



Universidade Federal de Ouro Preto
Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas
Departamento de Engenharia Elétrica



Trabalho de Conclusão de Curso

Deteccção e Caracterização de Distúrbios em Redes Elétricas

Douglas do Amaral Monteiro

João Monlevade, MG
2018

Douglas do Amaral Monteiro

**Detecção e Caracterização de Distúrbios
em Redes Elétricas**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Universidade Federal de Ouro Preto como parte dos requisitos para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia Elétrica pelo Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas da Universidade Federal de Ouro Preto.

Orientador: Prof. Márcio Feliciano Braga

Co-orientador: Prof. Dr. Wilington Guerra Zvietcovich

**Universidade Federal de Ouro Preto
João Monlevade
2018**

M775d Monteiro, Douglas do Amaral.
Detecção e caracterização de distúrbios em redes elétricas [manuscrito] /
Douglas do Amaral Monteiro. - 2018.

59f.: il.: color; grafs; tabs.

Orientador: Prof. Dr. Márcio Feliciano Braga.
Coorientador: Prof. Dr. Wilingthon Guerra Zvietcovich.

Monografia (Graduação). Universidade Federal de Ouro Preto. Instituto de
Ciências Exatas e Aplicadas. Departamento de Engenharia Elétrica.

1. Engenharia elétrica. 2. Energia elétrica - Distribuição. 3. Processamento
de sinais. I. Braga, Márcio Feliciano. II. Zvietcovich, Wilingthon Guerra. III.
Universidade Federal de Ouro Preto. IV. Título.

CDU: 621.311

Catálogo: ficha.sisbin@ufop.edu.br



**AUTORIZAÇÃO DO COLEGIADO PARA LANÇAMENTO DA NOTA ATV600 NO
HISTÓRICO ESCOLAR EM SUBSTITUIÇÃO À ATA DE DEFESA**

Autorização

O colegiado do curso de engenharia elétrica autoriza ao orientador Márcio Feliciano Braga o lançamento da nota do Trabalho de Conclusão de Curso - ATV 600 do aluno Douglas do Amaral Monteiro, matrícula 11.2.8041, em virtude do aproveitamento do artigo publicado em evento científico ou periódico, conforme previsto no § 3º do Art. 5º da resolução COEE nº 011/2018.

Nota atribuída pelo orientador: 10,0.

João Monlevade, 13 de junho de 2018.


Prof. Dr. Márcio Feliciano Braga
Presidente do Colegiado de Engenharia Elétrica

Dedico este trabalho a Deus,
força da minha vida, meu guia.
Socorro bem presente na hora da angústia.

Agradecimentos

Agradeço primeiramente à minha família. A Minha mãe Delza, e meu pai Valdecino, por todo o apoio - constante e incondicional - durante esses anos de sacrifícios e por me ensinarem que aprender nunca é demais. Aos meus irmãos, Danilo e Michel, por mostrarem o valor das escolhas ruins, principalmente as que nos trazem sofrimento, como a de torcer pelo time errado.

À minha namorada Sabrina, pelo companheirismo e paciência indispensáveis nos momentos mais difíceis dessa longa caminhada com muitas pedras no caminho. Juntamos todas, um dia construiremos um castelo.

Aos meus amigos da *República*, por serem minha segunda família em todos esses anos e tornarem suportável a vida de um estudante de engenharia elétrica da UFOP.

Aos meus orientadores, Prof. Márcio F. Braga e Prof. Wilingthon G. Zvietcovich pelo tempo e disposição concedidos a este projeto, que não sairia do papel sem os conhecimentos tão importantes compartilhados durante o período de pesquisa.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) que influenciou e proporcionou a realização deste trabalho.

Por fim, agradeço à Universidade Federal de Ouro Preto pelo bom ensino e as diversas oportunidades proporcionadas nesses anos de aprendizado, além dos importantes programas sociais que me permitiram permanecer no caminho da realização deste grande sonho.

*“If you want to change the world,
pick up your pen and write.”*

Martin Luther

Resumo

O objetivo principal deste trabalho é apresentar uma análise comparativa de dois métodos de classificação bem conhecidos, aplicados à detecção e classificação de sinais de distúrbios de qualidade de energia. Os classificadores de Árvore de Decisão e *Support Vector Machines* são duas das técnicas mais populares utilizadas no campo de reconhecimento de padrões. Neste trabalho, os sinais de qualidade de energia são gerados por meio de um *software* para modelagem realista (Matlab/Simulink) e depois classificados no modelo treinado. O método escolhido para a extração característica é a Transformada *Wavelet* Discreta, devido à sua grande vantagem de reduzir a quantidade de dados para computação, decorrente de sua propriedade de dividir um sinal em bandas frequenciais. A análise é realizada para diferentes tipos de filtros *wavelet*, níveis de ruído e vetores característicos. Das funções testadas, a família *db6* alcançou os melhores resultados para ambos os classificadores utilizados. Para as condições consideradas nos testes, os resultados encontrados foram ligeiramente melhores para o algoritmo com SDT que para o SVM, especialmente para uma situação com baixo nível de ruído. A maior parte dos erros foi encontrada nas distinções entre classes muito próximas no espaço tridimensional de energia.

Palavras-chave: Qualidade de Energia, Processamento de Sinais, DWT, SVM.

Abstract

The main goal in this work is to present a comparative analysis of two well-known classification methods applied to the detection and classification of power quality disturbance signals. The Decision-Tree and Support Vector Machines algorithms are two of the most popular techniques used in the pattern recognition field. In this work, power quality signals are generated through a model software (Matlab/Simulink) and then classified in the trained model. The chosen method for the characteristic extraction is the discrete *wavelet* transform due to its great advantage of reducing the amount of data for computation due to its ability to decompose the signal in different frequency contents. The analysis is performed for different types of wavelet filters, noise levels and characteristic vectors. The best results, for fewer trained signals, were found with the *db6* function for both classifiers employed. The results for the conditions applied in the tests, the results were slightly better with the SDT algorithm than with the linear SVM, specially in a low-level noise situation. Most part of the errors were found in the distinction of the classes too close to each other in the three-dimensional energy space.

Keywords: Power Quality, Signal Processing, DWT, SVM.

Lista de ilustrações

| | |
|---|----|
| Figura 1 – Exemplo de sinal não estacionário: Sinal linearmente crescente. | 21 |
| Figura 2 – Funções <i>Wavelet</i> Db4. | 24 |
| Figura 3 – Divisão frequencial de sinal filtrado por Transformada <i>Wavelet</i> | 27 |
| Figura 4 – Transitório Oscilatório causado por chaveamento de capacitor. | 29 |
| Figura 5 – Distorção harmônica e análise Espectral do sinal de corrente. | 34 |
| Figura 6 – Sinal com distúrbio impulsivo de alta frequência. | 38 |
| Figura 7 – Sinal com distúrbio oscilatório de alta frequência. | 38 |
| Figura 8 – Onda de tensão com afundamento de tensão momentâneo com duração de 0.4 s. | 39 |
| Figura 9 – Onda de tensão com elevação de tensão com duração de 0.4 s. | 39 |
| Figura 10 – Onda de tensão com interrupção de tensão com duração de 0.4 s. | 40 |
| Figura 11 – Rede simplificada de fornecimento de energia. | 41 |
| Figura 12 – Rede simplificada de Consumidor 1. | 42 |
| Figura 13 – Processo de detecção e classificação. | 42 |
| Figura 14 – Sinal com distúrbio oscilatório. | 43 |
| Figura 15 – Sinal de detalhes retornados na comparação da <i>wavelet</i> de alta frequência com o sinal apresentado na Figura 14. | 44 |
| Figura 16 – Classificador SVM. | 45 |
| Figura 17 – Processo de construção da Árvore. | 46 |
| Figura 18 – Db6 com ruído de 60 dB. Primeira combinação de soma dos coeficientes de característica. | 47 |
| Figura 19 – Db6 com ruído de 60 dB. Vista superior da Figura 18. | 48 |
| Figura 20 – Db6 com ruído de 60 dB. Vista frontal da Figura 18. | 48 |
| Figura 21 – Db6 com ruído de 60 dB. Segunda combinação de soma dos coeficientes de característica. | 49 |
| Figura 22 – Db6 com ruído de 60 dB. Terceira combinação de soma dos coeficientes de característica. | 49 |
| Figura 23 – Db6 com ruído de 60 dB. Vista lateral esquerda da Figura 22. | 50 |
| Figura 24 – Db6 com ruído de 60 dB. Vista superior da Figura 22. | 50 |
| Figura 25 – Db6 com ruído de 60 dB. Vista frontal da Figura 22. | 51 |

Lista de tabelas

| | |
|--|----|
| Tabela 1 – Tabela de Afundamentos de Tensões | 31 |
| Tabela 2 – Tabela de elevações de Tensões | 31 |
| Tabela 3 – Valores de tensão e seus respectivos parâmetros para ocorrência de <i>notching</i> | 35 |
| Tabela 4 – Variações dos sinais gerados. | 40 |
| Tabela 5 – Identificação das classes. | 41 |
| Tabela 6 – Resultados para vários níveis de ruído com SVM. 40 sinais. Proporção 20/20 - vinte para treino e vinte para teste. | 51 |

Lista de abreviaturas e siglas

| | |
|--------------|--|
| ABNT | Associação Brasileira de Normas Técnicas |
| ANEEL | Agencia Nacional de Energia Elétrica |
| CWT | Continuous Wavelet Transform |
| DWT | Discrete Wavelet Transform |
| FT | Fourier Transform |
| MRA | Multiresolution Analysis |
| STFT | Short Time Fourier Transform |
| VTCD | Variação de Tensão de Curta Duração |
| VTLD | Variação de Tensão de Longa Duração |
| SDT | Simple Decision-Tree |

Sumário

| | | |
|------------|---|-----------|
| 1 | INTRODUÇÃO | 14 |
| 1.1 | <i>Motivação</i> | 15 |
| 1.2 | Objetivos | 15 |
| 1.3 | Estrutura do Trabalho | 16 |
| 2 | REVISÃO BIBLIOGRÁFICA | 17 |
| 2.1 | Série de Fourier | 18 |
| 2.2 | Transformada de Fourier | 19 |
| 2.3 | Sistema <i>Wavelet</i> | 22 |
| 2.3.1 | Análise em Multirresolução | 22 |
| 2.3.2 | Características e Propriedades das <i>Wavelets</i> | 22 |
| 2.3.2.1 | Energia e Admissibilidade | 23 |
| 2.3.2.2 | Regularidade e Momentos Nulos | 23 |
| 2.3.3 | Transformada <i>Wavelet</i> Contínua | 23 |
| 2.3.4 | Transformada <i>Wavelet</i> Discreta | 25 |
| 3 | DISTÚRBIOS ELÉTRICOS E QUALIDADE DE ENERGIA ELÉ- TRICA | 28 |
| 3.1 | Eventos e Variações | 28 |
| 3.2 | Transitórios | 29 |
| 3.3 | Variações de Tensão de Curta Duração | 30 |
| 3.3.1 | Interrupções | 30 |
| 3.3.2 | Afundamentos de Tensão | 31 |
| 3.3.3 | Elevações de Tensão | 31 |
| 3.4 | Variações de Tensão de Longa Duração | 32 |
| 3.4.1 | Sobretensão | 32 |
| 3.4.2 | Subtensão | 32 |
| 3.4.3 | Interrupções Sustentadas | 32 |
| 3.5 | Desequilíbrio de Tensões | 33 |
| 3.6 | Distorções de Forma de Onda | 33 |
| 3.6.1 | Harmônicas | 33 |
| 3.6.2 | Interarmônicas | 35 |
| 3.6.3 | DC offset | 35 |
| 3.6.4 | Cortes de Tensão - <i>Notch</i> | 35 |
| 3.6.5 | Ruído | 36 |
| 3.7 | Tensão Flutuante | 36 |

| | | |
|-------|--|----|
| 3.8 | Varição de Frequência | 36 |
| 4 | METODOLOGIA | 37 |
| 4.1 | Modelagem matemática dos sinais | 37 |
| 4.1.1 | Criação do banco de dados | 42 |
| 4.1.2 | Processo de detecção e classificação | 42 |
| 4.1.3 | <i>Support Vector Machines</i> | 45 |
| 4.1.4 | Árvore de Decisão Simples | 46 |
| 5 | RESULTADOS E DISCUSSÃO | 47 |
| 6 | CONCLUSÕES | 53 |
| | REFERÊNCIAS | 55 |

1 Introdução

Nos últimos tempos, a crescente demanda por energia no cenário nacional vem ganhando força na comunidade científica e algum destaque nos órgãos de imprensa, com certo apelo pela produção da chamada energia limpa. Essa energia pode ser gerada das mais diversas formas, usando-se como fonte geradora os recursos naturais não esgotáveis ao alcance do país.

No Brasil, a principal fonte geradora de energia é oriunda da utilização dos recursos fluviais, como rios e lagos, principalmente aqueles providos de grandes quedas d'água, que propiciam condições favoráveis à instalação de hidrelétricas (ANEEL, 2017). Entretanto, muito tem se desenvolvido no campo da energia solar e eólica. Um tema comum a todas essas formas de produção é a qualidade de energia. Problemas por má qualidade da energia podem causar grandes prejuízos, principalmente, aos setores industrial e comercial. Essa preocupação ganhou destaque a partir da década de 90, em que houve a desverticalização das empresas de energia elétrica e a criação da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), uma instituição estatal para regulamentação da área (KAGAN; ROBBA; SCHMIDT, 2009).

O Anuário Estatístico de Energia Elétrica, documento divulgado pela Empresa de Pesquisa Energética, instituição pública ligada ao Ministério de Minas e Energia, informa que no ano base de 2015, o Estado de Minas Gerais obteve um consumo setorial de 52,4% de energia voltada para o setor industrial, 13,2% ao setor comercial e 20,3% residencial. É interessante notar que os 20,3% entregues aos consumidores residenciais correspondem a uma participação de mais de 80% das unidades consumidoras totais, ao passo que 8,8% correspondem aos comerciais e apenas 0,1% aos industriais (EPE, 2016). Apesar disso, existem muito mais pesquisas voltadas para a indústria que para o consumidor final comercial ou residencial. Problemas de qualidade de energia elétrica que afetam esses tipos de consumidores e venham a causar algum tipo de prejuízo, como picos de energia causados por interrupções, são raramente investigados e a concessionária de energia responsabilizada por tal. Isso muitas vezes se deve ao fato de ser difícil provar que o distúrbio foi de responsabilidade da empresa concessionária.

Dentre as características avaliadas pela ANEEL, três estão entre as mais importantes: a qualidade de serviço, do atendimento e do produto. Neste trabalho, pode-se encontrar temas mais estreitamente ligados à qualidade do produto, em que a forma de onda da tensão fornecida é o principal objeto de estudo. Para isso, técnicas de processamento de sinais são empregadas para analisar a qualidade do sinal e classificá-lo adequadamente quanto a tipo de distúrbio ocorrido. Como existe uma miríade de diferentes tipos de distúrbios associados aos serviço e ao produto, apenas aqueles mais comuns serão analisados.

1.1 Motivação

Uma das principais preocupações dos profissionais responsáveis pela distribuição da energia produzida é a garantia de que o serviço e o produto – a energia – sejam entregues de forma contínua e com qualidade. Desde a geração até a chegada da energia elétrica ao consumidor, existe uma série de fatores que pode influenciar na qualidade da energia elétrica. Os principais fatores ligados à Qualidade de Energia Elétrica (QEE) são associados aos conceitos de eventos e distúrbios (BOLLEN, 2006). É necessário fazer uma adequada caracterização dos distúrbios a fim de se identificar corretamente um comportamento atípico de correntes ou tensões na rede.

Sistematicamente, os distúrbios elétricos podem ser classificados em relação ao seu tipo (evento ou variação), sua natureza (estacionário ou não estacionário) e sua origem, que pode ser devida à carga ou a agentes externos.

Existem na literatura diversas definições para o que pode ser considerado um distúrbio na rede elétrica. Este trabalho levará em conta uma ideia semelhante ao encontrado em Bollen (2006) e Kagan, Robba e Schmidt (2009): distúrbio elétrico é qualquer variação de tensão ou corrente que caracterize um sinal diferentemente do considerado ideal, no que tange a sua amplitude, forma de onda ou frequência.

A rede elétrica é composta por geradores, transmissores e distribuidores de energia. Um distúrbio ocorrido em uma das partes do imenso sistema elétrico pode ou não afetar a percepção da qualidade da energia elétrica de outras partes desse sistema. Portanto, um distúrbio ocorrido pode ou não ser considerado um problema de qualidade de energia, dependendo da perspectiva pelo qual ele é analisado (BOLLEN, 2006).

Um transitório oscilatório ocorrido devido a uma descarga atmosférica pode gerar um distúrbio na rede, que visto pelo consumidor, é percebido como um problema de qualidade de energia, enquanto que para a concessionária de energia, a presença de harmônicos na rede devido a cargas não lineares é tido como tal.

Neste trabalho, todo distúrbio que ocorra na rede elétrica será considerado um problema de qualidade, independentemente da perspectiva.

1.2 Objetivos

Com a evolução tecnológica, principalmente dos componentes eletrônicos, a rede elétrica sofreu mudanças significativas em sua organização. Desde a década de 1990, houve um aumento significativo no interesse pelo conceito de qualidade de energia (KAGAN; ROBBA; SCHMIDT, 2009). Alguns motivos podem explicar a causa do crescimento.

- Desverticalização da geração, transmissão e distribuição de energia. Isso criou a necessidade de haver uma avaliação criteriosa dos serviços prestados pelas empresas prestadoras de serviços, garantindo a qualidade do mercado.

- Introdução de equipamentos cada vez mais sensíveis às variações de tensão ocorridas no suprimento de energia e empresas cada vez menos tolerantes às perdas causadas por mau funcionamento desses equipamentos.

O presente trabalho propõe mecanismos na área de processamento de sinais que sejam capazes de realizar a identificação da ocorrência de distúrbios elétricos na rede, principalmente aqueles ligados ao mau funcionamento de equipamentos do consumidor: os chamados eventos.

1.3 Estrutura do Trabalho

O texto está dividido em 4 partes, além da introdução apresentada neste capítulo. O **Capítulo 2** trata da revisão teórica acerca das principais técnicas de Processamento de Sinais utilizadas, bem como a relação entre elas — permitindo uma compreensão satisfatória dos mecanismos para a análise de sinais.

Em sequência, no **Capítulo 3** são descritos os principais distúrbios ocorrentes em sistemas elétricos, abrangendo os tipos, sua natureza e, também, as possíveis causas ou origens dos distúrbios, segundo as normas brasileiras e internacionais.

O **Capítulo 4** versa sobre a metodologia utilizada, como o algoritmo empregado para a detecção do distúrbio, levando-se em conta os tipos de distúrbios, função *wavelet* utilizada e variações na amplitude e duração, nível de ruído mediante uma quantidade pré-estabelecida de sinais treinados/avaliados.

Finalmente, o **Capítulo 5** traz a discussão do método aplicado ao problema e o **Capítulo 6**, as conclusões finais e propostas de trabalhos futuros no tema.

2 Revisão Bibliográfica

As aquisições de sinais geralmente são feitas no domínio do tempo, ou seja, são realizadas medições regulares de um dado acontecimento com uma dada frequência. Entender o sinal com certa amplitude e em função do tempo é uma maneira bem intuitiva de representá-lo, mas dependendo do tipo de informação que se espera extrair, pode não ser a melhor forma de analisá-lo. Informações valiosas podem estar escondidas no domínio da frequência do sinal e umas das técnicas mais comuns e valiosas, aplicadas em vários ramos da ciência é a Transformada de Fourier ou *Fourier Transform* (FT).

Basicamente, a transformada de Fourier é uma ferramenta matemática que permite decompor um sinal no domínio do tempo em uma série de senos e cossenos e, por meio desse processo, retornar todos os componentes de frequência existentes em um sinal, observando-se o Teorema da Amostragem (OPPENHEIM; SCHAFFER, 2011). Componentes de frequência são importantes pois fornecem informações do quanto a taxa de variação de determinada grandeza muda no tempo.

Como a transformada de Fourier, existem dezenas de outras transformadas que podem ser utilizadas com o mesmo propósito, ou mesmo com diferentes finalidades. Cada uma das transformadas traz em sua implementação vantagens e desvantagens que devem ser consideradas na hora de escolher a mais apropriada ao objetivo traçado.

Se por um lado a transformada de Fourier é poderosa para indicar com precisão os componentes frequenciais presentes em um conjunto de dados, por outro, ela é extremamente limitada pela falta de resolução (BURRUS; GOPINATH; GUO, 1998; WALKER, 1996). Isto advém da aplicação da janela de Kernel.

Um sinal, independentemente de sua natureza, pode ser representado como o movimento de uma partícula ao longo do tempo, portanto, torna-se impossível prever com precisão quais frequências ocorrem exatamente em quais instantes de tempo. Um outro problema da FT é o tratamento dispensado a diferentes naturezas de sinais. As respostas espectrais de um sinal estacionário e não estacionário são idênticas.

Em muitas aplicações seria desejável saber quais componentes de frequência ocorrem no sinal e em qual instante de tempo elas se encontram. Com esse objetivo, foram desenvolvidas várias técnicas nas últimas décadas que fornecem o resultado esperado com certo grau de satisfação. Uma das mais utilizadas é a Transformada Janelada de Fourier, ou *Short Time Fourier Transform* (STFT).

Diferentemente da Transformada de Fourier, que usa uma janela de tamanho infinito, a STFT faz uma análise a partir de uma janela limitada, assim, apenas uma pequena parte frequencial do sinal é obtida e o mecanismo da FT para essa pequena parte do sinal reduz a resolução frequencial obtida, uma que todas as frequências de sinal não são consideradas na análise.

Ao se considerar partes adequadamente pequenas, o sinal pode ser considerado como sendo praticamente estacionário, visto que a análise da FT somente retorna os componentes de frequência existentes no sinal. Essa técnica proporcionou um avanço significativo no processamento de sinais, pois dependendo da aplicação, pode-se obter resultados suficientemente bons.

O grande detalhe está na escolha de um tamanho de janela tal que o sinal analisado possa ser considerado estacionário. Se as componentes de frequência estão bem separadas no sinal analisado, é muitas vezes desejável sacrificar alguma resolução frequencial para obter melhor resolução temporal. Se este não é o caso, achar uma janela adequada pode ser a parte mais difícil no processo. As *wavelets* surgiram com o intuito de resolver este problema.

Se por um lado a FT possui janela fixa de aplicação, as *wavelets* oferecem uma grande flexibilidade na análise de um sinal, permitindo que o projetista escolha quais características do sinal são mais importantes e que julga destacar. Dezenas de funções podem ser utilizadas como função de análise, contanto que cumpram os critérios necessários que serão discutidos no Capítulo 3.

2.1 Série de Fourier

Dizer que qualquer sinal periódico pode ser decomposto em uma soma de senos e cossenos é semelhante a dizer que é possível achar variações das funções bases tais que, por meio da soma dessas funções modificadas, seja possível reconstruir o sinal original (OPPENHEIM; SCHAFFER, 2011).

Por vezes, a maneira mais fácil de se absorver um conceito pode ser por meio de simples analogias. Pode-se dizer que a série de Fourier é um processo matemático que permite encontrar a receita necessária para se construir um dado sinal. Na série de Fourier, a função que permitirá encontrar a receita necessária para se construir dado um sinal (chamada de função analítica) é a função de Kernel, $e^{j\theta}$.

Matematicamente, o processo de análise de um sinal pode ser resumido como segue.

$$f(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos\left(\frac{2\pi n t}{T}\right) + b_n \sen\left(\frac{2\pi n t}{T}\right) \quad (2.1)$$

em que,

$$a_0 = \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) dt$$

$$a_n = \frac{2}{T} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cos\left(\frac{2\pi n t}{T}\right) dt$$

$$b_n = \frac{2}{T} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \sen\left(\frac{2\pi n t}{T}\right) dt$$

e os termos a_0 , a_n e b_n são chamados de coeficientes da série de Fourier.

Dado que $e^{j\theta} = \cos(\theta) + j \operatorname{sen}(\theta)$ (equação de Euler) e que $\theta = \omega t$, então a forma mais compacta de escrever a série é

$$f(t) = \sum_{-\infty}^{\infty} c_n e^{\frac{j2\pi t}{T}} \quad (2.2)$$

em que,

$$c_n = \frac{1}{T} \int_0^T f(t) e^{-\frac{j2\pi t}{T}} dt. \quad (2.3)$$

2.2 Transformada de Fourier

A FT pode ser vista como uma extensão da série de Fourier para funções não periódicas (WEEKS, 2010). Basicamente, o que se faz é impor limites para a série de Fourier. Supondo o sinal $x(t)$ um sinal periódico dado por

$$x(t) = \sum_{-\infty}^{\infty} x(t + nT) \quad (2.4)$$

em que $n = 1, 2, 3, 4, \dots, \infty$.

Isso quer dizer que se existe um sinal não periódico que descreve um sinal periódico no intervalo de seu período, então o sinal aperiódico pode ser usado para representar o sinal periódico por meio da adição de cópias do sinal transladadas do período T . A importância dessa ferramenta matemática vai muito além de apenas proporcionar uma diferente visão acerca de um sinal.

No mundo real, tudo o que pode ser observado também pode ser escrito com representação senoidal em função do tempo, espaço ou alguma outra variável: o som, as ondas do mar, a altura de uma montanha, o preço de um produto, etc. Todas as formas de onda, independentemente do fenômeno que as tenha originado, são apenas o resultado de uma soma de diferentes senoides a diferentes amplitudes e frequências, independentemente se esta onda tem caráter periódico ou não.

Na FT, a função a ser analisada é multiplicada no tempo por uma função analítica (também chamada de janela) responsável por decompor o sinal nas partes de interesse. Esse procedimento pode ser resumido pela seguinte equação

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-j\frac{2\pi t}{T}} dt. \quad (2.5)$$

Entretanto, para a grande maioria dos sinais na prática, a resolução analítica da integral dada em (2.5) torna-se muito trabalhosa, sendo conveniente ter à disposição dispositivos eletrônicos para efetuar os cálculos necessários. Um percalço porém, está no fato de a equação (2.5) estar na forma contínua. Para ser possível utilizar a FT com a ajuda de um computador é necessário fazer a coleta de dados de forma discreta, uma vez

que não é possível coletar dados continuamente em dispositivos digitais, mas apenas em pequenos intervalos de tempo (WEEKS, 2010).

Em um processo de tratamento discreto de sinal, deve-se levar em consideração o teorema da amostragem de Nyquist. Portanto, é importante notar que a maior frequência encontrada na transformada obedecerá à relação $F < \frac{N}{2}$, em que N é o número de amostras utilizado.

$$X_k = X(f) = \sum_{n=0}^{N-1} f_n e^{-j\frac{2\pi kn}{N}}. \quad (2.6)$$

Transformada Janelada de Fourier

Normalmente, os sinais de maior interesse são os que apresentam alguma taxa de variação, constante ou não, no tempo. Se uma função varia no tempo, então pode ser representada como uma partícula em movimento no tempo. Esse fato traz um grande obstáculo que possui suas raízes na física quântica: o princípio da incerteza de Heisenberg. Assumindo-se uma taxa de variação constante, é impossível determinar o momento e a posição de uma partícula simultaneamente com absoluta certeza.

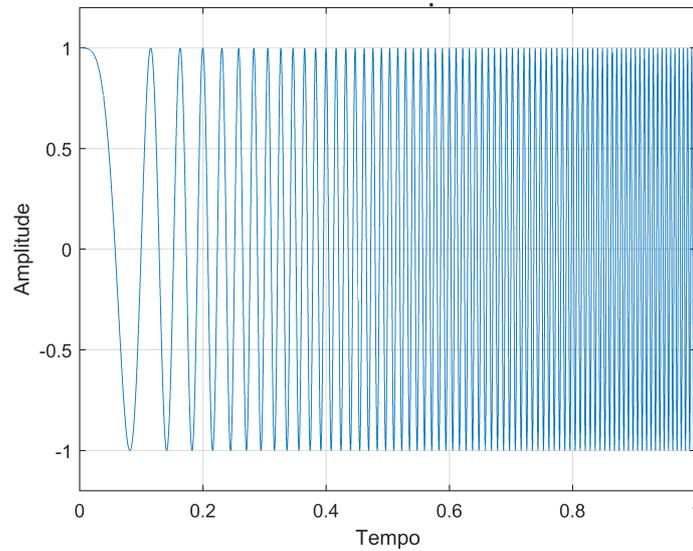
Se um sinal pode ser representado por uma soma de funções senoidais, portanto, pela equação de Euler, este mesmo sinal pode ser escrito utilizando-se uma exponencial complexa, que nada mais é do que uma forma diferente de ver os mesmos dados.

Entretanto, a representação exponencial fornece uma visualização muito mais clara para os conceitos trabalhados no processamento de sinais. A forma circular de mostrar os pontos coletados no tempo permite destacar a frequência com que uma partícula se move sobre o círculo. Se o conceito de frequência está ligado ao de deslocamento, portanto, é natural concluir que o princípio da incerteza também se aplique à relação frequência *vs* tempo.

É exatamente esse princípio que limita a aplicação da FT no processamento: ela é uma ferramenta de análise com resolução fixa, ou seja, é possível obter informações sobre os dados em apenas um único domínio, não sendo possível fazê-lo de forma simultânea. De forma prática, não se pode dizer que aos 0min e 56s exatamente é possível encontrar uma frequência *instantânea* de 1504,2 Hz. No processo de transformação, toda a informação temporal é "perdida", restando apenas o espectro frequencial dos dados coletados.

Apesar de ter sido assumido que a taxa de variação (frequência) do sinal seja constante na explicação do princípio da incerteza, esse também funciona para o caso em que há um sinal com taxa de variação *variável*. Um sinal de frequência variável muito conhecido é o sinal "Crescente". Existem diferentes formas desse sinal, mas na Figura 1 será exposta apenas a forma linear em que a frequência varia linearmente com a passagem do tempo.

Figura 1 – Exemplo de sinal não estacionário: Sinal linearmente crescente.



Fonte: Do autor..

Ao realizar a FT de um sinal como retratado na Figura 1, o resultado é exatamente o mesmo de um sinal estacionário (frequência constante). É neste contexto que aplica-se a Transformada Janelada de Fourier ou *Short Time Fourier Transform* — *STFT*, em inglês.

Como em muitos casos, a melhor forma de enfrentar um problema difícil é dividi-lo em partes. Um sinal não estacionário pode ser considerado estacionário se uma pequena parte deste for tomada para análise (OPPENHEIM; SCHAFFER, 2011). Matematicamente, representa-se como na equação (2.7).

$$STFT(t, f) = \int_0^t [f(t) w^*(t - t')] e^{-j\frac{2\pi t}{T}} dt. \quad (2.7)$$

Um sinal de entrada $f(t)$ é multiplicado por uma janela tão pequena que torne a parte analisada aproximadamente estacionária e no resultado desse produto, que é o próprio sinal "cortado", a transformada é aplicada, como se fosse um sinal estacionário limitado.

Ao contrário da FT, a STFT é uma função tridimensional. Com a utilização desse último método, é possível obter certa resolução temporal e frequencial ao mesmo tempo, estando esta amarrada ao tamanho da janela utilizado para a análise do sinal (que pode ser estacionário ou não). Entretanto, a resolução é apenas uma resolução de intervalos de tempo e frequência igualmente espaçados.

A questão aqui é que a escolha da janela não é arbitrária. Ela deve ser de tal forma que se adeque ao sinal utilizado e ofereça uma resolução igual tanto no tempo quanto na frequência. Uma STFT com uma janela infinita simplesmente se reduzirá a uma FT.

2.3 Sistema *Wavelet*

A série e a transformada de Fourier são de grande utilidade na compreensão de qualquer outra transformada, em especial, a Transformada *Wavelet*, visto que existe uma perceptível proximidade entre as duas ferramentas. A Transformada *Wavelet* ou *Wavelet Transform* - WT (em inglês) oferece vantagens consideráveis no processamento de sinais em comparação com a FT. Uma delas, claramente exposta nos tópicos anteriores, diz respeito ao tratamento diferenciado dispensado por esta ferramenta a diferentes componentes de frequência existentes no sinal.

Um dos principais motivos para a WT ser tecnicamente superior na análise de sinais, em alguns casos, está no fato de a função base ψ não ser uma função estática, podendo ser escolhida a cores e gostos. Para isso, ela deve obedecer a algumas condições necessárias.

2.3.1 Análise em Multirresolução

A técnica de análise por janelamento por muito tempo satisfaz muitas das necessidades no processamento de sinais. Mas, em muitos problemas práticos, pode não ser interessante saber apenas uma faixa de frequências contidas em um sinal, mas também quais frequências ocorreram em um intervalo de tempo mais específico que o fornecido pela STFT. Por exemplo, distúrbios aleatórios em alta frequência ocorridos em redes ou máquinas elétricas caracterizam-se por ser um fenômeno não estacionário de curtíssima duração (BOLLEN, 2006). Esses sinais, na engenharia elétrica, recebem o nome de sinais transientes (ou transitórios). O tratamento igualitário da transformada curta não é, muitas vezes, adequado à análise desses tipos de sinais.

Mais especificamente, uma MRA (*MultiResolution Analysis*) é desenvolvida com o propósito de entregar boa resolução frequencial para baixas frequências e boa resolução temporal para altas frequências, visto que a maioria dos distúrbios práticos de interesse se comportam dessa maneira (KAGAN; ROBBA; SCHMIDT, 2009).

2.3.2 Características e Propriedades das *Wavelets*

Uma *wavelet*, termo em inglês, para "ondinha" ("*wave*", onda e "*let*", derivado do francês, pequena) é uma função tal que sua energia integrada no tempo é zero, variando entre as partes positivas e negativas do eixo principal e, além disso, decai rapidamente à medida que a variável dependente cresce (propriedade de admissibilidade). Os dois principais conceitos que caracterizam essa função são os da admissibilidade e regularidade (DAUBECHIES, 1992; MERTINS, 1999; WALKER, 1996). São essas as propriedades que permitem a função ser localizada tanto no tempo quanto na frequência, uma característica fundamental na análise em multirresolução.

2.3.2.1 Energia e Admissibilidade

A condição de admissibilidade é uma das mais importantes no estudo das *wavelets*, pois pode ser provado que se uma função ψ satisfaz

$$C_f = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (2.8)$$

ou seja, se a transformada de Fourier da função ψ tiver energia limitada, então ela pode ser utilizada para analisar e reconstruir um sinal sem perda de informações (SHENG, 2000). Note que a equação (2.8) implica em dizer que o módulo da transformada da função deve ser zero em $\omega = 0$.

$$|\Psi(0)|^2 = 0 \quad (2.9)$$

Isto significa que o espectro frequencial da transformada do sinal deve ser do tipo passa-banda.

2.3.2.2 Regularidade e Momentos Nulos

A condição de regularidade garante a convergência de reconstrução de um sinal por meio dos coeficientes de decomposição da *wavelet*. Para que isso ocorra, é necessário que a *wavelet* seja suave e concentrada em uma determinada localidade, tanto no domínio do tempo quanto no da frequência.

A localização no tempo da *wavelet* se dá por meio dos dois princípios, a admissibilidade e a regularidade (BURRUS; GOPINATH; GUO, 1998; DAUBECHIES, 1992). A admissibilidade requer que o sinal seja oscilatório no tempo, com valor médio zero. A regularidade requer que uma *wavelet* de ordem n com $n + 1$ *momentos nulos* tenha um decaimento tão rápido quando t^{-n} . Logo, algumas das *wavelets* próprias para análise teriam as formas, dadas pela Figura 2.

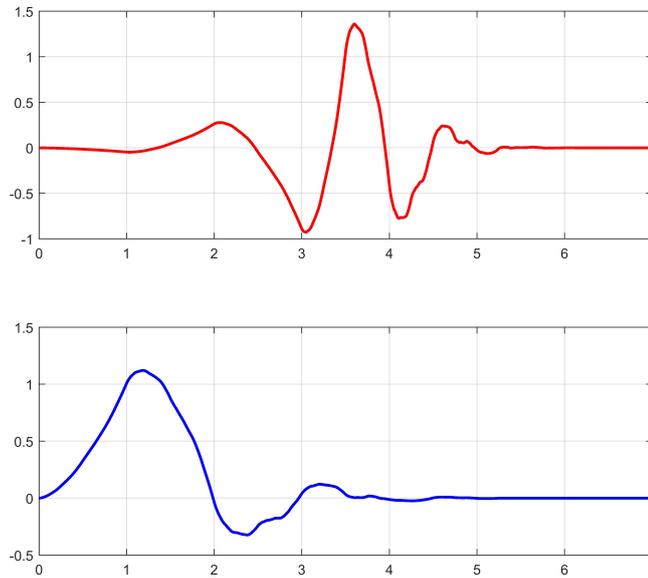
Embora a regularidade não seja um critério necessário para a reconstrução de um sinal, ela é altamente desejável pois a localização da *wavelet* no tempo e, principalmente, na frequência permitirá que o sinal seja construído sem efeitos indesejados, como o fenômeno de *Gibbs*, ocorrido na série de Fourier (WEEKS, 2010).

2.3.3 Transformada *Wavelet* Contínua

Um entendimento preliminar da Transformada *Wavelet* Contínua ou *Continuous Wavelet Transform* (CWT), pode ser uma boa introdução para o conteúdo como um todo, facilitando a compreensão de sua forma discreta.

Tal como a transformada de Fourier, uma função pode ser decomposta pela CWT e ser escrita matematicamente como

$$C_k = \langle f(t), \psi(t)_{s,\tau} \rangle = \int f(t) \psi^*(t) dt \quad (2.10)$$

Figura 2 – Funções *Wavelet Db4*.

Fonte: Do autor.

em que o termo "*" indica complexo conjugado.

A diferença fundamental entre a FT e a CWT é a dimensão da análise. Agora, a função base utilizada possui os parâmetros escala (frequência) e translação (tempo ou espaço), diferentemente da FT que possuía apenas frequência.

No processo matemático da FT, o resultado final encontrado foi um valor correspondente ao número de amostras tomadas do sinal. Um sinal que varie com a taxa de amostragem realizada não é desejável, por isso foi realizado o acréscimo de um termo constante, de tal forma que o resultado final esteja numa forma adequada para análises, com o valor de amplitude variando de 0 a 1. Esse procedimento é chamado de normalização.

Como os coeficientes são calculados por escala e translação da *wavelet mãe*, a função utilizada pode ser reescrita da seguinte forma

$$\psi_{s,\tau} = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (2.11)$$

Como consequência da normalização imposta, a função a ser escolhida como *wavelet mãe* fica restrita ao conjunto das funções de energia limitada, o espaço de Hilbert, devido o termo s aparecer no denominador (BURRUS; GOPINATH; GUO, 1998), ou seja

$$\int |\psi_{s,\tau}(t)|^2 < \infty \quad (2.12)$$

ou

$$\psi(t) \in L^2(\mathfrak{R}^n). \quad (2.13)$$

A função base utilizada para a decomposição do sinal não precisa ser necessariamente ortogonal para que seja possível reconstruir o sinal (STRANG, 1996). A ortogonalidade apenas facilita o processo de reconstrução. Quando forem utilizadas bases não ortogonais, como nos casos em que a redundância da CWT é desejável, é possível reconstruir o sinal, embora de forma mais custosa, por meio da relação (2.14)

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi^2} \int_s \int_\tau \Psi_f(\tau, s) \frac{1}{s^2} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) d\tau ds \quad (2.14)$$

em que Ψ_f representa os coeficientes *wavelet* de uma função f calculados.

Processo de análise da CWT

Começando a análise em um valor fixo, tal como $\tau_0 = t = 0$, em um vetor de sinais, o produto da *wavelet* mãe escolhida é integrado em todo o tempo. Os coeficientes resultantes são normalizados e, logo após, a translação recebe um incremento pequeno. O produto entre a função e a *wavelet* é novamente realizado, agora com a *wavelet* na posição $\tau_0 = \Delta\tau$. Esse procedimento é realizado para todos os pontos da função original, até atingir o final. Após isso, o valor de escala é incrementado, ocasionando a expansão ou contração da *wavelet* mãe e o procedimento acima é realizado novamente, calculando-se os coeficientes para a nova escala. O procedimento chega ao fim quando todas as escalas são calculadas.

Intuitivamente, o que acontece é uma comparação entre o sinal original e a *wavelet*. Ao transladar essa janela por todo o sinal, apenas os pontos que apresentarem uma frequência compatível com a da *wavelet* retornarão coeficientes diferentes de 0.

No caso de uma janela compacta, como em altas frequências, obter-se-á uma ótima resolução temporal do sinal. À medida que a janela aumenta de tamanho, a resolução temporal é sacrificada para adquirir melhor resolução frequencial. Este é o procedimento padrão da multirresolução, uma vez que a maioria dos sinais reais estão enquadrados em um tipo de comportamento oscilatório constante a baixas frequências com picos transientes, que geralmente representam falhas.

Embora seja útil para alguns casos, a CWT é ineficaz para a maioria dos sinais reais, pois configura como um algoritmo lento e, principalmente, redundante, uma característica muitas vezes dispensável. Além disso, muitas das funções que satisfazem as condições impostas para serem utilizadas como *wavelets* são insolúveis analiticamente, sendo necessário, portanto, a utilização de um computador digital ou óptico no auxílio dos cálculos. Nesse contexto foi criada uma forma para discretizar a CWT e fazê-la calculável.

2.3.4 Transformada *Wavelet* Discreta

A equação (2.14) é aplicável somente à CWT e, como se sabe, esta não pode ser resolvida em um dispositivo digital. Uma forma de poder resolver a CWT em um compu-

tador é por meio da discretização. A DWT (*Discrete Wavelet Transform*) é empregando a discretização.

Para a CWT discretizada, condições adicionais são impostas. A discretização deve ser feita pelo conceito de *dyadic sampling* ou amostragem binária seguindo uma taxa logarítmica. A cada nível de escala é utilizada uma taxa de amostragem diferente.

As amostras tomadas do sinal são tomadas em potências de 2, diminuindo a cada aumento de escala. Essa amostragem é feita no limite, de tal forma que seja possível reconstruir o sinal sem perda de informações. A cada descida de nível da taxa de amostragem, procedimento chamado de subamostragem, a resolução temporal do sinal diminui, o que proporciona um aumento na resolução em frequência.

Série ou Expansão *Wavelet*

Tal como na FT, um sinal $f(t)$ pode ser decomposto e melhor analisado e processado se puder ser escrito como uma combinação linear da forma

$$f(t) = \sum_k a_k \psi_k(t). \quad (2.15)$$

Se a expansão dada em (2.15) for única, então pode-se dizer que a função $\psi_k(t)$ é uma base do conjunto formado por t (BURRUS; GOPINATH; GUO, 1998). Se esta base é ortogonal, ou seja, se ela e seu complexo conjugado tem seu produto interior igual a zero, os coeficientes de expansão a_k podem ser encontrados por meio do produto interno da base e a função original, dado por

$$a_m = \langle f(t), \psi_{s,\tau} \rangle = \int f(t) \psi^*(t) dt. \quad (2.16)$$

Se a expansão envolver uma função com dois parâmetros, ela pode ser reescrita sob a forma

$$f(t) = \sum_k \sum_j a_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (2.17)$$

em que o conjunto de coeficientes $a_{j,k}$ já estão na forma de discretização binária logarítmica.

Enquanto a série de Fourier mapeia uma função unidimensional de variável contínua para uma sequência também unidimensional de coeficientes, a série *wavelet* mapeia um sinal unidimensional contínuo para uma representação bidimensional, contendo dois vetores de coeficientes que fornecerão a localização de frequência e tempo do sinal. Por enquanto, basta dizer que por meio da MRA, usando-se de uma combinação linear da *wavelet* mãe e da função de escala, também conhecida como *wavelet* pai, é possível representar um sinal bem comportado de forma discreta por (2.18)

$$f(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k \phi(t - k) + \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{j=0}^{\infty} d_{j,k} \psi(2^j t - k) . \quad (2.18)$$

Se a função f pertencer ao espaço de Hilbert e ϕ e ψ forem bases ortogonais do espaço, então f pode ser escrita como uma combinação linear dos coeficientes de

aproximação c e diferença d e as bases em que d depende do nível de escala j (BURRUS; GOPINATH; GUO, 1998). No final das contas, a transformada pode ser encarada apenas como uma forma de visualizar melhor as informações contidas na série ou expansão linear.

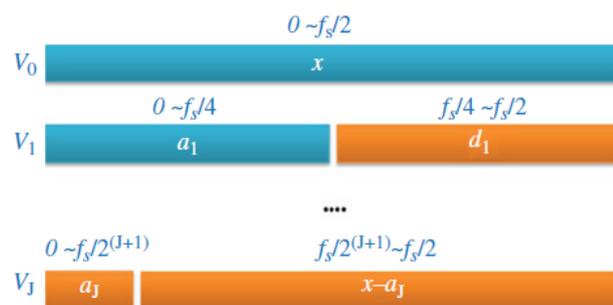
Transformada *Wavelet* Discreta e Filtros

Uma transformada é um processo sob o qual submete-se um sinal tal que este mesmo sinal possa ser analisado por outra perspectiva. Na prática, um filtro é a maneira mais antiga (e eficiente) de implementar tal processo.

A análise em multirresolução precisa de duas funções base intimamente relacionadas em seu processo de cálculo. Em adição a uma função $\psi(t)$ que já foi apresentada, a *MRA* necessita de uma outra função base chamada *função de escala*, $\phi(t)$. Resumidamente, essas duas funções têm o objetivo de separar o sinal em componentes de altas e baixas frequências, sendo a captura das baixas frequências responsabilidade da função de escala e as altas frequências da função *wavelet*.

Como explorado, a função de escala é uma função que tem por objetivo fazer uma descrição geral do sinal. Em outras palavras, na forma discreta, essa função funciona como um filtro que retorna a média do sinal analisado. Analogamente, a função *wavelet* é definida em termos da *diferença* entre os conjuntos V_n e V_{n+1} , capturando assim, apenas os detalhes do sinal, o que em outras palavras quer dizer que, discretamente, os sinais de altas frequências são detectados por um filtro passa-altas.

Figura 3 – Divisão frequencial de sinal filtrado por Transformada *Wavelet*.



Fonte: He (2016).

Geralmente, uma única decomposição não é suficiente para alcançar os objetivos desejados no tratamento do sinal, como a compressão, modificação ou extração de informações, sendo necessárias mais iterações para obter-se um visão mais detalhada de seu comportamento. Nesse contexto, o banco de filtros digitais é a ferramenta principal na análise em multirresolução. Ele tem a função de separar os componentes de frequências do sinal em faixas de interesse do projetista, como ilustrado na Figura 3.

3 Distúrbios Elétricos e Qualidade de Energia Elétrica

Os distúrbios elétricos podem ter duas origens: aqueles provocados pelas características inerentes às cargas conectadas à rede e aos relacionados a casos fortuitos, muitas vezes imprevisíveis (KAGAN; ROBBA; SCHMIDT, 2009). Dentre esses últimos, pode-se citar a interação da rede elétrica com o meio ambiente provocando faltas — ocorridas pela interação de galhos de árvores com fios de distribuição da rede, ocasionando o aparecimento de transitórios oscilatórios, que também podem ser provocados por descargas atmosféricas. A falha súbita de um componente elétrico ligado à rede que apresentou mau funcionamento também pode ser um exemplo de fonte de alterações na rede.

A respeito de sua natureza, os distúrbios em redes de sistemas elétricos podem ser classificados em dois tipos, estacionário e não estacionário. Alguns desses distúrbios possuem maior apelo comercial do que outros por afetarem diretamente o funcionamento de máquinas e dispositivos eletrônicos conectados à rede elétrica. Ainda sim, mesmo os que não influenciam diretamente no funcionamento dos equipamentos são estudados por influenciarem na qualidade de vida das pessoas (BOLLEN, 2006).

Todos os distúrbios não estacionários mais comuns em redes elétricas foram descritos nesse capítulo, dos quais apenas cinco serão abordados profundamente no Capítulo 5, mais precisamente aqueles que podem ser caracterizados como eventos na rede: os transitórios (ou transientes), as variações de tensão de curta duração e algumas distorções na forma de onda do sinal elétrico, como as harmônicas.

Tais distúrbios foram escolhidos devido à grande influência que exercem no bom funcionamento dos equipamentos elétricos, além da forma de tratamento ser semelhante para estes casos: por meio da utilização de ferramentas que lidem bem com as transformadas de localização temporal, como a transformada *wavelet*.

3.1 Eventos e Variações

Na entrega da energia elétrica para o consumidor, o sinal sofrerá alguma variação em algum de seus parâmetros, seja na amplitude, fase ou na frequência. O mesmo pode ocorrer nas barras de passagem do sistema (DUGAN, 2002). Entretanto, não é toda variação que pode ser considerada prejudicial ou maléfica. É preciso estabelecer critérios de tal forma que seja possível diferenciar entre uma variação normal e o que pode ser chamado de um evento (BOLLEN, 2006).

A distinção entre uma variação e um evento é uma questão de perspectiva. Nas metodologias de detecção, usualmente emprega-se um valor de alarme (*trigger*), que é

responsável por marcar o momento da ocorrência de uma variação brusca ou mesmo da interrupção de um sinal. Quando este valor é ultrapassado, caracteriza-se o distúrbio como um evento (BOLLEN, 2006).

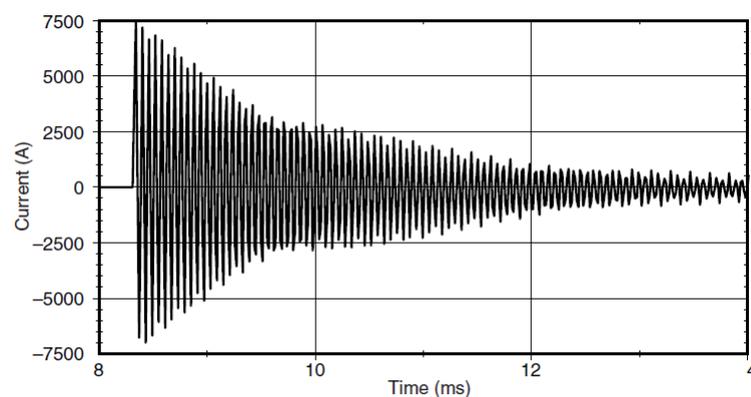
Os sinais descritos abaixo englobam todos os tipos de variações e eventos estudados atualmente na qualidade de energia, em que alguns deles podem ser de natureza estacionária ou não estacionária. Os sinais de natureza não estacionária, geralmente, estão associados a eventos ocorridos na rede, embora eles também possam caracterizar variações de longa duração. O foco deste trabalho está na detecção, caracterização e classificação dos eventos mais comuns ocorrentes na rede.

3.2 Transitórios

O termo distúrbios transitórios podem ter uma miríade de definições. Em sistemas elétricos, a definição mais comum é uma abrupta variação, de curtíssima duração na rede. Podem ser feitas duas distinções entre os transitórios: os transitórios oscilatórios — Figura 4 — e os impulsivos. Apesar da distinção entre dois fenômenos de mesma natureza, isso não deve ser indiscutível. Vários fenômenos observados na rede tem comportamentos tanto oscilatórios quanto impulsivos, sendo quase impossível sua exata distinção no sinal (CHATTOPADHYAY, 2011).

Alguns exemplos de origens desses comportamentos indesejados são encontrados nas descargas atmosféricas, faltas e chaveamento de capacitores na rede.

Figura 4 – Transitório Oscilatório causado por chaveamento de capacitor.



Fonte: Dugan (2002).

3.3 Variações de Tensão de Curta Duração

Variações de tensão são uma das principais preocupações dos pesquisadores no que tange à qualidade de energia elétrica, isso devido à sua grande ocorrência no sistema elétrico e, principalmente, ao seu poder destrutivo (Kagan, 2009).

Abaixo estão elencadas algumas das principais consequências desses fenômenos na rede elétrica, principalmente sobre a carga.

1. Sobretensões podem aumentar o risco de falha de isolamento, o que pode afetar diretamente motores, transformadores e mesmo cabos de transmissão.
2. Em motores de indução, especificamente, sobretensões podem provocar o aumento do torque, aumentando a corrente de partida e reduzindo o fator de potência da máquina, ao passo que subtensões tendem a provocar o efeito contrário, reduzindo o torque, acarretando o aumento de temperatura a carga plena.
3. Em lâmpadas incandescentes, o funcionamento da lâmpada e o tempo de vida útil do aparelho são drasticamente influenciados pela tensão aplicada. O tempo de vida é reduzido significativamente no caso de — mesmo que pequenas — sobretensões. Por outro lado, a eficiência da lâmpada fica seriamente comprometida para casos de subtensões.
4. Lâmpadas fluorescentes: a qualidade da luz emitida varia de acordo com a tensão aplicada. O tempo de vida é menos afetado em comparação com a lâmpada tradicional.
5. Transformadores tendem a aumentar a corrente de magnetização necessária para estabelecer o fluxo no núcleo para os casos de sobretensão na rede. Isso ocasiona uma maior distorção na forma de onda da corrente.

As Variações de Tensão de Curta Duração (VTCDs) podem ser classificadas quanto à sua duração — momentâneas ou temporárias — tomando-se como parâmetro a deformação de amplitude.

3.3.1 Interrupções

Para os casos em que há total perda de informação quanto à amplitude do sinal, o fenômeno é classificado como uma interrupção. As principais causas de interrupções na rede elétrica são devidas a desconexões da rede com o consumidor.

Normalmente, esse evento é de fácil detecção. O cerne da questão em relação a esse tipo de evento está na discussão sobre as causas que geraram a interrupção de energia, de análise bem mais complexa.

3.3.2 Afundamentos de Tensão

Sags ou *Dips* são termos em inglês para designar afundamentos do sinal elétrico de tensão, na grande maioria das vezes estão associados a variações de tensão de curta duração, embora seja possível encontrar na literatura o termo referente a variações de longa duração. O PRODIST (ANEEL, 2016) difere ligeiramente do disposto internacional em alguns parâmetros de descrições das VTCDs, a norma brasileira considera apenas os fenômenos momentâneos e temporários de variação na amplitude de tensão, dispostos na Tabela 1.

Tabela 1 – Tabela de Afundamentos de Tensões

| Classificação | Denominação | Duração | Amplitude |
|---------------------|-------------|-------------|-----------|
| Variação momentânea | SAGs | $< 3 s$ | 0,1 – 0,9 |
| Variação temporária | SAGs | 3 s - 3 min | 0,1 – 0,9 |

Fonte: ANEEL (2016).

3.3.3 Elevações de Tensão

É um fenômeno semelhante aos afundamentos de tensão, mas de efeito oposto. Há uma breve *elevação* de na amplitude da onda de tensão, sendo também conhecidos, em inglês, por *swells*. Os valores característicos desse evento respeitam os mesmos que os representados pelos afundamentos. Tal como no caso anterior, o PRODIST desconsidera as elevações instantâneas, não tratando-as como um evento de qualidade, provavelmente, pelo seu caráter extremamente passageiro. Não há um limite máximo que caracterize a elevação de tensão, sendo apenas necessário que os valores estejam acima de 1,1 pu e que esteja compreendido em um dos períodos de tempo dispostos na Tabela 2.

Tabela 2 – Tabela de elevações de Tensões

| Classificação | Denominação | Duração | Amplitude |
|---------------------|-------------|-------------|--------------|
| Variação momentânea | SWELL | $< 3s$ | $> 1,1 pu$ |
| Variação temporária | SWELL | 3 s - 3 min | $A > 1,1 pu$ |

Fonte: ANEEL (2016).

Não por acaso os afundamentos de tensão, as elevações de tensão e as interrupções são categorizadas no mesmo tipo de distúrbio. As causas para a ocorrência desses fenômenos são comuns, variando-se apenas a intensidade com que cada um acontece. Geralmente, os motivos principais para a ocorrência de VTCDs são:

- Ativação de fusível na rede devido a ocorrência de faltas. Esse processo pode ser permanente ou temporário;

- Mau funcionamento de dispositivo chaveador na rede ou incorreto manuseio;
- Desconexão intencional do consumidor, na maior parte das vezes, para manutenção da rede;
- Ligamento/desligamento de grandes cargas ao sistema, como transformadores e motores de alta potência.

3.4 Variações de Tensão de Longa Duração

Devido à diferença de demanda de energia dos consumidores ao longo do dia e a incapacidade de se armazenar grandes quantidades de energia por um longo período de tempo, a tensão nas barras dos sistemas elétricos variará; caso o sistema não esteja corretamente dimensionado, haverá momentos em que os sinais de tensão poderão assumir valores abaixo dos aceitáveis (KAGAN; ROBBA; SCHMIDT, 2009).

Tipicamente, as Variações de Tensão de Longa Duração (VTLDs) diferem-se das VTCDs, obviamente, quanto à sua duração e, principalmente, quanto à natureza do distúrbio ocorrido na rede e sua amplitude. VTLDs são distúrbios que, dependendo da abordagem, podem ser tomados como sinais estacionários e possuindo uma pequena variação de amplitude, o que permite um tratamento diferente em relação às VTCDs.

3.4.1 Sobretensão

Um distúrbio de sobretensão é caracterizado por uma variação relativamente pequena na amplitude do sinal, geralmente compreendida entre 1,10 e 1,20 pu, acima de um determinado período de tempo, cerca de 1 min. Causas comuns de sobretensão na rede são a adição de grandes cargas nos sistemas elétricos ou a energização de bancos capacitores.

3.4.2 Subtensão

Caracteriza-se como subtensão uma redução da amplitude de tensão para valores compreendidos entre 0,8 e 0,9 pu, superiores a um intervalo de tempo de cerca de 1 min. A retirada de bancos capacitores ou retirada de cargas da rede pode ocasionar subtensões nas barras do sistemas.

3.4.3 Interrupções Sustentadas

São distúrbios caracterizados pelo sinal de tensão assumir valores iguais a zero durante um período de tempo superior a 1 min. Geralmente ocorre devido a acontecimentos fortuitos ocasionando a desconexão do fornecimento de energia; podem ser também de forma intencional, muitas vezes para manutenção e reparos da rede.

3.5 Desequilíbrio de Tensões

A variação natural entre as cargas monofásicas em sistemas trifásicos ou grandes cargas monofásicas no sistema acarreta o aparecimento de um desequilíbrio entre tensões na rede. Desequilíbrios de corrente são comumente gerados pelas cargas no sistema. Mesmo que a carga seja distribuída a variação ao longo do tempo de cargas individuais significa que nunca há um perfeito balanço entre as correntes nas cargas (KAGAN; ROBBA; SCHMIDT, 2009).

Esse fenômeno é classificado como uma variação de longa duração e é um importante indicador de qualidade de energia elétrica gerando impactos sobre as cargas e na rede elétrica. Alguns exemplos de carga que podem sofrer avarias são as máquinas rotativas e os diodos retificadores trifásicos. Na rede, pode aumentar as perdas ôhmicas e causar interferências eletromagnéticas.

3.6 Distorções de Forma de Onda

As distorções na forma de onda de tensões e, principalmente, correntes, são ocasionadas pela presença de cargas não lineares na rede elétrica. Mesmo uma forma de onda de tensão não distorcida pode ter uma forma de onda de corrente distorcida em um elemento linear, como por exemplo, transformadores. Entretanto, as principais fontes de distorções são as cargas não lineares conectadas ao sistema, como os conversores de potência e os retificadores. Quanto ao aspecto das consequências que a forma de onda pode provocar, uma distinção deve ser clara: distorções de tensão são prejudiciais para os consumidores enquanto que distorções de corrente o são para a rede.

3.6.1 Harmônicas

Distorções harmônicas são fenômenos associados a deformações na forma de onda de tensão ou corrente em relação a forma de onda senoidal fundamental. A principal fonte geradora de harmônicas são as cargas não lineares conectadas ao sistema, principalmente, os retificadores, encontrados em eletrônicos modernos como computadores (KAGAN; ROBBA; SCHMIDT, 2009).

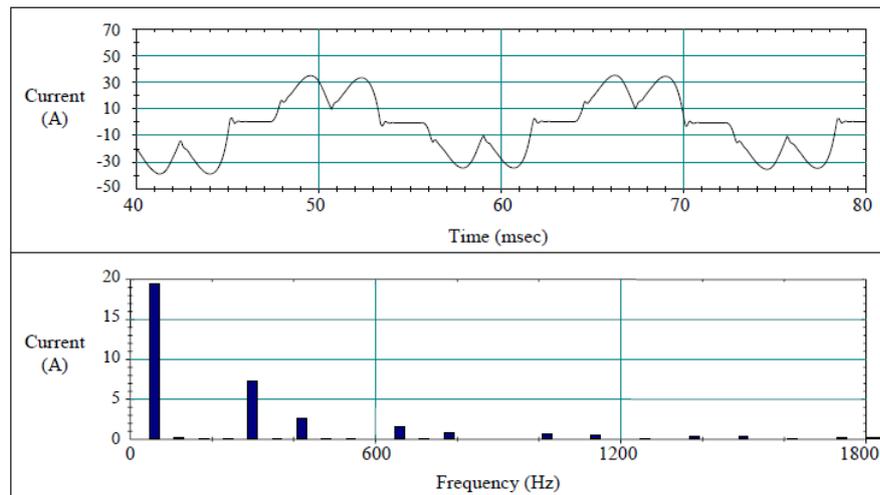
As harmônicas são fenômenos estacionários e, portanto, devem ser tratadas por meio de técnicas adequadas. Uma das mais úteis em processamento de sinais, a análise de Fourier, faz com que, antes um tratamento consideravelmente complexo, torne-se relativamente simples. Com a série de Fourier, pode-se representar um sinal pela equação matemática

$$x(t) = X_0 + \sum_{h=1}^H X_h \sqrt{2} \cos(h\omega t + \beta_h)$$

em que X_0 é a componente DC do sinal, $\sqrt{2}$ é um fator de normalização, h representa a h -ésima harmônica e β_h é a fase associada com cada harmônica.

Apesar de ser uma característica não aleatória, sendo possível sua fácil detecção, a presença de harmônicas na rede pode causar, a longo prazo, sérios danos a equipamentos ligados a rede, sendo assim, um tópico de especial interesse dentro da análise de sinais estacionários

Figura 5 – Distorção harmônica e análise Espectral do sinal de corrente.



Fonte: IEEE 1159.

Uma prática adotada na literatura é o cálculo de quanto um sinal se apresenta distorcido devido à presença de harmônicas. A Distorção Harmônica Total fornece uma estimativa dessa característica da onda e pode ser escrita como

$$DHT = \frac{\sqrt{\sum_{h=2}^H X_h^2}}{X_1} \quad (3.1)$$

em que H é o limite de harmônicas e X refere-se ao sinal processado. Em uma análise prática para estudos que exijam boa precisão, é consensual considerar H até a 49ª ordem (KAGAN; ROBBA; SCHMIDT, 2009).

Essa análise pode ser realizada tanto para sinais de corrente ou tensão. Em geral, busca-se informações da rede com relação à qualidade do produto, logo, o PRODIST define a análise relativa à tensão, chama Distorção Total de Tensão, normalmente expressa em porcentagem, como

$$DTT = \frac{\sqrt{\sum_{h=2}^H V_h^2}}{V_1} \cdot \% \quad (3.2)$$

3.6.2 Interarmônicas

Interarmônicas são distorções de forma de onda causadas por componentes de frequência não múltiplos inteiros da frequência fundamental. Semelhantemente, um sinal com apenas uma interarmônica presente pode ser escrito matematicamente, como

$$x(t) = X_0 + \sum_{h=1}^H X_h \sqrt{2} \cos(h\omega t + \beta_h) + X_\psi \sqrt{2} \cos(\psi\omega t + \alpha_\psi).$$

3.6.3 DC offset

DC offset é um termo, em inglês, para designar a presença de componente contínua em um sistema de corrente alternada. A presença de tais componentes pode interferir significativamente no funcionamento de alguns equipamentos, como os transformadores, fazendo que estes se saturem em um condição de operação normal (DUGAN, 2002).

3.6.4 Cortes de Tensão - *Notch*

Cortes de tensão são distorções periódicas na forma de onda do sinal, devido a componentes de alta frequência. Esse distúrbio pode ser detectado dentro da análise de harmônicos na rede. Casos em que grandes picos de tensão acontecem, pode ocorrer defeito de funcionamento de equipamentos. De acordo com a norma (IEEE, 2001), que regulamenta as práticas de controle de harmônicos na rede elétrica, os cortes de tensão ocorrem em sistemas segundo os parâmetros de distorção total de tensão e distorção individual de tensão, de acordo com a Tabela 3.

Tabela 3 – Valores de tensão e seus respectivos parâmetros para ocorrência de *notching*.

| TENSÃO | Distorção Individual (%) | Distorção Total (%) |
|--------------------------------------|--------------------------|---------------------|
| $V < 1 \text{ kV}$ | 5 | 8 |
| $1 \text{ kV} < V < 69 \text{ kV}$ | 3 | 5 |
| $69 \text{ kV} < V < 161 \text{ kV}$ | 1.5 | 2.5 |
| $V > 161 \text{ kV}$ | 1.0 | 1.5 |

Fonte: PRODIST Módulo 8.

Apesar dos cortes de tensão serem um sinal estacionário, eles também apresentam características de localização temporal, portanto, a transformada *wavelet* pode ser utilizada para analisar esse tipo de distúrbio elétrico.

3.6.5 Ruído

São classificados como ruídos, na rede elétrica, como todo sinal indesejado com banda espectral abaixo de 200 kHz nos sinais de tensão e corrente. Pode ser definido como qualquer distúrbio eletromagnético que não pode ser classificado como um harmônico ou transitório (DUGAN, 2002).

Ruídos existem em qualquer tipo de medição ou manipulação de sinais feitos pelo homem. É impossível obter a exata representação de um sinal sem que haja nele inclusos os ruídos causados pelo equipamento. Entretanto, existem certos limites de ruídos aceitáveis para o bom funcionamento dos equipamentos e da rede. Algumas causas decorrentes de problemas com ruídos são o mau funcionamento de componentes eletrônicos ligados à rede, que geralmente são muito sensíveis, como os controladores programados.

3.7 Tensão Flutuante

Existem dois grupos de cargas que provocam cintilações luminosas: as que provocam mudanças de tensão separadas e as que provocam a flutuação de tensão. Cargas que possuem motores como principal fonte consumidora são as principais, pois o motor consome uma corrente de partida altíssima, afetando diretamente a rede a que está inserido. Exemplos comuns na baixa tensão são eletrodomésticos (refrigerador, ar-condicionado), bombas d'água, e elevadores; na média tensão, tem-se as máquinas de solda, os fornos a arco e laminadoras; e, na alta tensão, somente arcos a forno são observados gerarem esse tipo de fenômeno.

Uma importante fonte de flutuação de tensão são as grandes máquinas conectadas à rede que drenam corrente continuamente (BOLLEN, 2006). Exemplos são os grandes fornos de derretimento de metal, as cargas de tração e as turbinas eólicas.

A principal consequência da flutuação de tensão é a oscilação luminatória (cintilação). Entretanto, outros efeitos podem ser notados em alguns tipos de cargas:

- Variações de tensão podem acarretar pequenas mudanças de velocidade em máquinas de tecelagem.
- Resultados semelhantes podem ocorrer em máquinas rotativas comerciais.

3.8 Variação de Frequência

As variações de frequência na rede elétrica são um fenômeno com origem no desbalanço de potência existente entre o que é gerado e o que é consumido no sistema (DUGAN, 2002). Uma vez que não é possível armazenar energia em grande quantidade por longos períodos de tempo o controle em tempo real de variação é necessário.

4 Metodologia

Ao longo deste trabalho são utilizados diferentes conjuntos de dados para o desenvolvimento das análises e dos sistemas de detecção de distúrbios elétricos na forma de onda da tensão, tanto dados reais, tomados de uma base de dados de eventos da qualidade da energia elétrica (EPRI, 2017) e simulados, realizados por meio de uma modelagem no Matlab. O foco principal está em identificar quando um distúrbio ocorre, caracterizá-lo, não se atentando em relacionar um distúrbio com sua localização geográfica na rede ou sua causa. Existem na literatura diversas formas para detecção e classificação de sinais com muitas variações entre si, principalmente no que se refere à escolha da *wavelet* base e o método de classificação utilizado em Gaouda e Salaina (1999), Santoso, Powers e Grady (1994), Vega et al. (2008), Vega, Duarte e Ordonez (2007), Ribeiro et al. (2007). Sobre a finalidade das classificações, alguns trabalhos propostos se atêm a detecção de distúrbios únicos, dada sua importância em determinado contexto como em (CANDIDO; ZANETTA, 2008; UPENDAR; SING, 2008). Neste trabalho uma gama de 5 diferentes sinais são analisados, com suas variações de amplitude e duração.

4.1 Modelagem matemática dos sinais

O sinal elétrico é composto de três parâmetros, os quais podem apresentar variações indesejadas, sendo a amplitude, a frequência e a fase. Os distúrbios de maior interesse são os relacionados à forma de onda de tensão, por serem aqueles que mais afetam o funcionamento dos dispositivos conectados à rede e, comumente, não aparecem isoladamente no sinal.

O sinal elétrico a ser analisado será composto apenas de três elementos: a componente fundamental, o distúrbio a ser detectado, desconsiderando os casos de distúrbios múltiplos, e o ruído. Portanto, em geral, escreve-se

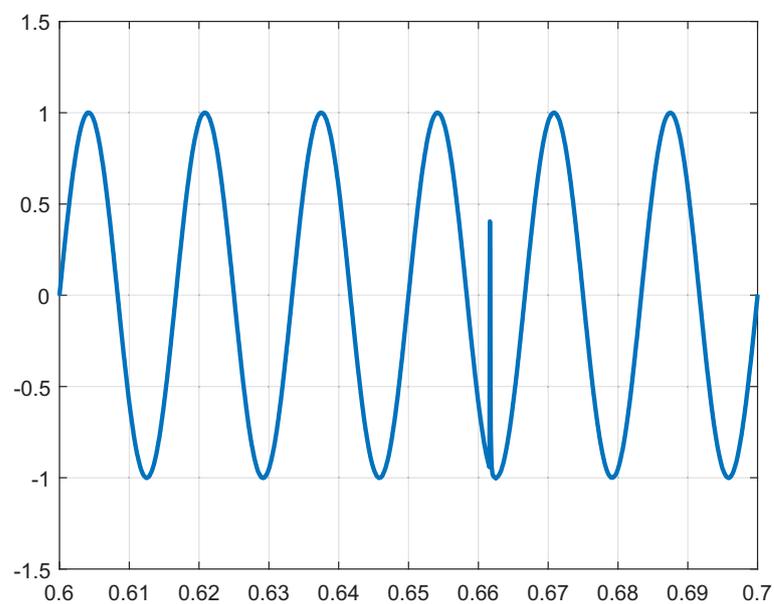
$$v(t) = f(t) + d(t) + r(t) \quad (4.1)$$

em que $f(t)$ é a componente fundamental do distúrbio, $d(t)$ é o distúrbio associado e $r(t)$ é o ruído.

Os sinais respectivos a cada um dos eventos acima caracterizados são mostrados nas Figuras 6 a 10. Cada um deles foi gerado com uma taxa de amostragem de 15360 Hz ou de 256 amostras por ciclo. Essa taxa é necessária devido ao teorema da amostragem de Nyquist-Shannon, que afirma que a taxa de amostragem de um sinal deve ser pelo menos duas vezes maior que frequência contida nele para que seja possível reconstruir o mesmo sem perdas de informação (OPPENHEIM; SCHAFFER, 2011; PROAKIS; INGLE, 2012).

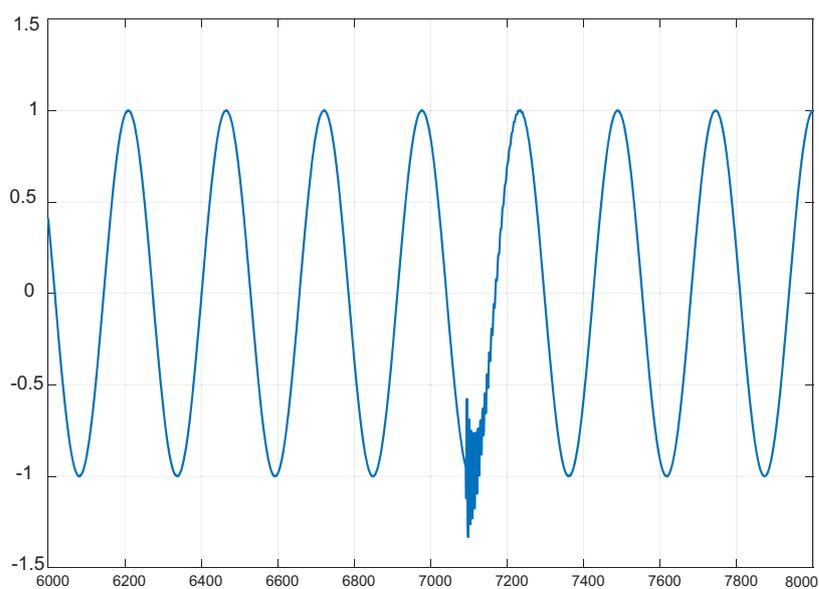
Como os sinais gerados tem uma frequência máxima de 3000 Hz, é necessária uma taxa de amostragem de ao menos o dobro da maior frequência contida no sinal.

Figura 6 – Sinal com distúrbio impulsivo de alta frequência.



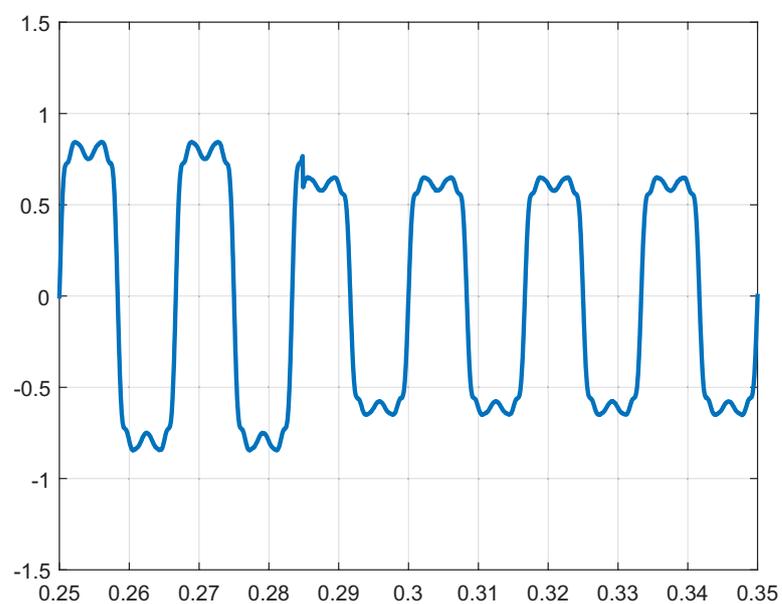
Fonte: Do autor.

Figura 7 – Sinal com distúrbio oscilatório de alta frequência.



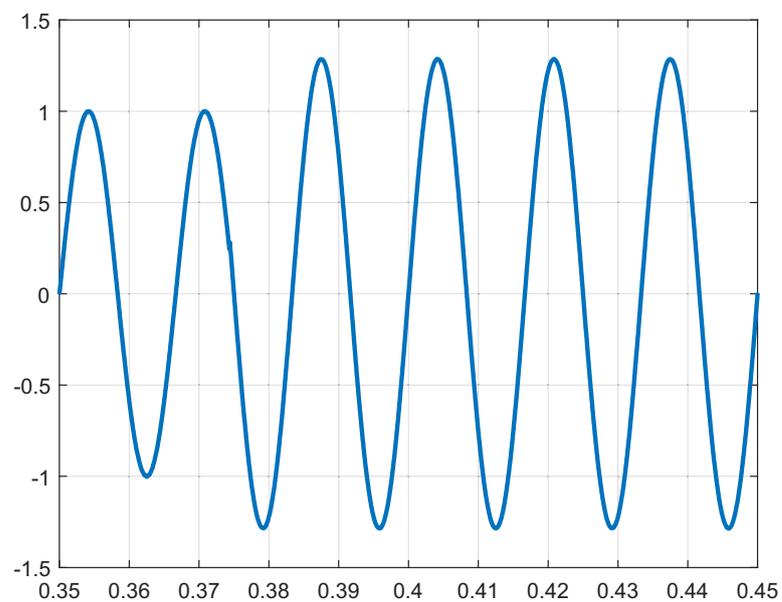
Fonte: Do autor.

Figura 8 – Onda de tensão com afundamento de tensão momentâneo com duração de 0.4 s.



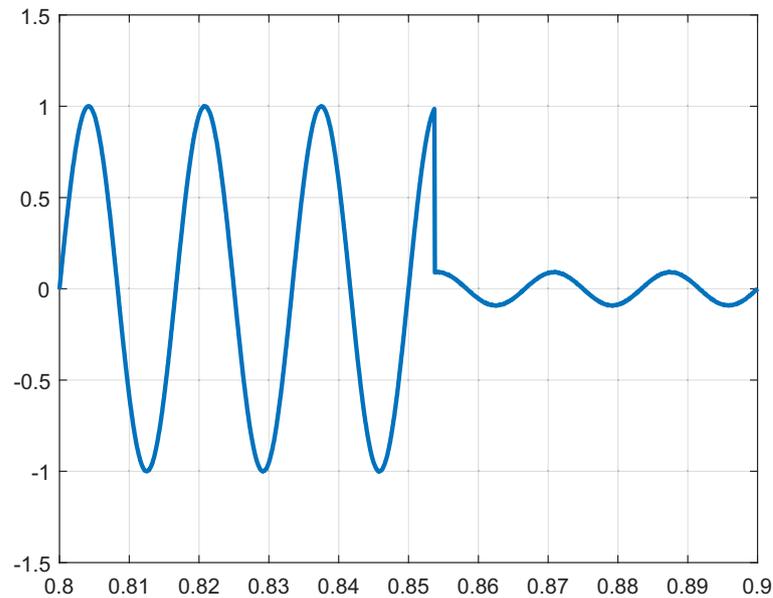
Fonte: Do autor.

Figura 9 – Onda de tensão com elevação de tensão com duração de 0.4 s.



Fonte: Do autor.

Figura 10 – Onda de tensão com interrupção de tensão com duração de 0.4 s.



Fonte: Do autor.

O ruído é incluído na simulação dos distúrbios de maneira a conferir uma característica mais realista aos dados, mas eles não configuram um alvo na análise dos sinais.

Foram gerados quarenta sinais de cada um dos tipos descritos anteriormente, com variações de amplitude e duração respeitando a norma internacional (IEEE, 2001). Todos os distúrbios sofreram um acréscimo de ruído variável entre 30 e 60 dB. Apenas o afundamento de tensão apresenta mais de um distúrbio simultâneo, sendo também caracterizado por ocorrência de harmônicas. Isso se deve ao fato desse distúrbio ter sua origem fundamentada na energização de um transformador e tal fenômeno apresenta harmônicas em sua composição. A Tabela 4 descreve as variações de parâmetros utilizadas, enquanto que a Tabela 5 evidencia a relação entre os distúrbios e as respectivas classes.

Tabela 4 – Variações dos sinais gerados.

| TENSÃO | Variação de Amplitude (pu) | Variação de Duração (s) |
|-------------------------|-----------------------------------|--------------------------------|
| Interrupção | $A < 0.1$ | $t < 3$ |
| Afundamento de Tensão | $0.1 < A < 0.9$ | $t < 3$ |
| Elevação de Tensão | $0.1 < A < 0.4$ | $t < 3$ |
| Transitório Oscilatório | $0.1 < A < 0.4$ | $t < 0.5$ s |
| Transitório Impulsivo | $0 < A < 1$ | $t < 0.5$ s |

Após criada a matriz de sinais de distúrbios a uma taxa de amostragem de 15360 Hz, esses sinais foram filtrados utilizando-se a transformada *wavelet* com as funções base *db4*, *db6*, *db8* e *db12*.

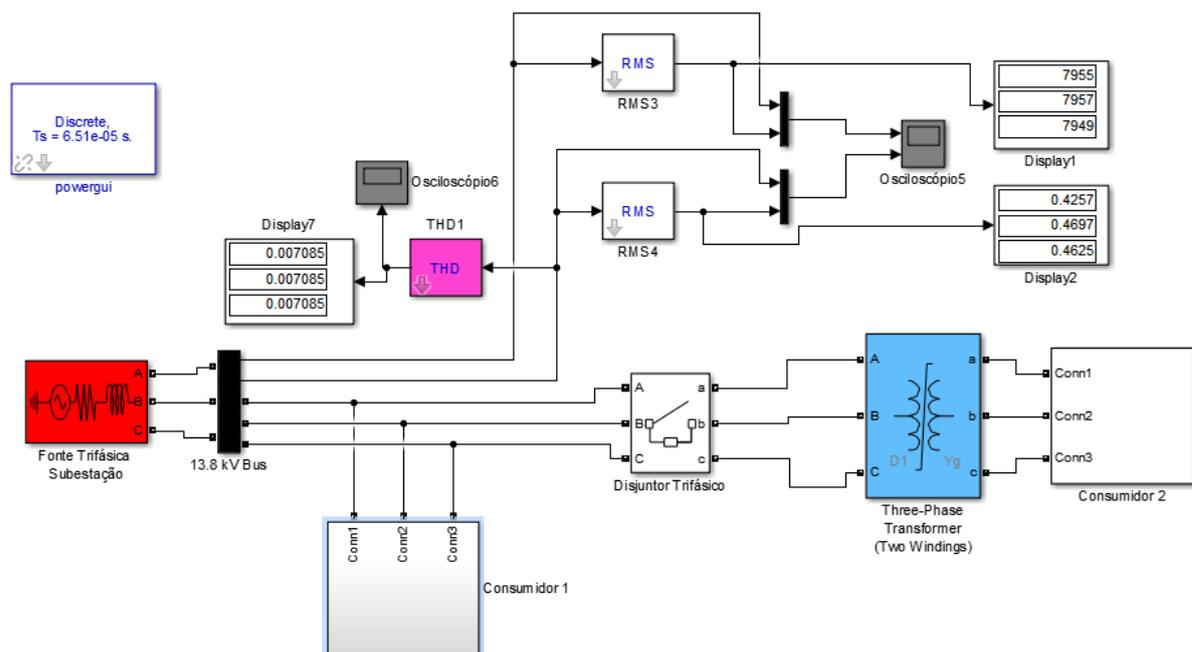
Para treinamento e classificação dos dados filtrados e tratados foram utilizados dois tipos de classificadores distintos para uma análise comparativa: um classificador linear — *Support Vector Machine* (SVM) — e o classificador preditivo em árvore ramificada.

Tabela 5 – Identificação das classes.

| Distúrbio | Identificação | Classe | Símbolo |
|-------------------------|---------------|--------|-----------|
| Afundamento de Tensão | Azul | 1 | Esfera |
| Elevação de Tensão | Vermelha | 2 | Círculo |
| Interrupção | Magenta | 3 | Triângulo |
| Transitório Oscilatório | Verde Claro | 4 | Asterisco |
| Transitório Impulsivo | Verde Escuro | 5 | Cruz |

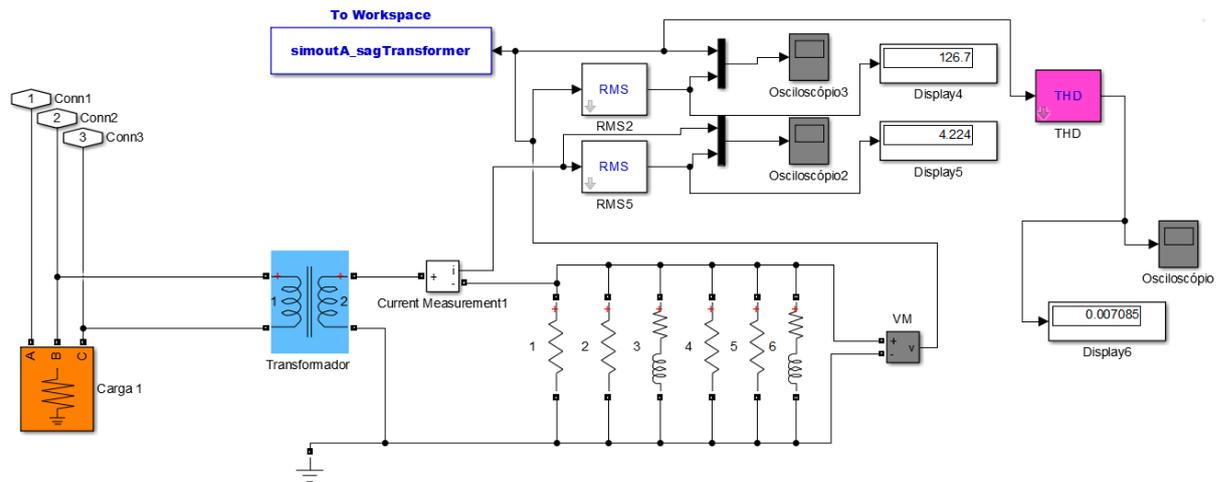
Todos esses sinais foram comparados com sinais gerados no Simulink, em uma rede de distribuição simplificada. Dentre os cinco, foi observada uma pequena alteração comportamental no afundamento de tensão provocado pela energização de um transformador (ocorrência modelada) e o sinal matemático construído. A energização do transformador na rede traz consigo uma quantidade de harmônicas considerável e isso não foi considerado inicialmente no caso matemático. Após a simulação da rede, como consta nas Figuras 11 e 12, essa característica adicional foi acrescentada ao sinal matemático. Optou-se por realizar a construção de sinais dessa forma, por meio do *script*, próximos dos sinais da simulação, devido à maior facilidade e flexibilidade na geração, principalmente em quantidade.

Figura 11 – Rede simplificada de fornecimento de energia.



Fonte: Do autor.

Figura 12 – Rede simplificada de Consumidor 1.



Fonte: Do autor.

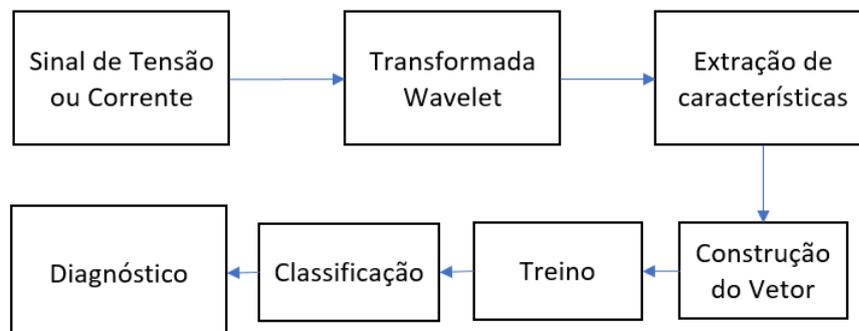
4.1.1 Criação do banco de dados

Os distúrbios utilizados para treino e análise foram gerados por meio de modelagens matemáticas de acordo com as normas vigentes. A localização dos distúrbios foi realizada de forma aleatória, bem como a variação dos parâmetros dos sinais, como a duração e a amplitude, conforme descrito na norma Ieee (2001).

4.1.2 Processo de detecção e classificação

Para a detecção foi utilizada a análise em multirresolução, por meio da Transformada Wavelet Discreta. O processo é dividido basicamente em três partes: decomposição, extração de características e classificação, como exemplificado na Figura 13.

Figura 13 – Processo de detecção e classificação.



Fonte: Do autor.

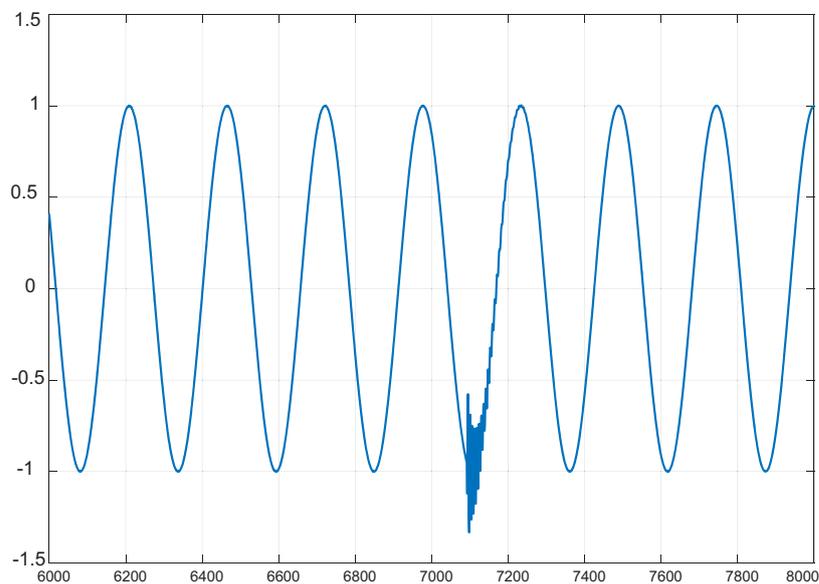
A detecção do comportamento oscilatório ocorre por meio do cálculo de energia dos sinais. Dado que a transformada *wavelet* pode ser descrita como um processo comparatório entre as funções base e o sinal analisado, o sinal resultante da transformada tende a se mostrar parecido com o comportamento oscilatório de altas frequências exatamente no tempo de seu acontecimento. Onde houver a presença de um sinal oscilatório a transformada retornará um coeficiente de correlação de alto valor ao passo que um coeficiente próximo de zero será retornado nos locais onde há um comportamento normal do sinal de onda de tensão.

É possível reforçar as características dos vetores de coeficientes calculando-se a energia presente nele. Como a energia é dada por

$$E = f_1^2 + f_2^2 + f_3^2 + \dots f_n^2$$

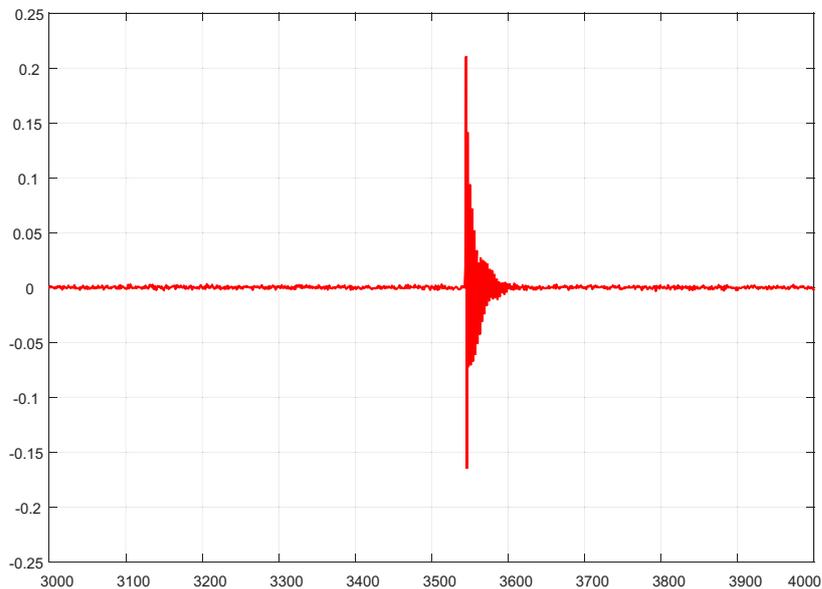
quando os coeficientes possuírem baixa relação, esse valor tende a diminuir ainda mais, ao passo que valores altos de coeficientes tendem a aumentar, destacando o local de acontecimento do distúrbio. Uma normalização do vetor — Figura 15 — é desejável para fins de melhor funcionamento do algoritmo de comparação.

Figura 14 – Sinal com distúrbio oscilatório.



Fonte: Do autor.

Figura 15 – Sinal de detalhes retornados na comparação da *wavelet* de alta frequência com o sinal apresentado na Figura 14.



Fonte: Do autor.

Vale notar que o *set point* para a detecção, ou seja, o valor de alarme a partir do qual será acusado a presença de um distúrbio, depende inteiramente no tipo de *wavelet* base utilizada. Para cada mudança de função, um novo valor é escolhido de forma a adequar o algoritmo.

Esse processo de cálculo de energia deve ser realizado para cada um dos níveis de decomposição do sinal utilizado. O limite máximo da filtragem foi tomado como o nível em que se encontra a componente fundamental do sinal que, no caso, é de 60 Hz. A depender da taxa de amostragem e do tamanho do sinal utilizado, vários níveis de decomposição podem ser processados. Neste trabalho foi utilizado um sinal com taxa de amostragem de 15360 Hz. Portanto, sete níveis de decomposição foram utilizados.

O objetivo de filtrar o sinal em vários níveis é poder montar um vetor de características \vec{E} , composto pela soma das energias de diferentes níveis de decomposição, algo garantido pelo Teorema de Parseval (WEEKS, 2010; HE, 2016), dado por

$$E = \begin{cases} E_1 & = \sum E_{60 \leq s < 240} \\ E_2 & = \sum E_{240 \leq s < 3840} \\ E_3 & = \sum E_{s \geq 3840} \end{cases} \quad (4.2)$$

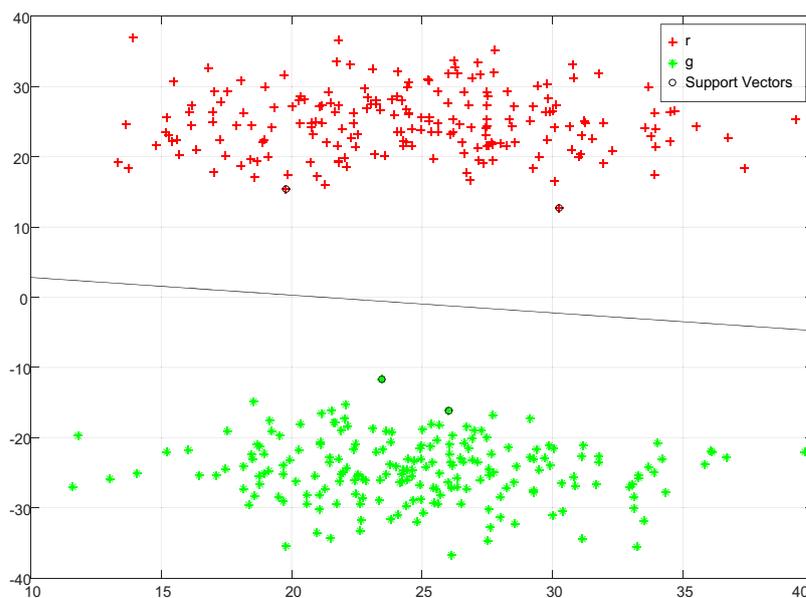
As coordenadas nesse processo formam as características do sinal analisado. Para os casos de distúrbios envolvidos nesse trabalho, características de energia distribuídos em vários componentes de frequência é o ideal, uma vez que a rápida taxa de variação nos

distúrbios tende a concentrar certa quantidade de energia em frequências maiores que a fundamental, podendo-se assim distinguir entre um fenômeno e outro, uma vez que eles apresentam comportamentos bastante distintos.

4.1.3 Support Vector Machines

Existe uma extensa gama de classificadores na literatura: probabilísticos, lineares, quadráticos, redes neurais e combinações entre os principais tipos (KUNCHEVA, 2014). *Support Vector Machines* (SVM) figura entre os mais populares por serem de fácil implementação em dados linearmente separáveis. Basicamente, o funcionamento de um SVM se baseia no processo de encontrar um hiperplano ótimo tal que seja possível separar classes de dados em um espaço bi ou tridimensional corretamente tal como mostrado em na Figura 16.

Figura 16 – Classificador SVM.



Fonte: Do autor.

O cálculo do hiperplano se baseia nas margens existentes entre o conjunto de dados. Uma vez que um classificador SVM é fundamentado na teoria de Estrutura de Minimização de Riscos (*Structure Risk Minimization*), quanto maior for a margem encontrada entre dois conjuntos melhor tende a ser a classificação (VAPNIK, 1999).

Uma nota deve ser feita sobre a implementação deste algoritmo: a depender do número de sinais e classes utilizados para treino e classificação, pode-se obter um grande custo computacional para a obtenção de bons resultados, uma vez que a implementação de sua variação quadrática pode tomar até $O(N^3)$ operações, o que influencia diretamente

na memória utilizada (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2009). Isso é importante de ser considerado em uma aplicação prática com um microprocessador digital.

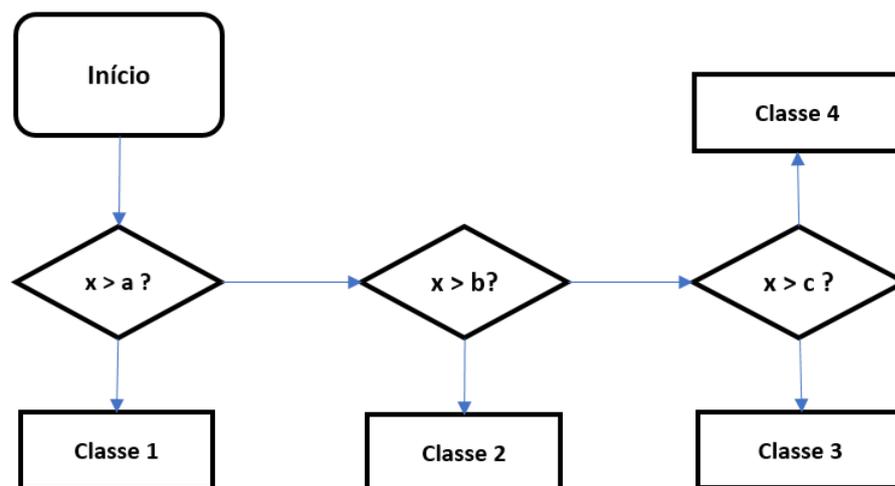
4.1.4 Árvore de Decisão Simples

Em pesquisas realizadas regularmente pelo site KDnuggets (2015), os classificadores de árvore de decisão estiveram, por muito tempo, entre os mais populares em análise de processamento de dados, ao passo que o SVM obteve um crescimento considerável nos últimos anos, ocupando atualmente a 3ª posição no *ranking*. Classificadores SDT (*Simple Decision Tree*) são muito úteis, especialmente devido à três fatores (KUNCHEVA, 2014):

- Poderem tratar dados irrelevantes ou redundantes de forma adequada.
- Possuírem um método de processamento simples e intuitivo, favorável a aplicações hierárquicas, especialmente em ramos da biologia, medicina e engenharia.
- Oferecerem treinamento rápido e ótima resposta para sistemas práticos.

A classificação de dados é o processo de verificação das semelhanças em um conjunto de dados e classificá-los em classes distintas. SDTs são amplamente utilizados na classificação baseada na escolha de um atributo que maximiza e corrige a divisão de dados. Esses atributos são divididos em vários ramos recursivamente, até o término no nó de término e a final classificação é atingida, como exemplificado na Figura 17.

Figura 17 – Processo de construção da Árvore.



Fonte: Do autor.

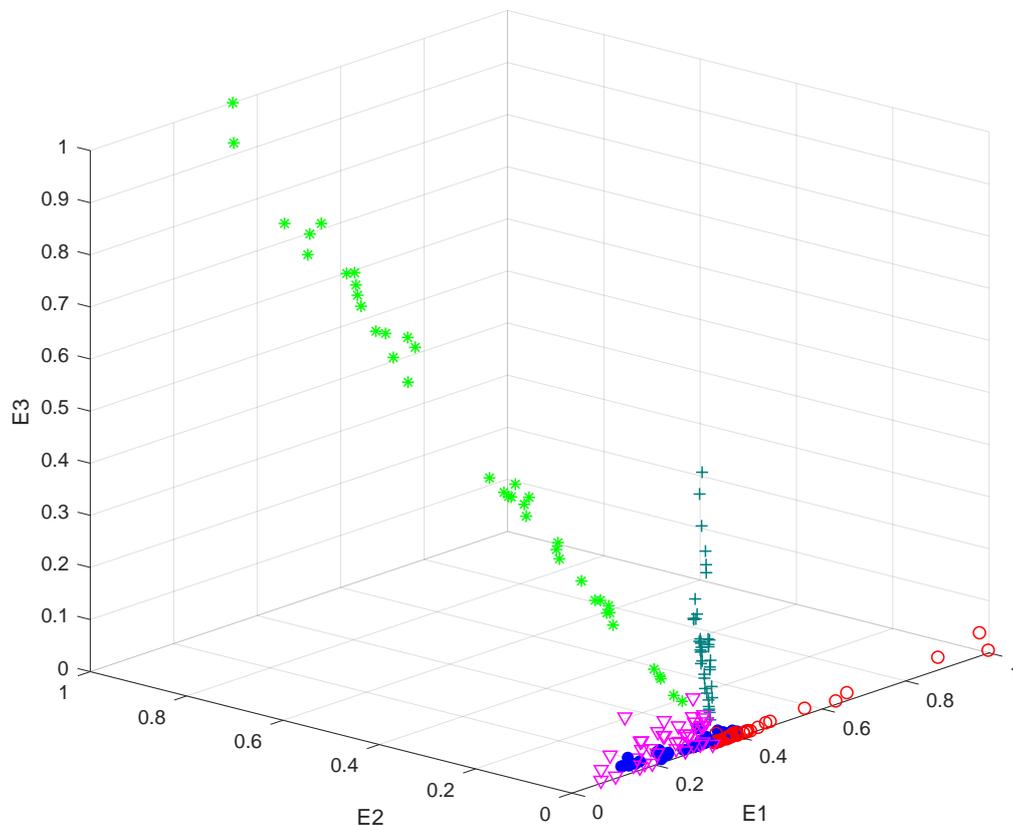
5 Resultados e Discussão

Este capítulo analisa os resultados obtidos pela filtragem dos distúrbios com as quatro *wavelets* utilizadas para três níveis de ruído e com duas matrizes de dados de tamanhos 20, separadas para treino e teste. Vários vetores foram construídos com os coeficientes extraídos dos sinais, entretanto, apenas a configuração em (4.2) apresentou uma boa separação tridimensional das características consideradas. Estes resultados encontram-se nas Figuras 23 a 25.

Outras combinações resultaram em sobreposição de classes de sinais, especialmente entre as classes 4 e 5, logo, foram descartadas. Esses resultados podem ser observados nas Figuras 18 a 20.

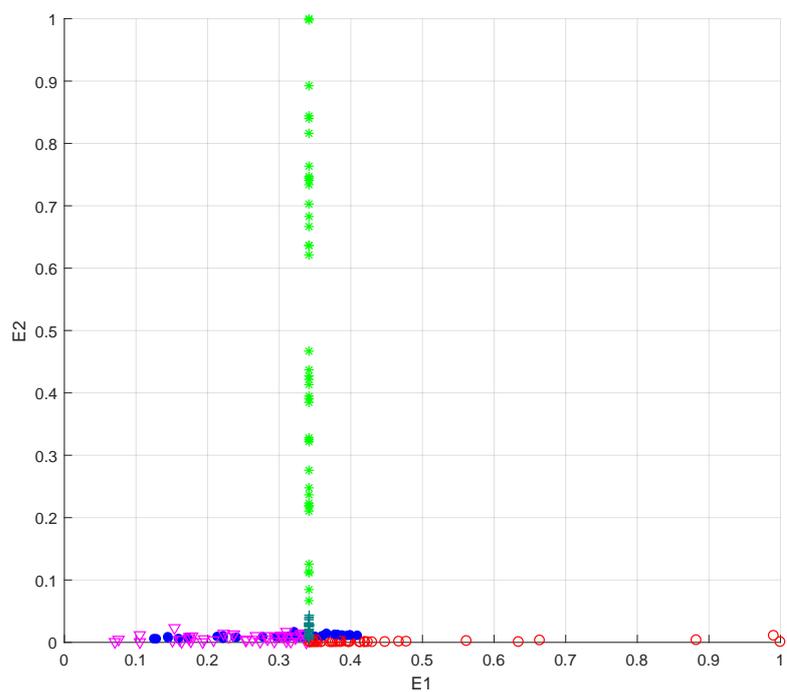
A soma das energias frequenciais de baixa, média e alta frequência resultou em gráficos pouco ideais para a separação e classificação dos sinais. O pior caso possível está ilustrado na Figura 21, em que os sinais impulsivos quase desaparecem por completo ao terem as energias do nível 2 de decomposição associadas a eixo de energias médias.

Figura 18 – Db6 com ruído de 60 dB. Primeira combinação de soma dos coeficientes de característica.



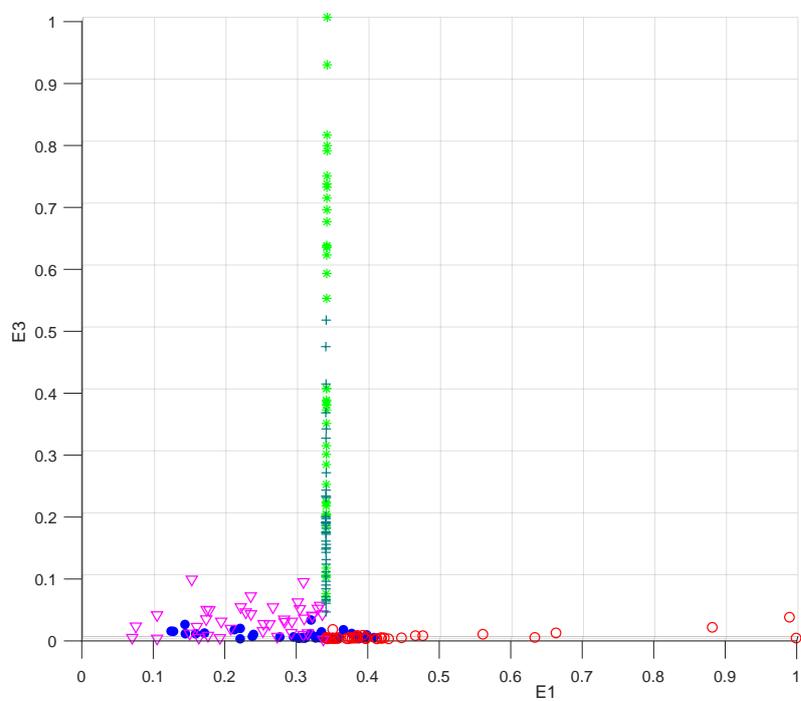
Fonte: Do autor.

Figura 19 – Db6 com ruído de 60 dB. Vista superior da Figura 18.



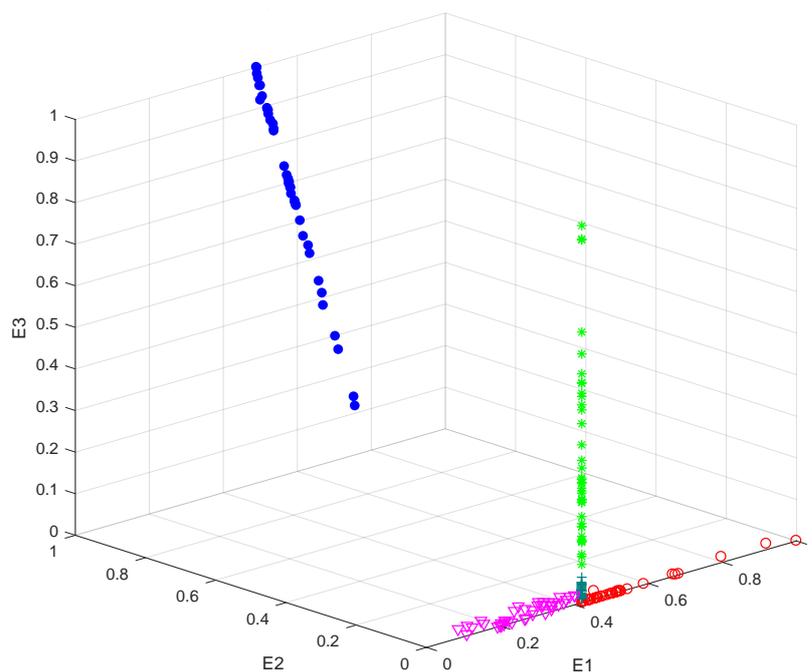
Fonte: Do autor.

Figura 20 – Db6 com ruído de 60 dB. Vista frontal da Figura 18.



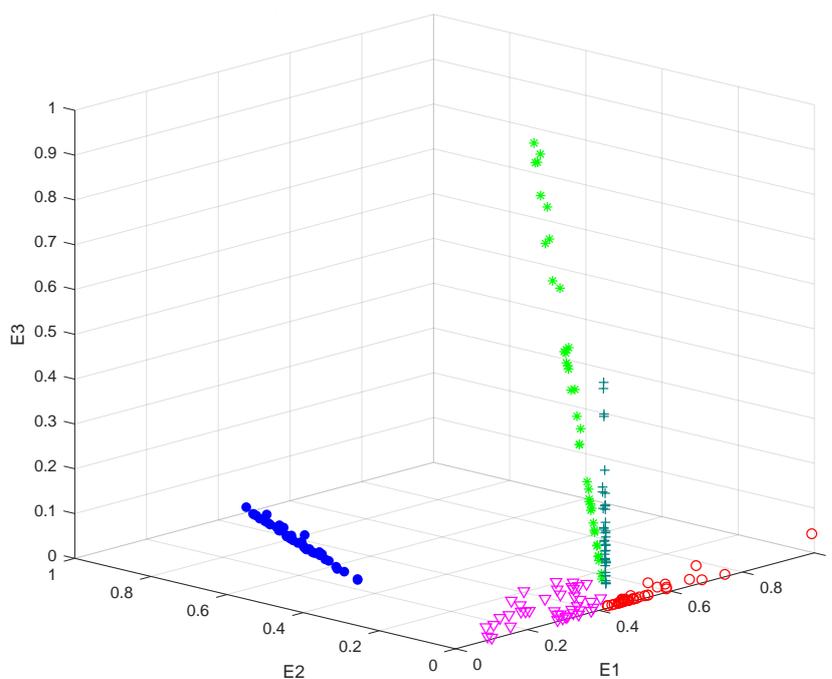
Fonte: Do autor.

Figura 21 – Db6 com ruído de 60 dB. Segunda combinação de soma dos coeficientes de característica.



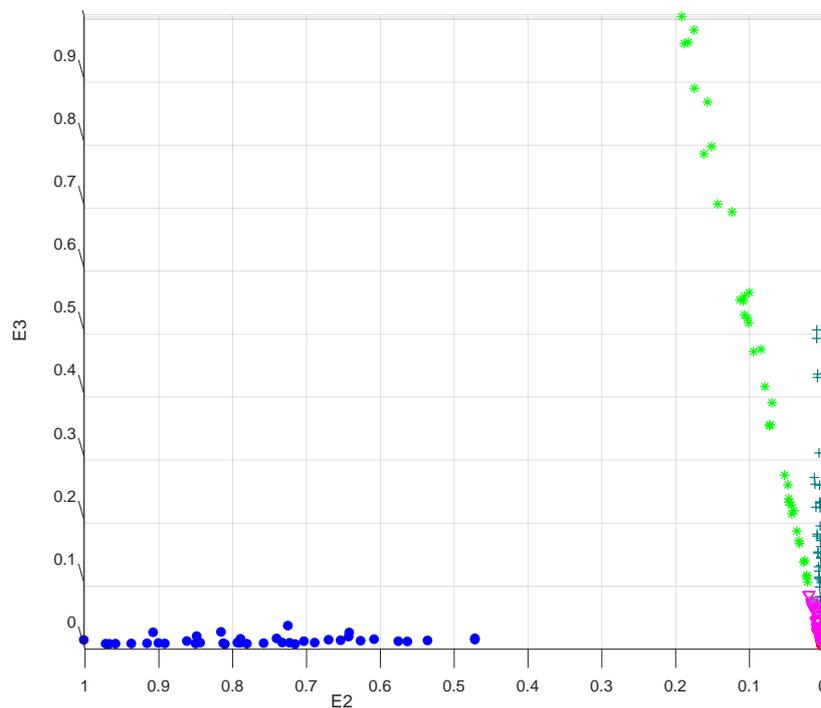
Fonte: Do autor.

Figura 22 – Db6 com ruído de 60 dB. Terceira combinação de soma dos coeficientes de característica.



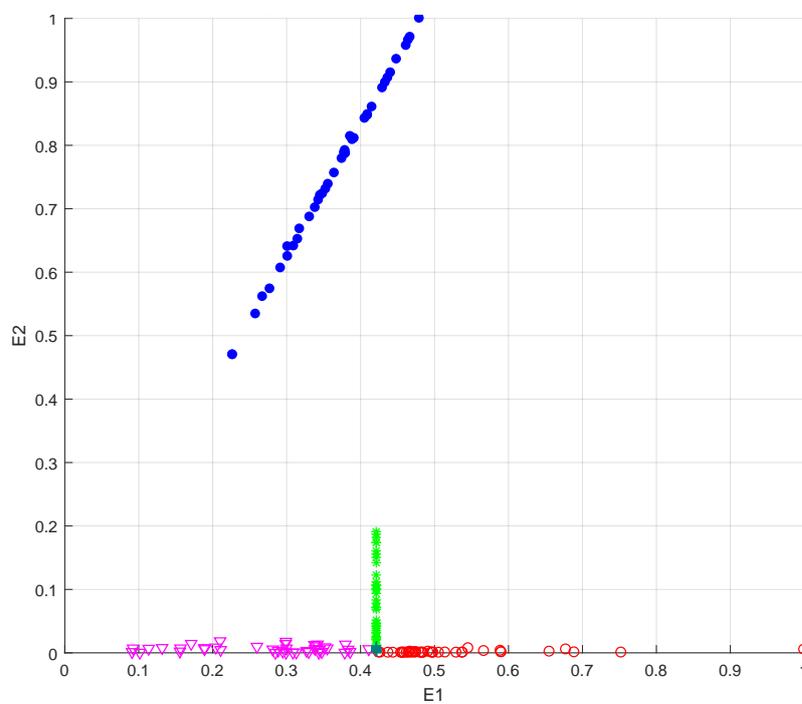
Fonte: Do autor.

Figura 23 – Db6 com ruído de 60 dB. Vista lateral esquerda da Figura 22.



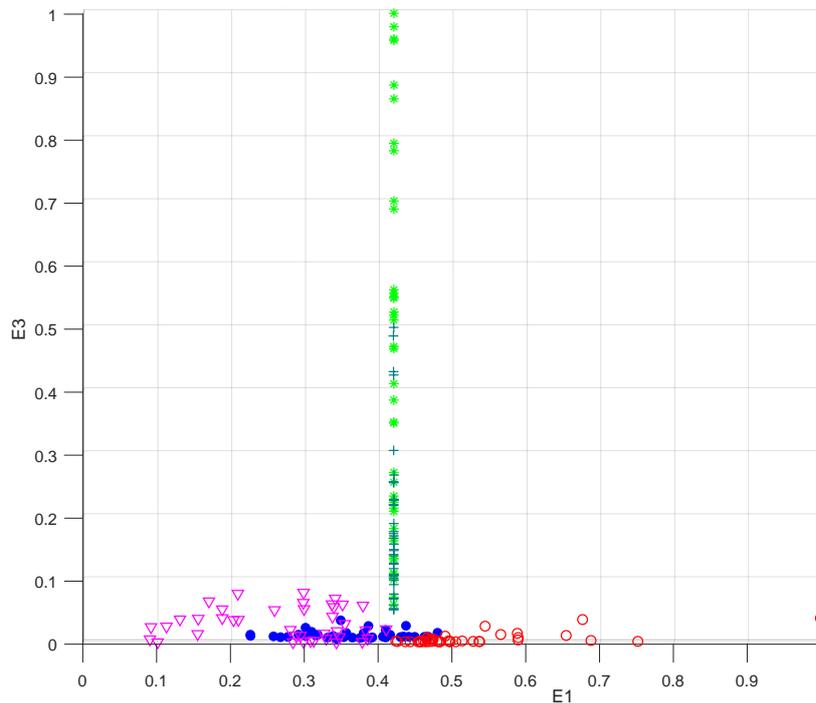
Fonte: Do autor.

Figura 24 – Db6 com ruído de 60 dB. Vista superior da Figura 22.



Fonte: Do autor.

Figura 25 – Db6 com ruído de 60 dB. Vista frontal da Figura 22.



Fonte: Do autor.

Nas Figuras 22 a 25, pode-se observar o resultado obtido com a utilização do vetor sugerido. Visualmente, as classes de sinais apresentam boa separação tridimensional, o que é confirmado pelos resultados obtidos disponíveis na Tabela 6.

Tabela 6 – Resultados para vários níveis de ruído com SVM. 40 sinais. Proporção 20/20 - vinte para treino e vinte para teste.

| SVM | | | |
|-------------|-------|-------|-------|
| Função Base | 30 dB | 40 dB | 60 dB |
| db4 | 95% | 94% | 98% |
| db6 | 93% | 92% | 97% |
| db8 | 95% | 94% | 95% |
| db12 | 92% | 92% | 95% |
| SDT | | | |
| Função Base | 30 dB | 40 dB | 60 dB |
| db4 | 98% | 97% | 98% |
| db6 | 95% | 99% | 98% |
| db8 | 97% | 98% | 96% |
| db12 | 96% | 94% | 90% |

Para uma matriz com 40 sinais, com distribuição de 50% para treino e 50% para teste, nota-se que ambos os classificadores alcançaram resultados satisfatórios com as funções base utilizadas, mesmo na presença de diferentes níveis de ruído. Um contraste

pode ser observado entre os classificadores SVM e SDT para um maior nível de ruído, em que o classificador SDT apresenta melhores resultados em relação ao SVM. Essa pequena diferença entre os resultados pode ser explicada pelo fato de os pontos característicos espaciais se concentrarem muito próximos uns dos outros, especialmente com relação às características dos distúrbios classe 2 (elevação) e, principalmente, 3 (interrupção) e 4 (transitórios oscilatórios), o que dificulta a identificação das ocorrências.

O classificador linear apresenta desempenho crescente com a utilização de funções base capazes de melhor distinguirem os distúrbios oscilatórios, aumentando sua eficiência. Essa melhora pode ser notada para um ambiente com níveis de ruído baixo (60 dB). Para ruídos maiores no sinal, o desempenho é afetado, diminuindo com a mudança da função base. Isso acontece pelo fato de o aumento do ruído elevar a dificuldade de distinção dos transitórios oscilatórios no sinal, aumentando o erro. Como a função *db12* apresenta maior similaridade com sinais com maiores taxas de variação, ela também tende a aumentar a correlação com o ruído.

O classificador SDT apresenta bom desempenho para baixos níveis de ruído (60 dB) com uma taxa de acertos satisfatória. Entretanto, sua eficiência diminui à medida que os níveis de ruído aumentam e a função base apresenta maior similaridade com os sinais oscilatórios, ou seja, com o aumento da família da função base. Durante os testes, pouquíssimos erros de classificação foram obtidos para as classes 1 e 5, independentemente dos níveis de ruído e da função base utilizada.

A separação de distúrbios elétricos e a subsequente adequada classificação dos distúrbios mostra possível, portanto, bastando para isso adequar a função base utilizada e o vetor de características construído. Em relação à construção desse vetor, não existe nenhuma regra quanto à sua construção. Muitas tentativas foram realizadas, com diferentes tipos de construções, e poucas retornaram uma separação adequada de sinais que apresentam características semelhantes.

Além da classificação de distúrbios, pode-se vislumbrar a classificação de um distúrbio quanto à sua causa de origem. Um exemplo disso é o sinal de afundamento de tensão apresentado nesse trabalho. Como esse distúrbio é proveniente da energização de um transformador, as componentes harmônicas presentes no sinal conferem energia suficiente em média frequência para distingui-lo do sinal de interrupção. O mesmo não ocorre para outros sinais de afundamento com outras causas.

Por fim, os classificadores separadamente apresentaram bom desempenho, cada qual sob certas circunstâncias de ruídos ou de função base. Uma implementação dos dois tipos de classificadores de forma conjunta pode ser tentada para melhorar a eficiência de classificação dos distúrbios para os casos em que um ou outro falhem individualmente.

6 Conclusões

O estudo desenvolvido propôs um método em que uma única função *wavelet* seja responsável por fazer a detecção do sinal em uma primeira decomposição e a partir da detecção deste realizar a classificação do tipo de distúrbios ocorrido na rede (monofásica). Dois classificadores foram comparados na tarefa de classificar o sinal. Cada um deles possui suas vantagens e desvantagens que foram expostas no processo.

O classificador SDT apresenta desempenho ligeiramente superior ao SVM. Como a diferença entre ambos não é muito grande, a escolha do tipo de classificador a ser utilizado dependerá das necessidades do projetista. O SDT, por ser mais adaptável, oferece mais flexibilidade, entretanto, pequenas mudanças no conjunto de dados treinados podem acarretar grandes diferenças no modelo de classificador treinado.

O trabalho mostra, ainda, ser possível a implementação de dispositivos que se disponham a detectar e classificar distúrbios em sistemas elétricos monofásicos (podendo ainda serem expandidos a trifásicos) e eventos de natureza atmosférica, vindo a ser aplicado na detecção desses fenômenos em instrumentos com essa finalidade.

Perspectivas e Proposta

Para a continuidade do trabalho, algumas opções são levantadas:

- Construir um protótipo físico, um gerador de distúrbios, que seja capaz de simular de forma realista os sinais necessários para análises monofásicas;
- Propor uma integração dos classificadores utilizados, de forma a aproveitar as melhores características de ambos no mesmo processo;
- Construir um protótipo físico de um detector, a baixo custo, monofásico, que seja capaz de classificar os distúrbios mais frequentes na redes monofásicas residenciais e industriais.
- Aplicar os conceitos vistos na detecção de distúrbios aos sinais de natureza atmosférica, visto que estes apresentam taxas de oscilação bem características em alta frequência, o que facilita sua identificação pelo método proposto.
- Implementar outros vetores de características, que levem em consideração parâmetros bem definidos dos tipos de sinais a serem analisados, aumentando-se a dimensão de análise dos dados.

*Em todo momento,
A vida pode ser decomposta em duas partes:
antes de agora e a partir de agora.*

Referências

- ANEEL. *Procedimentos de distribuição de energia elétrica no sistema elétrico nacional, módulo 8 - qualidade da energia elétrica*. [S.l.]: ANEEL, 2016. 31
- ANEEL. *Capacidade de Geração do Brasil*. Aneel, 2017. Disponível em: <<http://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv23907.pdf>>. 14
- BOLLEN, M. J. *Signal processing of power quality disturbances*. [S.l.]: John Wiley and Sons, 2006. 15, 22, 28, 29, 36
- BURRUS, C. S.; GOPINATH, R. A.; GUO, H. *Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms - A Primer*. [S.l.]: Prentice-Hal, 1998. 17, 23, 24, 26, 27
- CANDIDO, M.; ZANETTA, L. A Wavelet-Based Algorithm for Power Quality detection in Electric Arc Furnace. *Transmission and Distribution Conference and Exposition.*, p. 6, 2008. 37
- CHATTOPADHYAY, S. *Electric Power Quality*. [S.l.]: Springer, 2011. 29
- DAUBECHIES, I. *Ten Lectures on Wavelets*. [S.l.]: SIAM, 1992. 22, 23
- DUGAN, R. *Electrical power systems quality*. [S.l.]: McGraw–Hill, 2002. 28, 29, 35, 36
- EPE, E. P. E. *Anuário Estatístico de Energia Elétrica 2016 — ano base 2015*. EPE, 2016. Disponível em: <<http://www.epe.gov.br/AnuarioEstatisticodeEnergiaEletrica/Anu%C3%A1rio%20Estat%C3%ADstico%20de%20Energia%20El%C3%A9trica%202016.pdf>>. 14
- EPRI, E. P. R. I. *National Database Repository of Power System Events*. EPRI, 2017. Disponível em: <http://pqmon.epri.com/disturbance_library/>. 37
- GAOUDA, A.; SALAINA, M. Power Quality Detection and Classification Using Wavelet-Multiresolution Signal Decomposition. *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 14, n. 4, p. 1469–1475, 1999. 37
- HE, Z. *Wavelet Analysis and Transient Signal Processing Applications for Power Systems*. [S.l.]: Wiley, 2016. 27, 44
- IEEE, I. *Recommended Practice for Power Quality Monitoring*. [S.l.]: Ieee, 2001. 35, 40, 42
- KAGAN, N.; ROBBA, E. J.; SCHMIDT, H. P. *Estimação de Indicadores de Qualidade de energia*. [S.l.]: Edgard Blucher, 2009. 14, 15, 22, 28, 32, 33, 34
- KDNUGGETS, N. *Top 10 Data Mining Algorithms, Explained*. KDnuggets, 2015. Disponível em: <<http://www.kdnuggets.com/2015/05/top-10-data-mining-algorithms-explained.html>>. 46
- KUNCHEVA, L. *Combining Pattern Classifiers*. [S.l.]: Wiley, 2014. 45, 46
- MERTINS, A. *Signal Analysis: Wavelets, Filter Banks, Time-Frequency Transforms and Applications*. [S.l.]: John Wiley and Sons, 1999. 22

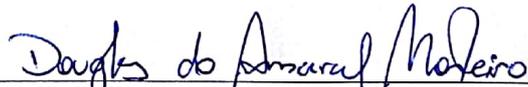
- OPPENHEIM, A.; SCHAFFER, R. *Discrete-Time Signal Processing*. [S.l.]: Pearson Education, 2011. 17, 18, 21, 37
- PROAKIS, J.; INGLE, V. *Digital Signal Processing Using Matlab*. [S.l.]: Cengage Learning, 2012. 37
- RIBEIRO, M. et al. Emerging Signal Processing Techniques for Power Quality Applications. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*., 2007. 37
- SANTOSO, S.; POWERS, E.; GRADY, W. Electric Power Quality Disturbance Detection Using Wavelet Transform Analysis. *IEEE-SP International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis*., Vol. 4, n. 1, p. 166–169, 1994. 37
- SHENG, Y. *The Transforms and Applications Handbook: Second Edition*. [S.l.]: CRC Press LLC, 2000. 23
- STRANG, G. *Wavelets and Filter banks*. [S.l.]: Wellesley-Cambridge Press, 1996. 25
- THEODORIDIS, S.; KOUTROUMBAS, K. *Pattern Recognition*. [S.l.]: Elsevier, 2009. 46
- UPENDAR, J.; SING, G. Discrete Wavelet Transform and Probabilistic Neural Network based Algorithm for Classification of Fault on Transmission Systems. *Annual IEEE India Conference*., p. 6, 2008. 37
- VAPNIK, V. N. An overview of statistical learning theory. *IEEE Transactions on Neural Networks*., Vol. 10, n. 5, p. 988–999, 1999. 45
- VEGA, V.; DUARTE, C.; ORDONEZ, G. Automatic power quality disturbances detection and classification based on Discrete Wavelet Transform and Support Vector Machines. *International Conference and Exhibition on Electricity Distribution*, p. 21–24, 2007. 37
- VEGA, V. et al. Selecting the Best Wavelet Function for Power Quality Disturbances Identification Patterns. *International Conference on Harmonics and Quality of Power*., p. 6, 2008. 37
- WALKER, J. S. *Fast Fourier Transforms*. [S.l.]: CRC press, 1996. v. 24. 17, 22
- WEEKS, M. *Digital Signal Processing Using MATLAB and Wavelets*. [S.l.]: Jones and Bartlett Learning, 2010. 19, 20, 23, 44



TERMO DE RESPONSABILIDADE

O texto do trabalho de conclusão de curso intitulado "Detecção e Caracterização de Distúrbios em Redes Elétricas" é de minha inteira responsabilidade. Declaro que não há utilização indevida de texto, material fotográfico ou qualquer outro material pertencente a terceiros sem a devida citação ou consentimento dos referidos autores.

João Monlevade, 14 de agosto de 2018.



Douglas do Amaral Monteiro



DECLARAÇÃO DE CONFERÊNCIA DA VERSÃO FINAL

Declaro que conferi a versão final a ser entregue pelo aluno Douglas do Amaral Monteiro, autor do trabalho de conclusão de curso intitulado Detecção e Caracterização de Distúrbios em Redes Elétricas quanto à conformidade nos seguintes itens:

1. A monografia corresponde a versão final, estando de acordo com as sugestões e correções sugeridas pela banca e seguindo as normas ABNT;
2. A versão final da monografia inclui a ata de defesa (ANEXO IV – apenas verso), a ficha catalográfica e o termo de responsabilidade (ANEXO X) devidamente assinados.

João Monlevade, 14 de agosto de 2018.


Prof. Dr. Márcio Feliciano Braga