na reconstrução do sinal, a análise de curtose do modo é essencial, pois a escolha do critério errado pode desencadear os resultados errôneos vistos na Tabela 14, onde observam-se valores discrepantes em algumas combinações de parâmetros, mas principalmente, devido à escolha do valor 8 como critério de curtose.

Embora sejam encontrados valores discrepantes na Tabela 14, ao final do processo, de fato a aplicação do método A, reproduz com maior precisão a forma de onda do sinal original. Como apresentado nas Figuras 27 e 26, é possível identificar que as reconstruções de sinais com VMD se assemelham mais ao sinal de DP.

Na Tabela 15, os resultados mostram que a etapa de filtragem adaptativa LMS antes da filtragem *wavelet*, possui melhores índices. Então, a filtragem de sinais reais de descargas parciais usando a família *Daubechies* 4 em 7 níveis de decomposição, podem prejudicar uma análise em busca de caracterização dos sinais de DP, visto que apresenta muitas distorções da forma de onda do sinal.

Considera-se que a utilização da metodologia *wavelet*, precisa de uma etapa anterior de filtragem, para que se obtenham resultados mais plausíveis, garantindo a manutenção das características dos pulsos de DP.

A metodologia que apresentou os melhores resultados foi a que utilizou como etapa inicial de filtragem, a decomposição variacional de modos. Porém, o ajuste dos parâmetros do

Tabela 15 – NRR do resultado da filtragem de sinal experimental de DP nas Sequências B e C.

NRR Subjanela	Sequência	LMS	HTWT	STWT
	C	6,4846	6,497	6,7521
2	B	-	1,1217	3,6319
	C	3,6667	3,8109	4,4748
3	B	-	1,4351	4,1911
	C	2,169	2,2682	2,8704
4	B	-	1,0395	3,7998
	C	6,3514	6,3784	13,5576

Fonte: Produzida pela autora.

VMD são muito tênues, sendo necessário evoluir este aspecto para adaptar sua utilização de forma mais precisa na filtragem de sinais de DP.

Contudo, essa técnica apresenta grande potencial de utilização na área de Alta Tensão, uma vez que o estudo das formas de onda dos sinais de Descargas Parciais são essenciais.

Os resultados discrepantes encontrados na Tabela 16, mostram que o erro de considerar o valor de curtose alto, se propaga nas demais etapas de filtragem, porém não afeta o resultado final geral, no qual a abordagem variacional apresenta grande redução de ruídos e prevalência de características.

De modo semelhante, as Tabelas 17 e 18, apresentam os resultados finais da sequência A, finalizando a filtragem com a limiarização brusca e suave. Entre estas duas formas de análise de coeficientes *wavelet*, a limiarização suave apresentou melhores resultados para a mesma subjanela e parâmetros escolhidos. Contudo, a escolha dos parâmetros demonstra que a adequação da VMD para cada subjanela tem grande eficiência na reconstrução do sinal ao final do processo.

Com relação à variação dos parâmetros da VMD, adequações da filtragem adaptativa e da análise *wavelet*, tem-se que a etapa que possui maior custo computacional é a filtragem adaptativa. Esforços de atualização dos parâmetros para melhor resultado da VMD podem ser questionados, visto que a diferença entre essas variações teve como resultado pouca diferença nos valores obtidos.

Pode-se agregar uma otimização dos parâmetros para uma abordagem mais completa que escolha a extrapolação e nível de ruído contido no sinal.

Com isso, considera-se que a melhor abordagem em termos de parâmetros da VMD para sinais de DP é a extrapolação de α , abrindo mão da reconstituição fidedigna do sinal original,

Tabela 16 – NRR do resultado da filtragem de sinal experimental de DP na Sequência A, pela técnica LMS.

NRR		$\alpha = 2807$			$\alpha = 10000$		
		$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$	$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$
1	$c = 0$	13,8712	13,3529	12,5553	13,9985	14,1007	12,447
	$c = 3$	13,8712	15,694	15,8412	116,4851	15,4291	15,9672
	$c = 8$	13,8712	18,0194	16,2648	116,4851	17,8121	23,5035
2	$c = 0$	7,4436	7,3672	7,5182	8,2674	7,4544	7,381
	$c = 3$	7,4436	7,3672	7,177	8,2674	7,4544	7,381
	$c = 8$	7,4436	8,3284	18,01	8,2674	8,3551	8,6801
3	$c = 0$	3,8773	4,1724	4,3995	4,4141	4,3402	4,1284
	$c = 3$	3,8773	4,1724	4,1711	4,4141	4,3402	4,1284
	$c = 8$	3,8773	7,3422	6,859	105,4154	6,8708	8,3264
4	$c = 0$	10,7089	12,8472	12,6001	13,5608	13,1596	12,871
	$c = 3$	10,7089	16,422	14,3537	111,1832	16,9386	14,1668
	$c = 8$	111,1832	111,1832	15,399	111,1832	111,1832	14,2894

Fonte: Produzida pela autora.

para que a minimização ocorra reduzindo os ruídos existentes no sinal.

Salienta-se que esta abordagem tem grande contribuição para análise de pulsos que possuem pequena amplitude e se encontram próximos à faixa de amplitude do ruído encontrado no sinal. No entanto, isso não significa que pulsos de grande amplitude não sejam compatíveis com esta metodologia. Para pulsos, cujo nível de ruído está muito abaixo do valor de pico do sinal, o resultado da VMD é ainda mais expressivo.

Dessa forma, este capítulo se propôs a apresentar de forma detalhada os efeitos da variação dos parâmetros da VMD, da utilização de uma filtragem adaptativa e da metodologia *wavelet* em sinais experimentais de DP, avaliando-as não somente pelos valores das métricas medidas, mas também de acordo com a prevalência de características do sinal que podem ser visualizadas a priori e que podem também serem medidas com algoritmos específicos.

A etapa de extração de atributos do sinal de DP, a partir desta abordagem, levará a resultados mais concisos que podem contribuir significativamente na análise da condição de isolamento dos equipamentos de alta tensão.

Tabela 17 – NRR do resultado da filtragem de sinal experimental de DP na Sequência A, pela técnica HTWT.

NRR		$\alpha = 2807$			$\alpha = 10000$		
HTWT		$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$	$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$
1	$c = 0$	14,2801	13,763	12,9708	14,407	14,5098	12,8573
	$c = 3$	14,2801	16,1069	16,2603	116,8931	15,8411	16,38
	$c = 8$	14,2801	18,4345	16,7074	116,8931	18,2265	23,948
2	$c = 0$	8,7105	8,6336	8,8699	9,534	8,7206	8,6475
	$c = 3$	8,7105	8,6336	8,4436	9,534	8,7206	8,6475
	$c = 8$	8,7105	9,596	19,2914	9,534	9,6217	9,9467
3	$c = 0$	5,412	5,7073	6,0815	5,9495	5,8772	5,6632
	$c = 3$	5,412	5,7073	5,7087	5,9495	5,8772	5,6632
	$c = 8$	5,412	8,8798	8,3979	106,9497	8,4079	9,8684
4	$c = 0$	11,7759	13,918	13,6986	14,6285	14,2278	13,9416
	$c = 3$	11,7759	17,5054	15,4273	112,2497	18,012	15,2382
	$c = 8$	112,2497	112,2497	16,4686	112,2497	112,2497	15,3797

Fonte: Produzida pela autora.

Tabela 18 – NRR do resultado da filtragem de sinal experimental de DP na Sequência A, pela técnica STWT.

NRR		$\alpha = 2807$			$\alpha = 10000$		
STWT		$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$	$K = 1$	$K = 3$	$K = 7$
1	$c = 0$	16,2413	15,7714	15,0578	16,3446	16,4788	14,8682
	$c = 3$	16,2413	18,1291	18,3969	118,7888	17,8457	18,4095
	$c = 8$	16,2413	20,5051	19,1107	118,7888	20,2939	26,3211
2	$c = 0$	11,9351	11,847	12,5542	12,7549	11,9272	11,8622
	$c = 3$	11,9351	11,847	11,6656	12,7549	11,9272	11,8622
	$c = 8$	11,9351	12,8381	22,8445	12,7549	12,835	13,1612
3	$c = 0$	8,8156	9,1193	10,2373	9,3686	9,3439	9,0733
	$c = 3$	8,8156	9,1193	9,1934	9,3686	9,3439	9,0733
	$c = 8$	8,8156	12,3972	11,9535	110,3079	11,8905	13,4751
4	$c = 0$	14,9048	17,1474	17,1104	17,7743	17,3867	17,1689
	$c = 3$	14,9048	20,877	18,784	115,3336	21,2776	18,4788
	$c = 8$	115,3336	115,3336	19,7059	115,3336	115,3336	18,8399

Fonte: Produzida pela autora.

5 Conclusões

O objetivo deste estudo foi verificar a utilização de algumas técnicas de redução de ruído em sinais simulados e experimentais de DP, a fim de avaliar o desempenho de três metodologias de aplicação de filtragem, considerando técnicas e ordens de aplicação diferentes, mensurando a capacidade de atenuação dos ruídos em um sinal sintético de DP, para posteriormente aplicar a metodologia mais adequada na filtragem de sinais experimentais de DP, obtidos de medições com dispositivo HFCT em equipamentos de Alta Tensão.

Conclui-se deste estudo, que a utilização do método de Decomposição Variacional de Modos para os sinais de DP, colabora com a identificação de pulsos de menor amplitude, sendo uma ferramenta poderosa para etapa inicial do processo de redução de ruído a fim de identificar os pulsos de pequena amplitude que não são identificados quando se utilizam outros métodos, como a filtragem LMS e *wavelet*, aplicados diretamente no sinal bruto.

Como visto na decomposição espectral dos modos, as frequências sobrepostas indicam que quanto maior o número de modos, mais alta será a cobertura da faixa de frequências do sinal original, em contrapartida a definição de α , a partir do nível de ruído do sinal, ainda é uma incógnita, pois não se sabe a forma original do sinal de DP sem ruído e também necessita de uma estimativa de SNR que precisa ser correlacionada com este parâmetro de alguma forma, a qual ainda não é conhecida. Então, o estudo desta combinação pode levar à uma parametrização ótima para cada sinal de DP.

A determinação dos parâmetros adequados da decomposição VMD pode auxiliar a identificação de sinais de descargas parciais, mantendo as características da forma de onda do sinal original com mais precisão do que os outros métodos, porém na reconstrução do sinal sem ruído, é preciso definir adequadamente um valor de curtose para escolha dos modos que melhor representam o sinal de DP. Contudo, em comparação com o valor de curtose dos modos para o sinal sintético de referência a curtose dos modos do sinal ruidoso são muito menores, o que torna imprecisa a escolha do critério de curtose, resultando em uma reconstrução que não reduz significativamente os níveis de ruído, tornando necessária a utilização de um outro método para atenuação do ruído residual desta reconstrução com base num critério fixo de curtose.

A ordem de aplicação das filtragens se mostra mais efetiva na redução de ruídos quando precedida da aplicação do VMD (método A). Como visto no capítulo anterior, a metodologia tradicional, usando a Transformada Wavelet diretamente no sinal ruidoso (método B), exclui partes importantes do sinal como os pulsos de menor amplitude. No entanto, reduz significativamente o ruído residual isolando as formas de pulsos que não foram suprimidas na filtragem inicial do sinal bruto, contudo, devido a esta supressão de pulsos, a correlação com o sinal original é menor do que nos outros métodos avaliados. A utilização da filtragem LMS (método C), contribui na

preservação dos pulsos de pequena amplitude, no entanto, quando comparamos a correlação com o sinal de referência, verificamos que possui vantagem em relação ao método VMD – quando aplicado de forma isolada, porém na combinação apresenta correlação menor do que as demais metodologias.

Os resultados das filtragens com sinais sintéticos, são vistos também na aplicação em sinais reais. Dessa forma, o método **A**, que utilizou a decomposição variacional de modos mostrou-se uma técnica promissora para processamento dos dados de DP reais.

5.1 Considerações Finais

Diante dos resultados obtidos nesta pesquisa, pretende-se desenvolver mecanismos para utilização do método de forma otimizada, a partir da parametrização adequada do método VMD para sinais de DP, com o objetivo de identificar de forma mais precisa os pulsos de DP, que podem indicar o estágio inicial da atividade de DP e possibilitando a caracterização dos defeitos provocados por essas atividades em equipamentos de Alta Tensão.

5.2 Trabalhos Futuros

Esta pesquisa tem como possibilidade a realização de diversos trabalhos, tendo em vista a necessidade de utilização de sinais livres de ruídos, com preservação da forma de onda para estudos de caracterização de defeitos devido às atividades de DP nos equipamentos. Tendo isto em vista, como propostas para a continuidade deste estudo:

- Utilização de modelos de inteligência para identificar a parametrização adequada ao método VMD para sinais de DP.
- Estender este estudo na direção da extração das características dos pulsos de DP, após a filtragem pela metodologia **A**.
- Testar a combinação destas técnicas, avaliando-as para a extração de características dos pulsos de DP;
- Utilizar este estudo como base para implementar algoritmos que farão a identificação e padronização dos defeitos produzidos pelas atividades de DP.

Referências

ABNT NBR6940. *ABNT NBR6940 – Técnicas de ensaios elétricos de alta tensão – Medição de descargas parciais*. Rio de Janeiro: [s.n.], 2015. Citado 2 vezes nas páginas 4 e 7.

ARÊDES, B. A. R. *Técnicas de wavelet thresholding aplicadas no processo de denoising de imagens digitais*. Tese (Doutorado) — Dissertação Mestrado, Universidade Católica de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2009. Citado na página 14.

BOYA-LARA, C.; RIVERA-CABALLERO, O.; ARDILA-REY, J. A. A comparative study of denoising techniques for uhf signals from partial discharge. In: . [S.l.]: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022. p. 595–601. ISBN 9781665498432. Citado na página 3.

DHANDAPANI, R. et al. Enhanced partial discharge signal denoising using dispersion entropy optimized variational mode decomposition. *Entropy 2021, Vol. 23, Page 1567*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 23, p. 1567, 11 2021. ISSN 1099-4300. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1099-4300/23/12/1567/htmhttps://www.mdpi.com/1099-4300/23/12/1567>>. Citado 3 vezes nas páginas 3, 13 e 14.

DRAGOMIRETSKIY, K.; ZOSSO, D. Variational mode decomposition. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 62, p. 531–544, 2 2014. ISSN 1053587X. Citado 4 vezes nas páginas 3, 10, 19 e 20.

FABILA-CARRASCO, J. S.; TAN, C.; ESCUDERO, J. Dispersion entropy: A measure of irregularity for graph signals. 3 2023. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/2303.18079>>. Citado na página 12.

HAHN, S. L. Hilbert transforms in signal processing. (*No Title*), 1996. Citado na página 11.

HAYES, M. H. *Statistical Digital Signal Processing and Modeling*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 1996. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 15.

HUANG, N. E. et al. The empirical mode decomposition and the hubert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, Royal Society, v. 454, p. 903–995, 1998. ISSN 13645021. Citado 4 vezes nas páginas 3, 8, 9 e 10.

HUANG, Q. et al. A parameter-optimized variational mode decomposition method using salp swarm algorithm and its application to acoustic-based detection for internal defects of arc magnets. *AIP Advances*, v. 11, 6 2021. ISSN 2158-3226. Citado na página 4.

HUANGKUAN, X. et al. Equilibrium optimizer-based variational mode decomposition method for partial discharge denoising. In: . [S.l.]: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022. p. 1289–1294. ISBN 9781665489577. Citado na página 3.

IEC 60270. *IEC 60270 – High-voltage test techniques – Partial discharge measurements*. Switzerland: [s.n.], 2000. Citado 3 vezes nas páginas 2, 4 e 7.

KOZAKEVICIUS, A. de J.; BAYER, F. M. Filtragem de sinais via limiarização de coeficientes wavelet. *Ciência e Natura*, Universidade Federal de Santa Maria, v. 36, p. 37–51, 2014. Citado na página 14.

- KUFFEL, J.; KUFFEL, P. *High voltage engineering fundamentals*. [S.l.]: Elsevier, 2000. Citado na página 1.
- LI, S. et al. Partial discharge signal denoising method based on frequency spectrum clustering and local mean decomposition. *IET Science, Measurement and Technology*, John Wiley and Sons Inc, v. 14, p. 853–861, 12 2020. ISSN 17518822. Citado na página 3.
- MA, X.; ZHOU, C.; KEMP, I. J. Interpretation of wavelet analysis and its application in partial discharge detection. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 9, p. 446–457, 6 2002. ISSN 10709878. Citado 3 vezes nas páginas 3, 13 e 17.
- NDB Technologies. *HFCT60 sensor*. 2020. <<https://www.ndbtech.com/wp-content/uploads/2020/07/HFCT60ss.jpg>>. Acesso em: 07-06-2024. Citado na página 8.
- PAN, C.; TANG, J.; ZENG, F. Numerical modeling of partial discharge development process. In: _____. [S.l.]: IntechOpen, 2019. Citado na página 6.
- PUPALAIKIS, P.; LECROY, T. Understanding vertical resolution in oscilloscopes. *DesignCon, Santa Clara, CA, USA, Tech. Rep*, 2017. Citado 2 vezes nas páginas 2 e 26.
- RIOS, R. A.; MELLO, R. F. de. Applying empirical mode decomposition and mutual information to separate stochastic and deterministic influences embedded in signals. *Signal Processing*, v. 118, p. 159–176, 1 2016. ISSN 01651684. Citado na página 3.
- ROMANO, M. A. A. et al. *A novel method for online diagnostic analysis of partial discharge in instrument transformers and surge arresters from the correlation of HFCT and IEC methods*. 2024. Disponível em: <<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>>. Citado 4 vezes nas páginas 24, 25, 26 e 40.
- SATISH, L.; NAZNEEN, B. Wavelet-based denoising of partial discharge signals buried in excessive noise and interference. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, v. 10, p. 354–367, 4 2003. ISSN 1070-9878. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/1194122/>>. Citado 2 vezes nas páginas 3 e 13.
- SHARPLEY, R. C.; VATCHEV, V. Analysis of the intrinsic mode functions. *Constructive Approximation*, v. 24, p. 17–47, 4 2006. ISSN 01764276. Citado na página 3.
- TANSCHKEIT, R. *Detecção, separação e classificação de sinais de descargas parciais em isolamentos de alta tensão*. Tese (Doutorado) — PUC-Rio, 2019. Citado na página 7.
- UZUNOĞLU, C. P. A comparative study of empirical and variational mode decomposition on high voltage discharges. *Istanbul University - Journal of Electrical and Electronics Engineering*, Istanbul University, v. 18, p. 72–77, 2018. ISSN 13030914. Citado na página 3.
- WU, S. et al. A method for determining intrinsic mode function number in variational mode decomposition and its application to bearing vibration signal processing. *Shock and Vibration*, Hindawi Limited, v. 2020, 2020. ISSN 10709622. Citado 2 vezes nas páginas 3 e 15.
- WU, Z. et al. The denoising method for transformer partial discharge based on the whale vmd algorithm combined with adaptive filtering and wavelet thresholding. *Sensors*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI), v. 23, 10 2023. ISSN 14248220. Citado 3 vezes nas páginas 4, 15 e 19.

YANG, J. et al. A novel denoising method for partial discharge signal based on improved variational mode decomposition. *Energies*, v. 15, p. 8167, 11 2022. ISSN 1996-1073. Citado 2 vezes nas páginas 4 e 19.

ZHANG, A.-A. et al. Partial discharge pulse extraction algorithm based on kurtosis and time domain energy. *Dianzi Keji Daxue Xuebao/Journal of the University of Electronic Science and Technology of China*, v. 46, p. 559–564, 07 2017. Citado na página 12.

ZHONG, J. et al. An improved wavelet spectrum segmentation algorithm based on spectral kurtogram for denoising partial discharge signals. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., v. 70, 2021. ISSN 15579662. Citado na página 14.