

**UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS**

Alessandra Bortoletto Garbelotti Hoffmann

**O Diagnóstico de Transitórios Oscilatórios em Sistemas
de Distribuição de Média Tensão pelo uso da Morfologia
Matemática e da Busca por Correspondência**

São Carlos

2021

Alessandra Bortoletto Garbelotti Hoffmann

O Diagnóstico de Transitórios Oscilatórios em Sistemas de Distribuição de Média Tensão pelo uso da Morfologia Matemática e da Busca por Correspondência

Tese de Doutorado apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Ciências - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Sistemas Elétricos de Potência

Orientador: Prof. Assoc. Mário Oleskovicz

VERSÃO CORRIGIDA

São Carlos

2021

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Dr. Sérgio Rodrigues Fontes da
EESC/USP com os dados inseridos pelo(a) autor(a).

H699o Hoffmann, Alessandra Bortoletto Garbelotti
O diagnóstico de transitórios oscilatórios em sistemas de distribuição de média tensão pelo uso da morfologia matemática e da busca por correspondência / Alessandra Bortoletto Garbelotti Hoffmann; orientador Mário Oleskovicz. São Carlos, 2021.

Tese (Doutorado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Área de Concentração em Sistemas Elétricos de Potência -- Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, 2021.

1. Transitório oscilatório. 2. Sistemas de Distribuição de Média Tensão. 3. Matching Pursuit Algorithm. 4. Morfologia matemática. 5. Busca por correspondência. I. Título.

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidata: Bacharel **ALESSANDRA BORTOLETTO GARBELOTTI HOFFMANN**.

Título da tese: "O diagnóstico de transitórios oscilatórios em sistemas de distribuição de média tensão pelo uso da morfologia matemática e da busca por correspondência".

Data da defesa: 27/07/2021.

Comissão Julgadora

Resultado

Prof. Associado **Mario Oleskovicz**

(Orientador)

(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC-USP)

Aprovada

Prof. Dr. **Washington Luiz Araújo Neves**

(Universidade Federal de Campina Grande/UFCG)

Aprovada

Prof. Dr. **Marcelo Antonio Alves Lima**

(Universidade Federal de Juiz de Fora/UFJF)

Aprovada

Profa. Dra. **Fabiana Aparecida de Toledo Silva**

(Universidade Federal do ABC/UFABC)

Aprovada

Prof. Dr. **Ricardo Augusto Souza Fernandes**

(Universidade Federal de São Carlos/UFSCar)

Aprovada

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica:

Prof. Dr. **João Bosco Augusto London Junior**

Presidente da Comissão de Pós-Graduação:

Prof. Titular **Murilo Araujo Romero**

Esta tese é dedicada à meu amado esposo Guilherme,
aos meus pais Alceu (em memória) e Marci,
que com muito carinho sempre me apoiaram.

AGRADECIMENTOS

A Deus, pela oportunidade da vida e por todo amparo sempre recebido.

A parceria entre o Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia de São Carlos (EESC), da Universidade de São Paulo (USP), e a Fundação Parque Tecnológico de Itaipu (FPTI) pela realização e oportunidade oferecida a comunidade acadêmica por meio do Doutorado Interinstitucional (DINTER).

Aos professores do Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação (EESC/USP) que atuaram no DINTER, bem como aos demais colaboradores desta Instituição de Ensino Superior.

Ao professor e orientador Mário Oleskovicz, pelo profissionalismo, competência, e dedicação tão importantes. Obrigada por acreditar em mim, aos incentivos e caminhos apontados. A condução das reuniões quinzenais e a formação do grupo de estudos com o André, Carlos e Liz, os quais foram primordiais para meu aprendizado e, para o desenvolvimento dos trabalhos que derivaram deste principal. Muito obrigado!

A infraestrutura disponibilizada pelo Laboratório de Sistemas de Energia Elétrica (LSEE) e seus professores e colaboradores.

Meus sinceros agradecimentos ao amigo que fiz no laboratório, Carlos H. Beuter. Desde o início me incentivou na busca da pesquisa, questionamentos constantes, que me forçaram a buscar as respostas e o entendimento mais aprofundado. Pelas leituras, verificações e apontamentos nos códigos desenvolvidos e pelas ideias agregadas. Gratidão.

A engenheira Ana Paula, sempre acolhedora com seus quitutes e incentivo para os grupos de estudo. A matemática Mariana, sempre com suas deduções. A professora Aline pela didática no ensino dos cálculos. A física Jéssica, pelas contribuições nos estudos. Ao bom humor constante da engenheira Jéssica. Cada apoio recebido foi sem dúvida importante durante as disciplinas cursadas.

Em especial, a Liz, pela companhia nas viagens para São Carlos, esperas em aeroportos e rodoviárias. As reuniões e compartilhamento das ideias junto ao nosso orientador professor Mário ficarão sem dúvida em minhas lembranças. Uma verdadeira amiga, para toda a hora.

Meus sinceros agradecimentos àqueles que me encorajaram incondicionalmente, que compartilharam os altos e baixos. Minha amada família!

*“Crê em ti mesmo, age e verá os resultados.
Quando te esforças, a vida se esforça para te ajudar.”
Chico Xavier*

RESUMO

HOFFMANN, A.B.G. **O Diagnóstico de Transitórios Oscilatórios em Sistemas de Distribuição de Média Tensão pelo uso da Morfologia Matemática e da Busca por Correspondência.** 2021. 112p. Tese (Doutorado) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2021.

O objetivo desta pesquisa, no contexto da Qualidade da Energia Elétrica (QEE), é o diagnóstico e a classificação dos Transitórios Oscilatórios (TOs) provocados pelo chaveamento de cargas específicas nos sistemas elétricos de potência. Apesar de o transitório ocorrer em um período de curta duração, este tem grande importância devido a sua duração, amplitude e frequências manifestadas, sendo possível a sua observação via as tensões e/ou correntes trifásicas registradas nos Sistemas de Distribuição de Média Tensão (SDMTs). Os chaveamentos considerados como fontes para os TOs foram: da energização de linhas e de bancos de capacitores. Uma análise comparativa do tempo de processamento e do erro médio na detecção, ao utilizar as técnicas *Notch Filter*, transformada *Wavelet* e Morfologia Matemática (MM) para identificar o início dos TOs em sinais sintéticos foi realizada, com e sem a presença de ruídos. Com o uso de equações analíticas foi elaborada uma base de dados sintética de TOs formando desta forma um dicionário utilizado para extração dos parâmetros. Para a detecção da descontinuidade do sinal a técnica da MM apresentou melhores resultados, e com a aplicação de um algoritmo de busca por correspondência, ou *Matching Pursuit Algorithm*, foi possível classificar a fonte causadora dos TOs. Para avaliação da abordagem proposta, os TOs foram representados a partir de distintos e de múltiplos sinais sintéticos e aleatórios, bem como por sinais reais experimentais adquiridos do grupo de trabalho do IEEE (*Working Group P1159.3*). Os resultados obtidos demonstraram que é possível a classificação das fontes específicas geradoras dos TOs considerando um evento individual, bem como múltiplos eventos em um SDMT.

Palavras-chave: Transitório Oscilatório; Sistemas de Distribuição de Média Tensão; Morfologia Matemática, *Matching Pursuit Algorithm*; Busca por Correspondência.

ABSTRACT

HOFFMANN, A.B.G. **The Diagnosis of Oscillatory Transients in Systems of Medium Voltage Distribution by the use of Mathematical Morphology and Match Search.** 2021. 112p. Tese (Doutorado) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2021.

The objective of this research, in the context of Power Quality (PQ), is the diagnosis and the classification of Oscillatory Transients (OTs) caused by switching specific loads in electric power systems. Although the transient occurs in a short period, it is of great importance due to its duration, amplitude, and manifested frequencies, being possible to observe it via the three-phase voltages and/or currents registered in the Medium Voltage Distribution Systems (MVDSs). The switches considered as sources for the OTs were: an energized line and capacitor bank. A comparative analysis of the processing time and the mean error in detection, using the techniques Notch Filter, Wavelet Transform, and Mathematical Morphology (MM) to identify the beginning of OTs in synthetic signals was performed, with and without the presence of noise. Using analytic equations, a synthetic database of OTs was created, thus forming a dictionary used to extract the parameters. For the detection of signal discontinuity, the MM technique presented better results, and with the application of a matching search algorithm, or Matching Pursuit Algorithm, it were possible to classify the source causing the OTs. To evaluate the proposed approach, the OTs were represented from distinct and multiple synthetic and random signals, as well as experimental real signals acquired from the IEEE working group (*Working Group P1159.3*). The results obtained showed that it is possible to classify the specific sources that generate the OTs considering an individual event, as well as multiple events in a MVDS.

Keywords: Oscillatory Transients; Medium Voltage Distribution System; Mathematical Morphology; Matching Pursuit Algorithm.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Um sinal x qualquer filtrado via a aplicação do NF.	42
Figura 2 – Processo de decomposição do sinal AMR.	44
Figura 3 – Processo de decomposição do sinal AMR.	44
Figura 4 – Operações de dilatação e erosão de um sinal sintético qualquer.	47
Figura 5 – DEDF - Diferença do filtro dilatação-erosão.	49
Figura 6 – Projeção do Matching Pursuit p , com o residual r_{i-1} se aproximando em termos do átomo d_i	51
Figura 7 – Estrutura do dicionário de dados.	54
Figura 8 – Transitório causado por um chaveamento de Banco de Capacitores (BC). O chaveamento foi aplicado na amostra 350, sendo considerados a amplitude do transitório ($t_m = 1,5$), a frequência de oscilação do transitório ($f_{osc} = 400$ Hz), a taxa de amortecimento ($\lambda = 283$), e o ângulo de fase ($\phi = 0$ rad). A amplitude do sinal em regime permanente foi considerada neste exemplo com valor unitário.	61
Figura 9 – Transitório oscilatório causado por Energização de Linha (EL). O chaveamento foi aplicado na amostra 500, sendo considerados a amplitude do transitório ($t_m = 1,5$), a frequência de oscilação do transitório ($f_{osc} = 850$ Hz), a taxa de amortecimento ($\lambda = 110$), e o ângulo de fase ($\phi = 0$ rad). A amplitude do sinal em regime permanente foi considerada neste exemplo com valor unitário.	62
Figura 10 – Grupo de testes com (a) Sinais simultâneos (1 a 4) da Tabela 5 e (b) Sinais sobrepostos (5 a 8) da Tabela 5.	63
Figura 11 – Transitórios oscilatórios simultâneos (a) e sobrepostos (b). O sinal s1 corresponde a um TO decorrente do chaveamento de um BC, e s2 do chaveamento de uma EL. Na legenda de cada figura, têm-se os valores da frequência, do amortecimento e do ângulo de fase para cada sinal considerado.	64
Figura 12 – Classificação do evento com um sinal distinto (único).	65
Figura 13 – Classificação do evento com múltiplos sinais.	66
Figura 14 – Diagrama da metodologia para a análise e o diagnóstico dos eventos transitórios em um Sistema de Distribuição de Média Tensão (SDMT).	67
Figura 15 – Representação no dicionário formado de um TO característico de um chaveamento de um BC.	68
Figura 16 – Estrutura do dicionário (D) implementado.	69
Figura 17 – Fluxograma simplificado do algoritmo para análise comparativa das técnicas de identificação da descontinuidade.	70

Figura 18 – Fluxograma simplificado para a aplicação do Teste 1.	72
Figura 19 – Sinal completo de teste (a) sem ruído, e (b) com <i>Signal-to-Noise Ratio</i> (SNR) igual a 40 dB.	74
Figura 20 – Variações do início de um TO qualquer em um ciclo do sinal em análise: (a) para o TO iniciado em $t = 0,020$ s; (b) em 0,025 s; (c) em 0,030 s; e (d) em 0,036 s.	76
Figura 21 – Processo simplificado do <i>Matching Pursuit Algorithm</i> (MPA) para duas iterações.	78
Figura 22 – Formas de onda de tensão com múltiplos distúrbios classificados por Ferreira (2010) com Transitórios Oscilatórios (TOs) e afundamento de tensão em (a), e TOs, harmônicos e afundamento de tensão em (b).	79
Figura 23 – Um ciclo do sinal original a partir do início do distúrbio (a), e as frequências extraídas após aplicar a <i>Fast Fourier Transform</i> (FFT) (b).	80
Figura 24 – Um ciclo do sinal original a partir do início do distúrbio (a), e as frequências extraídas após aplicar a FFT (b).	80
Figura 25 – Aproximações (a) para a frequência (f), (b) para o amortecimento (λ), e (c) para o ângulo de fase (ϕ) usando <i>Golden-section Search</i> (GS).	84
Figura 26 – Esquemático do procedimento de busca por agrupamento, utilizando o GS para a frequência, amortecimento e ângulo de fase.	86
Figura 27 – Avaliação da sensibilidade do Coeficiente de Correlação (CCo) em função da frequência (f), amortecimento (λ) e do ângulo de fase (ϕ).	86
Figura 28 – Sinal sintético com o TO em análise. As linhas horizontais e em vermelho destacadas indicam o valor esperado para o TO aplicado. As linhas verticais em roxo, indicam o tempo inicial (amostra 50) e final do evento (amostra 200).	87
Figura 29 – Identificação do início da descontinuidade e extração do TO (via o MPA) considerando o NF em (a) e (b) , para a Transformada <i>Wavelet</i> (TW) em (c) e (d) , e para a MM em (e) e (f)	89
Figura 30 – Sinal original em análise (a), sinal filtrado (b), identificação do início do distúrbio no sinal (c), e os sinais correspondentes extraídos (d).	97
Figura 31 – Sinal extraído e com a reconstrução adaptativa do sinal da busca por correspondência após aplicar o algoritmo proposto.	98
Figura 32 – Sinal original em análise (a), sinal filtrado (b), identificação do início do distúrbio no sinal (c), e os sinais correspondentes extraídos (d).	99
Figura 33 – Sinal extraído e sinal reconstruído após aplicar o algoritmo proposto.	100

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Tipos de circuitos e de situações que podem gerar transitórios oscilatórios em um SDMT.	58
Tabela 2 – Categorias dos transitórios.	58
Tabela 3 – Características típicas dos transitórios oscilatórios.	59
Tabela 4 – Dados referentes às situações de interesse para o chaveamento em sistemas de média tensão.	60
Tabela 5 – Situações de teste avaliadas para múltiplos sinais.	63
Tabela 6 – Composição dos sinais para a aplicação do Teste 1.	73
Tabela 7 – Valores de referência do limiar.	75
Tabela 8 – Parâmetros utilizados para a geração do dicionário (D) para o Testes 3.	77
Tabela 9 – Aproximações via o GS.	85
Tabela 10 – Resultados para o Subconjunto de Testes I.	90
Tabela 11 – Comparação dos parâmetros obtidos a partir das três técnicas de filtragem para um sinal específico do Subconjunto de Testes I (f, λ, ϕ)	90
Tabela 12 – Média das métricas dos erros para o Subconjunto de Testes I (f, λ, ϕ).	91
Tabela 13 – Resultados para o Subconjunto de Teste II.	91
Tabela 14 – Comparação dos parâmetros obtidos a partir das três técnicas de filtragem em conjunto com o MPA para um sinal específico do Subconjunto de Teste II (f, λ, ϕ).	92
Tabela 15 – Média das Métricas dos erros para o Conjunto de Testes II (f, λ, ϕ).	92
Tabela 16 – Resultado da classificação correta (%) com sinal único.	94
Tabela 17 – Resultado da classificação (%) de um evento com múltiplos sinais simultâneos utilizando um dicionário único.	94
Tabela 18 – Resultado da classificação (%) de um evento com múltiplos sinais sobrepostos utilizando um dicionário único.	95
Tabela 19 – Frequências (f) estimadas em destaque após aplicar a FFT no sinal em análise com múltiplos distúrbios.	96
Tabela 20 – Parâmetros identificados após aplicar a metodologia em um sinal real.	97
Tabela 21 – Parâmetros identificados após aplicar a metodologia em um sinal real.	99
Tabela 22 – Frequências (f) extraídas em destaque após aplicar a FFT (f_e) em um sinal real com múltiplos distúrbios.	101

LISTA DE SIGLAS

ATP	<i>Alternative Transients Program</i>
AMR	Análise Multiresolução
BC	Banco de Capacitores
CCo	Coefficiente de Correlação
CSI	<i>Common Signal Index</i>
DSP	<i>Digital Signal Processor</i>
DEDF	<i>Dilation-Erosion Difference Filter</i>
CQE	Curva de Queda de Energia
EE	Elemento Estruturante
EL	Energização de Linha
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i>
GS	<i>Golden-section Search</i>
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
MATLAB	MATrix LABoratory
MM	Morfologia Matemática
MPA	<i>Matching Pursuit Algorithm</i>
MAPE	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>
MP	<i>Matching Pursuit</i>
NF	<i>Notch Filter</i>
QEE	Qualidade da Energia Elétrica
QAC	Qualidade Acumulada do Coeficiente
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i>
RNA	Rede Neural Artificial
SD	<i>Standard Deviation</i>

SDMT	Sistema de Distribuição de Média Tensão
SEP	Sistema Elétrico de Potência
SOM	<i>Self-Organizing Mapping</i>
SNR	<i>Signal-to-Noise Ratio</i>
TF	Transformada de <i>Fourier</i>
TO	Transitório Oscilatório
TS	Transformada S
TW	Transformada <i>Wavelet</i>
TWC	Transformada <i>Wavelet</i> Contínua
TWD	Transformada <i>Wavelet</i> Discreta

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	21
1.1	Motivação para a Pesquisa	23
1.2	Objetivo e Contribuições	24
1.2.1	Contribuições da Pesquisa	24
1.3	Organização do Texto	25
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	27
2.1	Diagnóstico dos Distúrbios em Média Tensão	27
2.2	Diagnóstico dos Transitórios Oscilatórios em Média Tensão	31
2.3	Síntese do Capítulo	39
3	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	41
3.1	Notch Filter	41
3.2	Transformada Wavelet	42
3.3	Morfologia Matemática	45
3.3.1	Elemento Estruturante	46
3.3.2	Operações Básicas	47
3.3.3	Dilation-Erosion Difference Filter	48
3.4	Representações Esparsas	49
3.5	Matching Pursuit Algorithm	50
3.5.1	Dicionário para o MPA	53
3.5.2	Cálculo do Coeficiente de Correlação (CCo)	54
3.5.3	Métricas utilizadas em conjunto com o MPA	55
3.5.3.1	Redução de energia	55
3.5.3.2	Norma l^2	55
3.5.3.3	Qualidade acumulada do coeficiente	56
3.6	Síntese do Capítulo	56
4	MATERIAIS E METODOLOGIA	57
4.1	Materiais	57
4.2	Situações de Interesse e Modelos Analíticos	57
4.2.1	Bancos de Capacitores	60
4.2.2	Energização de Linhas	61
4.3	Sinais Analisados	61
4.3.1	Classificação dos Sinais	65
4.4	Metodologia	66

4.4.1	Dicionário de Dados	66
4.4.2	Identificação de Descontinuidades no Sinal	69
4.4.3	Busca, Análise e Extração dos Parâmetros com a MPA	70
4.5	Testes Realizados - Características	71
4.5.1	Teste 1 - Viabilidade do uso do MPA com uma Iteração e Sinais BCs	71
4.5.2	Teste 2 - Identificação da Descontinuidade junto com o MPA	73
4.5.3	Teste 3 - BC e EL, Sinal Único e Múltiplos Sinais (2 iterações)	77
4.5.4	Teste 4 - Sinais Reais do Working Group P1159.3 do IEEE	79
4.6	Síntese do Capítulo	80
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	83
5.1	Teste 1 - Viabilidade do Uso do MPA com uma Iteração	83
5.1.1	Análise dos Resultados - Teste 1	88
5.2	Teste 2 - Identificação da Descontinuidade junto com o MPA	88
5.2.1	Subconjunto de Teste I - considerando a resolução Δ	88
5.2.2	Subconjunto de Teste II - Sem Considerar a Resolução Δ	91
5.2.3	Análise dos Resultados - Subconjunto de Teste II	93
5.3	Teste 3 - Sinal Único e Múltiplos Sinais (2 iterações)	93
5.3.1	Evento com Única Origem	93
5.3.2	Múltiplos Sinais	93
5.3.3	Análise dos Resultados - Teste 3	94
5.4	Teste 4 - Sinais Reais do Working Group P1159.3 do IEEE	96
5.4.1	Sinal 44	96
5.4.2	Sinal 48	98
5.4.3	Análise dos Resultados dos Testes 4	100
5.5	Síntese do Capítulo	102
6	CONCLUSÃO	103
6.1	Oportunidades Futuras	105
6.2	Publicações Referente a Pesquisa	106
	REFERÊNCIAS	107

1 INTRODUÇÃO

A energia elétrica proporciona à sociedade o desenvolvimento e o conforto necessários para a vida moderna. Contudo, para os consumidores finais da energia, fornecedores de equipamentos, e para as concessionárias de energia, uma simples interrupção por situações adversas ou operacionais, pode ocasionar inúmeros prejuízos e implicações. [Lin et al. \(2010\)](#) afirmam que os danos econômicos decorrentes podem variar de acordo com os diferentes tipos de usuários, e podem ser causados não somente por interrupções de curta duração, mas também por distorções harmônicas, variações de tensão de curta e de longa duração, transitórios impulsivos e oscilatórios, flutuações de tensão (ocasionando o *flicker*), dentre outros.

O sistema elétrico compreende a geração, transmissão e distribuição de energia. O uso de recursos renováveis para a geração da energia elétrica e a rápida evolução tecnológica vem proporcionando a utilização de novos equipamentos e aplicação de novas técnicas e ferramentas de análises. Ainda neste sentido, em função dos avanços decorrentes da eletrônica de potência, cargas com características especiais, ou não lineares, estão sendo incorporadas nos sistemas elétricos, as quais são sensíveis a pequenas variações no fornecimento da energia ([STONES; COLLINSON, 2001](#)). Vale destacar que estas cargas não lineares são também, muitas das vezes, as responsáveis por caracterizar, por exemplo, as distorções harmônicas e as flutuações de tensão, anteriormente mencionadas.

Desde a geração da energia elétrica até o seu consumo final existe um longo caminho pelo qual a energia é transportada e distribuída, composto por linhas de alta e média (rede primária), e baixa tensão (rede secundária). O sistema de distribuição é regulado e fiscalizado pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), a qual edita Resoluções, Portarias e outras normas para sua operação adequada como, por exemplo, os Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST), com onze (11) módulos, sendo o oitavo (8º) específico sobre a Qualidade da Energia Elétrica (QEE). No módulo oito (8), são tratados assuntos pertinentes à qualidade do produto, do serviço, e do tratamento de reclamações ([ANEEL, 2021](#)).

A falta da QEE para [Dugan et al. \(2012\)](#) pode ser definida como um conjunto de alterações que podem ocorrer no sistema elétrico, como qualquer problema de energia manifestado na tensão, corrente ou desvio de frequência que resulte em falha ou má operação de equipamentos dos consumidores.

As concessionárias responsáveis pela distribuição da energia vem se preocupando com a QEE ([LIN et al., 2010](#)). Através de indicadores individuais e coletivos de continuidade, como, por exemplo, a Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora

(DEC) e a Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (FEC), as concessionárias brasileiras monitoram também a qualidade do fornecimento para os usuários (ANEEL, 2018). Além das concessionárias, o usuário final também é solidário pela qualidade da energia, pois o uso de cargas não lineares pode aumentar os níveis de distorção harmônica que são injetados no sistema.

Na operação dos sistemas de energia elétrica, duas grandezas são utilizadas para avaliar os limites aceitáveis: a tensão e a frequência. Para a tensão é esperada a forma de uma senoide pura. Já para a frequência o seu limite está na faixa de $60,0 \pm 0,1$ Hz ou $60,0 \pm 0,5$ Hz por até 30 segundos (ANEEL, 2021). Variações neste padrão desejado podem ser caracterizados como distúrbios, e podem ser originados tanto nos sistemas de energia, como nos equipamentos conectados. Os distúrbios são classificados em categorias considerando seu efeito, duração e intensidade.

Dentre os distúrbios, os de interesse para esta pesquisa, têm-se os transitórios. Os transitórios são alterações súbitas nas formas de onda das tensões e correntes trifásicas em corrente alternada, que resultam em um aumento significativo das amplitudes, e com uma duração muito pequena, exigindo dos equipamentos uma grande solicitação de tensão ou corrente (DUGAN et al., 2012). Para Casuso (2013) esses são imprevisíveis por natureza e de curta duração, sendo, portanto, mais complexos de se detectar e caracterizar do que distúrbios contínuos, exigindo altas taxas de amostragem e, muitas das vezes, aplicações em tempo real. Os transitórios são classificados em impulsivos e oscilatórios. Um transitório impulsivo é caracterizado por uma elevação (pico) de tensão repentina, alta e de curta duração (muito rápida), com frequências bem distintas da rede elétrica, sendo unidirecional na sua polaridade. São causados por descargas atmosféricas, aterramento deficiente, ligação de cargas indutivas, descarga eletrostática causando perda de dados (informação) e danos aos equipamentos. Cabe adiantar que este tipo de transitório não será objeto de estudo nesta pesquisa.

Já um Transitório Oscilatório (TO) é uma alteração também repentina no estado estável da tensão ou corrente e inclui valores em polaridade positiva ou negativa. São caracterizados pelo seu conteúdo espectral, duração e amplitude. Fazem com que o sinal de tensão registrado em um determinado ponto do sistema, apresente alterações significativas e alternadas na sua amplitude, de curta duração, podendo ser classificado em função das frequências envolvidas em baixa (< 5 kHz), média (5 - 500 kHz) e alta frequência (0,5 - 5 MHz). Podem ser originados, por exemplo, das situações de chaveamento sobre o sistema elétrico de potência, como os provocados pela conexão e desconexão de Bancos de Capacitores (BCs) e a Energização de Linha (EL) (DUGAN et al., 2012). Em um sistema de distribuição os TOs podem causar instantaneamente falhas, perda de dados (informação) em um sistema digital, transferência de informações equivocadas aos relés associados à proteção, e aos instrumentos de medição, interferindo nas operações das cargas

eletrônicas. Ainda progressivamente, cada evento pode produzir danos aos materiais e ao isolamento, conduzindo a uma redução da vida útil dos equipamentos, falhas e problemas de operação.

No contexto apresentado, o objetivo desta pesquisa é a identificação da descontinuidade e a análise dos TOs provocados pelo chaveamento (conexão) de cargas no Sistema Elétrico de Potência (SEP). Os chaveamentos que serão considerados como fontes para os TOs são: das ELs de distribuição; e dos BCs. Como resultado final para a identificação da descontinuidade em um sinal, será justificada e escolhida da Morfologia Matemática (MM), a qual combinada com o *Matching Pursuit Algorithm* (MPA) demonstrou menor erro e maior proximidade na indicação do início desta descontinuidade. A base de dados foi obtida a partir de equações analíticas formando um dicionário único, que combinado com a MPA possibilitou a extração e análise das principais características, e a classificação da fonte geradora do TO. Além dos sinais sintéticos aleatórios foram avaliados sinais reais experimentais adquiridos do grupo de trabalho do IEEE (Working Group P1159.3) (FERREIRA, 2010).

1.1 Motivação para a Pesquisa

O TO gerado pelo chaveamento de cargas (como, por exemplo de BCs), propaga-se nos sistemas elétricos de potência, afetando os equipamentos e causando, muitas das vezes, uma operação não esperada e/ou desejada. Por serem de curta duração (frações de segundos), esses transitórios têm muita energia concentrada, provocando variações abruptas nos níveis de tensão. E dispositivos eletrônicos sensíveis a esses distúrbios podem ter o seu funcionamento prejudicado (STONES; COLLINSON, 2001).

Alguns problemas em particular causados pelos TOs são (STONES; COLLINSON, 2001; DUGAN et al., 2012; LOPEZ, 2013):

- Dados corrompidos em sistemas digitais (perda de dados), provocando a transferência errônea de dados aos relés e aos instrumentos de medição;
- Parada dos processos e equipamentos interligados (como consequência, têm-se perdas econômicas para as indústrias e comércio);
- Interferência nas cargas eletrônicas; e
- Redução da vida útil dos equipamentos.

Sendo assim, tendo como princípio os efeitos provocados, o primeiro passo para uma possível mitigação dos mesmos, é reconhecer a sua origem, já que, por exemplo, os possíveis registradores de perturbação instalados, ou outros equipamentos de medição

disponíveis sobre os Sistemas de Distribuição de Média Tensão (SDMTs), simplesmente apontarão as descontinuidades nos sinais em observação, sem apontar as causas.

Então, com base nos sinais registrados, o primeiro passo é apontar com precisão e exatidão o início do distúrbio, exigindo-se que esta detecção seja rápida e precisa, em função das próprias características do TO. Na sequência, considerando-se um curtíssimo intervalo de existência do distúrbio, e almejando a sua classificação, para apontar qual a fonte geradora, tem-se a extração dos seus parâmetros. Para este trabalho, somente os chaveamentos de BCs e ELs foram considerados e suas características deverão posteriormente propiciar uma correta classificação da origem do distúrbio registrado e observado sobre o sistema em análise.

1.2 Objetivo e Contribuições

O objetivo principal desta pesquisa é aplicar e validar ferramentas direcionadas para a detecção e a identificação (classificação) dos eventos de TOs provocados nos instantes iniciais (conexão) de cargas específicas em um SDMT.

Para alcançar o objetivo principal descrito, as seguintes etapas foram realizadas:

- Caracterização das fontes geradoras mais comuns de TOs em um SDMT e suas equações analíticas para representação dos sinais sintéticos a serem analisados;
- Avaliação comparativa do tempo de processamento e do erro médio na detecção dos eventos, ao utilizar as técnicas *Notch Filter* (NF), Transformada *Wavelet* (TW) e MM para identificar o início dos TOs em sinais sintéticos, com e sem a presença de ruídos;
- Elaboração de um dicionário sintético com sinais de TOs decorrentes das ELs e BCs;
- Aplicação e verificação da viabilidade do uso do MPA para extração de parâmetros e classificação das cargas geradoras de um TO;
- Realização de testes considerando a ocorrência de eventos de TOs individuais ou múltiplos, em instantes iguais ou não, considerando sinais sintéticos; e
- Validação do algoritmo desenvolvido com sinais experimentais reais disponibilizados pelo *Institute of Electrical and Electronics Engineers* (IEEE).

1.2.1 Contribuições da Pesquisa

Esta pesquisa de doutorado traz como principal contribuição o desenvolvimento de um procedimento computacionalmente implementável para a detecção e classificação de eventos de TOs sequenciais e simultâneos/sobrepostos, peculiares de um SDMT, baseado nas informações geradas quando do chaveamento BCs e da EL. Este procedimento

computacional poderá ser útil para fornecer às concessionárias de distribuição de energia uma ferramenta adicional e flexível para reconhecer as fontes geradoras de TOs, a fim de minimizar os impactos negativos sobre o SEP.

Para a detecção da descontinuidade a partir do janelamento de dados, foi realizada uma análise comparativa quanto ao tempo de processamento e do erro médio, ao utilizar técnicas como o NF, a TW e a MM para identificar o início dos TOs em sinais sintéticos, com e sem a presença de ruídos. Os resultados obtidos, apontaram que a MM identificou com maior rapidez e menor esforço computacional a presença de um TO em relação às demais técnicas empregadas.

O uso de um algoritmo de busca por correspondência, ou MPA, abre caminho para pesquisas com sinais diversos, onde a preocupação pode estar atrelada à necessidade de identificar a origem dos TOs observados sobre um determinado SEP. Esta análise, por exemplo, poderá dar suporte a áreas afins da QEE, como de funções da proteção digital aplicada a SEPs.

1.3 Organização do Texto

O presente documento está organizado em seis (6) capítulos principais de modo a proporcionar ao leitor uma compreensão tanto do estado da arte e da fundamentação teórica e técnica quanto da metodologia e resultados provenientes dos testes realizados.

O Capítulo 1 já apresentou as considerações iniciais referentes ao tema da pesquisa, o problema em questão, as motivações, e justificativas, bem como as contribuições desta pesquisa.

Uma revisão bibliográfica sobre o assunto é apresentada no Capítulo 2, que de maneira cronológica apresenta os trabalhos relacionados ao diagnóstico dos distúrbios em baixa e média tensão. A fundamentação teórica que norteou os estudos realizados e permitiu o desenvolvimento desta tese está no Capítulo 3.

O Capítulo 4 apresenta os materiais e métodos empregados nesta pesquisa, bem como uma descrição das cargas não lineares e suas equações, da identificação do TO, da extração de características, da análise dos sinais e da classificação das situações evidenciadas.

Na sequência, no Capítulo 5, são descritos os resultados dos testes realizados bem como uma análise destes.

No Capítulo 6 são apresentadas as conclusões gerais, as principais contribuições, assim como as oportunidades para trabalhos futuros.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Este capítulo apresenta de forma cronológica uma revisão bibliográfica que demonstra o estado da arte, o que possibilitou o desenvolvimento e a apresentação desta tese.

Esta seção está subdividida em outras duas sub-seções. A primeira apresenta alguns dos trabalhos de detecção e de classificação de vários distúrbios em um Sistema de Distribuição de Média Tensão (SDMT). Já na segunda subseção estão alguns dos trabalhos encontrados até o momento e relacionados em específico aos Transitórios Oscilatórios (TOs).

2.1 Diagnóstico dos Distúrbios em Média Tensão

Nos trabalhos complementares, Santos et al. (2000b) e Santos et al. (2000c), propõem o uso de um classificador neural baseado em *wavelet*. O classificador é constituído por três abordagens fundamentais: pelo emprego da Transformada *Wavelet* (TW), para detectar e extrair características da perturbação; por um *Learning Vector Quantization*, para aprender e generalizar as características; e pelo esquema de tomada de decisão. O sistema de votação e a teoria de evidência *Dempster-Shafer* são utilizados para integrar as saídas das redes. São utilizados como categorias os afundamentos e interrupções momentâneas de tensão, e os transitórios impulsivos e oscilatórios. Estes últimos, decorrentes do chaveamento do banco de capacitores com oscilações de baixa e alta frequência. Os dados foram separados em três grupos de Redes Neurais Artificiais (RNAs), cada uma com 5 redes de aprendizagem, treinadas com dados reais de uma concessionária, apresentando como resultado uma decisão sobre qual o distúrbio manifestado. O classificador identificou afundamentos e interrupções momentâneas com acurácia de 98,5%. Porém, não foi considerado tão preciso devido a média ficar entre 92% de acertos com uma taxa de rejeição acima de 7%.

Arruda (2003) propõe um algoritmo classificador automático de distúrbios relacionados à Qualidade da Energia Elétrica (QEE) pelo emprego da TW e a Análise Multiresolução (AMR). Para a *wavelet* mãe foi escolhida a *Daubechies* de ordem 4 (db4), devido à facilidade de cálculos e por apresentar melhores resultados do que as *wavelets* ortogonais, sendo também amplamente utilizada em um Sistema Elétrico de Potência (SEP). Inicialmente, o sinal é decomposto em dois outros sinais, com características de alta e baixa frequência. Para cada uma dessas faixas é realizada uma nova decomposição, e em função deste conteúdo, os distúrbios foram detectados e localizados. Um sistema de distribuição foi simulado no *Alternative Transients Program* (ATP) com uma taxa amostral de 7.680 Hz. Os resultados apresentaram uma taxa de acerto de 94%. No entanto, houve uma dificuldade em determinar um limiar para os distúrbios de afundamento e interrupção.

Na série de artigos de Wang, Rowe e Mamishev (2004a) e Wang, Rowe e Mamishev (2004b), a técnica de *Time-Frequency Representation* (TFR) é aplicada ao problema de classificação de distúrbios associados à QEE. O algoritmo foi implementado e otimizado em hardware baseado em um processador digital de sinal. Ao realizar a projeção de uma classificação TFR ótima, os recursos são selecionados diretamente a partir do plano de ambiguidade tempo-frequência com base na função discriminante de *Fisher*. Quatro classificadores de redes neurais são usados para a tomada de decisão e aplicados com sucesso em 860 eventos reais, os quais cobriram quatro classes distintas (harmônicos, afundamentos, TOs de baixa e alta frequência) alcançando uma taxa média de acerto em 98%. Mesmo com o alto desempenho apresentado, o tempo de início de um transitório não pôde ser identificado quando comparado ao uso da TW ou da Transformada de *Fourier* (TF).

Um esquema baseado em *wavelets* para detectar problemas associados à QEE utilizando a AMR com base na diferença de energia (*Energy Difference of Multiresolution Analysis* - EDMRA) é proposto por He, Shen e Starzyk (2009). A TW e a AMR são usadas para decompor a forma de onda em vários níveis, sendo possível construir um vetor com características para detectar diferentes tipos de distúrbios. Quanto mais decomposições, mais é exigido computacionalmente. Neste sentido, o estudo aborda a relação funcional entre o nível de decomposição mínimo (*Minimum Decomposition Level* - MDL) e a frequência de amostragem para evitar custos computacionais desnecessários. Diferentes tipos de *wavelets* foram considerados no estudo sendo recomendado que se possa escolher *wavelets* com comprimentos curtos de filtro, como a db2, Sym2 ou Coif1. Embora o artigo não apresente mais detalhes, é relatado o uso de simulações de Monte-Carlo para mostrar a eficácia do método proposto em diferentes ambientes de ruído.

O uso de técnicas híbridas é defendido por Oleskovicz et al. (2009) para detectar e localizar distúrbios a partir de um sistema modelado no ATP, dispondo de 129 situações (dados normalizados) de uma concessionária de transmissão brasileira. Para extração das principais características, da forma de onda do sinal de tensão, foi empregada a Transformada *Wavelet* Discreta (TWD) até o sétimo nível de decomposição. O resultado foi aplicado a um classificador baseado em RNA, com cinco redes neurais, cada uma especialista no reconhecimento de um distúrbio (afundamento, elevação, interrupção, ruído e TO). A metodologia apresentada pode ser promissora quanto à aplicação para a ocorrência de perturbações simultâneas, visto que, conforme afirmado pelos autores, os transitórios, afundamentos de tensão e harmônicos são considerados as principais causas de degradação na QEE.

Eriscti e Demir (2012) propõem uma classificação automática de eventos em QEE usando a TW e a máquina de vetores de suporte (*Support Vector Machine* - SVM). Em um estágio denominado como de pré-processamento, são realizadas a normalização (valores

em p.u.), e a segmentação (dados do início do evento e sua duração são obtidos e aplicados para a extração de informações com a **TW**). Na etapa seguinte, o uso do SVM classifica o distúrbio em duas categorias: falta (interrupção, afundamento ou elevação) ou outro tipo (Energização de Linha (**EL**) ou energização de transformadores). Para a fase de treinamento do reconhecimento inteligente, de um total de 538 sinais, 269 sinais foram selecionados aleatoriamente. Os 269 restantes, foram utilizadas na fase de teste para avaliar o desempenho do reconhecimento do classificador inteligente. A taxa de acerto do método proposto foi de 100% para a energização de linhas ou energização de transformadores, de 92% para interrupção, e de 99% para as situações de afundamentos e de elevações consideradas.

Considerando a classificação dos distúrbios em baixa frequência (< 5 kHz), média (5 - 500 kHz) e alta frequência (0,5 - 5 MHz), e com o propósito de extrair características somente de baixa frequência, [Zhang et al. \(2013\)](#) propõem utilizar a Morfologia Matemática (**MM**) combinada com o *max-lifting scheme*, não sendo necessário o uso de nenhum filtro para o pré-processamento do sinal. Com base nessas características, duas variáveis são utilizadas para auxiliar na classificação dos distúrbios de baixa frequência. Foram realizadas simulações com cinco tipos diferentes de perturbação. Os estudos demonstraram que desde que o distúrbio de baixa frequência seja precisamente detectado, pode ser alcançado uma taxa de acerto de 100% para a sua classificação.

[Zhang et al. \(2016\)](#) propõem uma nova técnica denominada *Generalized Morphological Open-closing and Close-opening Undecimated Wavelet* (GMOCUW), como uma extensão da **TW** morfológica. Esta nova técnica utiliza o *Generalized Morphological Close-Opening* (GMCO) e o *Generalized Morphological Open-Closing* (GMOC) com dois Elementos Estruturantes (EEs) diferentes para extrair as características de um sinal. Para os testes foram utilizados sinais obtidos em tempo real em um laboratório experimental e um banco de dados do grupo de trabalho 1159.3 do *Institute of Electrical and Electronics Engineers* (**IEEE**). Ao total foram considerados 13 distúrbios, os quais caracterizavam distúrbios simples (únicos) e combinados. Os distúrbios considerados foram: afundamentos e elevações de tensão, interrupções momentâneas, ruídos, harmônicos, flutuações de tensão (*flicker*), e TOs. Para avaliar o desempenho, a técnica foi comparada com a *Morphological Gradient Wavelet* (MGW), *New Dual Neural Network based Methodology* (NDNM), e a Transformada S (TS), obtendo acertos acima de 92%. Para os TOs a taxa de acerto foi de 93% a 95% quando combinado com harmônicos, afundamentos ou elevação de tensão.

A partir da investigação do uso de métodos para a extração dos componentes simétricos instantâneos (positivo, negativo e de sequência-zero), [Kumar, Singh e Shahani \(2016\)](#) desenvolveram um algoritmo para a detecção e o reconhecimento dos distúrbios de **QEE**. Os sinais foram gerados sinteticamente a partir de modelos matemáticos e considerados os conceitos de acordo com a norma IEEE-1159 ([IEEE, 2009](#)) e distúrbios

adquiridos via sensores de efeito *Hall* e de um processador digital de sinais (dSPACE-1104). A classificação foi iniciada pela análise e extração dos componentes de sequência das três fases e pela estimação do valor máximo instantâneo (média) das amplitudes de tensão. A métrica utilizada para comparação com as técnicas da Transformada S (TS), TW, e *Hilbert Huang Transform* (HHT) foi baseada no lapso médio de tempo em 10 ciclos (50 Hz). Ficou evidente que quanto maior a carga computacional, maior o tempo de execução, e vice-versa para o mesmo processador. Os testes demonstraram que a proposta de componentes simétricos obteve melhor resultado com o tempo de 0,031s (TS – 0,921s, TW, – 0,045s, e HHT – 0,563s).

Outro trabalho para detectar e classificar os diferentes distúrbios de QEE foi proposto por Daud, Abidin e Ismail (2017) com o uso de uma técnica de janelamento de um (1) e de meio (0,5) ciclo baseada na Transformada S Contínua (TSC) e em RNA para extrair as características do sinal. O sistema elétrico simulado foi o de 14 barras do IEEE com algumas modificações, como a remoção das cargas e também a inserção de um disjuntor trifásico. O MATrix LABoratory (MATLAB)/Simulink foi utilizado para coletar os dados decorrentes da situação de falta aplicada na linha de transmissão. Foram considerados dois tipos de distúrbios: afundamento de tensão e transitório. As informações importantes em termos de amplitude, frequência, do desvio padrão e da fase puderam ser extraídas da matriz S. O processo de classificação dos distúrbios foi por meio de uma RNA. Para os transitórios o acerto foi de 97%. Já para os afundamentos de tensão foi de 95%.

Enshae e Enshae (2017) utilizam a TS para identificação e extração das características dos sinais analisados. São considerados 14 tipos de distúrbios, sendo 9 com distúrbios simples e 5 com múltiplos distúrbios. Os distúrbios são gerados a partir de modelos analíticos, 100 sinais para cada tipo (simples e múltiplos), considerando 10 ciclos, com uma taxa de amostragem de 6.400 Hz e com frequência fundamental de 50 Hz. *AH:* Seis características foram definidas para detectar o tipo de distúrbio, em cenários com e sem ruído. O primeiro e o segundo critério consideraram uma faixa de valor da proporção de R para R_n , onde R corresponde ao valor RMS do sinal de tensão. O terceiro e quarto critério são respectivamente o número de ciclos em relação a HR e a TSD (Transformada de Stockell Discreta), sendo HR é a razão da amplitude do componente de frequência em análise pela amplitude do componente da frequência fundamental. O quinto representa o número de ciclos cujo valor absoluto da curva de tensão ausente tem máximos relativos, e o sexto critério corresponde a um aumento repentino na curva dos coeficientes da TSD. O método proposto apresentou uma ótima precisão, com uma taxa de acerto de mais de 99%. Contudo, observou-se algumas classificações errôneas, onde o TO analisado foi classificado como um componente harmônico, ou como uma simples senóide. Para sinais com distúrbios simples, o método obteve bons resultados, com taxa de acerto acima de 97% em cenários com ruídos (20 dB, 30 dB e 40 dB), e de 99% quando não havia ruídos. Em testes com múltiplos distúrbios, os quais não contemplavam TOs, os resultados também

foram satisfatórios.

Um classificador de sinal com base na Decomposição Média Local Aprimorada (DMLA) e uma rede neural artificial *backpropagation* (BP) é proposta por [Fan, Wang e Yang \(2019\)](#). O DMLA, juntamente com um método adaptativo, é usado para decompor o sinal em três camadas obtendo o componente de Função de Produto (FP), que contém a amplitude e a frequência do maior sinal de frequência observado. O valor da energia do sinal construído pelo componente FP é usado como entrada para a rede neural BP para identificar e classificar o sinal. Quatro distúrbios de tensão típicos, afundamento, interrupção, TO e desvio de frequência foram analisados e detectados pelo método DMLA. Foram definidos 3.100 sinais com frequência em 50 Hz, com uma taxa de aquisição de 5.000 Hz. Para o treinamento um total de 1.000 amostras de cada grupo dos quatro sinais de distúrbios foram utilizadas. Os testes demonstraram que o método aprimorado possibilitou uma redução nas iterações, obtendo um bom reconhecimento dos distúrbios analisados.

Neste trabalho, [Bravo-Rodríguez, Torres e Borrás \(2020\)](#) propõem a classificação de distúrbios com uso de ^{AH}: cinco modelos híbridos com abordagens de aprendizado de máquina. A TS foi utilizada para identificar os distúrbios. Para reduzir o máximo possível a dimensão de entrada do conjunto de dados para a classificação, dois otimizadores foram testados: Algoritmos Genéticos (AG) e o *Cat Swarm Optimization* (CSO). Os testes com sinais sintéticos em diferentes níveis de ruído (de 20 dB a 50 dB) foram estabelecidos com frequência de 50 Hz, duração de 0,2 s, frequência de amostragem de 12.800 Hz e considerando 10 ciclos no total (2.560 amostras). Foram gerados 14 tipos de distúrbios simples e múltiplos, dentre eles TO, TO com harmônicos e TO com afundamento. Verificou-se que o método CSO e *Quadratic Support Vector Machine* (QSVM) obteve uma taxa de acerto geral na classificação acima de 99% em ambientes acima de 30 dB. Em comparação com resultados de outros estudos relatados na literatura, o método proposto alcançou um maior grau de eficiência do que a maioria deles, sendo que em ambientes com 30 dB os resultados foram melhores.

2.2 Diagnóstico dos Transitórios Oscilatórios em Média Tensão

[Lu et al. \(2004\)](#) propõem o uso da MM para a detecção de distúrbios associados à SEPs. Segundo os autores, a localização, a duração e a polaridade do distúrbio podem ser detectadas aplicando primeiramente a técnica baseada na *Multiresolution Morphological Gradient* (MMG) para reduzir o ruído, e depois a *Morphological Median Filter* (MMF), para a extração das características dos distúrbios (*notch*, afundamento e elevação de tensão, interrupção e TOs). Os testes foram realizados sobre uma base sintética de dados, com uma frequência de amostragem de 5.000 Hz, com ruído branco (26 dB), obtendo-se resultados satisfatórios. Em comparação com o método da TW, a abordagem proposta tem maior capacidade de detectar a perturbação em ambientes ruidosos.

O protótipo proposto por Gaing (2004) utilizou a TWD (db4 e um filtro passa alta) para a extração das características de um sinal por meio da AMR juntamente com o Teorema de Parseval. O Teorema de Parseval foi aplicado para reduzir as entradas necessárias para o processo de treinamento e também a exigência de memória de uma rede neural probabilística (*Probabilistic Neural Network* - PNN) supervisionada utilizada para o reconhecimento e a classificação do sinal. A viabilidade do método foi testada a partir da geração no MATLAB, de um sinal puro (frequência de 60 Hz e amplitude de 1 p.u.) e de seis sinais com distúrbios (interrupção, elevação, afundamento, harmônico, *flicker*, e TO decorrente do chaveamento de Banco de Capacitores (BC)), considerando uma taxa de amostragem de 256 amostras por ciclo. Na sequência, foram gerados aleatoriamente setenta sinais de tensão com características diferentes no tempo, duração e amplitude. Embora os testes considerassem apenas dados sintéticos, a taxa de acerto da classificação melhorou a medida que mais exemplos de treinamento foram aplicados para a PNN, chegando a 90%.

Bollen, Styvaktakis e Gu (2005) apresentam um estudo para a identificação de diferentes categorias de transitórios em um sistema elétrico com ênfase para encontrar as características associadas às causas dos transitórios impulsivos, oscilatórios e múltiplos transitórios. A pesquisa é baseada no modelo de estimativa de parâmetros do sinal (frequência, amortecimento e ângulo de fase) mediante ao uso de técnicas de invariância rotacional, como o *Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Techniques* (ESPRIT). A técnica foi aplicada a um número de formas de ondas simuladas sinteticamente para extração dos parâmetros dos TOs, sendo considerada a amplitude, a frequência e o amortecimento. Para a realização dos testes foi aplicado um filtro passa alta *Finite-Impulse-Response* (FIR), com uma frequência de corte de 200 Hz para a remoção do componente da frequência fundamental em situações relacionadas ao chaveamento de BCs e a EL. Foi observado que para os transitórios impulsivos o uso do ESPRIT não foi adequado. Porém, como os TOs praticamente são baseados em senoides amortecidas, esse modelo ainda apresenta vantagens, pois é capaz de fornecer uma boa estimativa para um sinal com uma resolução de frequência muito alta e com ruídos. Como pesquisas futuras são mencionadas como de interesse, a detecção automática do início e fim de um transitório, a análise de múltiplos transitórios, e ainda uma análise do efeito dos transitórios em equipamentos dos usuários finais.

Observando que o transitório causado pela chaveamento de um BC é um dos problemas recorrentes e importantes de QEE, Hong e Wang (2005) propõem uma abordagem para a detecção e classificação de transitórios. Foram utilizados 900 casos para os testes (de um total de 1.200 simulados) para um sistema de distribuição com: 1) diferentes capacitores e cargas na subestação do cliente; 2) diferentes ângulos de fase de comutação; e 3) com várias situações de conexão e desconexão dos capacitores e cargas. Foi aplicada a TWD para a extração de características do sinal, sendo os coeficientes *wavelets* empregados como entradas para o treinamento híbrido (supervisionado e não supervisionado) de uma rede

neural de mapas auto-organizáveis (*Self-Organizing Mapping (SOM)*). Foram realizados testes com diferentes quantidades de características como entrada do algoritmo, sendo observado que a escolha adequada do número de neurônios da camada de entrada é essencial para melhorar o desempenho da *SOM*. Para uma comparação entre os métodos híbrido e tradicional, os dados de entrada dos sete melhores resultados (taxa de precisão) da aplicação do método híbrido foram aplicados na *SOM* tradicional. Os resultados mostraram que o método híbrido proposto obteve uma taxa de acerto de 93,12%. Considerando a comparação com o método tradicional (90%) ficou evidenciada a aplicabilidade do método proposto.

Hong e Chen (2007) utilizam a *TWD* e a *AMR* com o Teorema de Parseval para a extração dos transitórios (como em Gaing (2004)) que então são aplicados como entradas para uma análise de componentes principais integrada a redes neurais, *Principal Component Analysis Neural Network (PCANN)*, que combinou duas abordagens (supervisionada e não supervisionada) para localizar o chaveamento dos BCs. Foi considerado um sistema radial de 18 barras com 17 linhas e 10 bancos de capacitores. Para treinar o método híbrido *PCANN*, o nível de carga original foi variado em 10%, e os 10 BCs foram conectados considerando diferentes ângulos de fase, obtendo um total de 2.440 situações. Para o treinamento, validação e testes foram utilizados respectivamente 60%, 10% e 30% dos casos simulados. Os resultados da simulação demonstraram a aplicabilidade do método proposto obtendo 98% de acerto.

Zhu (2007) propõe para a detecção e caracterização de um sinal representativo de um *TO* utilizar um dicionário de dados, em conjunto com o *Matching Pursuit Algorithm (MPA)* e o *Golden-section Search (GS)*. Para gerar o dicionário de dados foi considerado o chaveamento de um banco de capacitores utilizando os parâmetros de frequência, o fator de amortecimento e o ângulo de fase do sinal transitório, totalizando 124.875 sinais. A partir de cada sinal do dicionário e um sinal de teste sintético (representando a conexão de *BC*) é calculado um fator de correlação. Aplicando o *MPA* e o *GS* para a otimização da busca, o sinal no dicionário que apresentar o fator de correlação com valor 1 (ou o mais próximo a este) corresponderá ao sinal de teste procurado, sendo que os parâmetros de frequência, do amortecimento e do ângulo de fase poderão então ser obtidos do dicionário de dados. A partir do filtro *wavelet Daubechies (db5)*, foram realizados testes com sinais sintéticos representativos de *TOs* distintos e de múltiplos sinais transitórios sequenciais, incluindo ruído e amplitudes diferentes. Para todos os casos analisados o algoritmo chegou ao resultado esperado demonstrando a aplicabilidade do *MPA* e do dicionário de dados. A vantagem apresentada neste estudo é que a partir da detecção do *TO* foi possível a caracterização dos parâmetros de frequência, do amortecimento e do ângulo de fase. Uma desvantagem é que a inserção de novos elementos no dicionário acarretará em um custo computacional adicional, sendo necessário mais estudos envolvendo técnicas de processamento paralelo e o uso de dicionários com busca simultânea para melhorar a

velocidade.

O método proposto por [Zhu e Chen \(2008\)](#) é capaz de identificar transitórios causados por chaveamento de BC considerando que os parâmetros do sistema são geralmente conhecidos ou podem ser determinados. A Transformada *Wavelet* Contínua (TWC) (com a db2) foi utilizada para a extração de características do sinal e o método de correlação de *Rank Spearman* avaliou os dois sinais identificando a similaridade entre a forma de onda da perturbação capturada e da assinatura do chaveamento do BC. Considerando que podem ocorrer disparidades entre a assinatura e as formas de ondas transitórias, aplicou-se a lógica *fuzzy* para identificar com mais precisão se o transitório foi causado pelo chaveamento do BC. As simulações foram realizadas com dados sintéticos assumindo que as assinaturas são derivadas de instrumentos de monitoramento conectados próximos ao chaveamento dos BCs e os transitórios capturados no ponto em que o evento ocorreu. O método comparou o uso de uma e de duas assinaturas, sendo que os resultados de correspondência dos padrões das três fases da informação foram agregados em um único indicador de probabilidade que aponta se o transitório foi causado pelo chaveamento do BC. Os testes indicaram que a taxa de rejeição, quando considerada apenas uma assinatura, ficou menor que 52%, e que com duas assinaturas, a taxa ficou menor que 36%, indicando a necessidade da utilização de duas ou mais assinaturas. Embora tenha sido demonstrado a aplicabilidade da técnica proposta, ainda permaneceram algumas incertezas tais como em relação às classificações de potência dos BCs, dos chaveamentos isolados ou não, parâmetros incertos do sistema, e de transitórios causados por outro tipo de chaveamento.

[Radil et al. \(2008\)](#) aplicaram métodos de filtragem digital e a MM para a detecção e a classificação de TOs e distorções da forma de onda. Esta abordagem combinada identifica o tipo de perturbação e seus parâmetros como: localização, duração e amplitude. O método proposto foi testado utilizando-se de dados simulados com distúrbios sintéticos artificiais e dados medidos em sistemas de potência monofásicos. Um filtro passa alta removeu as frequências mais baixas do sinal normalizado e, após a operação de fechamento (dilatação e erosão da MM), é realizada a detecção do transitório quando o sinal excede um limiar estabelecido. A proposta também pode detectar casos de variações de tensão de curta e longa duração (como afundamentos, elevações e interrupções) utilizando o valor eficaz (ou *Root Mean Square* (RMS)) do sinal de tensão. Para a classificação o método proposto assumiu que, se a duração do evento no sinal for maior que 2,5 vezes o período de tensão do sistema de energia (50 ms no caso de sistemas a 50 Hz), a perturbação detectada tem uma natureza de estado estacionário, caso contrário será um transitório. Comparado com a detecção de perturbações usando a TWD, o método comportou-se mais rápido. Porém, é incapaz de distinguir entre componentes harmônicos e inter-harmônicos.

[Hong et al. \(2008\)](#) novamente aplicaram a TWD e a AMR para extrair as características dos transitórios causados pelo chaveamento de BCs. Neste novo estudo é

aplicada uma rede híbrida de *Kohonen*, a *Self-Organizing Feature Mapping* (SOFM), uma rede neural de mapeamento com característica auto organizável. Foram utilizados dados gerados sinteticamente de outros estudos já realizados com 2.440 dados onde 60% destes foram utilizados para treinamento, 10% para validação, e 30% para testes da rede híbrida proposta. Após os testes, foi simulado um sistema de 18 barras e divididos em três grupos para a entrada da SOFM: a energia dos sinais de corrente e de tensão. Para cada grupo foram considerados 4 casos de simulação (medidos nas barras 7, 10, 11 e 17), sendo que ao final, a taxa de acerto obtida para cada grupo foi de 91,6%, 90,8% e 95,6%, respectivamente.

Para a classificação e análise dos TOs e impulsivos, [Tan \(2009\)](#) utiliza a [TWC](#) de seleção de escala com análise de tempo. A abordagem de seleção de escala executa seletivamente a [TWC](#) da escala 1 para a escala 70, faixa de frequência típica do transitório em um [SEP](#), com a função *wavelet Morlet* que possibilita estimar a frequência, a escala e a energia do transitório. A partir da segmentação e aplicando a escala 4 da *wavelet* foi possível localizar o tempo em que o transitório ocorreu determinando sua amplitude máxima, duração e magnitude da tensão. Um sinal típico com frequência fundamental de 50 Hz, amplitude de 1 p.u. e duração de 0,1 segundo, com frequência de amostragem de 12.800 Hz, foi modelado para ambos os transitórios, oscilatório e impulsivo, com variação na frequência, amortecimento, e amplitude, além de um ruído de 40 dB como forma de simular um ambiente industrial. Os resultados demonstraram um excelente desempenho em termos de detecção, localização, segmentação e estimativa efetiva da energia, da frequência, da magnitude, da duração e da amplitude do distúrbio transitório, permitindo assim a diferenciação entre TOs e impulsivos. Contudo, conforme observado no trabalho, mesmo apresentando um bom desempenho, a janela de segmentação pode não identificar exatamente o início e o fim do transitório e requer mais estudos e testes.

Utilizando um conjunto de filtros no pré-processamento, que possibilita a separação de algumas classes de distúrbios, [Ferreira et al. \(2011\)](#) propõem um sistema de classificação de distúrbios elétricos múltiplos e isolados. Os testes foram realizados com dados sintéticos e dois sinais reais do IEEE (*Working Group P1159.3*). Basicamente o método é composto por uma etapa de filtragem, outra de extração de parâmetros, e a última de classificação. Para a filtragem foi utilizado o *Notch Filter* (NF) de segunda ordem, em conjunto com mais três filtros de quarta ordem, um filtro passa-baixa (frequência de 500 Hz), um filtro passa-faixa (frequências de corte de 500 Hz e 3 kHz) e, um filtro passa-alta (frequência de corte 3 kHz), buscando classificar, respectivamente, eventos de baixa, média e alta frequência. Para a extração dos parâmetros os autores utilizaram a estatística de ordem superior (EOS) e o RMS, e a classificação de seis (6) classes de distúrbios, entre elas o TO por meio de [RNA](#). O método demonstrou que para sinais isolados a classificação foi melhor. Já para dois ou três distúrbios, a classificação correta foi parcial, omitindo sempre uma das ocorrências do múltiplo distúrbio analisado.

Beg e Paraskar (2011) propõem um método para distinguir entre transitórios decorrentes do chaveamento de BCs, de cargas, da energização e desenergização de linha com o uso da TWD e da AMR para extração das características distintas. O sinal é decomposto em até cinco (5) níveis aplicando o filtro *wavelet Biorthogonal 1.3*. Apenas os coeficientes dos níveis db1 e db5 obtidos pela TWD são processados e mapeados, e então utilizados como entradas da rede *Feed Forward Artificial Neural Network* (FFANN) que classifica o evento. O método foi testado simulando eventos de chaveamento em um modelo simplificado de um sistema de potência real de uma companhia de transmissão de energia elétrica estatal, rede de 132 kV com 14 barramentos, via o software *Power Systems Computer Aided Design* (PSCAD)/ *Electromagnetic Transients including DC* (EMTDC). As linhas de transmissão foram modeladas usando o modelo de fase dependente da frequência, assumindo que o monitoramento é realizado muito perto do ponto de chaveamento. A frequência de amostragem foi de 20.000 Hz para um ciclo da frequência fundamental em 50 Hz. Para o treinamento foram utilizados 80% dos dados, sendo a taxa de aprendizado de 0,7, resultando em 95% na taxa de acerto para o chaveamento de BC, 100% para carga, 94% e 95% para energização e desenergização de linha, respectivamente.

Baseado no uso da TS, Mohamed (2011) aplica uma análise de tempo-frequência para a localização do transitório do chaveamento de BC. A TS é uma extensão da TWD, sendo utilizada para extrair informações localizadas no tempo e na frequência contidas na amplitude e na fase do espectro de sinais de tensão e corrente variáveis no tempo. Para localizar o chaveamento do BC são utilizadas as características referentes ao tempo, juntamente com a direção do fluxo de energia transitória. São elaborados cenários de chaveamento em um modelo geral de um sistema de distribuição radial no *Electromagnetic Transient Programs* (EMTP) para o capacitor isolado e um BC, totalizando 12 casos de testes. Para todos os testes é adotada uma frequência de amostragem de 20.000 Hz, sendo a frequência fundamental de 50 Hz, com o chaveamento dos BCs ocorrendo em 5,5 ms. Os resultados da simulação ilustraram a capacidade do algoritmo proposto em localizar o chaveamento de BC.

Para detectar a presença de distúrbios associados à QEE, Gupta e Kumar (2014) aplicaram a dinâmica simbólica, a qual considera o sinal como uma série temporal de tensão ou corrente, onde a combinação dos dados consecutivos no sinal é uma letra. São gerados dois dicionários formados a partir de uma matriz de cada sinal (um puro e outro com perturbação), além de um vetor com o valor da ocorrência fracionária. É formado então um minidicionário a partir dos dois dicionários que é utilizado para o cálculo do *Common Signal Index* (CSI), que representa a comparação ponto a ponto do grau de dissimilaridade entre os dois sinais. É aplicado o teste estatístico de *Kolmogorov-Smirnov* (KS) que trata os sinais como dois conjuntos de séries temporais detectando suas diferenças. Para os testes foram utilizados dados sintéticos dos transitórios impulsivos e oscilatórios, sendo observado que o valor do CSI é diferente em um quarto de ciclo no qual está ocorrendo o transitório.

Testes realizados para outros tipos de distúrbios (interrupção, afundamento, elevação, distorção harmônica e flutuação de tensão) demonstraram a ocorrência de comportamento diferente no ciclo, sendo que o método proposto foi capaz de detectar todos com 100% de precisão, mesmo considerando distúrbios de alta frequência ou de curto tempo.

O estudo de [Costa \(2014\)](#) propõe um novo processo de decomposição para a análise em tempo real com o uso do *Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform* (MODWT), também conhecido como *Stationary Wavelet Transform* (SWT). Para os testes foi simulado o chaveamento de um BC considerando um sistema de transmissão e distribuição utilizando o software ATP. Visando a futuras aplicações em tempo real de faltas e distúrbios de QEE, os testes utilizaram uma frequência de amostragem de 15.360 Hz (com base na frequência fundamental de 60 Hz), comparando vários tipos e filtros *wavelets* para detecção de um transitório, observando o atraso de tempo, o atraso de tempo relacionado ao nível de decomposição, a detecção de Faltas de Alta Impedância (FAI), de múltiplos eventos transitórios e o esforço computacional. A análise dos resultados demonstrou que o uso do MODWT detectou o tempo de início do transitório sem retardo de tempo para ondas compactas e longas, e detectou as demais perturbações, mesmo com transitórios significativamente amortecidos, sendo pouco afetado pela escolha da *wavelet* mãe.

[Zhang et al. \(2015\)](#) propuseram um método híbrido de decomposição atômica por meio da modificação do MPA, acompanhado do *Particle Swarm Optimization* (PSO), denominado *Matching Pursuit Optimized by Particle Swarm Optimization* (PSO-MP), para a classificação de sinais. Foram utilizados dois dicionários gerados com base nas estruturas dos distúrbios de QEE não necessitando de treinamento para a classificação e análise do sinal. A taxa de amostragem foi de 64 amostras por ciclo, com a frequência fundamental de 50 Hz e o comprimento dos sinais com 10 ciclos. O primeiro dicionário corresponde aos sinais com afundamentos, elevações e interrupções, e o segundo, com TOs e componentes harmônicos. A ideia principal foi decompor o sinal com perturbação, e a partir do valor de erro da reconstrução deste sinal classificá-lo, utilizando um dos dois dicionários que representa melhor o sinal identificado. A classe específica do distúrbio pôde ser verificada comparando os valores de fator de salto ou do amortecimento. Nesta técnica de decomposição, apenas os distúrbios referentes aos TOs não obtiveram bons resultados quando foi considerado ruído (20 dB) no sinal, apresentando 87% na taxa de acerto dentre um conjunto de 200 distúrbios testados. Para o conjunto de testes com sinais sem ruído, os sinais de TOs obtiveram uma taxa de acertos de 100%.

No estudo de [Bastos, Santoso e Biyikli \(2016\)](#) foi proposto um algoritmo para identificar eventos de chaveamento de BC (energização e desenergização) baseado nas medições de tensão e corrente. Este algoritmo aplica a TW no janelamento para identificar o possível transitório, resultando em uma redução na quantidade de dados a serem analisados e aumentando consideravelmente a velocidade do algoritmo, apresentando-se viável o seu

uso para a identificação *on-line*. Foi testado em um conjunto de 829 sinais reais, sendo 358 de energização, 8 de desenergização, e os demais referentes às operações do religador durante situações de faltas e sinais sem transitório. Para a identificação da energização do BC foi observado altas taxas de acerto (97,5%), com um pequeno número de erros de classificação de falso negativo (0,6%) e falso positivo (1,9%). Considerando a baixa quantidade de sinais para a desenergização não foi possível apresentar um valor estatístico significativo, sendo necessário mais testes.

A contribuição de Lopez-Ramirez et al. (2018) é uma metodologia onde um sinal é decomposto e reconstruído em sete níveis de frequência utilizando a TWD e TWD Inversa (TWDI), obtendo oito bandas de frequência. A morfologia matemática (dilatação e erosão) é aplicada às 8 bandas de frequência para remover as imperfeições geradas durante o pré-processamento. Os parâmetros estatísticos são utilizados como entradas para uma RNA perceptron multicamadas para identificar e classificar o distúrbio. Para os testes foi utilizado modelos computacionais para os nove tipos de diferentes distúrbios. Para cada tipo foram gerados 300 sinais, com diferentes níveis de ruído para treinar a RNA. A frequência de amostragem foi de 20.480 Hz. A metodologia proposta ainda foi implementada em um *Field-Programmable Gate Array* (FPGA), para a detecção e classificação *on-line* de sinais coletados em uma bancada experimental com base em um conjunto de 50 sinais para cada um dos distúrbios analisados.. Os resultados demonstraram que a abordagem com uso de FPGA, sob diferentes níveis de ruído, pode propiciar uma detecção e classificação rápida e satisfatória.

No estudo de Hariramakrishnan e Kumar (2019), a TS modificada (denominada no estudo como HS) uma RNA são utilizadas para a detecção e a classificação de TOs como uma taxa de acerto de 99,5%. Embora a formação da matriz S leve mais tempo, a HS fornece um sinal com uma melhor capacidade de análise nos domínios do tempo e da frequência. Padrões estatísticos e referentes a energia, desvio padrão, média, variância, de assimetria e curtose são calculados a partir da matriz S. Ao aplicar estes parâmetros na RNA de feedforward, a ocorrência de TOs é detectada e classificada. Devido a simplicidade do algoritmo de classificação e o uso de uma RNA, foi possível uma convergência mais rápida e uma classificação muito precisa. Foram gerados TOs através de um modelo no SIMULINK. Os TOs foram gerados pela energização de dois diferentes BCs conectados através de uma linha de transmissão. Um total de 392 conjuntos de dados, representados por 6 entradas, foram apresentados para a RNA que tem por função classificar a perturbação. Deste total, 70% do conjunto de dados foi utilizado para o treinamento, 15% para a validação e 15% para o teste.

Guillén-García et al. (2019) propõem uma metodologia para localizar e mitigar o TO em um edifício não residencial (hospital). Primeiro, o método analisa o sinal usando a TW para identificar os TOs e, em seguida, os operadores morfológicos de abertura e

fechamento são aplicados ao sinal para encontrar o início e o fim do **TO**, bem como a amplitude e sua localização. Todo o procedimento considerou um sistema de aquisição de dados proprietário, que pode medir sete sinais simultâneos a 8.000 amostras por segundo com uma resolução de 16 bits. A aquisição foi realizada por aproximadamente 24 h com intervalos de tempo de 10 min. Nesta etapa foram utilizados quatro níveis de decomposição para encontrar **TO**. Na segunda etapa, o sinal identificado com **TO** é analisado por dois processos diferentes na **MM**. Na sequência é calculado a diferença entre a abertura e fechamento, que possibilitou identificar a amplitude e os limites de início e fim dos **TOs**. Os valores da energia, amplitude e tempo de decaimento empregados na metodologia proposta, que combina a **TW** com a **MM**, foram também aplicados às técnicas da **TW**, a **STTF** e o **MUSIC**. Segundo os autores, os resultados se apresentaram melhores para a metodologia proposta, e permitindo identificar e delimitar melhor os **TOs**, mesmo próximos uns dos outros.

2.3 Síntese do Capítulo

Muitas técnicas têm sido estudadas para identificar uma descontinuidade em um sinal, resultante, por exemplo, de um **TO**. Uma das mais simples é o **NF**, que remove a componente fundamental da composição harmônica, sendo aplicado em vários estudos como [Ferreira et al. \(2011\)](#), [Ferreira et al. \(2015\)](#). A **TW**, devido à sua eficácia na análise de sinais não estacionários (que variam no tempo), tornou-se uma poderosa alternativa aos métodos de *Fourier* para aplicações em engenharia, e, neste caso em específico, para a análise de descontinuidades nos sinais. Estes sinais possuem componentes em alta frequência espaçadas em curtos períodos de tempo, seguidas por componentes de baixa frequência, com um longo período de duração e próximas da frequência fundamental. A **TW** apresenta uma boa resolução no tempo tanto para altas, quanto para baixas frequências, sendo objeto de estudo em várias pesquisas ([SANTOSO et al., 2000b](#); [SANTOSO et al., 2000c](#); [GAING, 2004](#); [HONG; CHEN, 2007](#); [TAN, 2009](#); [BEG; PARASKAR, 2011](#); [BASTOS; SANTOSO; BIYIKLI, 2016](#); [LOPEZ-RAMIREZ et al., 2018](#); [GUILLÉN-GARCÍA et al., 2019](#)).

Outra técnica que pode ser aplicada neste contexto é a **MM**, baseada na teoria dos conjuntos e na geometria integral, originalmente desenvolvida por [Kingman \(1975\)](#), sendo aplicada inicialmente em processamento de imagens. Pela sua baixa complexidade devido a suas operações básicas, vem se apresentando como uma técnica promissora para a detecção de distúrbios associados à falta de **QEE** ([LU et al., 2004](#); [RADIL et al., 2008](#); [ZHANG et al., 2013](#); [ZHANG et al., 2016](#); [GUILLÉN-GARCÍA et al., 2019](#)).

Uma das contribuições desta tese está em avaliar qual das técnicas entre o **NF**, a **TW** e a **MM** melhor detectará a descontinuidade existente em um sinal qualquer. Isto permitirá uma boa estimativa das características de um **TO**, bem como aplicar o **MPA**

com objetivo de encontrar um sinal correspondente em um dicionário de dados, sendo possível estimar os parâmetros de interesse possibilitando assim a identificação da causa do distúrbio evidenciado.

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo apresenta a fundamentação teórica básica das técnicas que serão utilizadas para a detecção e classificação dos Transitórios Oscilatórios (TOs) decorrentes da conexão de Bancos de Capacitores (BCs) e da Energização de Linhas (ELs). Os conceitos referentes a cada uma das técnicas empregadas para a identificação da descontinuidade em um sinal estão nas Seções 3.1, 3.2 e 3.3. Na Seção 3.4 estão os subsídios para a Seção 3.5, onde é apresentada a técnica do *Matching Pursuit Algorithm* (MPA), utilizada para extrair os parâmetros (f, λ, ϕ) de um TO, necessários para a posterior classificação da origem dos mesmos.

3.1 Notch Filter

O *Notch Filter* (NF) é capaz de remover a frequência fundamental, do sinal em análise, permitindo assim evidenciar as demais frequências e detectar os TOs, no caso desta pesquisa.. A diferença entre o transitório extraído e o real é quase exclusivamente devido à composição harmônica, que não é removida pelo filtro (BOLLEN; GU, 2006). Este ainda possui um baixo custo computacional e uma maior seletividade na frequência de interesse.

Este filtro é uma estrutura linear invariante no tempo que multiplica seu sinal de entrada por um ganho igual à unidade em todas as frequências, exceto para a frequência de *notch*, na qual o ganho é nulo. Sendo assim, a função principal de um NF é eliminar, de sua saída, um sinal senoidal, cuja frequência é determinada pelos coeficientes do filtro (KETABI et al., 2013). Contudo, podem ocorrer pequenas variações em torno da frequência fundamental do sinal em análise. Nesta pesquisa não se considerou estas possíveis variações, as quais podem ser supridas utilizando um NF adaptativo como em Regalia (2010), Ketabi et al. (2013).

A remoção da componente de 60 Hz foi realizada a partir da relação $F_n = 60/F_s$, onde F_s é a taxa amostral. Da razão da componente que se quer remover $f_{ratio} = 60/F_n$ e da largura $n_{width} = 0.1$, foram computados os zeros (3.1) e pólos (3.2) do NF, gerando os coeficientes polinomiais $b = [1, -1.9994, 1]$ e $a = [1, -1.7994, 0.8100]$. A função *filter*(b, a, s) do MatLab aplicada neste estudo filtra o sinal (s) em análise, utilizando uma função de transferência racional definida pelos coeficientes polinomiais gerados a e b , obtendo o resultado final esperado.

$$n_{zeros} = [e^{\sqrt{-1} \cdot \pi \cdot f_{ratio}}, e^{-\sqrt{-1} \cdot \pi \cdot f_{ratio}}] \quad (3.1)$$

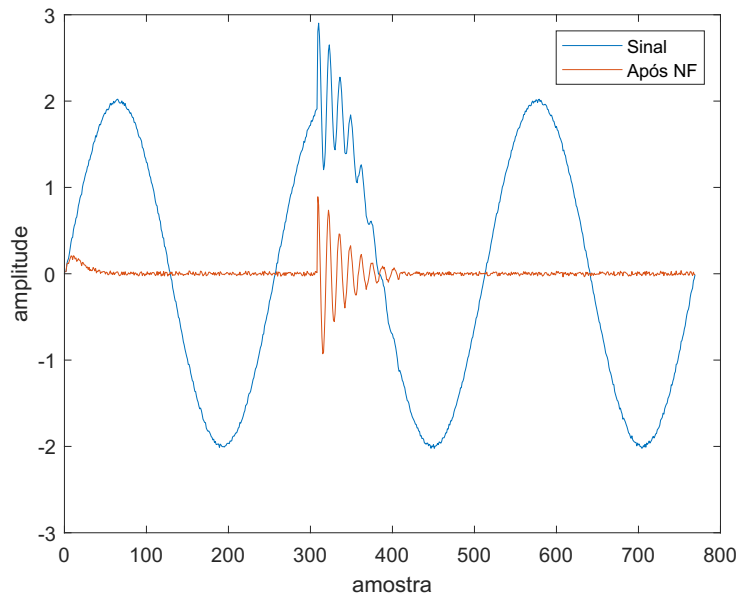
$$n_{polos} = (1 - n_{width}) \cdot n_{zeros} \quad (3.2)$$

A função de transferência racional (3.3) trabalha com filtros *FIR* e *IIR*, onde n_a é a ordem do filtro *feedback* e n_b é a ordem do filtro *feedforward*. Devido à normalização, $a(1) = 1$ (OPPENHEIM; SCHAFER, 2010).

$$Y(z) = \frac{b(1) + b(2)z^{-1} + \dots + b(n_b + 1)z^{n_b}}{1 + a(2)z^{-1} + \dots + a(n_a + 1)z^{n_a}} X(z) \quad (3.3)$$

É possível observar na Figura 1 um sinal x qualquer e o resultado quando aplicado o NF.

Figura 1 – Um sinal x qualquer filtrado via a aplicação do NF.



Fonte: Elaborado pela autora.

3.2 Transformada Wavelet

Devido à sua eficácia na análise de sinais não estacionários (que variam no tempo), a Transformada *Wavelet* (TW) tornou-se uma poderosa alternativa aos métodos de *Fourier* para aplicações em engenharia, e, neste caso em específico, para a análise de descontinuidades nos sinais. Estes sinais tendem a não ser estacionários e, tipicamente, possuem componentes em alta frequência espaçadas em curtos períodos de tempo seguidas por componentes de baixa frequência com um longo período de duração e próximas da frequência fundamental. A TW apresenta uma boa resolução no tempo, tanto para altas, quanto para baixas frequências, sendo neste caso mais adequada (SANTOSO et al., 2000a; TAN, 2010; BASTOS; SANTOSO; BIYIKLI, 2016).

Para Santos et al. (2000a), a extração da frequência dos TOs não é algo simples, mas, utilizando os coeficientes da TW é possível localizar um evento transitório. Como, por exemplo, nos trabalhos de Arruda (2003) e Santos et al. (2000c), onde a TW usando uma *wavelet* mãe da família *Daubechies* com suporte 4 (db4) foi considerada apropriada para esta função. Utilizando um processo de janelamento (segmentação), Bastos, Santos e Biyikli (2016) e Eriscti e Demir (2012), aplicaram a TW para realizar um pré-processamento de eventos transitórios, extraíndo a parte de interesse do sinal para sua identificação. Conforme observado nos trabalhos consultados, os coeficientes da TW durante um evento transitório são maiores que os obtidos durante um estado estacionário, possibilitando a extração de informações no tempo do TO que poderão auxiliar na sua detecção.

A TW decompõe o sinal sucessivamente em diferentes escalas, e resoluções, comprimindo e dilatando o sinal a partir de uma *wavelet* mãe, obtendo-se numerosas correlações (representações locais) no domínio do tempo e da frequência. Os coeficientes resultantes representam a correspondência do sinal à *wavelet* mãe, diferente da Transformada de Fourier (TF) que fornece uma representação global do sinal (SANTOSO et al., 1996). Segundo Bollen e Gu (2006), a TW pode ser interpretada como um conjunto de bancos de filtros caracterizando assim uma técnica de Análise Multiresolução (AMR).

As *wavelets* são irregulares, de duração limitada e geralmente não simétricas. Elas são melhores na descrição de anomalias, pulsos e outros eventos caracterizados por uma descontinuidade no seu início, e outra, no seu término (FUGAL, 2009).

Cabe adiantar que nesta pesquisa foi utilizada a *wavelet* mãe *Daubechies* de ordem 4 (db4) (OLESKOVICZ et al., 2009). Outras informações serão posteriormente fornecidas e justificadas.

A Transformada *Wavelet* Discreta (TWD) de uma dada função f é representada por (3.4) (KIM; AGGARWAL, 2000):

$$TWD_{(m,n)} = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \sum_k \chi(k) g(a_0^{-m}n - b_0k). \quad (3.4)$$

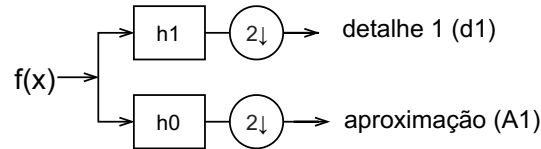
De modo que $g(\cdot)$ é a *wavelet* mãe, e os parâmetros a e b correspondem a escala e a translação, que são funções de um inteiro m , e k uma variável inteira que se refere a um determinado número de amostra em um sinal de entrada.

Pela técnica da AMR, o sinal $f(x)$ analisado (Fig 2), primeiramente é decomposto em dois outros sinais em níveis diferentes de frequência. Cada nível fornece informações no domínio do tempo e da frequência, através de filtros passa alta ($h1$) e passa baixa ($h0$). Uma parte é chamada de detalhe (d_n), com baixas escalas (componentes de alta frequência), e, a outra de aproximação (A_n), com altas escalas (componentes de baixa frequência do sinal). O número de níveis é representado por n (MORSI; EL-HAWARY,

2008; HONG; WANG, 2005).

Observa-se que a faixa de frequência é reduzida pela metade em cada nível, sendo o número de amostras também é reduzido por um fator 2 (SANTOSO et al., 1996). De acordo com o teorema da amostragem de *Nyquist* não há perda das informações de frequência nesta redução (NAIK; KUNDU, 2013).

Figura 2 – Processo de decomposição do sinal AMR.

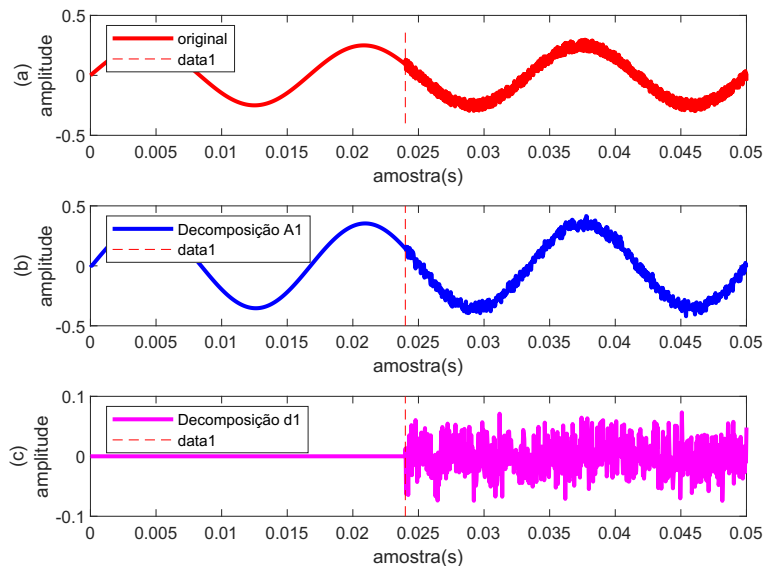


Fonte: Elaborado pela autora.

A profundidade na decomposição do sinal em análise pode ser realizada até um nível específico de detalhe (d_n) e aproximação (A_n), e dependerá do problema a ser analisado e da taxa amostral disponível. Para situações em específico de TO, no primeiro nível de decomposição (d_1) já é possível identificar as discontinuidades de interesse no sinal (HONG; WANG, 2005). Para os testes realizados foi utilizado apenas o primeiro nível de decomposição (d_1), como no exemplo da Fig 2.

A Fig 3 representa um sinal qualquer x e o resultado da decomposição, no nível de aproximação (A1) e detalhes (d1) quando aplicado a TW, considerando a wavelet mãe de ordem 4 ($db4$).

Figura 3 – Processo de decomposição do sinal AMR.



Fonte: Elaborado pela autora.

Para os testes realizados, ressalta-se que a taxa de amostragem considerada foi 15.360 Hz (256 amostras/ciclo x 60 Hz). Vale adiantar que pelas análises efetuadas, a identificação da descontinuidade foi possível com o primeiro nível de decomposição da aproximação (A_1) ou com o primeiro nível de detalhes (d_1). Para tanto, o valor do limiar usado para acusar uma descontinuidade deve ser ajustado para o valor 0,1 ou 10^{-4} , respectivamente.

3.3 Morfologia Matemática

O termo Morfologia Matemática (**MM**) foi introduzido por Matheron e Serra em 1966, ambos pesquisadores da Paris School of Mines in Fontainebleau. A técnica explora a forma dos objetos, a matemática e o uso da álgebra de Minkowski, e a convexidade de um Elemento Estruturante (**EE**) que permite a granulometria como ferramenta de análise dos mesmos. A teoria do filtro morfológico foi apresentado na década de 80, sendo aplicada em alguns sistemas em tempo real, o que aumentou a pesquisa e desenvolvimento nas três décadas seguintes, tornando-a uma ferramenta poderosa para a análise de formas geométricas. (**WU; LU; JI, 2009**). As principais áreas de aplicações são observadas na medicina, indústria e automação, no tratamento de imagens microscópicas e de satélite. Vem sendo estudada também na área de Qualidade da Energia Elétrica (**QEE**), proteção de linhas de transmissão e sistemas de distribuição, visto que os sinais em sistemas de energia são geralmente unidimensionais, e a **MM** divide um sinal em vários sub-sinais (**GAUTAM; BRAHMA, 2009**).

Devido a sua simplicidade, desempenho e eficiência computacional, e, principalmente, a preservação da forma do sinal, a **MM** é amplamente utilizada na área de processamento de imagens e reconhecimento de padrões (**GAUTAM; BRAHMA, 2009**). Devido apenas aos cálculos de adição, subtração, e operações de máximo e mínimo, são mais rápidas nos cálculos efetuados do que em outras técnicas de processamento com o mesmo sinal (**WU; LU; JI, 2009**). Exemplos de aplicação da **MM** para a detecção de distúrbios combinada com outras técnicas na área de **QEE** podem ser observadas em **Lu et al. (2004)**, **Radil et al. (2008)**, **Guillén-García et al. (2019)**.

Conforme **Gautam e Brahma (2009)**, ao contrário da **TF** ou da **TW**, que extraem informações baseadas nas frequências dos sinais, a **MM** é baseada exclusivamente no domínio do tempo, sendo útil na eliminação dos ruídos em sinais e imagens. A aplicação da **MM** possibilita extrair características distintas, como energia, a entropia, o desvio padrão, a amplitude máxima (**CHAKRAVORTI; DASH, 2016**), e a duração (**RADIL et al., 2008**).

Porém, para a extração dos parâmetros de interesse (como a amplitude, duração e a frequência do sinal), a aplicação da **MM** dependerá do **EE** escolhido, o qual modifica a sua forma e evidencia as características de interesse do sinal em análise.

3.3.1 Elemento Estruturante

O **EE** inspeciona sua interação com o sinal, detectando características específicas na vizinhança de todos os pontos do sinal, como uma janela em movimento, e permite identificar a localização e duração do distúrbio. A vantagem de uso da **MM** em comparação com a **TW** é que a **MM** pode detectar melhor a perturbação em ambientes ruidosos, além de extrair transitórios de altas frequências. Vale ainda ressaltar que a amplitude máxima característica de um **TO** usualmente coincide (ou é muito próxima) com o tempo de início do mesmo (LU et al., 2004), justificando ainda mais o emprego da **MM**.

Um **EE** (g) é um elemento fundamental para todas as transformações da **MM**, a qual é uma função usada como um operador para transformar e dividir um sinal em sub-sinais. O fator de escolha de um **EE**, por exemplo, para filtrar um sinal com perturbação, será diferente daquele escolhido para detectar o início e fim da mesma perturbação. A seleção também é influenciada pela quantidade de perturbação no sinal, seu espectro de frequência e taxa de amostragem. Para uma melhor escolha é necessário observar como certos parâmetros de desempenho mudam com o comprimento do **EE** (GAUTAM; BRAHMA, 2012).

Para qualquer transformação da **MM**, o comprimento de um **EE** define o tamanho da janela, que por sua vez define o atraso na saída (GAUTAM; BRAHMA, 2009). Desta forma, um aumento no comprimento do **EE** será sempre acompanhado por um aumento de atraso na saída (GAUTAM; BRAHMA, 2012).

Na maioria das aplicações na área de sistemas de energia, o **EE** linear é bem adequado aos sinais unidimensionais e permite bons resultados para a extração das suas características. O comprimento do vetor **EE** unidimensional está relacionado com a taxa de amostragem e com o ruído do sinal. O comprimento do **EE** também determina o tamanho da janela do filtro (GAUTAM; BRAHMA, 2009).

Na abordagem realizada por Gautam e Brahma (2009), a aplicação da **MM** na área de sistemas de energia elétrica usa diferentes tipos e tamanhos de **EEs**, sendo útil para a detecção de sinais e imagens, pois funciona exclusivamente no domínio do tempo. Com isso a **MM** pode ser aplicada para a identificação de uma descontinuidade em um sinal.

Um comprimento menor do vetor, **EE** (ideal 3, $g = [0.1, 0.1, 0.1]$), se traduz diretamente em uma detecção mais rápida, por exemplo, de faltas em linhas de transmissão, pois representa a melhor combinação de parâmetros com menos cálculos, o que pode ser uma vantagem em aplicações em tempo real (GAUTAM; BRAHMA, 2012).

Vale afirmar e adiantar que vários testes foram realizados considerando a detecção da descontinuidade e o tempo de execução quanto ao **EE** a ser utilizado neste trabalho, sendo que uma estrutura linear de tamanho 3, $g = [1, 1, 1]$, apresentou melhores resultados no tempo de processamento do sinal e na identificação da descontinuidade. Com base

nessas observações, embora o distúrbio tenha sido detectado por todos os tipos e tamanhos de **EE** testados, um de menor comprimento foi preferível para a detecção de um **TO**.

3.3.2 Operações Básicas

A **MM** tem como base as operações de adição (dilatação) e subtração (erosão) acompanhadas da extração de máximos e mínimos de conjuntos discretos. Por ser uma transformação não linear, exige baixos requisitos computacionais ([RADIL et al., 2008](#)), ([ZHANG et al., 2013](#)), sendo que a aplicação desta técnica pode apresentar resultados positivos para esse trabalho.

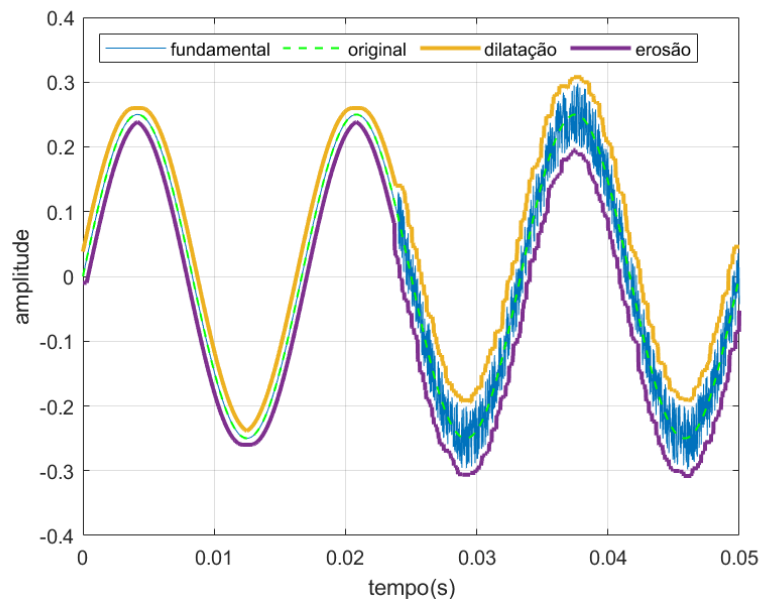
Nas operações de dilatação (3.5) e erosão (3.6), $f(n)$ e $g(m)$ representam o sinal de entrada e o **EE**, respectivamente, onde $n > m$, e são valores que pertencem ao conjunto de inteiros não negativos, excluindo o zero (\mathbb{Z}_+^*), representando o tamanho de cada um.

$$y(n) = (f \oplus g)(n) = \max \begin{cases} f(n - m) + g(m), \\ 0 \leq (n - m) \leq n, m \geq 0 \end{cases} \quad (3.5)$$

$$y(n) = (f \ominus g)(n) = \min \begin{cases} f(n + m) - g(m), \\ 0 \leq (n - m) \leq n, m \geq 0 \end{cases} \quad (3.6)$$

A dilatação expande o sinal e a erosão reduz o sinal. A Fig. 4 apresenta o efeito das operações de dilatação e erosão da **MM** em um sinal sintético qualquer, permitindo, por exemplo, a recuperação do sinal original tracejado em verde claro.

Figura 4 – Operações de dilatação e erosão de um sinal sintético qualquer.



Fonte: Adaptado de ([GAUTAM; BRAHMA, 2009](#)).

Tingfang et al. (2006) ressaltam que as operações de dilatação (3.5) e erosão (3.6) são básicas na MM, e dão origem a outros operadores comuns, sendo para a área de energia, a abertura (3.7) e o fechamento (3.8) os mais aplicados. Estas operações em cascata (abertura e fechamento) possibilitam a eliminação simultânea de ruídos nos sinais.

As operações de erosão e dilatação possuem algumas limitações mas, quando combinadas de modo apropriado, resultam em transformações morfológicas mais robustas. A erosão, por exemplo, além de eliminar pequenas estruturas, também causa a redução de todas as outras. No entanto, se uma dilatação for aplicada na imagem erodida, parte das estruturas perdidas será recuperada. Tal procedimento, de aplicar uma erosão seguida de uma dilatação, define uma nova transformação denominada abertura. O fechamento, que consiste em uma dilatação seguida de uma erosão, tende a recuperar de maneira aproximada a forma inicial das estruturas da imagem que foram dilatadas

As operações de abertura ($f \circ g$) e fechamento ($f \bullet g$) estão definidas em (3.7) e (3.8), respectivamente.

$$(f \circ g)(n) = ((f \ominus g) \oplus g)(n) \quad (3.7)$$

$$(f \bullet g)(n) = ((f \oplus g) \ominus g)(n) \quad (3.8)$$

Baseadas nestas operações básicas, várias outras composições de filtros são definidas na literatura adequando-se à aplicações específicas. Conforme comentado na sequência, para a detecção de uma descontinuidade no sinal foi aplicado neste trabalho o uso da *Dilation-Erosion Difference Filter* (DEDF) (GAUTAM; BRAHMA, 2012).

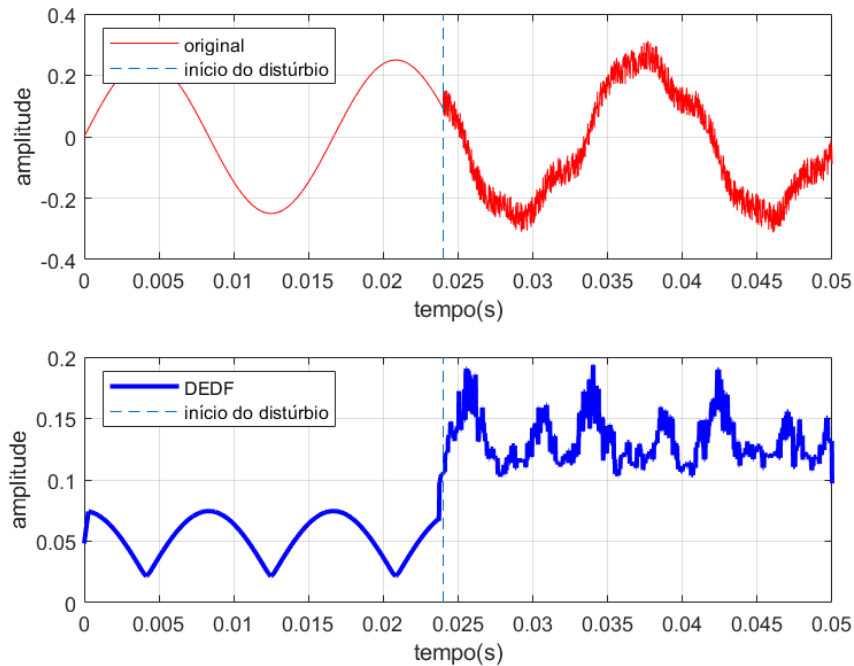
3.3.3 Dilation-Erosion Difference Filter

O DEDF é um filtro morfológico simples que pode detectar quaisquer mudanças repentinas nos sinais (GAUTAM; BRAHMA, 2009). O DEDF (3.9) apresenta a diferença entre a dilatação (\oplus) e a operação de erosão (\ominus). Na Figura 5 é ilustrada a diferença entre a dilatação e a erosão quando aplicado a DEDF em um sinal qualquer.

$$y(n) = (f \oplus g)(n) - (f \ominus g)(n) \quad (3.9)$$

Como forma de otimização, as operações de dilatação e erosão foram implementadas diretamente no Matlab, não sendo utilizadas as funções internas disponibilizadas pela ferramenta, como o `imdilate()` e o `imerode()`.

Figura 5 – DEDF - Diferença do filtro dilatação-erosão.



Fonte: Adaptado de (GAUTAM; BRAHMA, 2009).

3.4 Representações Esparsas

Para Zantalis (2016), um dado sinal de tempo discreto pode ser representado por meio da amostragem de um sinal de tempo contínuo, no domínio da frequência, através da TF, *Short-Time Fourier Transform* (STFT) e da modelagem espectral. No domínio da escala do tempo utiliza-se a TW e suas variações. Cada técnica tem suas limitações, como, por exemplo, uma base de *Fourier* não é boa para representar sinais localizados no tempo (ou seja, fenômenos transitórios), enquanto as bases *wavelet* não são boas na representação de sinais com suporte estreito de alta frequência.

Por este motivo as representações por aproximações esparsas motivam o uso de decomposições de sinais em conjuntos grandes e redundantes, que são capazes de fornecer uma ampla variedade de padrões encontrados nestes sinais. As técnicas de decomposição esparsa têm como objetivo expandir um sinal em uma combinação linear de formas de onda, denominada átomos, que são escolhidas de um conjunto grande e redundante (de tais átomos), chamado então dicionário D . A decomposição esparsa de um sinal $x(t)$ qualquer pode ser representada por (3.10) (ZANTALIS, 2016).

$$x(t) = \sum_{K}^{k=1} C_k \varphi_k(t) + \epsilon(t), \quad (3.10)$$

onde C_k são os coeficientes de expansão, φ_k são os átomos, e $\epsilon(t)$ é um erro que contabiliza

o ruído e imprecisões do modelo. Quando $\epsilon = 0$, $x(t)$ é uma representação exata do sinal, ou aproximada, quando $\epsilon > 0$.

A equação (3.11) pode ser escrita usando a notação de álgebra linear

$$x = \Phi c + \epsilon, \tag{3.11}$$

sendo que o dicionário de átomos está em Φ , formado por números reais ou complexos. Um dicionário é uma matriz $N \times K$ onde cada coluna (K) representa um átomo, e N representa o comprimento do átomo e também o vetor x . Quando $N = K$, o dicionário está completo, e se torna uma matriz quadrada se os átomos formam uma base e o termo de ruído é definido como zero. Neste caso a equação (3.11) tem uma solução única. Se os átomos também formarem uma base ortonormal, então a solução é simplificada ainda mais, visto que $\Phi^{-1} = \Phi^T$, o que evita a inversão da matriz. Nas decomposições esparsas, porém, o dicionário está supercompleto (redundante), sendo $K > N$, o que implica que seus átomos (colunas K) são linearmente dependentes. Neste caso, a solução de (3.11) não é única, o que leva a representações adaptativas.

Conforme Zantalis (2016), em geral, decomposições esparsas são mais flexíveis, e as representações adaptativas esparsas (ou aproximações) são melhores. A seleção do dicionário nas decomposições é importante pois irá representar como um sinal é decomposto. Existem dois tipos de dicionários: o “analítico”, com átomos que são expressos matematicamente e que representam um sinal básico; e os “treinados” ou por “aprendizagem” que utilizam um conjunto de sinais de treinamento para sua formação, com objetivo de encontrar o dicionário que produz uma representação esparsa para os dados de treinamento.

O algoritmo implementado nesta tese utiliza um dicionário analítico devido a sua simplicidade onde cada átomo expresso, e portanto gerado matematicamente, representa um TO. Na seção 3.5.1 e no capítulo 4, seu uso está descrito com mais detalhes.

Uma estratégia para as abordagens do problema de aproximação esparsa envolve algoritmos gananciosos ou gulosos (*greedy algorithms*), onde uma solução é construída iterativamente selecionando um coeficiente por iteração, de modo que o erro de aproximação é reduzido ao máximo.

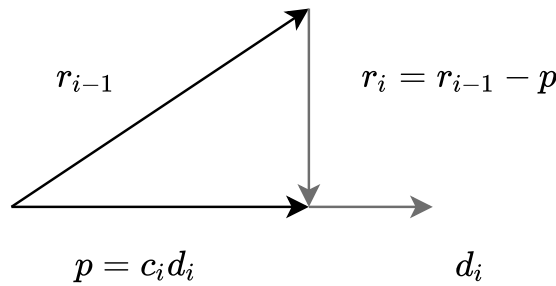
3.5 Matching Pursuit Algorithm

O MPA ou algoritmo de busca por correspondência, é um algoritmo iterativo e classificado como guloso, pois em cada iteração, ele seleciona o átomo que irá absorver a maior parte da energia do sinal residual. O MPA decompõe qualquer sinal em uma expansão linear de formas de onda que pertencem a um dicionário redundante de funções. Este algoritmo escolhe iterativamente o sinal que melhor se aproxima do sinal de teste.

Todo o processo é baseado na projeção de um sinal (f) sobre um dicionário (um vetor $g_\gamma \in D$) e no cálculo do resíduo (\mathbb{R}_s) (MALLAT, 2008).

Na busca por correspondência não ortogonal (ou básica), os átomos do dicionário não são vetores ortogonais entre si. Portanto, subtrair os resíduos subsequentes do anterior pode introduzir componentes que não são ortogonais ao intervalo de átomos anteriormente incluídos. Como exemplo, em uma iteração do algoritmo, e expressando-a em termos da álgebra linear, considere o residual r e um átomo $d_i (d_i \in D)$ como vetores em R^2 , sendo que o átomo possui uma norma unitária (ou seja, $\|d_i\| = 1$). Na $i^{\text{ésima}}$ iteração, o algoritmo tenta aproximar o resíduo r_{i-1} em termos do átomo d_i . Isso significa que o residual r_i é o erro da projeção do residual da iteração anterior r_{i-1} sobre o átomo d_i . Do princípio de ortogonalidade, este erro é mínimo se for ortogonal ao átomo, e a projeção p (Figura 6) será um múltiplo do vetor do átomo d_i . (ZANTALIS, 2016).

Figura 6 – Projeção do Matching Pursuit p , com o residual r_{i-1} se aproximando em termos do átomo d_i .



Fonte: Adaptado de (ZANTALIS, 2016).

Substituindo a projeção p , obtém-se o erro:

$$r_i = r_{i-1} - c_i d_i \quad (3.12)$$

O erro de projeção será mínimo caso seja ortogonal ao vetor do átomo, o que significa que o produto escalar entre o erro de projeção e o átomo deve ser zero:

$$d_i^T (r_{i-1} - c_i d_i) = 0 \Rightarrow c_i d_i^T d_i = d_i^T r_{i-1} \quad (3.13)$$

O produto interno do átomo do lado esquerdo de (3.13) produz um escalar, podendo ser simplificada conforme 3.14, onde c_i é o múltiplo da projeção de p .

$$c_i = d_i^T r_{i-1} = \langle d_i, r_{i-1} \rangle \quad (3.14)$$

$$\|r_i^2\| = \|r_{i-1}\|^2 - |c_i|^2 \quad (3.15)$$

$$d_i = \arg \max | \langle r_{i-1}, D \rangle | \quad (3.16)$$

Ainda aplicando o teorema de Pitágoras na Figura 6, obtém-se (3.15), observando que o quadrado da norma l^2 é a energia. Para minimizar a energia do residual r_i , o termo $|c_i|^2$ deve ser maximizado. O c_i máximo corresponde ao átomo d_i (sendo $d_i \in D$) que tem a correlação absoluta máxima com o residual (3.16).

Importante ressaltar que as projeções ocorrem para todos os átomos do dicionário D . Assim, o MPA compreende duas etapas principais. A primeira é a de encontrar as correlações do resíduo com todos os átomos no dicionário (ou seja, calcular todas as projeções do resíduo nos átomos). Na sequência, deve selecionar o Coeficiente de Correlação (CCo) que tenha o valor absoluto máximo (que representa o átomo com a melhor solução encontrada). Este átomo selecionado terá uma queda exponencial na energia residual em cada etapa de iteração. Ao derivar a decomposição do sinal, a iteração é continuada até que a energia residual esteja abaixo de um limite, ou até que algum outro critério de parada seja atendido. Depois das iterações, o algoritmo produz a decomposição do sinal conforme a (3.17) e (3.18), e a conservação de energia é satisfeita.

$$x = \sum_{i=0}^{I-1} \|c_i d_i\|^2 + \|r_I\|^2 \quad (3.17)$$

$$\|x\|^2 = \sum_{i=0}^{I-1} \|c_i d_i\|^2 + \|r_I\|^2 \quad (3.18)$$

Devido ao *Matching Pursuit* (MP) ter um dicionário completo e redundante que abrange o espaço \mathbb{R}^n , a conservação da energia é satisfeita gerando uma sequência de

aproximações esparsas para o sinal, como demonstrado no Algoritmo 12.

Algoritmo 1: Matching Pursuit	
1	Crie/escolha um dicionário completo D
2	início
3	Inicialize $i = 1, y_{i-1} = 0, R_{i-1} = x$
4	repita
5	Calcule o produto interno (3.14)
6	Selecione o argumento máximo (3.16)
7	Obtenha o coeficiente de expansão (3.14)
8	Atualize o resíduo 3.13
9	Atualize a aproximação $y_i = y_{i-1} + c_i d_i$
10	Incremente o número de iteração $i = i + 1$
11	até <u>condição de parada</u> ;
12	fim

3.5.1 Dicionário para o MPA

Uma das vantagens no uso de um dicionário de dados sintético e redundante é que o mesmo não requer qualquer modelagem do sistema, nem tão pouco é afetado por uma mudança na topologia da rede, ou ainda variações nos parâmetros dos componentes do sistema. A extração de partes de um sinal que possibilitem uma boa aproximação deste é um dos objetivos de uma representação atômica dos sinais (ZHU, 2007). Esta representação consiste da utilização de formas de onda pré-definidas (átomos) para expressar um sinal (LOVISOLO et al., 2005). Ainda, um dicionário de dados redundante permite expandir o sinal em um conjunto de vetores que se adaptam às características de tempo-frequência ou escala de tempo de um sinal escolhido (MATLAB, 2018b; MATLAB, 2018a).

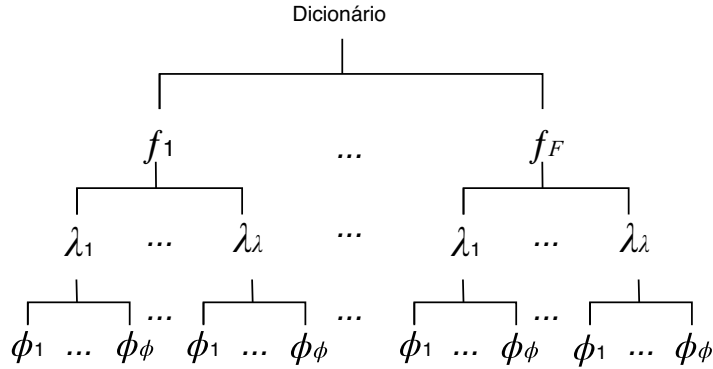
Já para o contexto desta tese, conforme afirmado por Bollen, Styvaktakis e Gu (2005), os parâmetros de amplitude, frequência e o fator de amortecimento dos componentes dominantes são considerados apropriados para caracterizar as perturbações (neste caso, dos TOs) e obter informações sobre as origens. Para Zhu (2007), a frequência e o fator de amortecimento têm uma melhor correspondência com um sinal (características estas diretamente associadas aos TOs).

Tomando como base o que foi até o momento apresentado, para esta tese, o dicionário de dados será então formado pela união de bases ortonormais considerando a frequência (f), o amortecimento (λ) e o ângulo de fase (ϕ). Parâmetros estes essenciais para caracterizar e definir os TOs, e que são importantes para se encontrar uma correspondência adequada. O dicionário foi formado *a priori*, o que o classifica como “analítico”.

A estrutura do dicionário e a sistemática de busca por correspondência estão

ilustradas na Figura 7, tendo um nível de profundidade igual a 3 (f, λ, ϕ), onde cada parâmetro representa um nível de profundidade.

Figura 7 – Estrutura do dicionário de dados.



Fonte: Adaptado de (ZHU, 2007).

3.5.2 Cálculo do Coeficiente de Correlação (CCo)

Para comparar o sinal de interesse $f(x)$, é definido um CCo K_γ para cada elemento do dicionário (d_γ), a partir do cálculo do valor máximo do produto interno (3.16) (MALLAT, 2008). Quanto mais o valor de K_γ se aproximar de 1, maior será a probabilidade de d_γ corresponder ao sinal.

$$K_\gamma = \frac{|\langle f(x), d_\gamma \rangle|}{\|f(x)\| \|d_\gamma\|} \quad (3.19)$$

Quando um sinal $f(x)$ discretizado e uma função discretizada d_γ no dicionário produzem a correlação máxima, o resíduo tende a zero. Isto permite comparar a similaridade das propriedades de frequência ($f(x)$) e amortecimento (λ) do sinal d_γ no dicionário D . Assim, pesquisando através de um dicionário de N elementos, pode encontrar a correlação máxima (3.20):

$$K_j = \max \{k_\gamma\}, \quad \gamma = 1, \dots, N \quad (3.20)$$

sendo que K_j corresponde à j -ésima função g_j do dicionário (3.20). No caso de um dicionário que consiste em formas de onda senoidais amortecidas, os parâmetros de frequência (f) e fator de amortecimento (λ) de d_j são considerados como a melhor correspondência àqueles dos sinais $f(x)$ (ZHU, 2007). Se $K_j = 1$, d_j corresponderá exatamente ao sinal de entrada.

Como o sinal no domínio do tempo ocorre por tempo indeterminado e sua versão discretizada é de comprimento infinito, normalmente é selecionada uma parte do sinal em cada instante t para calcular k_γ . Uma modificação em (3.19) conduz a (3.21) e (3.22).

$$k_\gamma(t) = \frac{|\langle s(\tau), d_\gamma \rangle|}{\|s(\tau)\| \|d_\gamma\|}, \tau \in [t, t + T], \quad (3.21)$$

$$K_j(t) = \max\{k_\gamma(t)\}, \quad \gamma = 1, \dots, N. \quad (3.22)$$

T em (3.21) representa a porção do sinal $f(x)$ no tempo t , e também o intervalo de suporte das funções no dicionário. $K_j(t)$ corresponde à função escolhida d_j do dicionário no tempo t , que dá a maior projeção ou correlação.

3.5.3 Métricas utilizadas em conjunto com o MPA

Algumas métricas são definidas para quantificar a *qualidade* e o *comportamento* de uma determinada decomposição do MPA. Serão aqui destacadas três delas, a redução de energia, a norma l^2 e a qualidade acumulada do coeficiente.

3.5.3.1 Redução de energia

Uma das métricas utilizadas em conjunto com o MPA é baseada na redução de energia em cada iteração conforme (3.23). Para completude, a energia de uma sequência de tempo discreto é redefinida em termos de um residual ($r_i[n]$) de comprimento N .

$$E_{r_i} \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{n=0}^{N-1} |r_i[n]|^2 \quad (3.23)$$

A energia residual diminui de forma exponencial a cada iteração sendo representada por uma Curva de Queda de Energia (CQE). Para uma aproximação qualquer I , a CQE é um vetor em r_i sendo:

$$CQE \stackrel{\text{def}}{=} CQE := (E_{r_i}, \dots, E_{r_I}) \quad (3.24)$$

3.5.3.2 Norma l^2

A norma l^2 , também chamada de norma Euclidiana pelo seu significado geométrico, pode ser utilizada em algoritmos iterativos para medir o erro de uma dada aproximação. Se a norma da diferença de dois vetores tende a zero, então um vetor tende ao outro, independentemente da norma utilizada. A norma expressa o residual em relação a norma

do sinal de entrada como uma porcentagem. Em (3.25), $\|\cdot\|$ se refere a norma l^2 , e, a similaridade para a métrica $L2err_i$ é obtida por (3.26).

$$L2err_i = 100 \left(\frac{\|r_i\|}{\|x\|} \right) \quad (3.25)$$

$$L2err_i = L2err := (L2err_1, \dots, L2err_I) \quad (3.26)$$

3.5.3.3 Qualidade acumulada do coeficiente

A Qualidade Acumulada do Coeficiente (**QAC**) mede a energia acumulada da expansão a partir dos coeficientes relativos à energia do sinal de entrada. A qualidade é medida por um senso de energia dos coeficientes extraídos em cada iteração, dado em (3.27), sendo C_i um vetor de coeficientes extraídos das iterações.

$$QAC_i = \frac{\|C_i\|^2}{\|x\|^2} \quad (3.27)$$

$$C_i := (c_1, \dots, c_i), 1 \leq i \leq I \quad (3.28)$$

3.6 Síntese do Capítulo

Todas as técnicas apresentadas neste capítulo são fundamentais para compreensão da pesquisa realizada.

As três primeiras seções definem aquelas utilizadas para a detecção de uma descontinuidade, de forma a identificar um **TO** em um sinal qualquer. Embora cada uma tenha sua definição única, a **MM** se apresenta como a mais simples, com menos complexidade em suas operações, o que contribui com uma melhor otimização no uso computacional. A **MM** é uma técnica já bem utilizada em processamento de imagens desde 1966, e vem sendo aplicada em outras áreas no decorrer das décadas subsequentes. Na área de **QEE** em específico, ainda necessita de mais pesquisas, porém, vem se demonstrando muito promissora.

Com a descontinuidade identificada no sinal, é possível a extração de parâmetros, o que é alcançado pelo uso de representações esparsas, na forma de um dicionário redundante completo, ou seja, não necessariamente ortogonal, em razão de maior simplicidade. A partir deste dicionário, com o entendimento do **CCo** e a **MPA**, pode-se realizar comparações e buscas que correspondam com o sinal em análise.

4 MATERIAIS E METODOLOGIA

Este capítulo detalha os materiais e a metodologia seguida nesta tese. Na Seção 4.1 estão descritos o software utilizado e as situações de interesse que originam os Transitórios Oscilatórios (TOs). Já os seus modelos analíticos estão na Seção 4.2. Os tipos de sinais que foram analisados, distintos ou múltiplos, estão descritos na Seção 4.3. Na sequência a metodologia está detalhada na Seção 4.4, e na Seção 4.5, são apresentadas as características dos sinais (situações) analisados e os testes realizados.

4.1 Materiais

Para a implementação e testes foi utilizado um notebook DELL Intel(R) Core(TM) i7-7500 2.7 GHz, 16 GB de RAM. Como ferramenta de implementação foi utilizado o software MATrix LABoratory (MATLAB) (MATLAB, 2019). Este oferece uma interface interativa e está bem consolidado em aplicações de engenharia. Nesta tese foram empregados *Toolboxes* específicos, como *Wavelet Toolbox Version 5.2* (MATLAB, 2019), *Signal Processing Version 8.2* (MATLAB, 2019), *DSP System Toolbox Version 9.8* (MATLAB, 2019) e *Parallel Computing Version* (MATLAB, 2019).

4.2 Situações de Interesse e Modelos Analíticos

Os consumidores industriais de médio e pequeno porte, comerciais e de serviços, bem como os residenciais, estão diretamente conectados às redes de distribuição. Conforme os Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST) - Módulo 8 (ANEEL, 2021), o nível de tensão para a distribuição em média tensão é superior a 1 kV e inferior a 69 kV, sendo o sistema de distribuição composto pela rede elétrica e pelo conjunto de instalações e equipamentos elétricos operando nesta faixa.

Ainda nesta faixa, segundo Mueller e Saemann (2011), o chaveamento de situações e certas condições de operação podem causar transitórios menos ou mais evidenciados. A Tabela 1 apresenta exemplos de circuitos indutivos ou capacitivos que podem produzir diferentes transitórios em termos das frequências, duração e amplitudes manifestadas.

De acordo com as possíveis causas dos transitórios, e baseado nas formas de onda, Bollen, Styvaktakis e Gu (2005) apresentam resumidamente na Tabela 2 as principais categorias dos transitórios.

Uma mudança repentina na frequência, com manifestação direta na tensão ou corrente, ou ambas, incluindo valores de polaridade positiva e negativa é definido como um TO com características específicas no conteúdo espectral, duração e amplitude (DUGAN

Tabela 1 – Tipos de circuitos e de situações que podem gerar transitórios oscilatórios em um SDMT.

Tipos de circuitos	Exemplos de situações
Indutivos	Bobina de supressão de arco Fonte de alimentação para tração Forno à arco Motor Reator em derivação Transformador (sem carga)
Capacitivos	Banco de capacitores Cabo/linha aérea Circuito para filtragem (componente harmônico)

Fonte: Adaptado de (MUELLER; SAEMANN, 2011).

Tabela 2 – Categorias dos transitórios.

Baseado na forma de onda	Origem
Transitório impulsivo	Descarga atmosférica
Transitório oscilatório	Energização de bancos de capacitores Energização de linhas e cabos <i>restrike</i> ¹ na desenergização de capacitores
Múltiplos transitórios	<i>Current chopping</i> ² Múltiplos <i>restrikes</i> ³ Repetidos chaveamentos

Fonte: Adaptado de (BOLLEN; STYVAKTAKIS; GU, 2005).

Notas:

(1) *Restrike* (ou reacendimento): Durante o processo de desenergização, o dispositivo abre e interrompe o fluxo de corrente. Se não abrir com sucesso, um arco será estabelecido ocorrendo então a reignição ou *restrike*. Se a condução atual for restabelecida dentro de meio ciclo da interrupção da corrente é chamado reignição. Se ocorrer após, o evento é denominado *restrike* (BOLLEN; GU, 2006).

(2) *Current chopping*: Ocorre quando a corrente durante a abertura de um disjuntor torna-se zero antes do cruzamento pelo zero natural, resultando em altas sobretensões.

(3) Múltiplos *restrikes*: ocorrem com vários *restrikes* e podem levar a uma tensão crescente sobre o capacitor, resultando em sérios danos ao equipamento.

et al., 2012). Na Tabela 3 são apresentadas as subclasses de conteúdo espectral para alta, média e baixa frequência (DUGAN et al., 2012; IEEE, 2009).

Vale adiantar que os transitórios impulsivos não serão objeto de estudo, por serem considerados de alta frequência e curtíssimo período de duração (frequência primária maior que 500 kHz e uma duração típica medida em microssegundos).

Em muitos casos, a forma de onda transitória é devida a mais de uma operação de chaveamento (múltiplos chaveamentos), levando à transitórios sobrepostos. Contudo, vale ressaltar que em um sistema trifásico, raramente os chaveamentos nas fases individuais (monopolares) acontecem simultaneamente (BOLLEN; STYVAKTAKIS; GU, 2005).

Tabela 3 – Características típicas dos transitórios oscilatórios.

Frequência	Conteúdo espectral (Hz)	Duração (ms)	Amplitude (p.u.)
Baixa	< 5 k	0,3-50	0-4
Média	5 - 500 k	20	0-8
Alta	0,5 - 5 M	5	0-4

Fonte: Adaptado de (DUGAN et al., 2012).

Os transitórios em baixa frequência são frequentemente encontrados em sistemas de subtransmissão e de distribuição das concessionárias e são causados por vários tipos de eventos, como chaveamento de Banco de Capacitores (BC). Os TOs apresentam características bem distintas relacionadas ao conteúdo espectral, duração e amplitude (DUGAN et al., 2012), sendo esta última o valor máximo da corrente ou tensão. Todas estas informações são importantes para que seja possível detectar e caracterizar um TO de maneira mais confiável, possibilitando que o sistema possa identificar as possíveis situações que produzem eventos que afetam a Qualidade da Energia Elétrica (QEE). Desta forma é de grande interesse em um Sistema Elétrico de Potência (SEP) a identificação de um TO por meio da frequência, do ângulo de fase e da amplitude do componente fundamental da tensão.

No contexto apresentado, as situações de interesse em média tensão para este estudo são: BC e Energização de Linha (EL).

A definição das faixas de valores referentes a frequência, ao conteúdo espectral, duração e magnitude para cada situação de interesse, foi baseada nos dados da literatura conforme referenciados na Tabela 4. Estes dados são importantes para a geração do dicionário D e posterior classificação das situações que originaram o evento analisado, considerando BC e EL.

Matematicamente, certas operações decorrentes de um sistema de energia elétrica podem, com uma boa aproximação, ser descritas por um conjunto de equações diferenciais lineares, com soluções homogêneas já mapeadas (BOLLEN; STYVAKTAKIS; GU, 2005). Os modelos analíticos das equações dos TOs apresentados na sequência foram baseadas em Tan (2010). A escolha pelo modelo de Tan (2010) foi devido a sua simplicidade, bem como pela possibilidade de reprodução dos mesmos. Porém, Bollen e Gu (2006), Rodriguez-Guerrero et al. (2018) e Igual et al. (2018) também representaram o TO por modelos

Tabela 4 – Dados referentes às situações de interesse para o chaveamento em sistemas de média tensão.

Situação	Frequência (Hz)	Amplitude (p.u.)	Ciclos	Referência
Banco de capacitores	300 - 900	1 - 2 p.u.	0,5 - 3	(IEEE, 2009) (DUGAN et al., 2012)
Energização de linha	0,1 - 3 k	1 - 2 p.u.	0,5	(CIGRE, 1990) (DAS, 2010) (MARTINEZ-VELASCO, 2010)

Fonte: Elaborado pela autora.

matemáticos, sendo que é comum o decaimento senoidal exponencial com complexidades similares.

4.2.1 Bancos de Capacitores

A energização de BCs é muito frequente, resultando em uma tensão oscilatória transitória com uma frequência primária entre 300 e 900 Hz. A amplitude pode se aproximar de 2,0 p.u. (normalmente é de 1,3 a 1,5 p.u.), com duração entre 0,5 e 3 ciclos, dependendo do amortecimento do sistema. Quando ocorrem TOs em um sistema de distribuição com frequências menores que 300 Hz, estes são normalmente associados com a ferorrressonância e a energização do transformador (DUGAN et al., 2012).

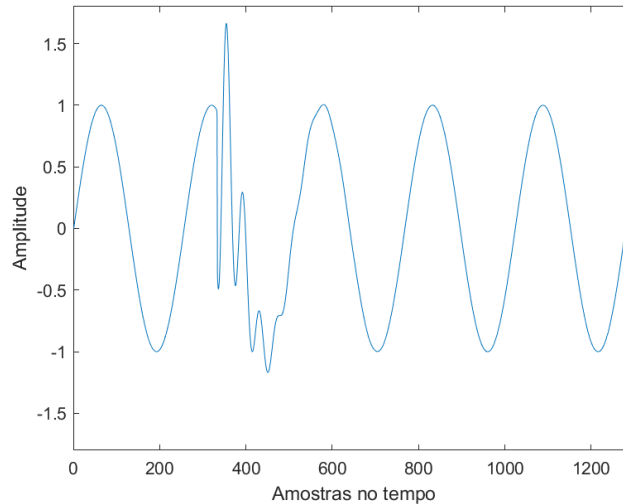
Um TO causado por chaveamento de BCs pode ser modelado usando a (4.1) (BOLLEN; GU, 2006; TAN, 2010), onde V_A é a tensão do sinal, f_1 a frequência fundamental, t o tempo, u_1 a função degrau unitário, ϕ_A o ângulo de fase, t_m a amplitude do transitório, f_{osc} a frequência de oscilação do TO e λ a taxa de amortecimento (TAN, 2009).

$$V_A(t) = \sin(2\pi f_1 t + \phi_A) + [u_1 t_m \sin(2\pi f_{osc} t) e^{-\lambda t}] \quad (4.1)$$

A Fig. 8 apresenta um exemplo de TO causado por um chaveamento de um BC que foi modelado considerando (4.1) (TAN, 2010).

Vale comentar que a energização *back-to-back* de BCs resulta em correntes transitórias oscilatórias na casa das dezenas de quilohertz. Este fenômeno ocorre quando um BC é energizado com frequência nas proximidades elétricas de um BC já em serviço. O banco energizado vê o banco desenergizado como um caminho de baixa impedância (limitado apenas pela indutância do barramento ao qual os bancos estão conectados, geralmente pequena) (IEEE, 2009). Neste trabalho não será considerado a situação *back-to-back*, que poderia ser associada a múltiplos transitórios. Para representar melhor esta situação seria necessário definir uma nova equação para gerar o sinal sintético.

Figura 8 – Transitório causado por um chaveamento de BC. O chaveamento foi aplicado na amostra 350, sendo considerados a amplitude do transitório ($t_m = 1,5$), a frequência de oscilação do transitório ($f_{osc} = 400$ Hz), a taxa de amortecimento ($\lambda = 283$), e o ângulo de fase ($\phi = 0$ rad). A amplitude do sinal em regime permanente foi considerada neste exemplo com valor unitário.



Fonte: Adaptado de (TAN, 2009).

4.2.2 Energização de Linhas

A ELs dos Sistemas de Distribuição de Média Tensão (SDMTs) é outra possível causa de TOs. Para Dugan et al. (2012), as frequências geralmente envolvidas nos transitórios de EL são mais altas do que aquelas que ocorrem pela energização de BCs, com duração de até 0,5 ciclo do sinal senoidal em 60 Hz (fundamental). São resultantes do deslocamento das ondas e da interação da capacitância da linha com a indutância da fonte equivalente de um sistema de transmissão ou distribuição.

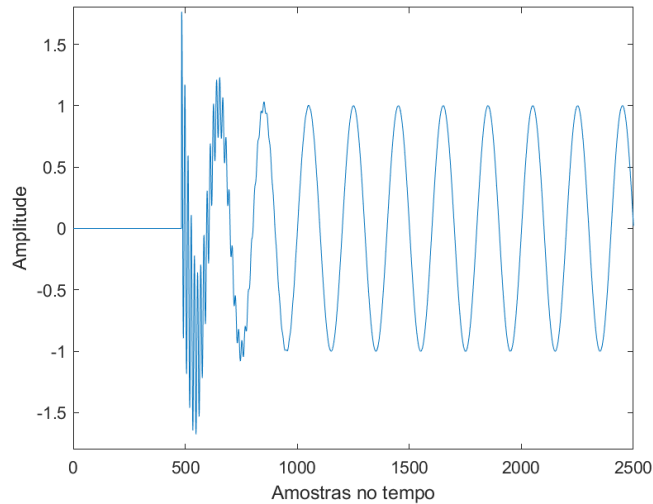
Bollen, Styvaktakis e Gu (2005) descrevem que a linha de transmissão/distribuição pode ser modelada como um capacitor concentrado, o que resultaria nas mesmas oscilações da energização do BC. No entanto, tal modelo negligencia as ondas viajantes que ocorrem no início do transitório.

A equação (4.1) que representa um TO é aplicada da mesma forma considerando, contudo, as características de um sinal de um chaveamento de EL. A Fig. 9 apresenta um exemplo de sinal com TO originado de uma EL, com a mesma função adicional de degrau unitário (u_1) multiplicando o sinal senoidal em 60 Hz.

4.3 Sinais Analisados

Foram considerados sinais individuais e múltiplos (dois TOs simultâneos ou sobrepostos) no conjunto de dados formulado. De acordo com Bollen, Styvaktakis e Gu (2005),

Figura 9 – Transitório oscilatório causado por EL. O chaveamento foi aplicado na amostra 500, sendo considerados a amplitude do transitório ($t_m = 1,5$), a frequência de oscilação do transitório ($f_{osc} = 850$ Hz), a taxa de amortecimento ($\lambda = 110$), e o ângulo de fase ($\phi = 0$ rad). A amplitude do sinal em regime permanente foi considerada neste exemplo com valor unitário.



Fonte: Adaptado de (TAN, 2009).

as possíveis causas dos transitórios podem ser determinadas baseadas nas formas de onda. Na Tabela 2 as principais categorias dos transitórios já foram representadas. Os múltiplos distúrbios se caracterizam pelo aparecimento de mais de um distúrbio em uma mesma janela do sinal em análise.

Bollen (2005) afirma que:

- Em eventos (distúrbios) de curta duração (como, por exemplo, os transitórios), a magnitude da frequência fundamental não oferece informações importantes. Para esta classe, os componentes de maior frequência do sinal devem ser considerados para uma análise completa da sua caracterização e classificação;
- Os TOs podem ser considerados como distúrbios inerentes (naturais) à operação dos SEPs. Portanto, os TOs dominam em relação às ocorrências de transitórios impulsivos; e
- Em eventos múltiplos, em muitos casos, a forma de onda transitória é devida a mais de um chaveamento, o que causa transitórios sobrepostos. Contudo, o chaveamento das fases individuais raramente ocorre ao mesmo tempo, ou seja, de forma instantânea (simultânea).

Considerando portanto situações reais, como consequência do chaveamento de BCs

e de ELs, os TOs podem ocorrer de maneira individual ou de forma múltipla, sobrepostos ou simultâneos.

Considerando o tipo de ocorrência, casos de múltiplos distúrbios foram avaliados para as duas situações: sobrepostos ou simultâneos. Sobrepostos significa que os chaveamentos ocorrem em instantes de tempo diferentes, mas muito próximos, podendo apresentar partes das formas de ondas características dos TOs considerados, realmente sobrepostas na mesma janela de dados em análise. Nas situações consideradas, adotou-se um espaçamento máximo de até 4 ms entre o primeiro e o segundo TO. Quando simultâneos, acontecem exatamente no mesmo instante de tempo. Contudo, é importante ressaltar que os chaveamentos são distintos, cada um com suas respectivas características (Tabela 4).

A Tabela 5 representa a combinação dos testes realizados (8 situações possíveis) de acordo com as situações e tipos de sinais (Fig. 10). Por exemplo, a situação 2 refere-se à combinação de sinais simultâneos do BC e EL. A mesma lógica vale para as demais combinações.

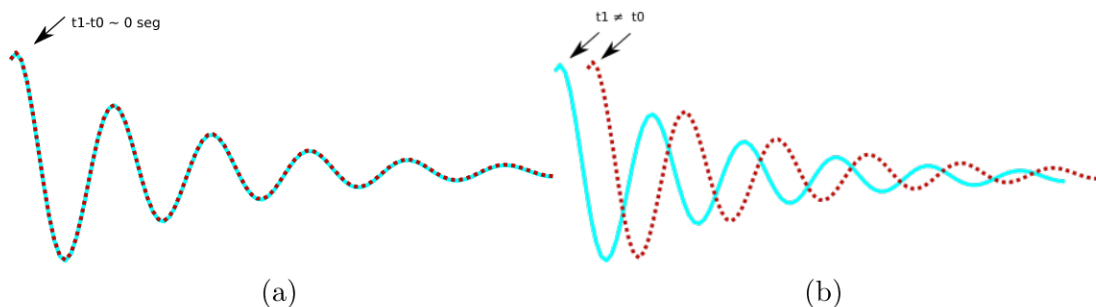
Tabela 5 – Situações de teste avaliadas para múltiplos sinais.

	Simultâneo		Sobreposto	
	BC	EL	BC	EL
BC	1	2	5	6
EL	3	4	7	8

Fonte: Elaborado pela autora.

A Fig. 10 ilustra um exemplo dos testes com sinais simultâneos (a), iniciando no mesmo instante de tempo; e sobrepostos (b), neste exemplo, com dois sinais em instantes distintos. Como um exemplo didático, os dois sinais estão representados com os mesmos parâmetros, porém podem ocorrer variações.

Figura 10 – Grupo de testes com (a) Sinais simultâneos (1 a 4) da Tabela 5 e (b) Sinais sobrepostos (5 a 8) da Tabela 5.

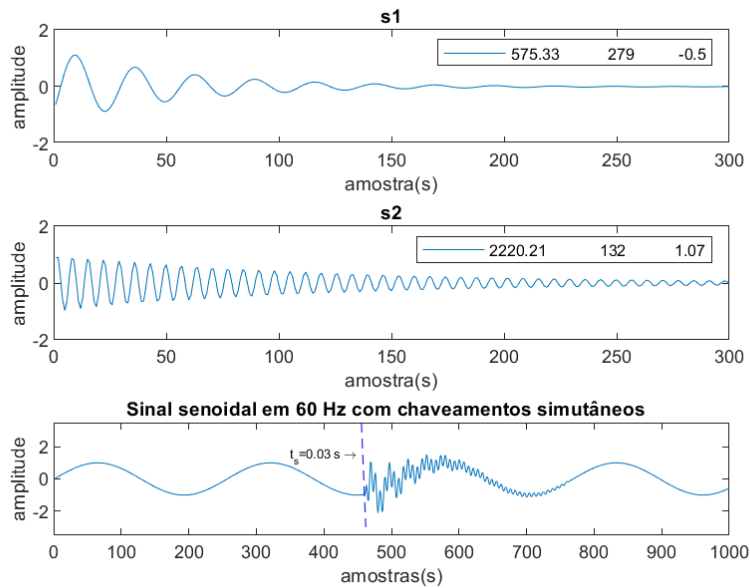


Fonte: Elaborado pela autora.

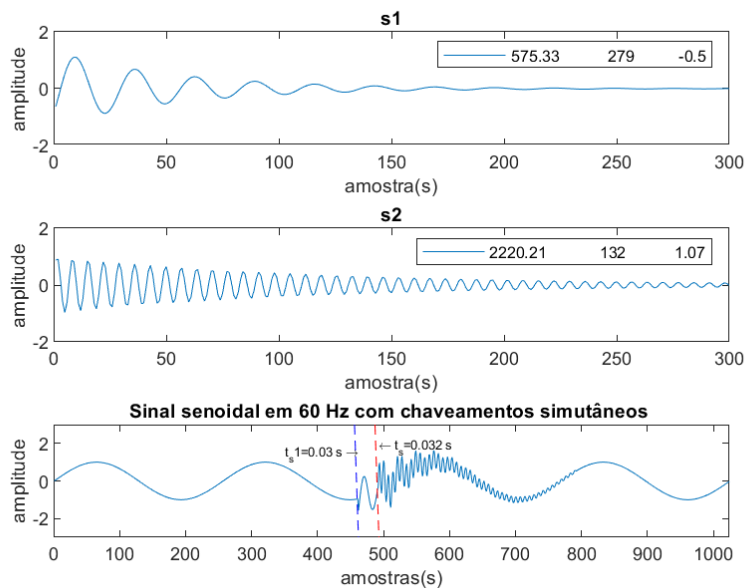
A Fig. 11 apresenta exemplos de sinais simultâneos (a) e sobrepostos (b). Os valores dos parâmetros (f, λ, ϕ) de cada sinal distinto podem ser observados em $s1$ e $s2$, que

representam respectivamente o TO decorrente do chaveamento de um BC e de uma EL. Os sinais simultâneos foram inseridos no mesmo instante de tempo (0,03 s), e, para os sobrepostos $t_1 = 0,03s$ e $t_2 = 0,032s$, neste caso com uma diferença de 0,002s.

Figura 11 – Transitórios oscilatórios simultâneos (a) e sobrepostos (b). O sinal s1 corresponde a um TO decorrente do chaveamento de um BC, e s2 do chaveamento de uma EL. Na legenda de cada figura, têm-se os valores da frequência, do amortecimento e do ângulo de fase para cada sinal considerado.



(a)



(b)

Fonte: Elaborado pela autora.

4.3.1 Classificação dos Sinais

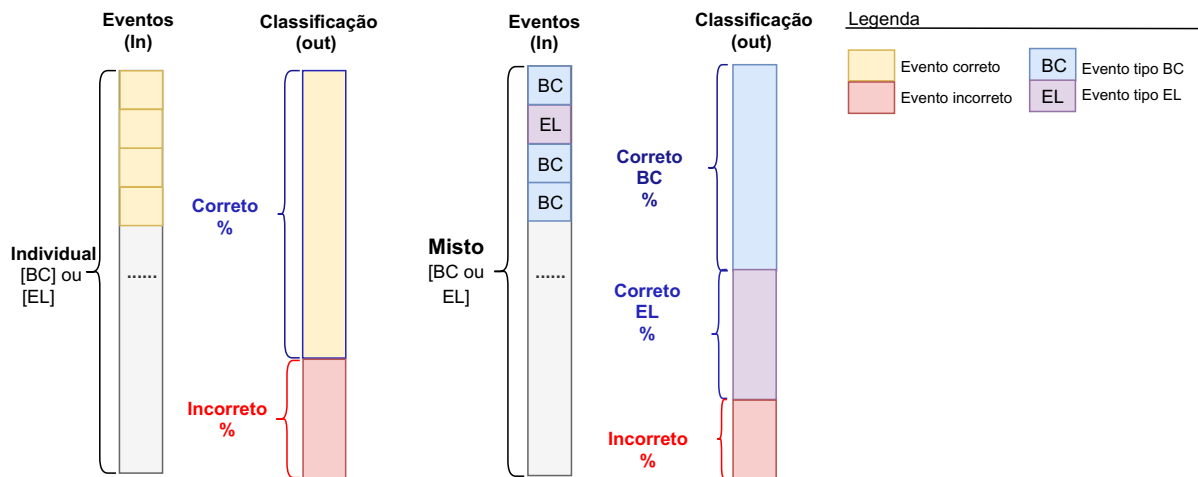
É de interesse a classificação da fonte que originou o TO a partir das informações registradas quando das operações de chaveamento sobre um SDMT. Serão considerados assim chaveamentos simples (únicos), simultâneos ou sobrepostos (múltiplos). Sendo estes últimos os mais difíceis de serem analisados (BOLLEN et al., 2010).

As Fig. 12 e 13 representam a forma de classificação e como os resultados serão apresentados no capítulo 5.

Para a classificação do evento com um sinal distinto (12), considerou-se inicialmente que o conjunto teria apenas as situações analisadas de BC e EL de maneira individual, ou seja, todo o conjunto de um tipo somente. Na sequência foram analisados conjuntos que poderiam ter as duas situações, denominadas como "Misto".

Para Classificação do evento com múltiplos sinais (13), pode ser observado que os "Eventos" podem ter situações iguais ou não para que sejam classificadas.

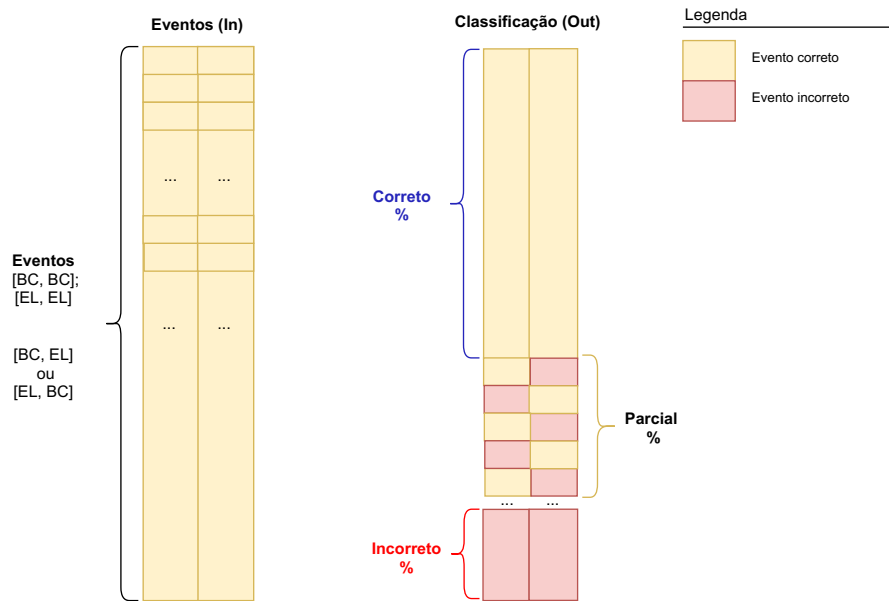
Figura 12 – Classificação do evento com um sinal distinto (único).



Fonte: Elaborado pela autora.

O termo *Correto* indica que o(s) sinal(is) considerado(s) no evento foi(ram) classificado(s) corretamente. Não está sendo avaliado nesta sistemática a qualidade amostral do sinal da classificação. É considerado acerto quando os parâmetros encontrados estão atendendo a faixa de frequência (f) e decaimento exponencial (λ), porém, sem considerar a fase. Neste estudo, não está sendo calculado ou avaliado uma margem de erro do acerto dos parâmetros encontrados, ou seja, não está sendo avaliado o desvio da frequência ou fase encontrada(s) versus os valores reais. Para múltiplos sinais, *Parcial* representa a classificação correta (%) de cada um dos sinais $[s_1, s_2]$ do conjunto de teste. E, *Incorreto*, representa que não foi classificado corretamente nenhum sinal $[s_1, s_2]$ do conjunto de eventos analisados.

Figura 13 – Classificação do evento com múltiplos sinais.



Fonte: Elaborado pela autora.

4.4 Metodologia

A metodologia, ilustrada no diagrama da Fig. 14, compreende a definição das situações (“A”) de média tensão conhecidas e disponíveis na literatura conforme comentado na Seção 4.2 (“A.1” e “A.2”).

O dicionário de dados gerado na etapa “B” (“B.1”) é utilizado para a busca e classificação dos dados de teste (sintéticos ou reais) (“C.1” e “C.2”), sendo identificada a descontinuidade no sinal (TO) aplicando o *Notch Filter* (NF), a Transformada *Wavelet* (TW) ou a Morfologia Matemática (MM) (“C”).

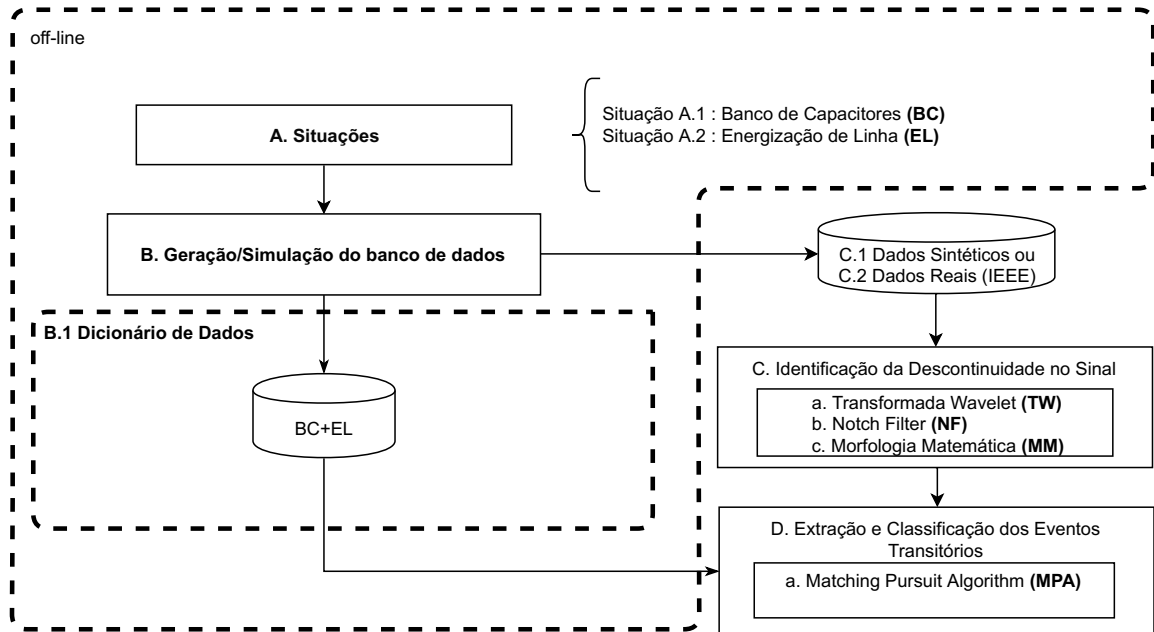
O conjunto de entrada de dados de teste (“C.1”) refere-se as situações elencadas e compostas por sinais representados por 4 ciclos (1 de pré e 3 de pós oscilatório) com base na componente fundamental de um sistema elétrico operando em 60 Hz, totalizando 1.024 sinais para cada situação gerada. A frequência de amostragem utilizada (F_s) foi de 15.360 Hz (256 amostras/ciclo).

Na etapa posterior é realizada a extração e análise dos sinais com a classificação da situação de chaveamento que originou o TO utilizando o *Matching Pursuit Algorithm* (MPA) (“D”).

4.4.1 Dicionário de Dados

O dicionário (D) é composto por um conjunto finito de dados considerando (4.2) com a faixa de valores dos parâmetros (f , λ , ϕ) descrita na Tabela 4. Cada g_γ representa um sinal senoidal amortecido característico de um chaveamento de BC ou de EL. Sendo

Figura 14 – Diagrama da metodologia para a análise e o diagnóstico dos eventos transitórios em um SDMT.



Fonte: Elaborado pela autora.

γ o conjunto de parâmetros (f, λ, ϕ) , representando a frequência, o amortecimento e o ângulo de fase, respectivamente. Γ é o conjunto de parâmetros formado a partir de um Δ , que é uma pequena variação incremental aplicada aos valores respeitando as faixas consideradas para f , λ e ϕ . Assim, como o sinal básico é expresso matematicamente por átomos, o dicionário utilizado é classificado conceitualmente como “analítico”.

$D = \{ g_{\gamma}(t) \}_{\gamma \in \Gamma}$, onde

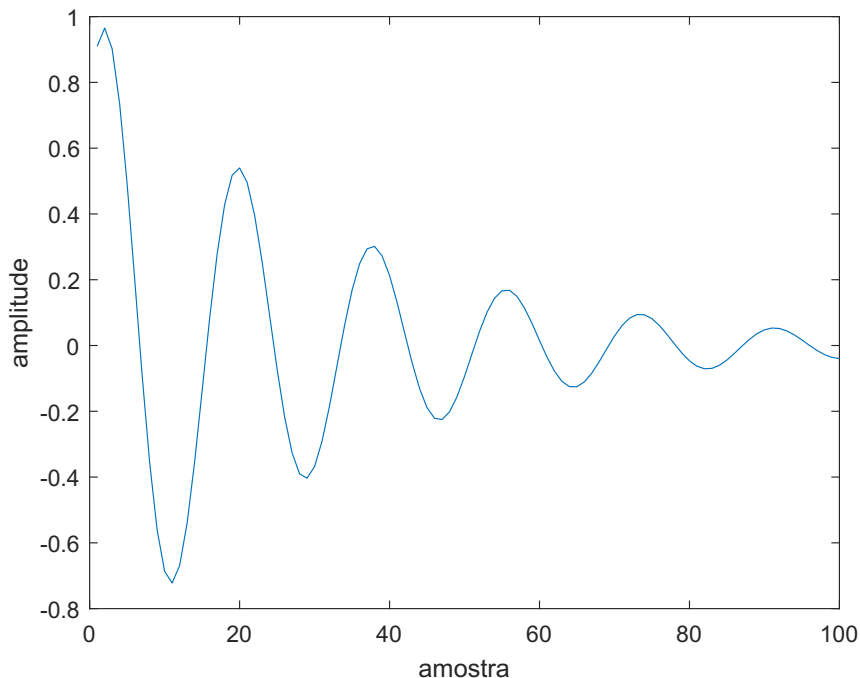
$$g_{\gamma}(t) = \begin{cases} Ae^{-\lambda t} \sin(2\pi ft + \phi), & t \in [0, T] \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (4.2)$$

Desta maneira, um conjunto representativo de situações de chaveamentos de BCs foi construído considerando 300 distintas frequências linearmente espaçadas na faixa de frequência que define este tipo de TO. Assim como 15 e 45 distintos valores espaçados linearmente para a amplitude e o ângulo de fase, respectivamente. Para uma EL, a sequência utilizada foi de 1.440, 15 e 45 elementos, respectivamente. Neste sentido, a resolução, ou espaçamento linear (Δ) empregado para ambas as faixas dos parâmetros é $\Delta f \simeq 2,00$ Hz, $\Delta \lambda \simeq 3,34$ e $\Delta \phi \simeq 0,07$ rad. Estes valores foram obtidos calculando-se a diferença entre os valores de máximo e de mínimo de cada faixa e dividindo-os pela quantidade definida a ser espaçada. Por exemplo, para uma faixa de frequência de 600 Hz (entre 100 – 700 Hz), com 300 elementos, têm-se uma resolução Δ em f de 2,00 Hz.

Fica claro que menor a resolução do Δ , mais sinais serão gerados, e, portanto, maior será o tamanho do dicionário formado, o contrário também é válido. Também vale ressaltar que o tamanho do dicionário terá relação direta com a velocidade de execução do MPA (Seção 3.5), visto que para encontrar o Coeficiente de Correlação (CCo) é necessário o cálculo do produto interno do sinal analisado com todos os elementos do dicionário (D).

É possível observar na Fig. 15 a amostra de um sinal qualquer do dicionário formado (g_γ) com os parâmetros $f = 851$ Hz , $\lambda = 453,5714$ e $\phi = 0,1428$ rad, representando um TO originado de um BC.

Figura 15 – Representação no dicionário formado de um TO característico de um chaveamento de um BC.



Fonte: Elaborado pela autora.

Buscando-se a melhor correspondência com o sinal em análise (s), a estrutura implementada do dicionário (D) no MATLAB é ilustrada na Fig. 16. O arquivo do dicionário (D) possui três colunas, onde cada célula da primeira coluna representa o sinal de um vetor com 100 amostras, sendo este o TO. Já a segunda e a terceira coluna representam, respectivamente, as coordenadas da frequência, do amortecimento e do ângulo de fase (f, λ, ϕ), e os valores do sinal gerado implementado para encontrar mais facilmente as coordenadas e seus parâmetros. Entre os dois primeiros sinais, observe que ocorreu uma variação $\Delta\phi$ de aproximadamente 0,07. Desta maneira, os sinais subsequentes serão formados considerando esta variação do ϕ . Enquanto não terminar todas as variações somente da variável ϕ , semelhante a um hodômetro, não ocorrerá a primeira variação de λ , e assim, sucessivamente.

Figura 16 – Estrutura do dicionário (D) implementado.

1174500x1 struct with 3 fields

Fields	val	coor	param
1	1x100 double	[1,1,1]	[300,250,-1.5708]
2	1x100 double	[1,1,2]	[300,250,-1.4994]
3	1x100 double	[1,1,3]	[300,250,-1.4280]
4	1x100 double	[1,1,4]	[300,250,-1.3566]
5	1x100 double	[1,1,5]	[300,250,-1.2852]
6	1x100 double	[1,1,6]	[300,250,-1.2138]
7	1x100 double	[1,1,7]	[300,250,-1.1424]
8	1x100 double	[1,1,8]	[300,250,-1.0710]
9	1x100 double	[1,1,9]	[300,250,-0.9996]
10	1x100 double	[1,1,10]	[300,250,-0.9282]

Fonte: Elaborado pela autora.

4.4.2 Identificação de Descontinuidades no Sinal

Para a identificação da descontinuidade em um sinal, foram aplicados o **NF**, a **TW** e a **MM** com objetivo de verificar qual apresenta melhor desempenho em relação à velocidade de processamento (tempo) na identificação da descontinuidade, bem como maior exatidão em apontar o início desta descontinuidade.

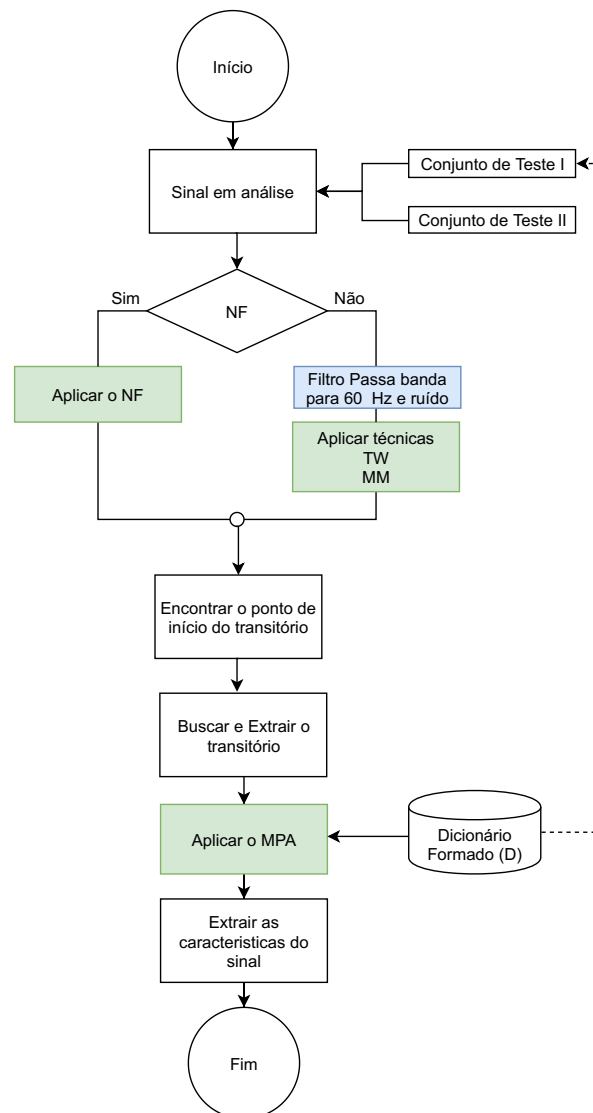
A Fig. 17 apresenta o fluxograma do algoritmo implementado, iniciando com a análise de um sinal. Caso a técnica selecionada seja o **NF**, o filtro será aplicado em todo o sinal. Para a **TW** e a **MM**, o sinal será pré-processado utilizando um filtro passa-banda (ou filtro passa-faixa) permitindo a passagem das frequências entre 200 e 3 kHz, rejeitando as demais. Sobre o sinal em análise é considerada uma janela de dados deslizante (16 ms) devido a forma de captura atual dos aparelhos de medição. As técnicas do **NF**, da **TW** e da **MM** são então aplicadas para detectar o início de uma descontinuidade qualquer, e no contexto desta pesquisa, de **TOs**. A partir da detecção, a porção do sinal contendo o **TO** pode ser extraída, e ao ser comparada com o dicionário D , aplicando a técnica de **MPA**, pode ter seus parâmetros correspondentes f , λ e ϕ estimados.

Dependendo da técnica em uso (**NF**, **TW** ou **MM**) e de um limiar pré estabelecido, será determinado o início do **TO** e a sua posição temporal. Isto possibilitará aplicar o **MPA**, realizar o cálculo do **CCo**, e, conseqüentemente, a identificação do sinal no dicionário (D) que melhor representa o sinal em análise. A correlação viabilizará a extração das características dos parâmetros (f , λ , ϕ) do sinal encontrado.

Nesta proposta, a janela do sinal tem 256 amostras, sendo que depois de identificado o início da descontinuidade são consideradas apenas as 100 primeiras amostras do **TO**, que correspondem ao mesmo tamanho do sinal armazenado no dicionário.

Uma vez que o foco é a identificação do início de um **TO**, foram considerados 17 inícios distintos para caracterizar as possíveis descontinuidades em um ciclo completo do

Figura 17 – Fluxograma simplificado do algoritmo para análise comparativa das técnicas de identificação da descontinuidade.



Fonte: Elaborado pela autora.

sinal analisado. Estas 17 variações no tempo (de 0,020 s a 0,036 s) foram propositalmente espaçadas de 1 ms cada, representando um início distinto do **TO**, perfazendo então um ciclo do sinal em análise com base na frequência fundamental de 60 Hz. A partir do início de cada uma destas distintas 17 descontinuidades, um ciclo completo do sinal foi analisado. Assim, poderá ser verificada a sensibilidade das três técnicas aplicadas frente a distintos inícios do **TO**.

4.4.3 Busca, Análise e Extração dos Parâmetros com a MPA

Sendo identificada uma descontinuidade, ou diretamente um **TO**, é necessário realizar a busca, análise e a extração dos parâmetros mais relevantes do sinal para a sua classificação. Para Bastos, Santoso e Biyikli (2016), a amplitude, a duração e a frequência

são parâmetros importantes que permitem identificar e classificar um TO dentre outros distúrbios.

Os principais objetivos da extração de parâmetros para fins de classificação são:

- Maximizar as fronteiras de separação entre as classes, extraíndo parâmetros com informações importantes e restritas acerca do sinal em análise; e
- Reduzir a complexidade computacional diminuindo o número de parâmetros necessários para uma correta classificação do TO.

A técnica aplicada para a extração e análise dos sinais é inerente ao MPA pela possibilidade do uso de um dicionário de dados. O que se espera é a extração dos principais parâmetros e identificar a fonte geradora do TO.

4.5 Testes Realizados - Características

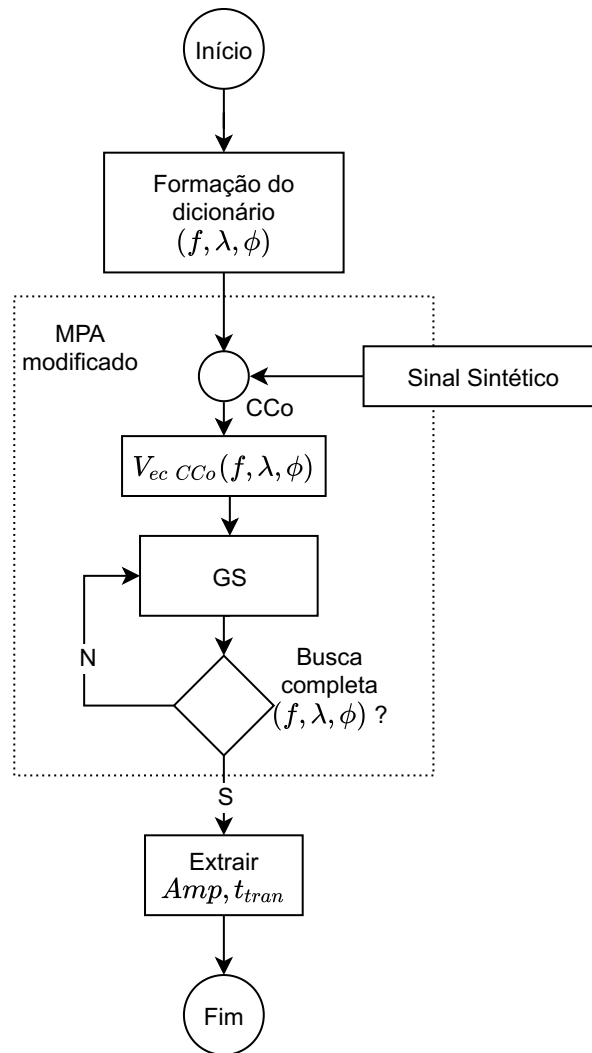
Esta seção apresenta definições importantes sobre o conjunto de testes utilizado e que serão essenciais para uma melhor compreensão dos resultados apresentados no Capítulo 5.

No total foram compilados 4 conjuntos de testes para a validação da metodologia proposta. Na Subseção 4.5.1, para o Teste 1, estão descritos os sinais decorrentes da energização de BCs que proporcionaram verificar a viabilidade do uso do MPA na extração dos parâmetros de interesse de um sinal. Na Subseção 4.5.2, para o Teste 2, foram realizados testes exaustivos com dois conjuntos de dados (I e II) com 1.000 sinais cada, permitindo identificar entre as técnicas de NF, TW e MM aplicadas para acusar as discontinuidades nos sinais, qual obteria um melhor desempenho em conjunto com o MPA. Considerando assim a melhor técnica, na Subseção 4.5.3, o Teste 3 foi mais específico dispondo de sinais representativos da energização de BCs e ELs, além de considerar múltiplos sinais. E, por fim, no Teste 4, Subseção 4.5.4, são apresentados os sinais reais experimentais também utilizados para validação da metodologia proposta.

4.5.1 Teste 1 - Viabilidade do uso do MPA com uma Iteração e Sinais BCs

O Teste 1 (Seção 5.1) foi baseado no artigo de Zhu (2007), conforme apresentado na Seção 2.2, sendo reproduzido com algumas alterações. O MPA foi modificado para detectar e caracterizar TOs em um sistema baseado em dicionário de dados aplicando a *Golden-section Search* (GS) para a otimização da busca. A Fig. 18 apresenta o fluxograma principal do algoritmo implementado. O MPA modificado consistiu em realizar apenas uma iteração sem o cálculo do resíduo, pois não se considerou múltiplos eventos (ocorrências) neste momento.

Figura 18 – Fluxograma simplificado para a aplicação do Teste 1.



Fonte: Elaborado pela autora.

Para o dicionário, utilizou-se um conjunto finito de dados com 185 elementos de frequência, 15 de amortecimento e 45 para o ângulo de fase, totalizando 124.875 elementos, onde cada um representa uma onda senoidal amortecida conforme proposto por (ZHU, 2007).

O sinal sintético da energização de um BC, foi obtido a partir de um sinal base e acrescido da equação (4.2) que caracteriza então um TO. Ainda foi acrescentado ruído branco (16 dB) no sinal e considerado um janelamento, que possibilitou identificar a duração do TO.

Foram analisados 5 (cinco) sinais representativos de TOs considerando a energização de um BC, caracterizados pela frequência (f), amortecimento (λ) e ângulo de fase (ϕ) distintos, conforme observado na Tabela 6 [sinais 1–5].

O algoritmo de otimização GS foi utilizado não somente na variação do grupo da

Tabela 6 – Composição dos sinais para a aplicação do Teste 1.

Sinal #	Parâmetros do sinal		
	Freq (f)	Amort (λ)	Fase (ϕ)
1	851	450	0
2	2000	450	0
3	aleatório e Amp = 1		
4	900	450	90
5	1200	475	0

Fonte: Adaptado de (ZHU, 2007).

frequência (f), mas também no amortecimento (λ) e no ângulo de fase (ϕ). São calculados todos os CCo dos sinais sintéticos analisados com o dicionário, armazenados em um vetor (V_{eCCo}), a partir da aplicação do GS. Com objetivo de reduzir o intervalo de busca, a técnica do GS define inicialmente dois pontos intermediários de acordo com uma proporção áurea, e calcula a função deste pontos. O intervalo entre estes pontos intermediários é então avaliado, e a cada iteração, o intervalo de busca é alterado, e uma função é recalculada até que se encontre a resposta, neste caso um valor máximo de correlação (CCo).

Outro teste realizado foi a análise da sensibilidade do CCo em função da frequência (f), amortecimento (λ) e do ângulo de fase (ϕ). O objetivo desta avaliação foi verificar e compreender se algum dos parâmetros teria mais sensibilidade para a elaboração (ordem) do dicionário de dados, e que, portanto, poderia apresentar melhor resposta.

Diferentemente do que foi apresentado por Zhu (2007), foram extraídos a duração do TO (t_{tran}) e a amplitude (Amp), conforme (4.3)

$$Amp = \frac{s_p}{p_{mCCo}}, \quad (4.3)$$

sendo p o valor de um ponto qualquer do comprimento do sinal s , e p_{mCCo} o valor do sinal cujo CCo é máximo no trecho selecionado.

4.5.2 Teste 2 - Identificação da Descontinuidade junto com o MPA

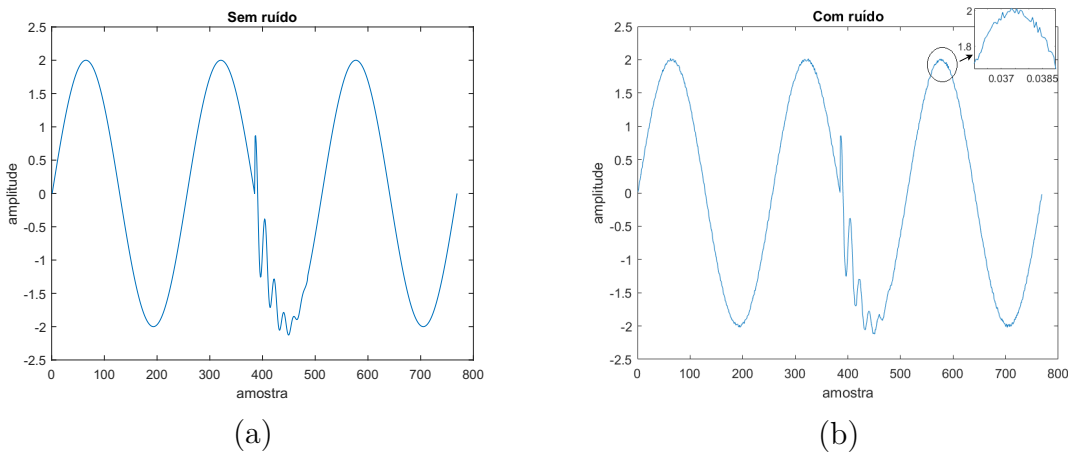
Nestes testes o objetivo foi avaliar qual das técnicas entre o NF, a TW e a MM melhor identifica e apresenta uma boa estimacão das características extraídas de um TO ao se aplicar o MPA.

Para o Teste 2 a ser apresentado na Seção 5.2, foram considerados dois subconjuntos (I e II) representativos dos sinais em análise, com base nas faixas de f , λ e ϕ definidas na subseção 4.2 e na Tabela 4, sendo contabilizados 1.000 sinais aleatórios para cada subconjunto.

Subconjunto de Teste I: neste subconjunto, cada sinal é formado pela adição do sinal senoidal em 60 Hz e um **TO** idêntico ao dicionário (g_γ) com a resolução Δ . O objetivo deste Subconjunto de Teste I foi analisar um sinal que caracterizasse o mesmo **TO** do dicionário.

A Fig. 19 corresponde a um exemplo de **TO** do Subconjunto de Teste I ($f_0 = 60$ Hz, $\phi = 0$) sem ruído **(a)**, e **(b)** com ruído branco (*Signal-to-Noise Ratio* (**SNR**) = 40 dB) iniciado em 25 ms.

Figura 19 – Sinal completo de teste **(a)** sem ruído, e **(b)** com **SNR** igual a 40 dB.



Fonte: Elaborado pela autora.

Subconjunto de Teste II: a diferença para este subconjunto é que o **TO** incluído (g_γ) não é idêntico ao sinal do dicionário D , pois considera valores aleatórios da faixa dos parâmetros (851–1.220 Hz, 450–500, $-\pi/2$ a $+\pi/2$ rad).

Sem considerar os valores pré especificados do Δ do dicionário D , enfatiza-se que neste Subconjunto de Teste II, os **TOs** inseridos não terão os mesmos valores dos parâmetros (frequência, amortecimento e fase) daqueles dos sinais que formam o dicionário D , pois não consideram o espaçamento linear Δ . Com isso, pretende-se demonstrar que, mesmo analisando um sinal que tenha parâmetros diferentes daqueles do dicionário, é possível extrair os parâmetros próximos, com uma taxa de acerto tão boa quanto para os testes com sinais “conhecidos” do dicionário D . Destaca-se que para estes testes o dicionário de dados D é formado apenas com **TOs** do chaveamento de BCs.

Para definir os limiares apresentados na Tabela 7, foram utilizados os mesmos sinais dos Subconjuntos de Teste I e II, com e sem ruídos. Basicamente, foi executado o algoritmo para os 1.000 sinais de cada Subconjunto de Teste várias vezes, sem o uso de outra técnica adicional, até encontrar empiricamente o limiar que melhor se adequasse as técnicas e as situações de **TOs** em análise. Por isso os valores descritos dos limiares foram apresentados como empíricos, baseados apenas nas observações dos resultados buscando uma melhor identificação da descontinuidade pelas técnicas aplicadas.

Tabela 7 – Valores de referência do limiar.

SNR	Limiar		
	NF	TW	MM
sem ruído			
50 dB	0,10	10^{-4}	0,10
40 dB			

Fonte: Elaborado pela autora.

Estes dois Subconjuntos de Testes (I e II), inicialmente, foram avaliados sem a presença de ruído branco, e após a adição de um SNR de 40 e de 50 dB (TAN, 2010). Assim, cada Subconjunto de Teste I e II foi aplicado por três vezes, considerando distintamente um SNR de 0, 40 e de 50 dB.

Cabe aqui comentar que, nos testes foi também considerado um ciclo de um sinal em análise com 256 amostras, com 17 variações no tempo ($n_v=17$) representando um início distinto do TO. Assim, busca-se observar a detecção do início de um TO por parte das três técnicas, com o TO podendo ser iniciado e detectado em qualquer parte de um ciclo completo do sinal em análise. Como os Subconjuntos de Teste I e II contém 1.000 sinais cada, para cada sinal analisado, a metodologia completa é aplicada então 17 vezes, caracterizando os 17 instantes distintos de início da descontinuidade dentro de um ciclo. Portanto os resultados obtidos foram adquiridos por meio de uma extensiva bateria de testes, sendo o objetivo destas variações demonstrar que o algoritmo tem um bom desempenho independente do instante de início do TO em análise, sendo então possível comparar os resultados das técnicas aplicadas em diferentes cenários. Na Fig. 20 observa-se um exemplo das variações do início de um TO em quatro instantes de tempo diferentes em um mesmo ciclo (demarcados entre as linhas vermelhas).

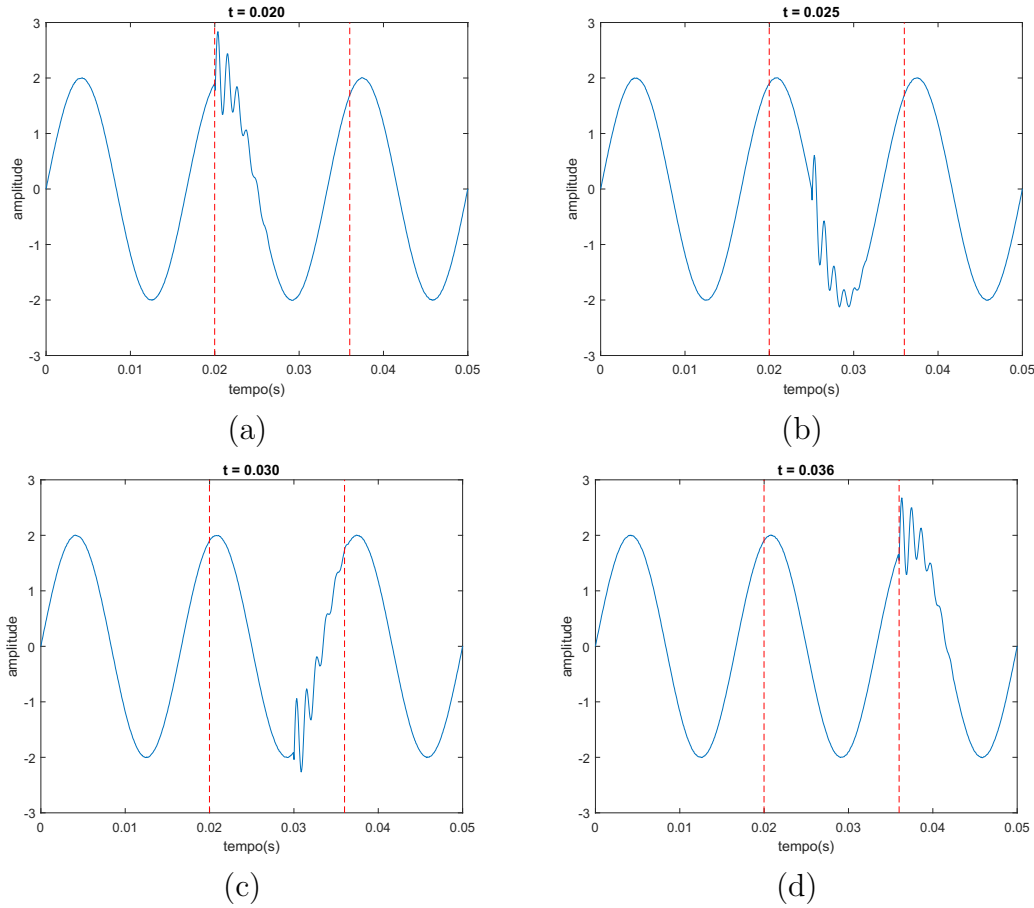
Em (4.4), para o somatório, é considerado o valor absoluto (diferença entre o valor do tempo real em que o TO foi inserido (A_t), e o tempo inicial detectado (F_t)). Quanto menor o valor final obtido, mais exata é a técnica para a detecção inicial de um TO.

$$\text{MAPE} = \left(\frac{1}{n_v} \sum_{t=1}^{n_v} \left| \frac{(A_t - F_t)}{A_t} \right| \right) 100 \quad (4.4)$$

Ainda é calculado o CCo médio (%), que corresponde à média aritmética do CCo de todos os sinais do conjunto (1.000 sinais).

Após a extração do TO para cada sinal analisado, são estimados os parâmetros (f, λ, ϕ). Para avaliar os resultados desta etapa, outras duas métricas foram calculadas e analisadas: o *Standard Deviation* (SD) e o *Root Mean Square Error* (RMSE). Estas foram aplicadas primeiro para cada sinal analisado e suas variações ($n_v=17$), e ao final calculada a média aritmética do conjunto total.

Figura 20 – Variações do início de um TO qualquer em um ciclo do sinal em análise: (a) para o TO iniciado em $t = 0,020$ s; (b) em $0,025$ s; (c) em $0,030$ s; e (d) em $0,036$ s.



Fonte: Elaborado pela autora.

O SD, representado por (4.5), permite avaliar a dispersão dos erros em relação a um valor central, ou seja, o quanto os dados se afastam da média.

$$SD = \sqrt{\frac{1}{n_v - 1} \sum_{i=1}^{n_v} (x_i - \bar{x})^2} \quad (4.5)$$

Para cada parâmetro (f, λ, ϕ) foi realizado o cálculo do SD sendo $x_i = (\hat{y}_t - y_t)$. Onde (\hat{y}_t) é o valor estimado e (y_t) o valor correspondente ao sinal em análise. Para \bar{x} utilizou-se a (4.6) que corresponde a média de x ,

$$\bar{x} = \frac{1}{n_v} \sum_{i=1}^{n_v} x_i. \quad (4.6)$$

O RMSE está diretamente relacionado ao afastamento entre os valores dos parâmetros estimados e do sinal em análise do dicionário (D). Quanto menor o valor do RMSE,

mais próximos os sinais estão em relação aos parâmetros correlacionados. O cálculo do **RMSE** foi implementado conforme a (4.7).

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n_v} (\hat{y}_t - y_t)^2}{n_v}} \quad (4.7)$$

4.5.3 Teste 3 - **BC** e **EL**, Sinal Único e Múltiplos Sinais (2 iterações)

No Teste 3 (Seção 5.3), foram gerados outros dois conjuntos finitos de 1.000 sinais com TOs aleatórios, um para cada tipo de situação, com foco na energização de **BC** e de **EL**, sem considerar o Δ , e que contemplaram testes com sinais individuais e múltiplos sinais (sobrepostos e simultâneos). Para que os testes fossem padronizados com os mesmos sinais, foi utilizado um vetor aleatório considerando uma “semente”. O uso da “semente” significa que o primeiro número gerado aleatoriamente pela função *rand* será o mesmo, garantindo assim que a sequência produzida seja totalmente determinada usando o algoritmo *Mersenne Twister* constante no **MATLAB**.

A definição evento refere-se à quantidade de TOs que serão analisados. Ou seja, quando designado como “Sinal único”, há apenas um **TO** no sinal analisado. Quando designado como “Múltiplos Sinais”, há mais de um **TO** a ser identificado. Nesta tese foram considerados no máximo dois (2) TOs para cada evento (sobrepostos ou simultâneos).

O dicionário de dados D utilizado para estes testes foi formado com TOs originados da energização de BCs e de ELs, aplicando (4.4.1). Os parâmetros (f , λ , ϕ) foram definidos com base na Tabela 4. A Tabela 8 apresenta as respectivas faixas. O total de sinais do dicionário D formado foi de 1.174.500 (898 MBytes), onde os primeiros 202.500 (300 x 15 x 45) são referentes aos chaveamentos de BCs e os demais, 972.000 (1440 x 15 x 45) referentes às ELs.

Tabela 8 – Parâmetros utilizados para a geração do dicionário (D) para o Testes 3.

Situação	Faixa para os Parâmetros		
	Freq (f) Hz	Amort (λ)	Fase (ϕ) rad
BC	300-900	250-300	$-\pi/2$ a $+\pi/2$
EL	100-3 k	100-150	$-\pi/2$ a $+\pi/2$

Fonte: Elaborado pela autora.

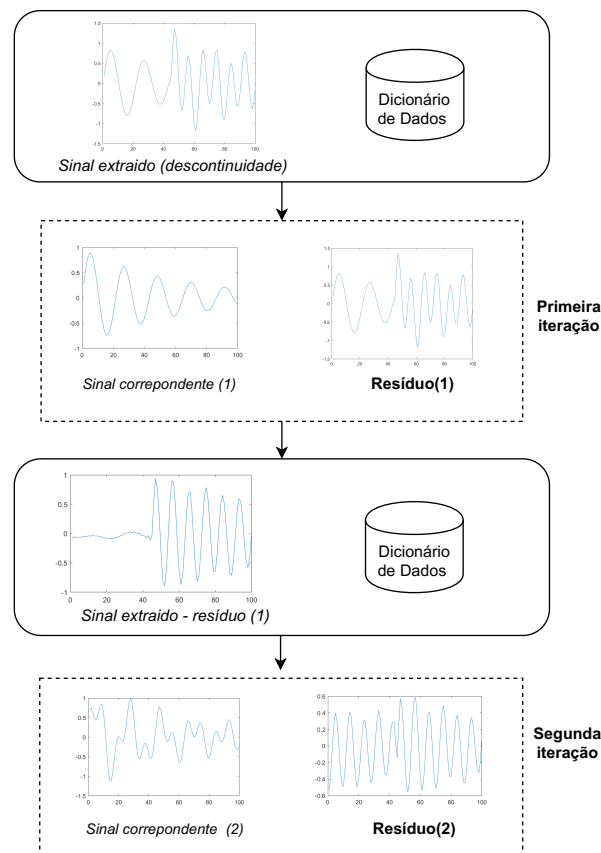
Ressalta-se que, inicialmente, foram realizados testes com dois dicionários D , um para cada situação (**BC** e **EL**), sendo observado que o tempo de processamento foi alto. Isto porque após ser identificada a descontinuidade, era necessário fazer a extração e a classificação duas vezes, uma para cada tipo de situação, o que então aumentou

consideravelmente o tempo de processamento desta etapa. Assim, optou-se por realizar testes com um dicionário único (soma dos dois dicionários individuais), o que demonstrou ser mais coerente.

Ainda ressalta-se que para o conjunto de teste foram considerados sinais sem ruído, e com um SNR igual a 48 dB.

Vale destacar que identificado o início da descontinuidade, ao aplicar o MPA, são consideradas duas iterações, diferentemente dos testes anteriores. Na primeira iteração, além de um resíduo, ele identificará o maior CCo correspondente a um sinal do dicionário de dados (D). Sendo então possível extrair os seus parâmetros e fazer a classificação da origem do TO. A segunda iteração buscará novamente o maior CCo subtraindo o sinal encontrado na primeira iteração do resíduo, que corresponderá a um novo sinal no dicionário de dados (D). A Fig. 21 apresenta um diagrama simplificado do processo do MPA para estas duas iterações. Cada iteração corresponderá a um TO do sinal extraído e que está sendo analisado.

Figura 21 – Processo simplificado do MPA para duas iterações.



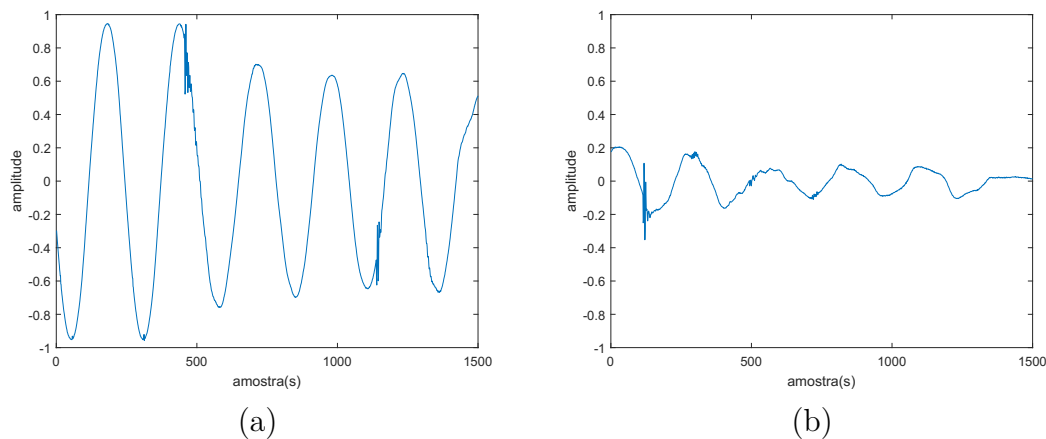
Fonte: Elaborado pela autora.

4.5.4 Teste 4 - Sinais Reais do Working Group P1159.3 do IEEE

Foram utilizados para o Teste 4, alguns sinais de dados reais experimentais com múltiplos distúrbios do grupo de trabalho do IEEE (Working Group P1159.3). Estes sinais também foram utilizados como testes na tese de [Ferreira \(2010\)](#) com o objetivo de classificar múltiplos distúrbios (harmônicos, TOs e *notches*).

Os sinais experimentais com distúrbios estão amostrados a uma frequência (F_s) de 15.360 Hz com um SNR de 40 dB. O banco de sinais possui 60 sinais, porém, apenas duas formas de ondas da tensão com ocorrência de múltiplos distúrbios foram classificadas com TOs por [Ferreira \(2010\)](#). Estes dois sinais estão ilustrados na Fig. 22. Ressalta-se que o trabalho citado não está classificando a origem do TO, mas sim somente os tipos de distúrbios presentes nas formas de onda de tensão analisadas.

Figura 22 – Formas de onda de tensão com múltiplos distúrbios classificados por [Ferreira \(2010\)](#) com TOs e afundamento de tensão em (a), e TOs, harmônicos e afundamento de tensão em (b).



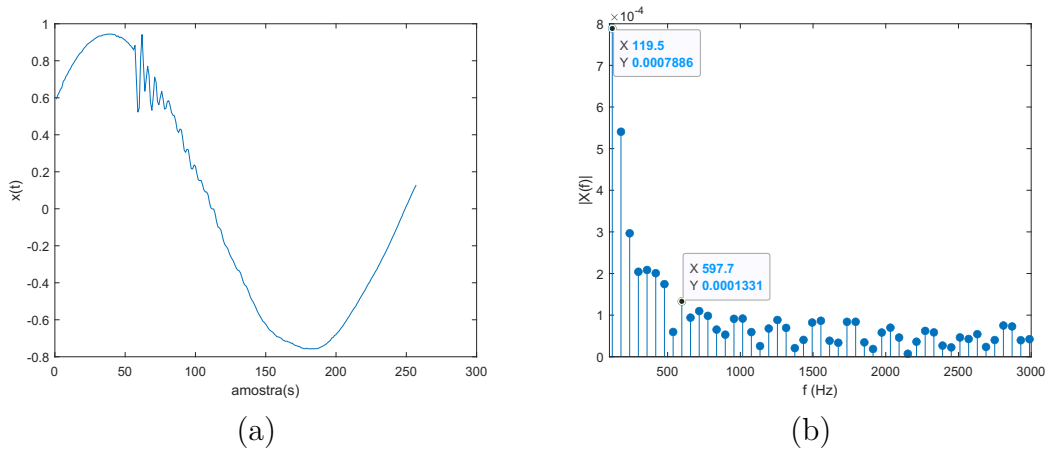
Fonte: Elaborado pela autora.

O objetivo destes testes foi avaliar o comportamento da metodologia implementada nesta tese a partir de sinais reais experimentais. Sabe-se apenas que os sinais reais possuem múltiplos distúrbios, e que há TOs conforme afirma [Ferreira \(2010\)](#). Como nesta proposta são considerados os parâmetros (f , λ , ϕ) para a classificação das situações, nestes dois sinais reais foi aplicado a *Fast Fourier Transform* (FFT) (em um ciclo) após a detecção do início das discontinuidades, dispondo do filtro passa-banda e da MM. Desta forma foi possível estimar as frequências dos possíveis distúrbios presentes nos sinais, e que serão comparados com os parâmetros encontrados a partir da classificação realizada pelo MPA implementado.

A Fig. 23 ilustra um ciclo a partir do início da discontinuidade do primeiro sinal real em análise (Fig. 22 (a)), e após aplicar a FFT (b). Destaca-se em (b) uma frequência estimada em 119,5 Hz, e uma segunda em 597,7 Hz. Observe que a partir da primeira

frequência destacada, há um visível decaimento, e, que na segunda frequência destacada, há um aumento da frequência, e depois várias pequenas oscilações.

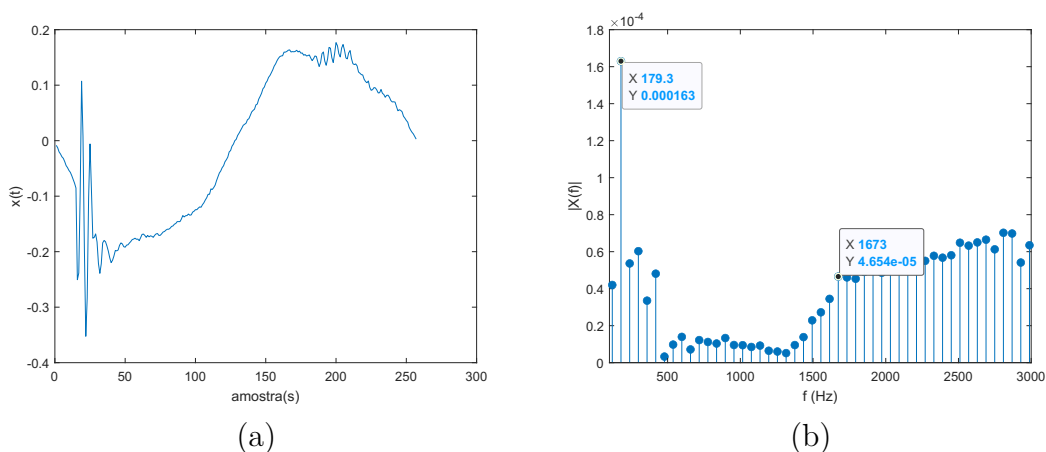
Figura 23 – Um ciclo do sinal original a partir do início do distúrbio (a), e as frequências extraídas após aplicar a FFT (b).



Fonte: Elaborado pela autora.

A Fig. 24 ilustra o ciclo onde se inicia o distúrbio de outro sinal original (a), e após aplicar a FFT (b). Destaca-se em (b) uma frequência estimada em 179,3 Hz, e uma segunda em 1,673 Hz. A estimativa das frequências nos dois sinais reais experimentais descritos serão importantes para verificação dos parâmetros que serão estimados na classificação pelo MPA implementado nesta tese.

Figura 24 – Um ciclo do sinal original a partir do início do distúrbio (a), e as frequências extraídas após aplicar a FFT (b).



Fonte: Elaborado pela autora.

4.6 Síntese do Capítulo

Neste capítulo foram apresentados os materiais e a metodologia utilizados durante toda a pesquisa. As situações de interesse que podem gerar TOs, a categoria e as ca-

racterísticas típicas dos transitórios foram apresentadas de acordo com uma revisão da literatura. As situações de energização de interesse desta pesquisa que são as dos BCs e das ELs foram definidas, bem como as faixas de frequência, amplitude e ciclos que caracterizam um chaveamento em um [SDMT](#). No mesmo sentido foram apresentados os modelos analíticos correspondentes utilizados. Estas definições são importantes para compreensão da metodologia apresentada, pois formam a base do dicionário de dados formulado.

Também foram definidos os sinais que serão analisados: individuais e múltiplos. Sendo que os múltiplos sinais são aqueles que ocorrem na mesma janela em processamento. Ainda considerando os múltiplos sinais, estes podem ocorrer em instantes de tempo diferentes na mesma janela de dados (sobrepostos), ou ainda no mesmo instante (simultâneos). Os tipos de sinais considerados bem como as terminologias definidas são importantes para a compreensão dos resultados dos testes apresentados no próximo capítulo.

Procurando esclarecer como foi possível chegar aos resultados finais, os testes foram divididos em quatro etapas, as quais foram apresentadas com os respectivos objetivos, bem como o conjunto de testes utilizado em cada uma.

Toda metodologia foi definida e detalhada de forma a permitir que outros pesquisadores possam reproduzir este estudo de maneira independente. A identificação da descontinuidade em um sinal analisado será realizada aplicando o [NF](#), a [TW](#) e a [MM](#), de maneira a observar qual identificará mais rápido e com melhor acurácia o tempo inicial em relação a extração e classificação da origem da situação utilizando o [MPA](#).

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

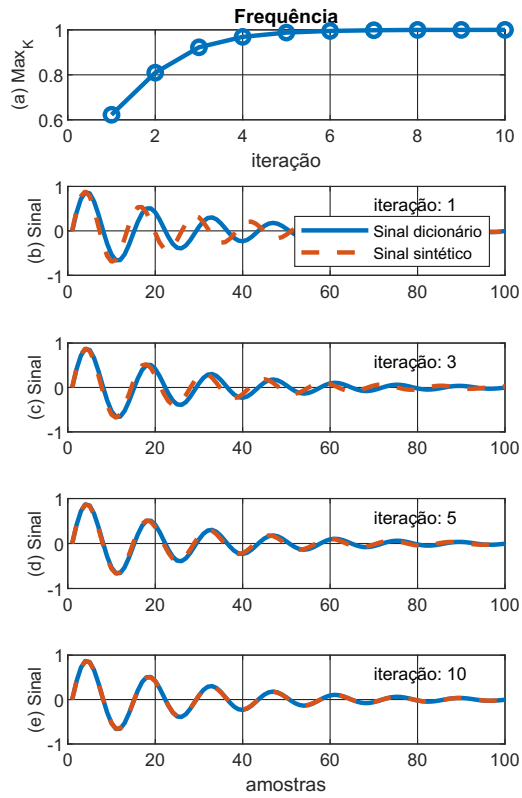
Este capítulo descreve os resultados decorrentes após vários testes realizados conforme a metodologia de pesquisa proposta no Capítulo 4. Os testes consideraram a energização/chaveamento de Banco de Capacitores (BC) e a Energização de Linha (EL) como fontes geradoras dos Transitórios Oscilatórios (TOs). Os resultados para os testes com sinais sintéticos, com e sem ruído, foram separados em sinais distintos e múltiplos (simultâneos ou sobrepostos). As quatro seções que seguem estão divididas em testes: de viabilidade (Seção 5.1); de avaliação das técnicas de identificação da descontinuidade (Seção 5.2); sinais múltiplos e distintos (Seção 5.3); e sinais reais (Seção 5.4).

Cabe lembrar que os sinais reais experimentais são da base de dados do IEEE (*Working Group* P1159.3) de 2010 que foram disponibilizados por (FERREIRA, 2010).

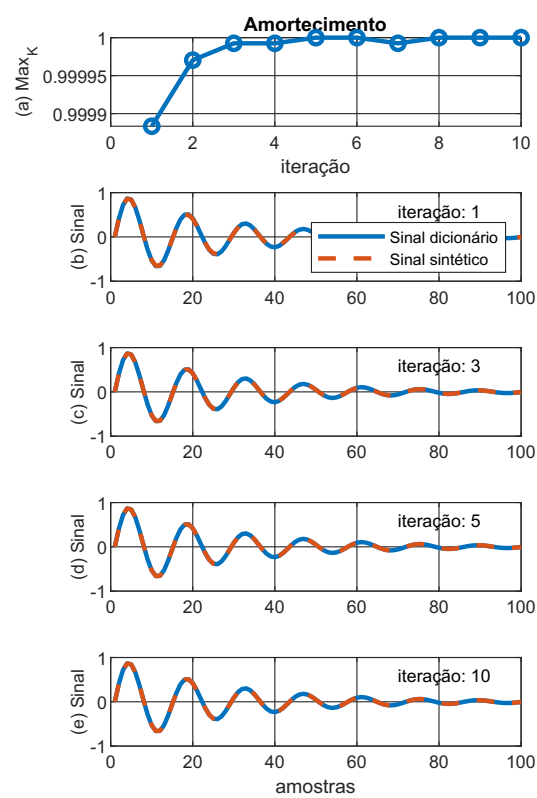
5.1 Teste 1 - Viabilidade do Uso do MPA com uma Iteração

Na Fig. 25, que corresponde ao Sinal 1 do Conjunto de Teste 1 (Tabela 6), é possível observar a aproximação do algoritmo *Golden-section Search* (GS) para a frequência (f), o amortecimento (λ) e o ângulo de fase, com os respectivos valores de 851 Hz, 450, e 0 rad.

Figura 25 – Aproximações (a) para a frequência (f), (b) para o amortecimento (λ), e (c) para o ângulo de fase (ϕ) usando GS.

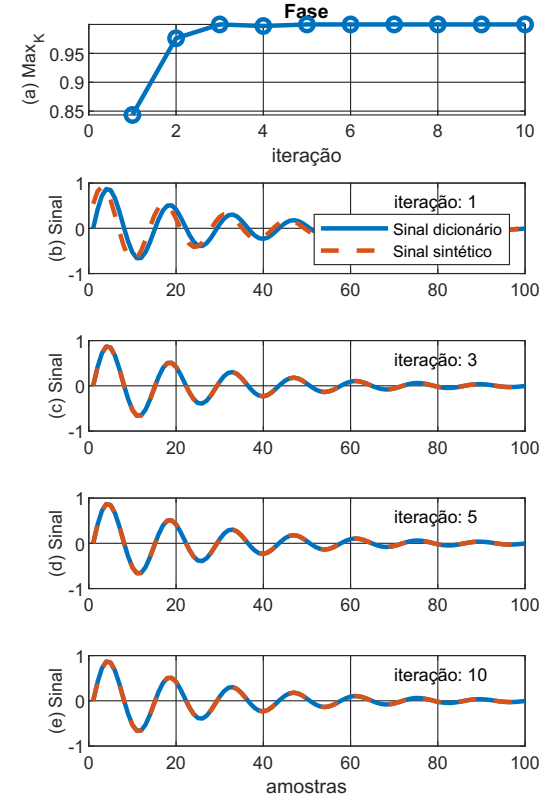


(a)



(b)

Fonte: Elaborado pela autora.



(c)

A Tabela 9 resume os resultados observados. No caso da frequência (f), após 10 iterações via o GS, tem-se o melhor valor encontrado, indicado pelo Coeficiente de Correlação (CCo) igual a 0,99993. Uma vez encontrada a frequência apropriada, inicia-se a busca via o GS para o amortecimento (λ), que conduz ao valor 1,0 (exato) após 10 iterações (limite estabelecido). Os valores das aproximações em destaque (linhas 1, 3, 5 e 10) na Tabela 9, referem-se às respectivas iterações apresentadas nas Fig. 25.

Tabela 9 – Aproximações via o GS.

# Iter	$f(Hz)$		$\lambda(s^{-1})$		$\phi(rad)$	
	PosDic	CCo	PosDic	CCo	PosDic	CCo
1	37.958	0,62238	2.723	0,99691	31	0,84342
2	23.783	0,80951	1.373	0,99922	26	0,97609
3	14.333	0,92242	698	0,99980	23	1,00000
4	8.933	0,96885	698	0,99980	24	0,99726
5	5.558	0,98795	23	1,00000	23	1,00000
6	3.533	0,99522	23	1,00000	23	1,00000
7	2.183	0,99823	698	0,99980	23	1,00000
8	833	0,99974	23	1,00000	23	1,00000
9	833	0,99974	23	1,00000	23	1,00000
10	158	0,99993	23	1,00000	23	1,00000

Iter: Iterações; PosDic: Posição no Dicionário

CCo: Coeficiente de Correlação

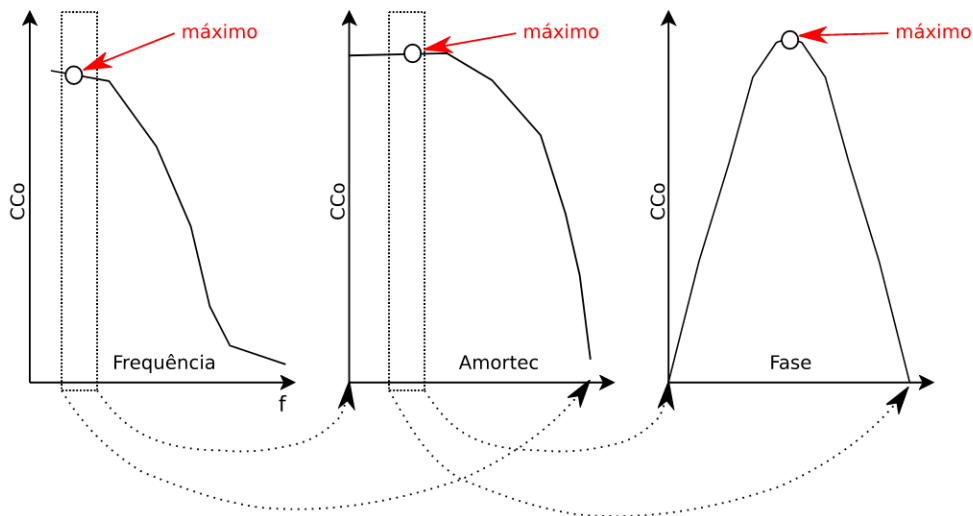
Fonte: Elaborado pela autora.

Observa-se que na coluna *PosDic*, o valor 158 na décima iteração correspondente à janela candidata no dicionário da primeira amostra para a frequência (f), sendo que o CCo está muito próximo a 1. Note que na primeira iteração da coluna do amortecimento (λ), o CCo é um pouco menor do que na frequência, pois é aplicado novamente o GS. Assim, o λ converge exatamente na quinta iteração, estabilizando a partir da oitava no CCo máximo encontrado como *PosDic* 23. Finalmente, o algoritmo GS é novamente aplicado e executado ainda mais rapidamente para o ângulo de fase (ϕ), convergindo na terceira iteração e já estabilizando na quinta iteração.

A Fig. 26 ilustra que a busca por agrupamento torna-se mais rápida se comparada com a busca simples de elemento-a-elemento. Isto pode ser observado pelo detalhe na parte inferior do gráfico (setas pontilhadas), onde o intervalo do grupo da frequência que o CCo máximo foi encontrado, passa a ser considerado como o intervalo de busca para o próximo grupo (amortecimento), e da mesma forma para o próximo grupo do ângulo de fase. Os experimentos apresentados, apontaram que em poucas iterações a cada ciclo, a convergência e a estabilidade são alcançadas.

Para a análise da sensibilidade dos parâmetros, conforme apresentado na Fig. 27, foi

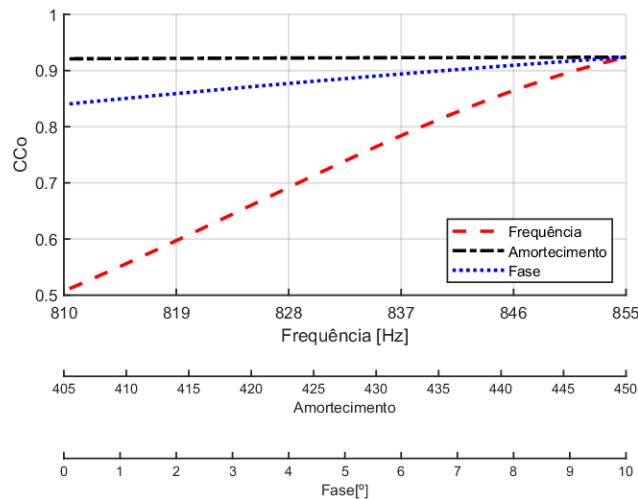
Figura 26 – Esquemático do procedimento de busca por agrupamento, utilizando o GS para a frequência, amortecimento e ângulo de fase.



Fonte: Elaborado pela autora.

utilizado o Sinal 4 (Tabela 6). Dois dos parâmetros (900, 450, 90) sempre foram mantidos fixos, e o terceiro variado à menos 10% em relação ao sinal de referência.

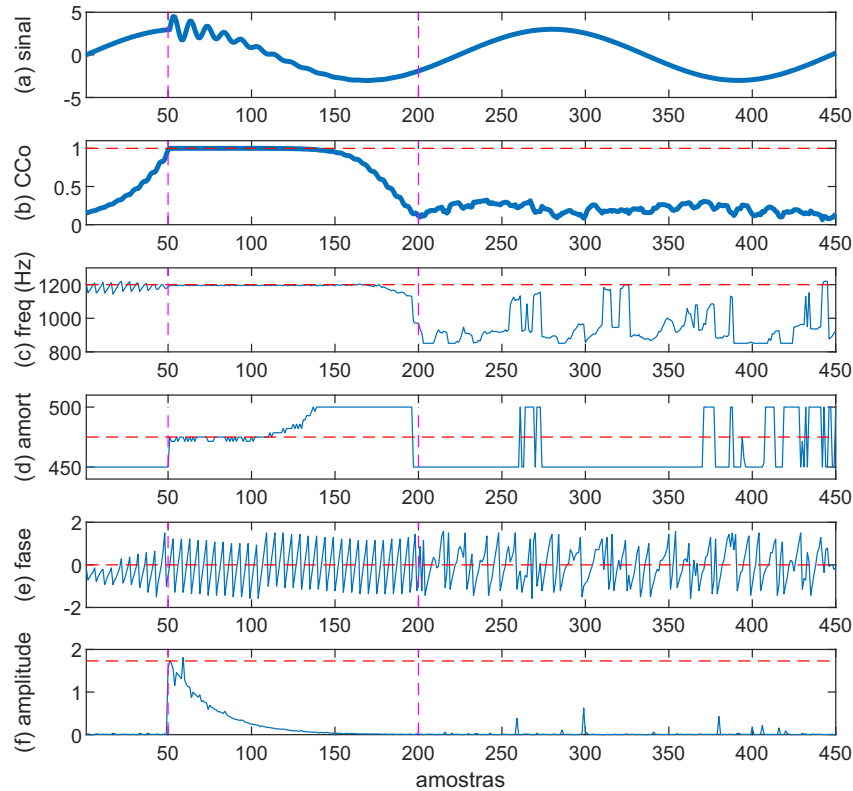
Figura 27 – Avaliação da sensibilidade do Coeficiente de Correlação (CCo) em função da frequência (f), amortecimento (λ) e do ângulo de fase (ϕ).



Fonte: Elaborado pela autora.

Diante da variação de 10% do amortecimento, o CCo apresentou a menor variação [0,8959 – 0,8961], portanto, a menor sensibilidade. Como esperado, o parâmetro da fase (ϕ) teve uma variação razoável no CCo , confirmado pelos resultados apresentados [0,8201 – 0,8959]. Porém, o mais sensível foi a frequência, onde o CCo teve uma variação de [0,4581 – 0,8959].

Figura 28 – Sinal sintético com o TO em análise. As linhas horizontais e em vermelho destacadas indicam o valor esperado para o TO aplicado. As linhas verticais em roxo, indicam o tempo inicial (amostra 50) e final do evento (amostra 200).



Fonte: Elaborado pela autora.

Na Fig. 28 é possível observar que nos resultados entre as amostras 50 e 200, o TO ficou mais evidente. A partir da amostra 50, ilustrado na Fig. 28(a), verifica-se o início do TO, e quando surge o pico do CCo (0,98) (Fig. 28(b)), ocorrendo depois uma queda acentuada para 0,11. Neste mesmo período, a frequência se encontra próxima a 1.200 Hz (Fig. 28(c)), o valor do amortecimento (λ) entre 450-500 (Fig. 28(d)), voltando a ser idêntico ao valor inicial (450) no final do período destacado. O ângulo de fase (ϕ) fica menos instável ou aleatório (Fig. 28(e)), e, finalmente, a amplitude prevista tem um pico no início do CCo máximo na Fig. 28(f), que ocorreu na amostra 51, no primeiro valor do CCo máximo. A partir desta amostra, com exatos 1,72 p.u. previstos, tende a decrescer ao longo do tempo, seguindo uma característica exponencial. Neste exemplo em específico, ocorreu um pico adicional de 1,8 p.u. na amostra 59, possivelmente devido ao ruído inserido no sinal original. O tempo total de amortecimento foi de 15 ciclos, levando aproximadamente 12,3 ms para o completo amortecimento do evento.

5.1.1 Análise dos Resultados - Teste 1

O uso de dicionário redundante com o *Matching Pursuit Algorithm* (MPA) demonstrou ser viável. A partir de aprimoramentos com base em Zhu (2007), aplicando o GS também para os subgrupos do λ e da ϕ , observou-se além de um melhor desempenho, valores mais próximos dos previstos na busca do parâmetro correspondente. A amplitude pôde ser calculada em qualquer ponto do sinal em análise, possibilitando uma melhor caracterização do TO, e a estrutura de armazenamento do dicionário utilizada (colunas referentes às coordenadas e aos parâmetros) possibilitou que os valores fossem encontrados mais rapidamente.

Na análise de sensibilidade, verificou-se que a montagem de um dicionário aprimorado está diretamente relacionada com a escolha de um passo apropriado no Δf para uma melhor resolução. Os demais parâmetros são igualmente importantes. Entretanto, a frequência (f) neste caso, é a mais crítica de acordo com a porcentagem da variação em relação ao valor máximo (10%). A frequência (f) se mostrou com maior peso na sensibilidade do coeficiente de correlação.

Vale frisar que para este conjunto de Teste 1, o MPA implementado não se utilizou do resíduo, já que considerando o sinal com apenas um TO, e tendo o GS como otimizador, obteve-se êxito na busca da frequência do sinal sintético no dicionário.

5.2 Teste 2 - Identificação da Descontinuidade junto com o MPA

Para a identificação da descontinuidade foram aplicadas o *Notch Filter* (NF), a Transformada *Wavelet* (TW) e a Morfologia Matemática (MM), junto com o MPA, em dois Subconjuntos de Testes (I e II) que são descritos nas próximas Subseções.

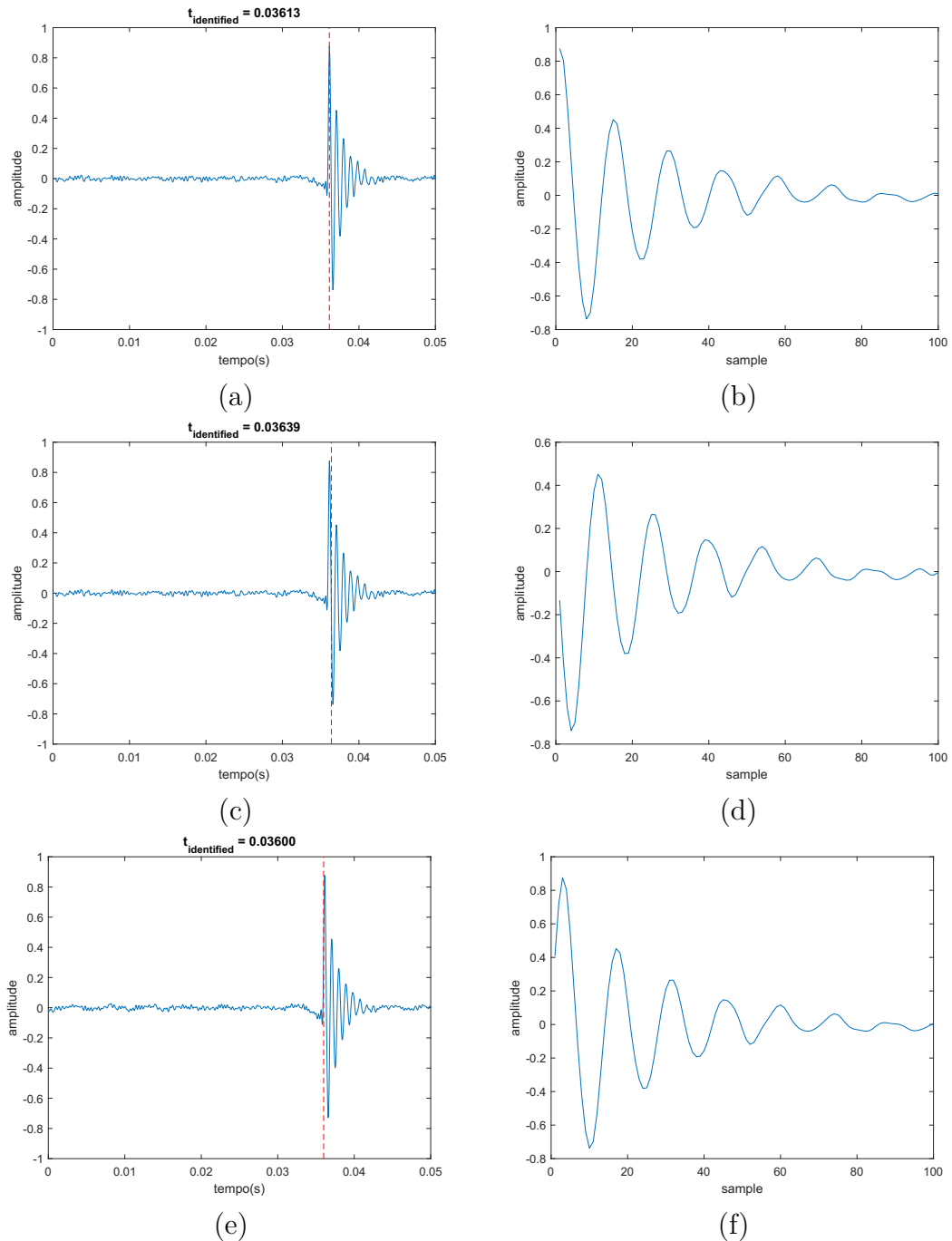
5.2.1 Subconjunto de Teste I - considerando a resolução Δ

Estes resultados referem-se ao Subconjunto de Testes I que contém os 1.000 sinais aleatórios, os quais consideram uma resolução Δ .

Na Fig. 29 (a), (c) e (e), são apresentados os resultados para cada uma das técnicas aplicadas na identificação do início da descontinuidade ($t_{\text{identificado}}$). É possível observar que o início da descontinuidade para o NF tem um pequeno adiantamento, um adiantamento um pouco maior na TW, e que em ambientes ruidosos a detecção é melhor identificada com a MM. Já o respectivo TO extraído pela respectiva técnica de filtragem e analisado em conjunto com o MPA é apresentado na Fig. 29 (b), (d) e (f).

A Tabela 10 apresenta os resultados obtidos para sinais sem ruído e com um *Signal-to-Noise Ratio* (SNR) de 50 e 40 dB, respectivamente. Em relação ao tempo de processamento para identificar a descontinuidade, a NF apresentou melhor resultado. Porém, o *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) da MM foi $\simeq 25\%$ menor em comparação com

Figura 29 – Identificação do início da descontinuidade e extração do TO (via o MPA) considerando o NF em (a) e (b), para a TW em (c) e (d), e para a MM em (e) e (f).



Fonte: Elaborado pela autora.

o NF, e $\simeq 38\%$ menor em relação a TW. O MAPE indica o erro entre o tempo estimado e o tempo inserido para o conjunto de sinais analisados, para todo subconjunto analisado. Comparando os resultados do CCo, os valores para o NF foram levemente melhores, sendo a diferença entre cada técnica muito pequena. O uso do dicionário estruturado bem como do MPA foram estáveis, já que as correlações foram bem próximas. Porém, ao examinar

os resultados das métricas adotadas, a **MM** demonstrou que os valores dos parâmetros (f, λ, ϕ) encontrados (Tabela 11) estão bem próximos daqueles que representam melhor os sinais em análise. Necessário destacar que todos os resultados apresentados estão de acordo com o limiar adotado na Tabela 7.

Tabela 10 – Resultados para o Subconjunto de Testes I.

SNR	Avaliação	NF	TW	MM
sem ruído	Tempo (s)	0,2303 ^a	0,3656	0,4098
	MAPE	1,0541	1,2789	0,7860
	CCo ^b médio (%)	0,99285	0,9832	0,9842
50 dB	Tempo (s)	0,2154	0,5040	0,3149
	MAPE	1,0526	1,2722	0,7875
	CCo médio (%)	0,9938	0,9800	0,9843
40 dB	Tempo (s)	0,2084	0,3347	0,3306
	MAPE	1,0507	1,3963	0,7947
	CCo médio (%)	0,99132	0,9604	0,9821

^a Melhores valores demarcados em azul.

^b CCo - Coeficiente de Correlação.

Fonte: Elaborado pela autora.

A Tabela 11 exibe os valores dos parâmetros do sinal em análise (s) para um tempo inicial específico em um ciclo completo. Os valores estimados (correspondentes) pelo algoritmo a partir de cada uma das técnicas também são exibidos. Relembra-se que os comentários que seguem dizem respeito ao emprego do **NF**, da **TW** e da **MM** em conjunto com o **MPA**. Observa-se que a **MM** apresentou melhores resultados gerais, inclusive com exatidão em dois parâmetros, para a frequência (f) e o ângulo de fase (ϕ). Para o amortecimento (λ) o valor se aproximou do parâmetro do sinal em análise com um erro de 3,60%. Para este mesmo parâmetro, as outras duas técnicas se aproximaram mais neste exemplo, com um erro de 0,71%.

Tabela 11 – Comparação dos parâmetros obtidos a partir das três técnicas de filtragem para um sinal específico do Subconjunto de Testes I (f, λ, ϕ)

Sinal em análise (s) (853,00 496,42 0,57)		
	Valor encontrado	Erro relativo (%)
NF	(855,01 500,00 0,92)	(0,23 0,71 38,04)
TW	(861,02 500,00 -0,14)	(0,94 0,71 124,56)
MM	(853,00 478,57 0,57)	(0 3,60 0)

Fonte: Elaborado pela autora.

Foram calculadas a média de dois índices estatísticos, o *Standard Deviation* (SD), ou desvio padrão, e o *Root Mean Square Error* (RMSE), ou erro médio quadrático, para o subconjunto total, conforme apresentado na Tabela 12. O NF demonstrou ser um pouco melhor para a frequência (f), mas a MM apresentou melhores resultados tanto para o amortecimento (λ), quanto para o ângulo de fase (ϕ) quando analisado o SD. Para o RMSE, que se refere ao afastamento entre os parâmetros estimados do dicionário e os sinais em análise, embora não foram discrepantes, o NF manteve melhor resultado para a frequência (f) e para o amortecimento (λ). Para o ângulo de fase (ϕ) a MM foi melhor.

Tabela 12 – Média das métricas dos erros para o Subconjunto de Testes I (f, λ, ϕ).

	SD	RMSE
NF	(3,88 15,03 0,65)	(4,29 16,93 1,12)
TW	(7,12 14,52 0,88)	(7,92 17,81 1,27)
MM	(5,45, 13,86 0,54)	(6,18 18,73 1,01)

Fonte: Elaborado pela autora.

SD - *Standard Deviation*.

RMSE - *Root Mean Square Error*

5.2.2 Subconjunto de Teste II - Sem Considerar a Resolução Δ

A Tabela 13 corresponde aos resultados do processamento com um Subconjunto de 1.000 sinais aleatórios sem adotar a resolução Δ . Para cada item avaliado, o NF teve um melhor desempenho no tempo de identificação e no CCo. A MM destacou-se novamente com o menor valor para o MAPE. Os resultados obtidos ao serem comparados com o apresentado no Subconjunto de Teste I (Tabela 12) são muito semelhantes.

Tabela 13 – Resultados para o Subconjunto de Teste II.

SNR	Avaliação	NF	TW	MM
sem ruído	Tempo (s)	0,2014	0,3573	0,3438
	MAPE	1,0541	1,3031	0,8155
	CCo ^a médio (%)	0,9928	0,9840	0,9851
50 dB	Tempo (s)	0,2018	0,3454	0,3139
	MAPE	1,0527	1,3144	0,8166
	CCo médio (%)	0,9927	0,9816	0,9851
40 dB	Tempo (s)	0,2135	0,3239	0,3297
	MAPE	1,0547	1,4071	0,8158
	CCo médio (%)	0,9913	0,9649	0,9831

^a CCo - Coeficiente de Correlação.

Fonte: Elaborado pela autora.

A Tabela 14 apresenta uma comparação dos dados para um sinal específico e em análise, para todas as técnicas de identificação de um TO. Dentre as técnicas aplicadas, a MM é aquela que melhor se aproximou dos valores do sinal analisado para todos os parâmetros, sendo que a TW também se aproximou para a frequência (f). É possível afirmar que mesmo o sinal em análise não considerando o Δ , a correlação foi muito próxima, apresentando assim boas perspectivas de aplicação da MM em conjunto com o MPA no diagnóstico de TOs.

Tabela 14 – Comparação dos parâmetros obtidos a partir das três técnicas de filtragem em conjunto com o MPA para um sinal específico do Subconjunto de Teste II (f, λ, ϕ).

Sinal em análise (s) (1.092,87 458,56 0,6473)		
	Valor encontrado	Erro relativo (%)
NF	(1.089,64 450,00 1,1423)	(0,29 1,86 76,47)
TW	(1.091,65 475,00 -0,2142)	(0,11 3,58 133,09)
MM	(1.093,65 450,00 0,6425)	(0,07 1,86 0)

Fonte: Elaborado pela autora.

A Tabela 15 apresenta a média dos resultados do SD (4.5) e o RMSE (4.7) para o Subconjunto de Teste II. Comparando estes resultados com a Tabela 12, pode-se inferir que os resultados são semelhantes para as duas métricas adotadas. Assim, para a metodologia implementada, comparando as Tabelas 12 e 15, a MM apresentou valores menores para o desvio padrão, ou seja, com dispersão dos dados menor para o λ e ϕ . Já para a f o SD apresentado pelo NF foi menor. Em relação ao RMSE, neste subconjunto de testes, o NF demonstrou que o afastamento entre os valores (estimado e do sinal em análise) para cada parâmetro foi melhor para a f e o λ . Para o ϕ a MM obteve um valor menor. Por fim, vale frisar que estes resultados foram semelhantes aos apresentados para o Subconjunto de Teste I, o que serve para validar a metodologia proposta frente a sinais quaisquer gerados de forma aleatória.

Tabela 15 – Média das Métricas dos erros para o Conjunto de Testes II (f, λ, ϕ).

	Desvio Padrão	RMSE
NF	(3,76 14,94 0,62)	(4,23 16,61 1,07)
TW	(6,77 14,47 0,88)	(7,56 17,28 1,25)
MM	(5,33 13,66 0,52)	(6,05 18,28 0,97)

Fonte: Elaborado pela autora.

5.2.3 Análise dos Resultados - Subconjunto de Teste II

A metodologia proposta e implementada conseguiu identificar e extrair, com boa estimativa, os parâmetros dos TOs gerados pelo chaveamento de BCs e associados a um Sistema de Distribuição de Média Tensão (SDMT).

O NF e a MM detectaram rapidamente os TOs em ambientes com ruído. É necessário ressaltar que quando aplicado a TW e a MM, utiliza-se em conjunto um filtro passa-banda. Portanto, sendo necessária uma etapa a mais do que para a aplicação do NF. A baixa complexidade computacional da MM, devido as operações básicas de dilatação e erosão propiciou uma melhor identificação do tempo inicial da descontinuidade de um TO ao ser comparado com a TW. A taxa do MAPE em todos os cenários considerados, demonstrou que o início do TO foi identificado com maior exatidão, e que, junto com o resultado do MPA, a MM apresentou bons resultados de CCo. Conforme foi evidenciado, a MM foi a que mais se aproximou da identificação correta do momento inicial dos TOs analisados. Neste sentido, para o diagnóstico dos TOs, a MM se demonstrou uma ferramenta promissora para tal tipo de análise no chaveamento de BCs.

O NF apresentou melhores resultados para a média do CCo nos testes até então conduzidos. Porém, entre as técnicas avaliadas para a identificação e extração dos TOs em conjunto com a busca por correspondência (MPA), a MM se destacou. Ao encontrar com mais exatidão o início do TO, os parâmetros extraídos do sinal analisado devido ao CCo quando da aplicação do MPA, representaram melhor o sinal do dicionário *D*.

5.3 Teste 3 - Sinal Único e Múltiplos Sinais (2 iterações)

Para estes testes foram consideradas duas situações que usualmente originam TOs, o chaveamento de BCs e a ELs, sendo que estes podem ocorrer individualmente ou de forma concomitante.

5.3.1 Evento com Única Origem

Na Tabela 16, o termo “Único” indica que no evento analisado somente uma origem (fonte) foi considerada, o chaveamento/energização de BC ou a EL, e, todos os 1.000 sinais do conjunto (100%) são da mesma origem. Quando “Misto”, indica que o conjunto de sinais analisado foi formado pelas duas origens com uma distribuição de 50% para cada.

5.3.2 Múltiplos Sinais

Para lembrar, o termo múltiplos sinais corresponde no máximo à ocorrência de dois (02) TOs na janela de dados do sinal em análise. O termo simultâneo indica que no mesmo instante de tempo de início ocorrem dois TOs, e quando sobrepostos, os dois TOs

Tabela 16 – Resultado da classificação correta (%) com sinal único.

	Ruído	Classificação %	
		BC	EL
Único	sem	86,0	98,0
	48 dB	85,0	97,8
Misto	sem	86,3	97,7
	48 dB	86,9	97,7

Fonte: Elaborado pela autora.

ocorrem em tempos iniciais distintos, dentro da mesma janela de dados em análise, mas com algum conteúdo em sobreposição (Fig. 10).

As Tabelas 17 e 18, apresentam os resultados (%) dos testes com 1.000 eventos considerando múltiplos sinais simultâneos e sobrepostos, respectivamente. O resultado “Correto” representa o acerto da classificação considerando todos os dois sinais presentes no evento, ou seja, uma classificação correta para as duas fontes geradoras dos TOs no conjunto de testes. O s1 e s2 são respectivamente o primeiro e o segundo TO analisados que compõe o evento, caracterizando o acerto parcial para cada presença. A coluna “Incorreto” representa os resultados da classificação incorreta em todo conjunto analisado tanto para s1 quanto para s2.

Tabela 17 – Resultado da classificação (%) de um evento com múltiplos sinais simultâneos utilizando um dicionário único.

	Ruído dB	Correto %	s1	s2	Incorreto %
[BC,BC]	0	13,0	84,8	16,4	12,1
	48	13,0	84,5	15,5	12,6
[EL,EL]	0	96,0	96,7	99,4	0
	48	95,0	96,3	99,1	0
[BC,EL] ou [EL,BC]	0	78,0	89,6	88,8	0
	48	78,0	89,6	88,6	0

Fonte: Elaborado pela autora.

A distribuição dos sinais analisados nas Tabelas 17 e 18 quando ocorrem BCs e ELs foram gerados de maneira proporcional.

5.3.3 Análise dos Resultados - Teste 3

Observa-se na Tabela 16 que, quando o evento tem apenas um sinal em teste, seja ele originado de um BC ou da EL, ou seja, com um TO único, os resultados após aplicar

Tabela 18 – Resultado da classificação (%) de um evento com múltiplos sinais sobrepostos utilizando um dicionário único.

	Ruído	Correto	s1	s2	Incorreto
[BC,BC]	0	5,0	43,1	15,6	46,1
	48 dB	5,0	42,8	15,4	46,7
[EL,EL]	0	79,0	85,2	92,9	0,8
	48 dB	79,0	85,8	92,9	0,7
[BC,EL] ou [EL,BC]	0	42,0	82,9	59,2	0
	48 dB	40,0	81,6	58,2	0

Fonte: Elaborado pela autora.

o [MPA](#) são muito promissores quanto a classificação. Para BCs a taxa de acerto médio ficou acima de 85%, mas apresentando melhores resultados para a [EL](#), acima de 97,7%.

Contudo, quando considerados múltiplos sinais, simultâneos ou sobrepostos (Tabelas [17](#) e [18](#)), há uma significativa variação nos resultados. Quando as duas fontes são iguais no evento simultâneo, a classificação para [BC](#) na coluna “Correto” foram menores. Porém, se comparar o acerto de cada sinal, os resultados para *s1* foram promissores com uma taxa de acerto maior do que *s2*. Neste caso, ao ser analisado individualmente os parâmetros, as frequências do *s1* e *s2* ficaram próximas, porém o amortecimento não ficou na faixa esperada, e, portanto, foi classificado incorretamente como [EL](#).

Quando as duas fontes iguais são [EL](#), os resultados foram melhores. As taxas de acerto dos dois sinais na coluna “Correto” foram superiores ao do [BC](#), e, portanto, boas taxas individualmente nos sinais *s1* e *s2*. Em relação ao errar para as duas classificações, na coluna “Incorreto”, os resultados se mostraram com uma taxa baixa para a [EL](#).

Nos testes inserindo duas fontes distintas para o evento, ou são corretamente classificadas as duas, ou pelo menos uma destas é sempre classificada corretamente. Isto é possível afirmar analisando os resultados da coluna *Incorreto*. A classificação correta das duas origens distintas foi melhor quando os dois sinais são simultâneos. Para estes testes é necessário mencionar que a distribuição de possíveis ocorrências foi bem equilibrada.

Um detalhe observado tanto para sinais simultâneos quanto para os sobrepostos, ocorre quando as frequências dos dois sinais analisados são muito próximas. Quando esta situação aconteceu um dos sinais foi classificado incorretamente. Vale lembrar que a faixa de frequência de [BC](#) é menor do que a da [EL](#), e que, para os testes realizados, o conjunto dos sinais (1.000) foi selecionado aleatoriamente.

Em uma análise geral dos resultados é possível afirmar que com a metodologia implementada, quando os sinais são simultâneos, a taxa de acerto é maior do que para os sobrepostos, mesmo quando a origem é um [BC](#).

Porém, um detalhe que não se pode afirmar é que exista uma ordem ou um padrão de classificação nos sinais (s_1 e s_2) nos testes realizados. Ou seja, observou-se que nem sempre o s_1 é identificado primeiro pelo MPA. Quando os dois TOs decorrem da EL, o s_2 é identificado melhor do que o s_1 , o que não ocorre nos demais testes.

5.4 Teste 4 - Sinais Reais do Working Group P1159.3 do IEEE

Foram aplicados dois sinais (Fig.22), descritos no capítulo 4, e que são originários do Working Group P1159.3 do IEEE. Na Tabela 19 são apresentadas as duas frequências estimadas, e para cada um dos dois sinais considerados, as quais serão utilizadas como comparativo após a execução do método proposto nesta tese.

Tabela 19 – Frequências (f) estimadas em destaque após aplicar a FFT no sinal em análise com múltiplos distúrbios.

Número de referência do sinal em análise no banco do IEEE #	Frequências estimadas (f_e) Hz	Referência Fig.#
44	119,5 597,7	23
48	179,3 1.673,0	24

Fonte: Elaborado pela autora.

Nas Fig. 30 e 32 é possível observar o sinal original em análise (a), o sinal após a aplicação do filtro passa-banda (b), o sinal resultante após a detecção do início do TO via a MM (c), e os sinais correspondentes encontrados pelo MPA (d) para duas iterações ao executar o algoritmo implementado.

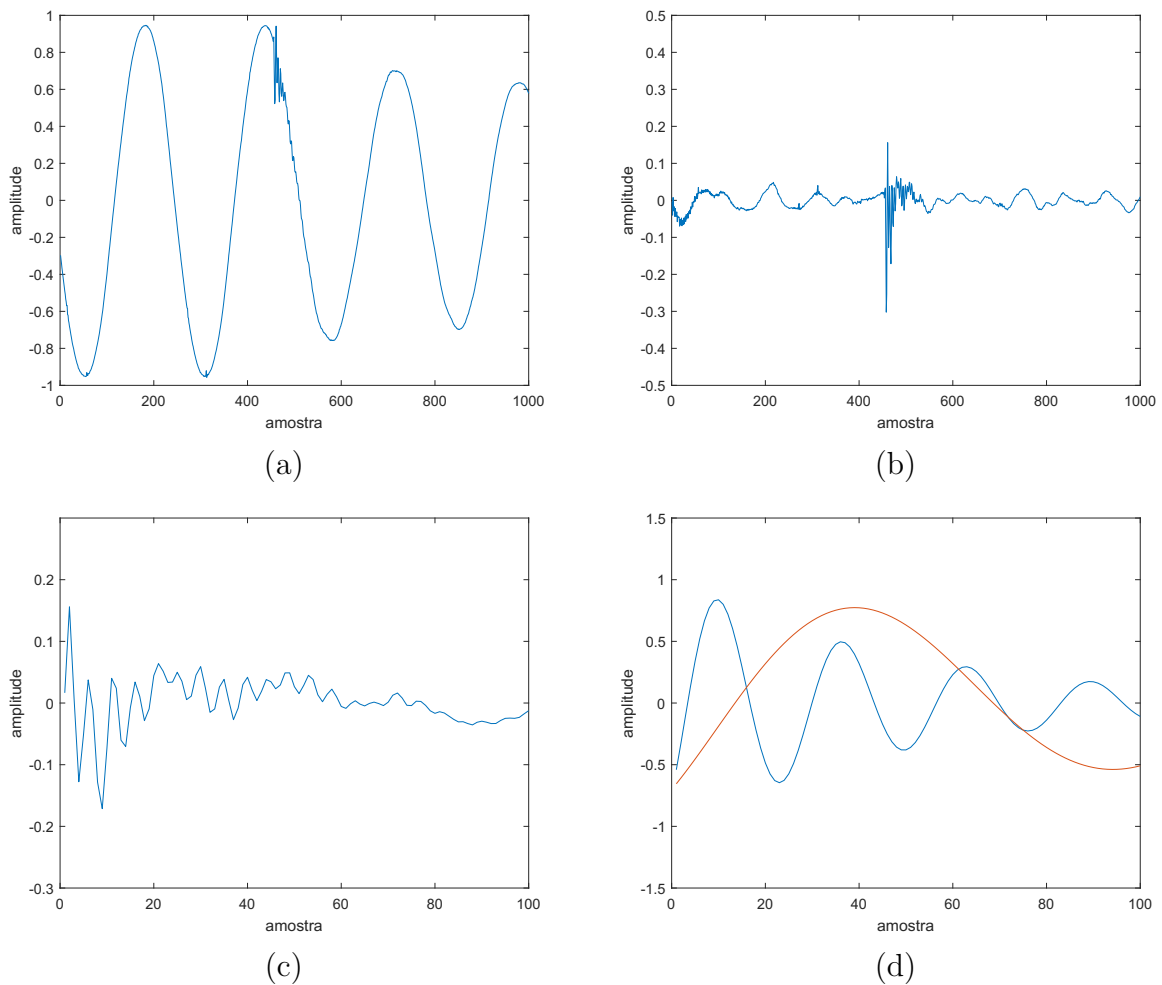
Ainda foi aplicada a *Fast Fourier Transform* (FFT) que converte um sinal em componentes espectrais individuais, e que fornece informações de frequência do sinal. Desta forma foi possível estimar as frequências presentes nos sinais analisados (Tabela 19) possibilitando as devidas comparações quanto ao resultado das frequências correspondentes encontradas pelo algoritmo implementado nesta tese.

5.4.1 Sinal 44

O sinal original ilustrado na Fig. 30 (a), foi classificado com distúrbios múltiplos de TOs e afundamento de tensão por Ferreira (2010), sendo estimadas duas frequências conforme a Tabela 19.

Aplicando a metodologia proposta neste mesmo sinal real, é possível observar na Fig. 30 (b) o início do TO. O sinal resultante a partir do início da descontinuidade em (c)

Figura 30 – Sinal original em análise (a), sinal filtrado (b), identificação do início do distúrbio no sinal (c), e os sinais correspondentes extraídos (d).



Fonte: Elaborado pela autora.

utilizando a [MM](#), e dois TOs individuais identificados em (d) que correspondem aqueles correspondentes no dicionário. Os parâmetros aproximados (f, λ, ϕ) , em duas iterações, e sua classificação pelo método proposto estão descritos na [Tabela 20](#).

Tabela 20 – Parâmetros identificados após aplicar a metodologia em um sinal real.

iteração	Parâmetros $(f \ \lambda \ \phi)$	Situação
1	(572,909699 300,000000 -0,571199)	BC
2	(138,012509 100,000000 -0,713998)	EL

Fonte: Elaborado pela autora.

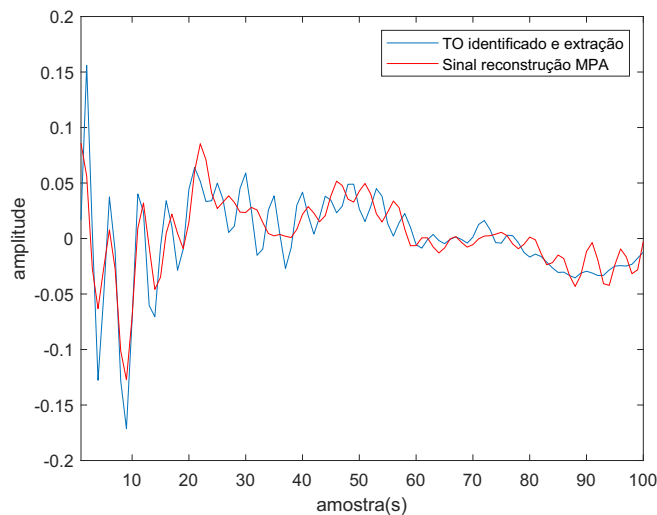
A primeira fonte de origem possível do sinal analisado foi classificada como do chaveamento de um [BC](#), com uma frequência estimada de 572,91. Ao se comparar com o

resultado da frequência quando aplicado a [FFT](#), o valor foi 597,7.

Já o segundo [TO](#) identificado, foi classificado com de uma [EL](#), sendo que a frequência estimada pelo algoritmo proposto (138,01) está próxima daquela identificada pela [FFT](#) (119,5). Observa-se que os resultados das frequências encontradas pelo algoritmo proposto foram coerentes com as frequências estimadas. Ressalta-se que as frequências estimadas foram destacadas devido ao decaimento e um aumento, que corresponderia a um novo [TO](#) ocorrendo.

Para verificar os resultados, foi também realizada uma reconstrução adaptativa do sinal analisado dispondo dos sinais correspondentes identificados na busca por correspondência, como pode ser observado na [Fig. 31](#). Para esta representação o algoritmo proposto foi executado novamente para 10 iterações, pois a busca por correspondência trabalha com resíduos e quanto mais iterações, melhor será a relação do sinal reconstruído. O valor do Erro Médio Quadrático (EMQ), ou *Mean-squared Error*, ficou em $5.571e - 04$. Alguns testes adicionais executados, mostraram que quanto mais iterações realizadas, a tendência é a diminuição no erro calculado.

Figura 31 – Sinal extraído e com a reconstrução adaptativa do sinal da busca por correspondência após aplicar o algoritmo proposto.

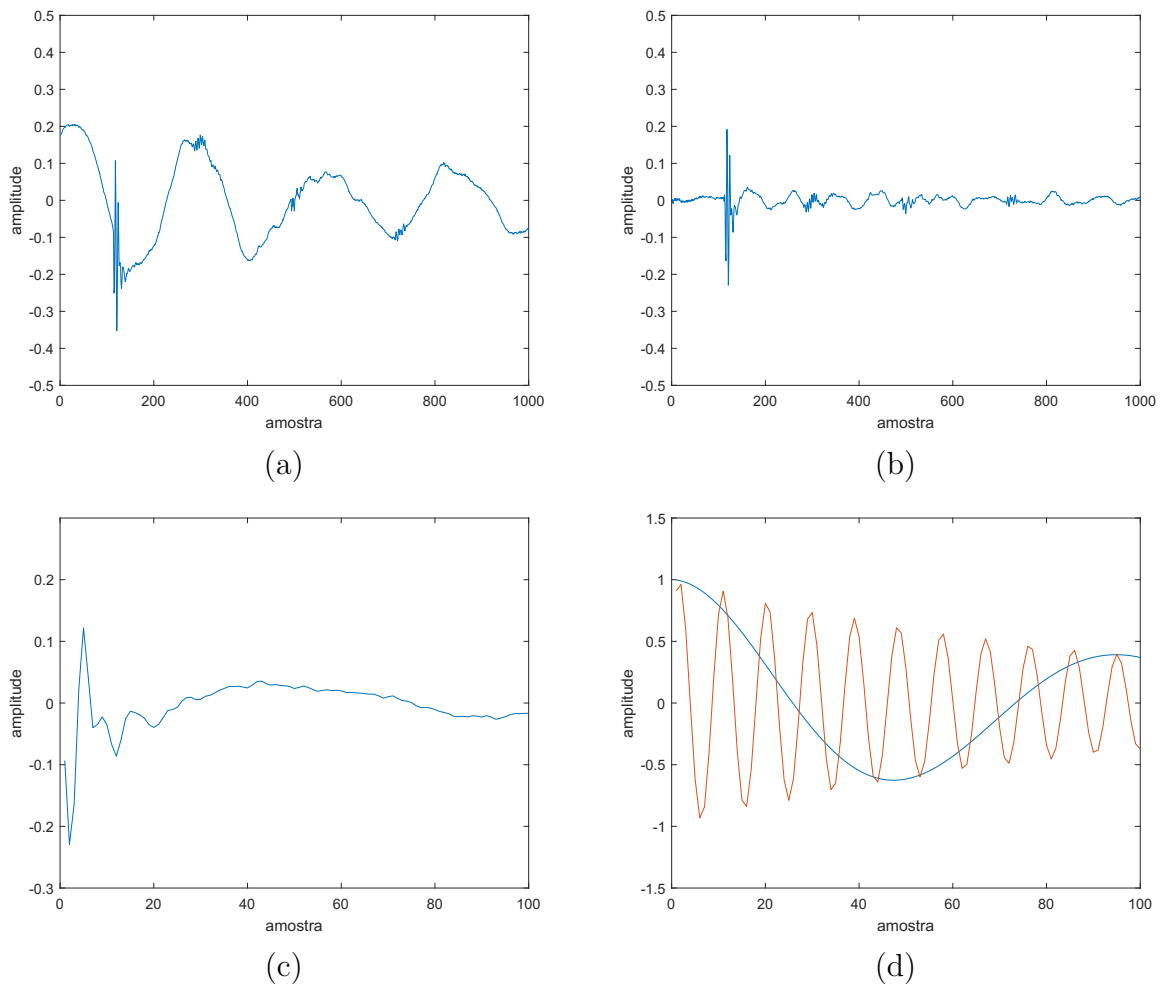


Fonte: Elaborado pela autora.

5.4.2 Sinal 48

Neste sinal original ilustrado na [Fig. 32 \(a\)](#), pode-se observar conforme [Ferreira \(2010\)](#), a presença de um [TO](#) de curta duração, com uma intensidade superior ao sinal anterior, seguido de um afundamento de tensão, suaves transitórios e componentes harmônicos. Conforme a [Tabela 19](#), foram destacadas duas frequências neste sinal, 179,3 Hz e 1.673 Hz.

Figura 32 – Sinal original em análise (a), sinal filtrado (b), identificação do início do distúrbio no sinal (c), e os sinais correspondentes extraídos (d).



Fonte: Elaborado pela autora.

Observa-se na Fig. 32 (b) o sinal após aplicar o filtro passa-banda, ficando evidente a ocorrência dos distúrbios. Em (c) o início da descontinuidade extraída com a MM do sinal, e os dois TOs individuais identificados pela metodologia implementada em (d). A Tabela 21 apresenta os resultados dos parâmetros aproximados (f, λ, ϕ) , em duas iterações, e sua classificação como originados de ELs para o sinal real analisado.

Tabela 21 – Parâmetros identificados após aplicar a metodologia em um sinal real.

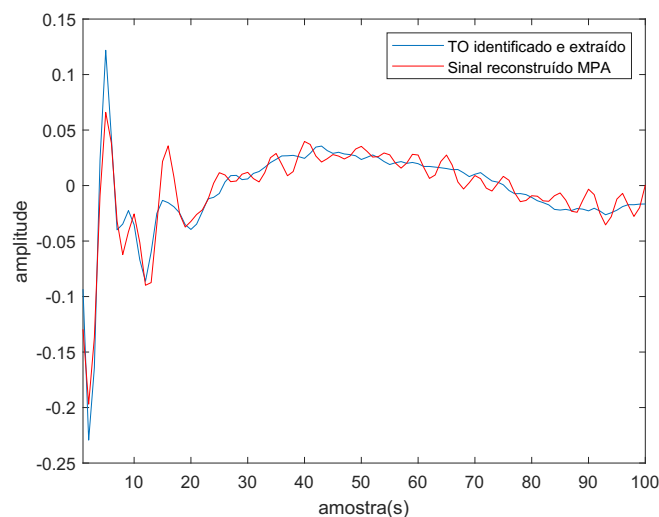
iteração	Parâmetros ($f \lambda \phi$)	Situação
1	(160,027797 150,000000 1,499396)	EL
2	(1.627,046560 150,000000 1,142397)	EL

Fonte: Elaborado pela autora.

O algoritmo proposto classificou as duas iterações tendo a fonte de origem uma **EL**. Para a primeira situação, a frequência estimada foi de 160,028 e, comparando com o resultado da frequência quando aplicado a **FFT**, o valor foi 179,3. Para o segundo **TO** identificado, a frequência estimada pelo algoritmo proposto (1.627,0) também está próxima daquela identificada pela **FFT** (1.673,0).

Assim como para o Sinal 44, também foi realizada uma reconstrução adaptativa do Sinal 48. O resultado desta reconstrução, tomando como base 10 iterações, pode ser observado na Figura 33. O valor do Erro Médio Quadrático (EMQ), ou *Mean-squared Error*, (MSE) ficou em 2.0026e-04.

Figura 33 – Sinal extraído e sinal reconstruído após aplicar o algoritmo proposto.



Fonte: Elaborado pela autora.

5.4.3 Análise dos Resultados dos Testes 4

Embora as informações disponíveis dos sinais que compõe todo o banco de dados do *Institute of Electrical and Electronics Engineers* (**IEEE**) não contemplem a classificação dos distúrbios, nem tão pouco a origem dos mesmos, **Ferreira (2010)** apresentou uma classificação para os sinais analisados. Sendo assim, com base em **Ferreira (2010)**, os resultados obtidos a partir do método proposto ao aplicar os mesmos sinais com múltiplas ocorrências, foram coerentes, e são promissores. Esta afirmação é possível considerando além da classificação de **Ferreira (2010)**, pois as frequências extraídas pelo algoritmo desenvolvido ficaram próximas a dos resultados estimados quando aplicado a **FFT** (Tabela 19).

A Tabela 22, apresenta um resumo aos resultados das classificações. Para a classificação do primeiro sinal, ao aplicar o método proposto, o resultado apresenta coerência com a classificação de **Ferreira (2010)**, entretanto, não havia classificação das origens dos **TOs**,

quando o mesmo afirmou apresentar múltiplos TOs. Em comparação com a estimativa da FFT (Tabela 19), as frequências encontradas ficaram próximas, e, ao analisar os demais parâmetros, infere-se que sejam de origem de um chaveamento de BC e de uma EL.

Para o segundo sinal analisado, destaca-se novamente que as frequências apontadas pela FFT em relação as identificadas pelo algoritmo, estão próximas. Ferreira (2010) também classificou este sinal com a presença de um TO, com uma intensidade superior, e com suaves transitórios ao longo do sinal. A classificação do algoritmo para este sinal indica que os dois TOs de curta duração foram identificados, com origem provável de uma EL.

Tabela 22 – Frequências (f) extraídas em destaque após aplicar a FFT (f_e) em um sinal real com múltiplos distúrbios.

Sinal	Frequências estimadas (f_e) Hz	Parâmetros extraídos (f, λ, ϕ)	Classificação [BC ou EL]
44	597,7	(572,9096 300,0000 -0,5711)	BC
	119,5	(138,0125 100,0000 -0,7139)	EL
48	179,3	(160,0277 150,0000 1,4993)	EL
	1.673	(1.627,0465 150,0000 1,1423)	EL

Fonte: Elaborado pela autora.

Interessante e importante ressaltar que nos testes realizados e demonstrados na Tabela 22, foram necessárias duas iterações, ou seja, quando aplicado, o MPA buscará no máximo duas correspondências para o sinal analisado.

Uma das métricas quando aplicado o MPA, para quantificar a *qualidade* e o *comportamento* de uma determinada decomposição é a Norma l^2 (euclidiana), descrita no Capítulo 3 (Seção 3.5.3.2). Esta métrica mede o erro da aproximação, ou seja a razão máxima aceitável da Norma l^2 do residual de cada iteração com o sinal de entrada. Ao utilizá-la, não é necessário definir a quantidade de iterações. Assim, serão consideradas quantas iterações forem necessárias, até que o erro relativo fique abaixo da porcentagem especificada.

A aplicação desta norma é interessante ao identificar os TOs que sejam os mais próximos da aproximação do sinal do dicionário, e que são realmente candidatos na classificação proposta. Na função aplicada nesta tese para sinais do IEEE, o erro foi definido com o valor de 0,75%. Quanto menor este valor, mais iterações ocorrerão. Portanto, mais sinais correspondentes serão classificados. Em comparação com a Tabela 22, aplicando a Norma l^2 , com o valor indicado, foi possível observar que a classificação do primeiro sinal manteve a identificação dos dois TOs. Porém, no segundo sinal real analisado, apenas o primeiro TO foi identificado (160,0277 150,0000 1,4993).

5.5 Síntese do Capítulo

Este capítulo apresentou de maneira sequencial e cronológica os testes individuais e em conjuntos que foram realizados durante o desenvolvimento da metodologia proposta. Desde o estudo da viabilidade e aplicação dos métodos, até a aplicação em sinais reais, foram repetidos os testes e aferidos os resultados.

Os resultados obtidos para a classificação dos sinais individuais foram melhores do que para os com múltiplos sinais. Destaca-se que os testes considerando múltiplos sinais reais (Seção 5.4) demonstraram que o método proposto é promissor.

Para cada conjunto de teste apresentado, foram descritos os resultados e uma análise, a qual irá embasar as conclusões acerca de todo estudo desta tese.

Destaca-se ainda que este estudo e testes já possibilitaram a escrita de dois artigos aceitos. O primeiro foi aceito e apresentado no *Innovative Smart Grid Technologies (ISGT) Latin America 2019* (HOFFMANN et al., 2019), e o segundo aceito para o *International Journal of Electrical Power & Energy Systems (IJEPES)*, ainda com os resultados parciais da pesquisa até então realizada (HOFFMANN et al., 2021).

6 CONCLUSÃO

O objetivo principal desta tese foi o de aplicar e validar ferramentas específicas para a detecção e a identificação da fonte (origem) para a classificação dos eventos de Transitórios Oscilatórios (TOs) a partir dos seus instantes iniciais (conexão) em Sistemas de Distribuição de Média Tensão (SDMTs). Algoritmos e estudos envolvendo a classificação da origem de um ou mais TO em SDMTs, como por exemplo, pelo chaveamento de Banco de Capacitores (BC) e pela Energização de Linhas (ELs), ainda são poucos explorados. Há vários estudos envolvendo a classificação de múltiplos distúrbios (TOs, afundamentos e elevações de tensão, distorções harmônicas, entre outros), porém, a possibilidade de identificar a origem das fontes de um TO como já mencionado, é de grande interesse da área de Qualidade da Energia Elétrica (QEE). Este capítulo descreve as principais contribuições evidenciadas nesta tese e considerações para trabalhos futuros.

A principal contribuição deste trabalho é a introdução do *Matching Pursuit Algorithm* (MPA) para a classificação da origem de TOs.

Elencou-se o uso do MPA como técnica para a extração dos parâmetros do TO a partir da identificação da descontinuidade gerada em um sinal. O MPA utiliza um dicionário redundante para encontrar um sinal correspondente, que contempla os parâmetros de frequência, amortecimento e fase (f , λ e ϕ) no caso dos TOs. Testes iniciais demonstraram a viabilidade do uso do MPA para a extração dos parâmetros de um TO de um BC, sendo a frequência o parâmetro com maior sensibilidade.

Assim, foram aplicadas três técnicas para a identificação do início de uma descontinuidade em um sinal, o *Notch Filter* (NF), a Transformada *Wavelet* (TW) e a Morfologia Matemática (MM), todas estas três aplicadas distintamente e em conjunto com o MPA. Partindo da métrica que melhor identifica o início de um TO e com o menor erro, foi possível demonstrar que a MM junto com o MPA, com uma iteração (sem o resíduo) apresentaram respostas satisfatórias. Vale ressaltar que os testes contemplaram sinais puros e com ruído de 40 dB e 50 dB. Os resultados obtidos para os Subconjuntos de Teste I e II (com e sem a resolução Δ) apresentaram poucas diferenças, o que também demonstra que a partir da identificação do início do distúrbio com a MM e a aplicação do MPA, o algoritmo é estável.

O uso da MM permitiu uma baixa complexidade computacional para identificação da descontinuidade, e pelo fato do MPA não necessitar ser treinado, já que utiliza um dicionário de dados previamente definido, também é um fator positivo na metodologia empregada. Em se tratando do dicionário de dados, existe uma relação bastante importante que deve ser observada em como definir o mesmo. Quanto menor o Δ utilizado para a

formação de um banco de dados representativo para o dicionário, mais refinado ou próximo o resultado será dos parâmetros desejados, mas, isto tem um custo e eleva o tempo de processamento, pois o tamanho do dicionário cresce consideravelmente. Como para cada sinal do dicionário é calculado um Coeficiente de Correlação (CCo), sendo este cálculo decorrente do produto interno entre o sinal analisado e cada sinal do dicionário, observa-se que quanto maior o dicionário, mais cálculos serão necessários realizar. Ainda, aquele que obtiver o melhor CCo, será o sinal candidato à correspondência do TO aqui representado. Ainda em relação ao uso do dicionário de dados, e com objetivo de uma menor complexidade, bem como um processamento mais adequado, optou-se pela geração de um dicionário único. A aplicação de múltiplos dicionários (individuais, um para cada tipo de origem do TO) foi possível, porém, o tempo de processamento aumentou consideravelmente visto que o MPA, neste caso, deveria ser aplicado para cada uma das situações definidas.

Foi possível com a metodologia proposta classificar TOs originados de BCs ou ELs com resultados muito promissores, principalmente para situações de distúrbios individuais. A taxa de acerto para a classificação de TOs originados da ELs foi acima de 97%, e acima de 85% para BCs. Outra observação que é importante ressaltar é que existe uma faixa de frequência que se sobrepõe às duas fontes (BCs e ELs), 300 - 900 Hz, e que mesmo assim, a frequência foi identificada próxima aquela desejada nos testes realizados. Vale frisar o que de fato determina a classificação correta do sinal correspondente pelo MPA é o amortecimento.

Considerando-se a possibilidade de ocorrência de múltiplos TOs simultâneos que se originam de fontes iguais, as técnicas aplicadas demonstraram bons resultados de identificação de maneira geral. Observou-se uma melhor classificação para a ELs, com resultados acima de 95%. Quando observado especificamente o primeiro e segundo sinal (S_1 e S_2), os acertos são superiores a 96%, com a tendência de acerto melhor para o segundo sinal. Para BCs, a taxa de acertos é mais baixa. Observando os parâmetros individualmente, a frequência ficou próxima às dos sinais analisados, porém, o amortecimento acaba sendo o diferencial, o qual faz com certas situações sejam incorretamente classificadas como uma EL. Também quando os TOs analisados originam-se de cargas distintas ([BC,EL] ou [EL,BC]), os sinais simultâneos apresentam bons resultados, sendo que pelo menos um dos sinais foi classificado corretamente no evento. A aplicação da metodologia para sinais simultâneos evidenciou a possibilidade da classificação de dois TOs originados de um BC ou de uma EL.

Para sinais sobrepostos, a metodologia não obteve uma classificação satisfatória principalmente para BCs sendo que dentre os testes realizados, os resultados ficaram abaixo do esperado. A sobreposição considerada foi definida em um intervalo máximo de 4 ms do sinal em análise, sendo identificados assim na mesma janela de análise. Observou-se pontualmente que quando as frequências dos dois TOs analisados são muito próximas, o

[MPA](#) não classifica um dos dois sinais, ou seja, a correspondência da frequência identificada no dicionário é bem diferente daquela analisada.

Embora o maior volume de testes tenha sido com sinais sintéticos, apresentando boas perspectivas de uso, a metodologia também foi aplicada em múltiplos sinais obtidos de uma base de dados do *Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE)*. Os resultados encontrados foram promissores, identificando os TOs e realizando uma boa classificação da origem dos mesmos, considerando duas iterações de todo o processo, sendo possível também a utilização sem fixar a quantidade de iterações.

6.1 Oportunidades Futuras

A área que envolve a classificação de TOs em SDMTs ainda pode ser explorada, trazendo muitos benefícios para a área de pesquisa associada à [QEE](#). Considerando os resultados até então obtidos nesta tese, novas perspectivas e trabalhos futuros podem ser elencados, dentre os quais:

1. Utilizar outras técnicas em conjunto com o [MPA](#). De maneira híbrida, esta combinação pode resultar em aprimoramentos e melhores taxas de acerto para a classificação da origem dos TOs decorrentes de BCs e ELs, principalmente quando da ocorrência de múltiplos eventos.
2. Como o amortecimento se mostrou um parâmetro relevante, aferir melhor o seu valor pelo uso de alguma outra técnica em conjunto, o que poderá apresentar melhoras nos índices de classificação para múltiplos TOs. Este ponto se justifica pela sobreposição na faixa de frequência que caracteriza os TOs decorrentes dos BCs e das ELs, bem como para outras situações.
3. Ampliar os estudos para a classificação de outras situações que possam gerar TOs em SDMTs. Este estudo concentrou esforços para BCs e ELs. Porém, outras situações como de curtos-circuitos, conexão de grandes blocos de cargas, ou mesmo a energização *back to back* de BCs poderão ser incorporadas no dicionário, com a grande vantagem de reter as informações das situações que já foram anteriormente consideradas.
4. Aplicar a técnica de identificação da descontinuidade em sinais sobrepostos a partir de janelamentos distintos. Ou seja, a partir da detecção de uma primeira descontinuidade do sinal na janela de dados em análise, uma segunda e proeminente descontinuidade poderá ser buscada, caso a mesma exista.
5. Aplicar o processamento paralelo com técnicas de aceleração no uso do dicionário de dados individuais (para cada tipo de situação). Com dicionários menores em tamanho,

busca-se um em menor tempo para a identificação de um sinal correspondente na [MPA](#).

6. Comparar a metodologia proposta nesta tese com outras aplicações distintas, como, por exemplo, às resultantes do emprego de Redes Neurais Artificiais (RNAs) para a classificação dos TOs.
7. Realizar testes com um maior número de sinais reais ou simulados computacionalmente em ferramentas próprias como, por exemplo, pelo emprego do software *Alternative Transients Program* ([ATP](#)).

6.2 Publicações Referente a Pesquisa

HOFFMANN, A. B. G. et al. **Diagnosis of oscillatory transients generated by switching of capacitor banks using MPA**. In: 2019 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America (ISGT Latin America). Gramado,RS-Brazil: IEEE, 15-18 Sept. 2019.

HOFFMANN, A. B. G. et al. **Techniques for the diagnosis of oscillatory transients resulting from capacitor bank switching in medium voltage distribution systems**. International Journal of Electrical Power & Energy Systems (IJEPES), Elsevier BV, v.133, p107198, dec 2021.

REFERÊNCIAS

- ANEEL. Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST, Módulo 8 - Qualidade da Energia Elétrica: Revisão 12. 2021. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/modulo-8>>.
- ANEEL, A. N. d. E. E. Resolução Normativa nº 794/2017. Revisão 10, p. 88, 2018.
- ARRUDA, E. F. de. Análise de distúrbios relacionados com a qualidade da energia elétrica utilizando a transformada Wavelet. Tese (Doutorado), 2003.
- BASTOS, A. F.; SANTOSO, S.; BIYIKLI, L. Identifying switched capacitor relative locations and energizing operations. IEEE Power and Energy Society General Meeting, IEEE, v. 2016-November, p. 1–5, 2016. ISSN 19449933.
- BEG, M. A.; PARASKAR, S. Wavelet-ann approach to classify capacitor switching , load wavelet-ann approach to classify capacitor switching , load switching and line switching transients. International Journal on Technical and Physical Problems of Engineering - IJTPE, v. 3, n. 8, p. 65–70, 2011. ISSN 2077-3528.
- BOLLEN, M. H. J.; GU, I. Y.-H. Signal Processing of Power Quality Disturbances. [S.l.]: A John Wiley & Sons, Inc, 2006. 882 p. ISBN ISBN-10 0-471-73168-4.
- BOLLEN, M. H. J. et al. Trends, challenges and opportunities in power quality research. European Transactions on Electrical Power, Wiley, v. 20, n. 1, p. 3–18, jan 2010. ISSN 22286179.
- BOLLEN, M. H. J.; STYVAKTAKIS, E.; GU, I. Y.-H. Categorization and Analysis of Power System Transients. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 20, n. 3, p. 2298–2306, jul. 2005.
- BRAVO-RODRÍGUEZ, J. C.; TORRES, F. J.; BORRÁS, M. D. Hybrid machine learning models for classifying power quality disturbances: A comparative study. Energies, MDPI AG, v. 13, n. 11, p. 2761, jun 2020.
- CASUSO, M. d. A. Método de Detección en Tiempo Real de Perturbaciones Transitorias en Redes de Suministro Eléctrico. Tese (Doutorado) — Universidad de Cantabria, 2013.
- CHAKRAVORTI, T.; DASH, P. K. Morphology based fuzzy approach for detection & classification of simultaneous power quality disturbances. In: 2016 IEEE Annual India Conference (INDICON). [S.l.]: IEEE, 2016.
- CIGRE, W. . Guidelines for Representation of Networks Elements when Calculating Transients. [S.l.], 1990. 30 p. Disponível em: <<https://e-cigre.org/publication/039-guidelines-for-representation-of-network-elements-when-calculating-transients>>.
- COSTA, F. B. Boundary wavelet coefficients for real-time detection of transients induced by faults and power-quality disturbances. IEEE Transactions on Power Delivery, IEEE, v. 29, n. 6, p. 2674–2687, 2014. ISSN 08858977.
- DAS, J. Transients in Electrical Systems : Analysis, Recognition, and Mitigation. [S.l.: s.n.], 2010. 737 p. ISBN 978-0-07-162248-6.

DAUD, K.; ABIDIN, A. F.; ISMAIL, A. P. Voltage sags and transient detection and classification using half/one-cycle windowing techniques based on continuous s-transform with neural network. AIP Conference Proceedings, v. 1875, 2017. ISSN 15517616.

DUGAN, R. C. et al. Electrical Power Systems Quality. 3. ed. [S.l.]: McGraw-Hill, 2012. ISBN 978-0071761550.

ENSHAEE, A.; ENSHAEE, P. A new s-transform-based method for identification of power quality disturbances. Arabian Journal for Science and Engineering, Springer Science and Business Media LLC, v. 43, n. 6, p. 2817–2832, oct 2017.

ERISCTI, H.; DEMIR, Y. Automatic classification of power quality events and disturbances using wavelet transform and support vector machines. IET Generation, Transmission and Distribution, Institution of Engineering and Technology (IET), v. 6, n. 10, p. 968, 2012.

FAN, S.; WANG, X.; YANG, S. Voltage disturbance signals identification based on ILMD and neural network. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, World Scientific Pub Co Pte Lt, v. 34, n. 07, p. 2058007, oct 2019.

FERREIRA, D. D. Análise de Distúrbios Elétricos em Sistemas de Potência. 210 p. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro - UFRJ/COPPE, 2010.

FERREIRA, D. D. et al. Sistema automatico de classificação de distúrbios eletricos multiplos e isolados. Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica, scielo, v. 22, p. 39 – 48, 02 2011. ISSN 0103-1759.

FERREIRA, D. D. et al. Extracting the transient events from power system signals by independent component analysis. Internacional Transactions on Electrical Energy Systems, v. 26, p. 884–900, 2015. Disponível em: <wileyonlinelibrary.com>.

FUGAL, D. Conceptual Wavelets In Digital Signal Processing. [S.l.: s.n.], 2009.

GAING, Z. L. Wavelet-based neural network for power disturbance recognition and classification. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 19, n. 4, p. 1560–1568, 2004. ISSN 08858977.

GAUTAM, S.; BRAHMA, S. M. Overview of mathematical morphology in power systems: A tutorial approach. In: 2009 IEEE Power & Energy Society General Meeting. [S.l.]: IEEE, 2009.

GAUTAM, S.; BRAHMA, S. M. Guidelines for selection of an optimal structuring element for mathematical morphology based tools to detect power system disturbances. In: 2012 IEEE Power and Energy Society General Meeting. [S.l.: s.n.], 2012. p. 1–6. ISSN 1944-9925.

GUILLÉN-GARCÍA, E. et al. Accurate identification and characterisation of transient phenomena using wavelet transform and mathematical morphology. IET Generation, Transmission & Distribution, Institution of Engineering and Technology (IET), v. 13, n. 18, p. 4021–4028, sep 2019.

GUPTA, M.; KUMAR, R. Detection of Power Quality Disturbances Using Symbolic Dynamics. In: IEEE Intertacional Conference on Recent Advances Innovations in Engineering - ICRAIE. [S.l.]: IEEE, 2014. p. 1–8. ISBN 978-1-4799-4040-0.

HARIRAMAKRISHNAN, P.; KUMAR, S. S. Transients detection using artificial neural network based HS-transform. In: 2019 2nd International Conference on Power and Embedded Drive Control (ICPEDC). [S.l.]: IEEE, 2019.

HE, H.; SHEN, X.; STARZYK, J. A. Power quality disturbances analysis based on EDMRA method. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, Elsevier Ltd, v. 31, n. 6, p. 258–268, 2009. ISSN 01420615. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijepes.2009.03.017>>.

HOFFMANN, A. B. et al. Techniques for the diagnosis of oscillatory transients resulting from capacitor bank switching in medium voltage distribution systems. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Elsevier BV, v. 133, p. 107198, dec 2021.

HOFFMANN, A. B. G. et al. Diagnosis of oscillatory transients generated by switching of capacitor banks using mpa. In: 2019 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America (ISGT Latin America). [S.l.]: IEEE, 2019.

HONG, Y. Y.; CHEN, B. Y. Locating switched capacitor using wavelet transform and hybrid principal component analysis network. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 22, n. 2, p. 1145–1152, 2007. ISSN 08858977.

HONG, Y. Y. et al. Position identification of switched capacitor using wavelet- and kohonen- based network. 2008 Joint International Conference on Power System Technology POWERCON and IEEE Power India Conference, POWERCON 2008, 2008.

HONG, Y. Y.; WANG, C. W. Switching detection/classification using discrete wavelet transform and self-organizing mapping network. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 20, n. 2 II, p. 1662–1668, 2005. ISSN 08858977.

IEEE. IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality, IEEE Standard 1159-1995. [S.l.: s.n.], 2009. v. 2009. ISBN 9780738159393.

IGUAL, R. et al. Integral mathematical model of power quality disturbances. In: 2018 18th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP). [S.l.: s.n.], 2018. p. 1–6.

KETABI, A. et al. A new control strategy for active power line conditioner (APLC) using adaptive notch filter. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Elsevier BV, v. 47, p. 31–40, may 2013.

KIM, C. H.; AGGARWAL, R. Wavelet transforms in power systems. part 1: General introduction to the wavelet transforms. Power Engineering Journal, Institution of Engineering and Technology (IET), v. 14, n. 2, p. 81–87, apr 2000.

KINGMAN, J. F. C. Review: G. matheron, random sets and integral geometry. Bull. Amer. Math. Soc., American Mathematical Society, v. 81, n. 5, p. 844–847, 09 1975.

KUMAR, R.; SINGH, B.; SHAHANI, D. T. Symmetrical Components-Based Modified Technique for Power-Quality Disturbances Detection and Classification. IEEE Transactions on Industry Applications, IEEE, v. 52, n. 4, p. 3443–3450, 2016.

LIN, Z. L. Z. et al. Economic evaluation of real-time power quality cost. Universities Power Engineering Conference (UPEC), 2010 45th International, 2010.

- LOPEZ, R. A. Qualidade da energia elétrica : efeitos dos distúrbios, diagnósticos e soluções. 2. ed. [S.l.: s.n.], 2013.
- LOPEZ-RAMIREZ, M. et al. FPGA-based online PQD detection and classification through DWT, mathematical morphology and SVD. Energies, MDPI AG, v. 11, n. 4, p. 769, mar 2018.
- LOVISOLO, L. et al. Efficient coherent adaptive representations of monitored electric signals in power systems using damped sinusoids. IEEE Transactions on Signal Processing, v. 53, n. 10 I, p. 3831–3846, 2005. ISSN 1053587X.
- LU, Z. et al. Morphological transform for detection of power quality disturbances. In: 2004 International Conference on Power System Technology, 2004. PowerCon 2004. [S.l.]: IEEE, 2004.
- MALLAT, S. A Wavelet Tour of Signal Processing, Third Edition: The Sparse Way. Third. Orlando, FL, USA: Academic Press, Inc., 2008. ISBN 0123743702, 9780123743701.
- MARTINEZ-VELASCO, J. A. Power system transients : parameter determination. [S.l.: s.n.], 2010. 646 p. ISBN 978-1-4200-6529-9.
- MATLAB. Matching Pursuit. The MathWorks Inc., 2018. Website. Disponível em: <<https://www.mathworks.com/help/wavelet/ug/matching-pursuit-command-line.html>>.
- MATLAB. Matching Pursuit Algorithms. 2018. Website. Disponível em: <<https://www.mathworks.com/help/wavelet/ug/matching-pursuit-algorithms.html>>.
- MATLAB. version 9.6.0.1335978 (R2019a). Natick, Massachusetts: The MathWorks Inc., 2019.
- MOHAMED, M. A. Identification of capacitor switching relative location using the S-transform. 2011 IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition, PSCE 2011, IEEE, p. 1–6, 2011.
- MORSI, W. G.; EL-HAWARY, M. E. The most suitable mother wavelet for steady-state power system distorted waveforms. In: 2008 Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering. [S.l.]: IEEE, 2008. p. 000017–000022.
- MUELLER, A.; SAEMANN, D. Switching phenomena in medium voltage systems - good engineering practice on the application of vacuum circuit-breakers and contactors. Petroleum and Chemical Industry Conference Europe Electrical and Instrumentation Applications, p. 1–9, 2011. ISSN 2151-7665.
- NAIK, C. A.; KUNDU, P. Power quality index based on discrete wavelet transform. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Elsevier BV, v. 53, n. 1, p. 994–1002, dec 2013. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijepes.2013.06.024>>.
- OLESKOVICZ, M. et al. Power quality analysis applying a hybrid methodology with wavelet transforms and neural networks. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, Elsevier Ltd, v. 31, n. 5, p. 206–212, 2009. ISSN 01420615. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijepes.2009.01.012>>.

OPPENHEIM, A. V.; SCHAFER, R. W. Discrete-Time Signal Processing. 3rd. ed. [S.l.: s.n.], 2010. 432 p. ISBN ISBN-13: 978-0131988422.

RADIL, T. et al. PQ Monitoring System for Real-Time Detection and Classification of Disturbances in a Single-Phase Power System. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, v. 57, p. 1725–1733, 2008. ISSN 00189456.

REGALIA, P. A. A complex adaptive notch filter. IEEE Signal Processing Letters, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), v. 17, n. 11, p. 937–940, nov 2010.

RODRIGUEZ-GUERRERO, M. A. et al. Hybrid Approach based on GA and PSO for Parameter Estimation of a Full Power Quality Disturbance Parameterized Model. IEEE Transactions on Industrial Informatics, v. 14, n. 3, p. 1016–1028, 2018. ISSN 15513203.

SANTOSO, S. et al. Characterization of Distribution Power Quality Events with Fourier and Wavelet Transforms. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 15, n. 1, p. 247–254, 2000.

SANTOSO, S. et al. Power Quality Disturbance Waveform Recognition Using Wavelet-Based Neural Classifier—Part 1: Theoretical Foundation. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 15, n. 1, p. 222–228, 2000.

SANTOSO, S. et al. Power Quality Disturbance Waveform Recognition Using Wavelet-Based Neural Classifier—Part 2: Application . IEEE Transactions on Power Delivery, v. 15, n. 1, p. 229–235, 2000.

SANTOSO, S. et al. Power quality assessment via wavelet transform analysis. IEEE Transactions on Power Delivery, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), v. 11, n. 2, p. 924–930, apr 1996.

STONES, J.; COLLINSON, A. Power quality. IET Power Eng., n. 15, p. 54–64, abr. 2001. Disponível em: <<https://www.crcpress.com/Power-Quality/Sankaran/p/book/9780849310409>>.

TAN, R. H. G. Power System Transient Analysis using Scale Selection Wavelet Transform. TENCON 2009 - 2009 IEEE Region 10 Conference, IEEE, p. 1–6, 2009.

TAN, R. H. G. Numerical Model Framework of Power Quality Events. European Journal of Scientific Research, v. 43, n. 1, p. 30–47, 2010.

TINGFANG, Y. et al. Application of adaptive generalized morphological filter in disturbance identification for power system signatures. In: 2006 International Conference on Power System Technology. [S.l.]: IEEE, 2006.

WANG, M.; ROWE, G.; MAMISHEV, A. Classification of power quality events using optimal time-frequency representations—part 2: Application. IEEE Transactions on Power Delivery, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), v. 19, n. 3, p. 1496–1503, jul 2004.

WANG, M.; ROWE, G. I.; MAMISHEV, A. V. Classification of Power Quality Events Using Application. v. 19, n. 3, p. 1496–1503, 2004.

WU, Q.; LU, Z.; JI, T. Protective Relaying of Power Systems Using Mathematical Morphology. 1st. ed. [S.l.]: Springer Publishing Company, Incorporated, 2009.

ZANTALIS, D.

Guided Matching Pursuit and Its Application to Sound Source Separation — University of York, 2016.

ZHANG, J. et al. Classification of power-quality disturbances using PSO-MP and parametric dictionaries. Proceedings of 2015 International Conference on Intelligent Computing and Internet of Things, ICIT 2015, p. 21–25, 2015.

ZHANG, Y. et al. Detection and classification of low-frequency power disturbances using a morphological max-lifting scheme. Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference, APPEEC, n. 51207058, 2013. ISSN 21574847.

ZHANG, Y. et al. Identification of Power Disturbances Using Generalized Morphological Open-Closing and Close-Opening Undecimated Wavelet. IEEE Transactions on Industrial Electronics, v. 63, n. 4, p. 2330–2339, 2016. ISSN 02780046.

ZHU, H. Y.; CHEN, S. Identification of capacitor switching transients with consideration of uncertain system and component parameters. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 23, n. 1, p. 213–220, 2008. ISSN 08858977.

ZHU, T. X. Detection and characterization of oscillatory transients using matching pursuits with a damped sinusoidal dictionary. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 22, n. 2, p. 1093–1099, 2007. ISSN 08858977.