

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ  
ENGENHARIA ELÉTRICA

VITOR BASSO

**LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM LINHAS DE TRANSMISSÃO HVDC UTILIZANDO  
A TRANSFORMADA WAVELET E REDES NEURAIAS**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

CORNÉLIO PROCÓPIO  
2020

VITOR BASSO

**LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM LINHAS DE TRANSMISSÃO HVDC UTILIZANDO  
A TRANSFORMADA WAVELET E REDES NEURAIIS**

Trabalho de Conclusão de Curso de graduação, apresentado à disciplina Trabalho de Conclusão de Curso 2, do curso de Engenharia Elétrica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR, como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel.

Orientador: Prof. Dr. Murilo da Silva

CORNÉLIO PROCÓPIO  
2020



**Universidade Tecnológica Federal do Paraná**  
**Campus Cornélio Procópio**  
**Departamento Acadêmico de Elétrica**  
**Curso de Engenharia Elétrica**



## **FOLHA DE APROVAÇÃO**

**Vitor Basso**

### **Localização de faltas em linhas transmissão HVDC utilizando a transformada wavelet e redes neurais**

Trabalho de conclusão de curso apresentado às 16:30hs do dia 04/06/2020 como requisito parcial para a obtenção do título de Engenheiro Eletricista no programa de Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná. O candidato foi arguido pela Banca Avaliadora composta pelos professores abaixo assinados. Após deliberação, a Banca Avaliadora considerou o trabalho aprovado.

---

Prof(a). Dr(a). Murilo da Silva - Presidente (Orientador)

---

Prof(a). Dr(a). Silvio Aparecido de Souza - (Membro)

---

Prof(a). Dr(a). Edson Aparecido Rozas Theodoro - (Membro)

## **AGRADECIMENTOS**

Primeiramente, agradeço à Deus por me abençoar e me proteger em todos os momentos da minha vida.

Agradeço a mulher mais importante da minha vida, minha mãe Helena Cristina, por todo o amor, por sempre acreditar em mim e nunca deixar de me incentivar.

Também agradeço ao meu orientador, Prof. Dr. Murilo da Silva, por todos os ensinamentos e por sempre estar disposto a me auxiliar, sendo suas contribuições de fundamental importância para este trabalho, minha formação e minha trajetória profissional.

Agradeço aos meus amigos da UTFPR que sempre estiveram presentes na minha carreira acadêmica, por todo apoio, conselhos e momentos de descontração. Ao meu amigo Guilherme Casanova, que pude compartilhar moradia e motivações do início ao fim do curso.

Agradeço a minha madrinha Heloisa e meus padrinhos Luís Fernando e Sergio Augusto, por serem minha segunda família e me guiarem na minha vida tanto acadêmica e profissional quanto pessoal. Também agradeço ao Grupo Jeito Quelemo, por serem um diferencial na minha vida, sendo que com os quais, compartilhei momentos de felicidade máxima.

Enfim, agradeço a todos que, de alguma forma, contribuíram para a realização deste trabalho.

## RESUMO

BASSO, V. **Localização de Falhas em Linhas de Transmissão HVDC Utilizando a Transformada Wavelet e Redes Neurais**. 2020. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Engenharia Elétrica. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Cornélio Procópio, 2020.

O desenvolvimento e crescimento dos Sistemas Elétricos de Potência (SEP), em particular o sistema de Alta Tensão em Corrente Contínua ou *High Voltage Direct Current* (HVDC), têm gerado um crescente interesse de empresas, fabricantes e pesquisadores em relação à aplicação e desenvolvimento de novas ferramentas, com a finalidade de manter a qualidade, segurança e confiabilidade no planejamento, operação e proteção destes sistemas. Neste contexto, destaca-se a importância da proteção e, sobretudo, a localização do ponto de ocorrência de uma falta nas linhas de transmissão dos sistemas HVDC, devido sua grande extensão e ao ambiente que estão expostas. Sendo assim, a localização imediata do ponto de falta é de fundamental importância, pois permite que seja despendido um menor tempo nos serviços de manutenção e reparo da linha, o que gera uma maior disponibilidade e um fornecimento contínuo, garantindo uma operação econômica e confiável do sistema. Diante o problema exposto, este trabalho tem por objetivo apresentar um estudo para localização de faltas em linhas de transmissão HVDC, utilizando dados de tensão e corrente registrados em um único terminal do sistema. Este tem por fundamento a aplicação da Transformada Wavelet Packet (TWP) para a extração das energias de determinados coeficientes, que servirão de entrada para a Rede Neural Artificial (RNA) via rede Perceptron Multicamadas (PMC), a fim de estimar a distância da ocorrência de falta na linha de transmissão.

**Palavras-chave:** High Voltage Direct Current, Linhas de transmissão, Localização de faltas, Redes Neurais Artificiais, Transformada Wavelet Packet.

## ABSTRACT

**BASSO, V. Fault Location in HVDC Transmission Lines Using Wavelet Transform and Neural Networks.** 2020. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Engenharia Elétrica. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Cornélio Procópio, 2020.

The development and growth of Electric Power Systems (EPS), in particular the High Voltage Direct Current (HVDC), has increased interest from companies, manufacturers and researchers regarding the application and development of new tools in order to maintain the quality, safety and reliability in the planning, operation and protection of these systems. In this context, we highlight the importance of protection and, especially, the point location of occurrence of a fault in the transmission lines of HVDC systems, due to its great extent and the environment that are exposed. Therefore, the immediate location of a fault point is extremely important, because it allows shorter time on line maintenance and repair, which increase the availability and continuous supply, ensuring economical and reliable operation of the system. Regarding this trouble, this paper aims to present a study for fault location in HVDC transmission lines, using voltage and current data recorded in a single system terminal. This is based on the application of the Wavelet Packet Transform (WPT) for the extraction of the energies of certain coefficients, which will be used as input to the Artificial Neural Network (ANN) via Multilayer Perceptron Network (MPN), in order to estimate the distance of occurrence transmission line fault.

**Key words:** High Voltage Direct Current, Transmission Lines, Fault Location, Artificial Neural Network, Wavelet Packet Transform.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Comparação de custos entre os sistemas CA e CC	7
Figura 2 - Esquemático de um sistema HVDC	11
Figura 3 - Conversor CSC	12
Figura 4 - Conversor VSC	13
Figura 5 - Conexão Monopolar	13
Figura 6 - Conexão Bipolar	14
Figura 7 - Modos de Operação do sistema HVDC	15
Figura 8 - Comparação gráfica entre TFJ e TW	19
Figura 9 - Processo da ARM	20
Figura 10 - Decomposição da TWP em árvore binária	21
Figura 11 - Neurônio biológico	23
Figura 12 - Neurônio artificial	23
Figura 13 - Rede Perceptron Multicamadas	25
Figura 14 - Fluxograma da metodologia	27
Figura 15 - Modelo elétrico original	28
Figura 16 - Modelo elétrico adaptado	29
Figura 17 - Sinal de tensão (RMS) - falta a 100 km do terminal retificador	30
Figura 18 - Sinal de corrente (RMS) - falta a 100 km do terminal retificador	30
Figura 19 - Árvore de decomposição e coeficiente de detalhe (ddd3)	31
Figura 20 - Representação da rede PMC para a Condição 1	34
Figura 21 - Representação da rede PMC para a Condição 2	35
Figura 22 - Representação da rede PMC para a Condição 3	36
Figura 23 - Representação do banco de dados para o treinamento e validação das RNAs	37
Figura 24 - Erro relativo percentual obtido pela topologia [7-3-1] – Condição 1	41
Figura 25 - Erro relativo percentual obtido pela topologia [5-2-1] – Condição 1	41
Figura 26 - Erro relativo percentual obtido pela topologia [5-3-1] – Condição 1	42
Figura 27 - Erro relativo percentual obtido pela topologia [6-1] – Condição 2	43
Figura 28 - Erro relativo percentual obtido pela topologia [12-1] – Condição 2	43
Figura 29 - Erro relativo percentual obtido pela topologia [8-1] – Condição 2	44
Figura 30 - Erro relativo percentual obtido pela topologia [5-3-1] – Condição 3	45
Figura 31 - Erro relativo percentual obtido pela topologia [5-3-1] – Condição 3	45
Figura 32 - Erro relativo percentual obtido pela topologia [5-3-1] – Condição 3	46

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Projeção do consumo de energia elétrica e do PIB	5
Tabela 2 - Porcentagem de curto-circuito no Sistema Elétrico	8
Tabela 3 - HVDC no Brasil	16
Tabela 4 - Características da RNA aplicada	38
Tabela 5 - Topologias com melhor desempenho para Condição 1	42
Tabela 6 - Topologias com melhor desempenho para Condição 2	44
Tabela 7 - Topologias com melhor desempenho para Condição 3	46



## LISTA DE SIGLAS

EPE	Empresa de Pesquisa Energética
SEP	Sistema Elétrico de Potência
LT	Linha de transmissão
CA	Corrente Alternada
CC	Corrente Contínua
HVDC	High Voltage Direct Current
CSC	Current Source Converters
VSC	Voltage Source Converters
IGBT	Insulated Gate Bipolar Transistor
PWM	Pulse Width Modulation
UHE	Usina Hidrelétrica
TWP	Transformada Wavelet Packet
RNA	Redes Neurais Artificiais
PMC	Perceptron Multicamadas
ATP	Alternative Transients Program
TW	Transformada Wavelet
TF	Transformada de Fourier
TFJ	Transformada de Fourier Janelada
TWD	Transformada Wavelet Discreta
TWC	Transformada Wavelet Contínua
ARM	Análise de Resoluções Múltiplas

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	<b>5</b>
1.1 Objetivos .....	8
1.2 Objetivos Específicos .....	9
<b>2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b> .....	<b>10</b>
<b>2.1 Sistema HVDC</b> .....	<b>10</b>
2.1.1 Principais componentes .....	10
2.1.1.1 Conversores .....	11
2.1.2 Conexões e Modos de Operação .....	13
2.1.3 HVDC no Brasil .....	15
<b>2.2 Localização de faltas</b> .....	<b>17</b>
<b>2.3 Transformada <i>Wavelet</i></b> .....	<b>18</b>
2.3.1 Transformada <i>Wavelet Packet</i> .....	21
<b>2.4 Redes Neurais Artificiais</b> .....	<b>21</b>
2.4.1 Neurônio biológico.....	22
2.4.2 Neurônio artificial.....	23
2.4.3 Rede <i>Perceptron</i> Multicamadas .....	24
<b>3 METODOLOGIA</b> .....	<b>26</b>
<b>3.1 Simulação das faltas e Coleta dos dados faltosos</b> .....	<b>27</b>
<b>3.2 Decomposição dos sinais</b> .....	<b>31</b>
<b>3.3 Extração da energia</b> .....	<b>32</b>
<b>3.4 Aplicação da rede PMC</b> .....	<b>32</b>
3.4.1 Normalização dos dados de entrada e saída .....	37
3.4.2 Condições iniciais da rede.....	37
3.4.2 Definição da topologia .....	38
<b>4 RESULTADOS</b> .....	<b>40</b>
4.1 Resultados - Condição 1.....	40
4.2 Resultados - Condição 2.....	42
4.3 Resultados - Condição 3.....	45
<b>5 CONCLUSÃO</b> .....	<b>47</b>
<b>6 TRABALHOS FUTUROS</b> .....	<b>48</b>
<b>7 PUBLICAÇÕES</b> .....	<b>49</b>
<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>50</b>



## 1 INTRODUÇÃO

A energia elétrica é um recurso indispensável para a sociedade moderna, de modo que gere conforto e satisfação à população. Com isso, o seu fornecimento contínuo, atrelado à um alto grau de confiabilidade e qualidade, impacta diretamente no desenvolvimento econômico e social de um país. O aumento populacional em conjunto com o crescimento econômico e industrial (evolução de aparelhos elétricos e processos de automação), impulsiona o aumento na demanda por energia elétrica. A Tabela 1 ilustra este aumento e a variação do crescimento ao ano, a partir da projeção do consumo de energia elétrica em relação ao PIB entre 2016 e 2026, segundo Empresa de Pesquisa Energética (EPE, 2017).

**Tabela 1: Projeção do consumo de energia elétrica e do PIB.**

<b>Ano</b>	<b>Consumo (TWh)</b>	<b>PIB (10<sup>9</sup> R\$ 2010)</b>
<b>2016</b>	517	3.723
<b>2021</b>	613	4.106
<b>2026</b>	744	4.746
<b>Período</b>	<b>Consumo (Δ% a.a.)</b>	<b>PIB (Δ% a.a.)</b>
<b>2016-2021</b>	3,5	2,0
<b>2021-2026</b>	3,9	2,9
<b>2016-2026</b>	3,7	2,5

Fonte: EPE (2017).

Dado a importância e o aumento da demanda de energia elétrica a partir desta projeção, ocorre a necessidade de ampliar o Sistema Elétrico de Potência (SEP), que se define por todos os equipamentos e instalações destinadas a Geração, Transmissão e Distribuição de energia elétrica. O aumento da sua complexidade de operação e o ambiente regulatório do setor de energia exige uma melhoria contínua dos processos e aplicação de novas tecnologias a fim de garantir uma operação confiável do sistema elétrico como um todo.

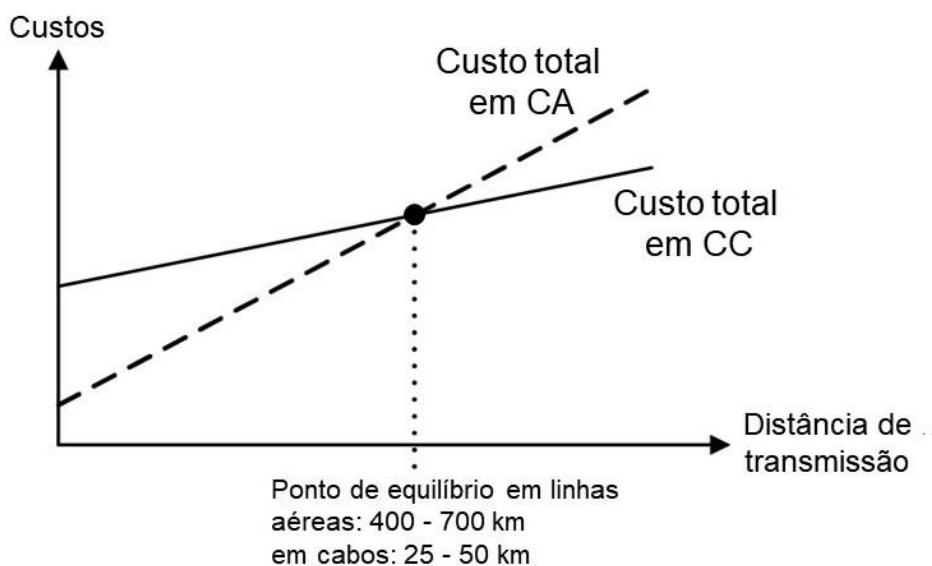
Desde que ocorreu a introdução da energia elétrica no mundo, utilizou-se muito das linhas de transmissão (LT) de corrente alternada (CA) para o transporte de energia dos centros de geração até o consumidor final, devido algumas limitações da energia em corrente contínua (CC). A maior parte da geração de energia é realizada

em CA, portanto a inserção de uma planta de transmissão CC requer que a energia gerada em CA seja convertida em CC e, após a transmissão, reconvertida em CA para sua distribuição. Logo, esta aplicação dependia do desenvolvimento de conversores comutadores de alta tensão e potência, o que ocasionava na inviabilidade da transmissão de energia em CC (KIMBARK, 1971).

No entanto, com a evolução dos equipamentos e o desenvolvimento destes conversores e válvulas de alta tensão, foi possível a transmissão de energia CC em altas tensões e em longas distâncias, dando origem aos sistemas de Alta Tensão em Corrente Contínua ou *High Voltage Direct Current* (HVDC). A partir da década de 50, os sistemas HVDC passaram a ser implantados pelo mundo com a inserção da primeira linha de transmissão HVDC em Gotland 1, Suécia (RUDERVALL et al., 2000). Um dos fatores que auxiliaram para o aumento da aplicação da tecnologia HVDC no mundo foi o desenvolvimento de equipamentos tiristores, que resultou na melhoria da confiabilidade, custo e diminuição do seu tamanho (KUNDUR, 1994).

Os sistemas HVDC tornaram-se cada vez mais desejáveis por possuírem benefícios técnicos e ambientais, contudo, deve-se levar em consideração algumas condições. Em sistemas HVDC, os custos relativos à torres e linhas são baixos, por serem utilizados em menor quantidade, porém, o custo inicial do sistema é elevado, devido aos conversores. Já em CA, os custos de implantação se concentram basicamente em torres, linhas de transmissão, estações transformadoras e, em casos de longa distância, compensadores (SILVA, 2017). Portanto, Segundo Kimbark (1971) E Sood (2004), para transmissões de longas distâncias a implantação do sistema HVDC é mais lucrativa, pois economiza-se no custo das linhas de transmissão e perdas energéticas, cobrindo os custos iniciais de implantação e das estações conversoras. A Figura 1 ilustra a relação de custos entre os dois sistemas, observando que a partir de certa distância os custos do sistema CC são mais baixos em relação ao sistema CA.

**Figura 1 - Comparação de custos entre os sistemas CA e CC.**



**Fonte: Adaptado de Setreus, Bertling (2009).**

No entanto, o fornecimento de energia elétrica dos sistemas CA ou CC podem ser prejudicados por interrupções, provocadas por diversos tipos de fenômenos eletromagnéticos. Tais interrupções são chamadas de curto-circuito ou falta, que, por definição, é qualquer falha ou mau funcionamento, que resulta na alteração das condições normais de funcionamento de um elemento do sistema, interferindo o fluxo normal de corrente (STEVENSON, 1978). Uma falta pode ocorrer devido a problemas de isolamento (envelhecimento do material), problemas mecânicos (ventos, árvores), problemas elétricos (descargas atmosféricas), problemas de manutenção (substituição inadequada de equipamentos) ou problemas de outras naturezas (vandalismo) (KINDERMANN, 1997).

Segundo Gautier (1996), as faltas podem ocorrer nos diversos componentes do SEP, porém o setor mais vulnerável e susceptível é a linha de transmissão, isto devido as suas dimensões físicas (grandes distâncias) e o ambiente geográfico que se localizam (montanhas, florestas e até travessia de rios). Portanto, é o setor mais exposto do sistema e, conseqüentemente, o setor mais difícil de se monitorar e realizar a manutenção. Observa-se na Tabela 2 a contribuição de cada setor do SEP em relação as faltas, enfatizando a maioria da ocorrência de faltas nas LTs.

Tabela 2: Porcentagem de curto-circuito no Sistema Elétrico.

Setor do SEP	Curto-Circuito
Geração	6%
Subestação	5%
Linha de transmissão	89%

Fonte: Adaptado de Kindermann (1997).

Neste contexto, destaca-se a importância da proteção nas LTs e da localização do ponto de ocorrência de uma falta na mesma, devido à grande extensão das LTs destes sistemas. Tal localização tem por finalidade reduzir o tempo de interrupção da linha afetada pela falta, garantindo uma operação econômica e confiável do SEP.

Com o desenvolvimento e crescimento dos SEPs, em particular o HVDC, justifica-se o crescente interesse de empresas, fabricantes e pesquisadores na aplicação e desenvolvimento de novas ferramentas e dispositivos a fim de solucionar estes problemas complexos que surgem no planejamento, operação e sobretudo, na proteção dos sistemas. Com isso, a necessidade da busca por ferramentas inteligentes e matemáticas para a resolução destes problemas é crescente (COURY et al., 2007).

Dado o exposto, neste trabalho será realizado um estudo que aborda o problema de localização de faltas em linhas de transmissão HVDC, utilizando dados registrados em apenas um dos terminais da linha de transmissão e, a aplicação das ferramentas Transformada *Wavelet Packet* (TWP) e Redes Neurais Artificiais (RNA) via *Perceptron* Multicamadas (PMC) para a estimação da localização da falta.

## 1.1 Objetivos

Estimar a localização da ocorrência de falta em um sistema de transmissão HVDC utilizando Transformada *Wavelet Packet* e Redes Neurais Artificiais via *Perceptron* Multicamadas.

## 1.2 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos a serem alcançados ao longo do estudo são os seguintes:

- Analisar o comportamento da RNA com base nas diferentes entradas inseridas na rede;
- Comparar os resultados das diferentes topologias e concluir o estudo do método de estimação da localização de falta.



## **2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

Neste capítulo será apresentado todo o fundamento teórico necessário para o desenvolvimento e análise do estudo abordado.

### **2.1 Sistema HVDC**

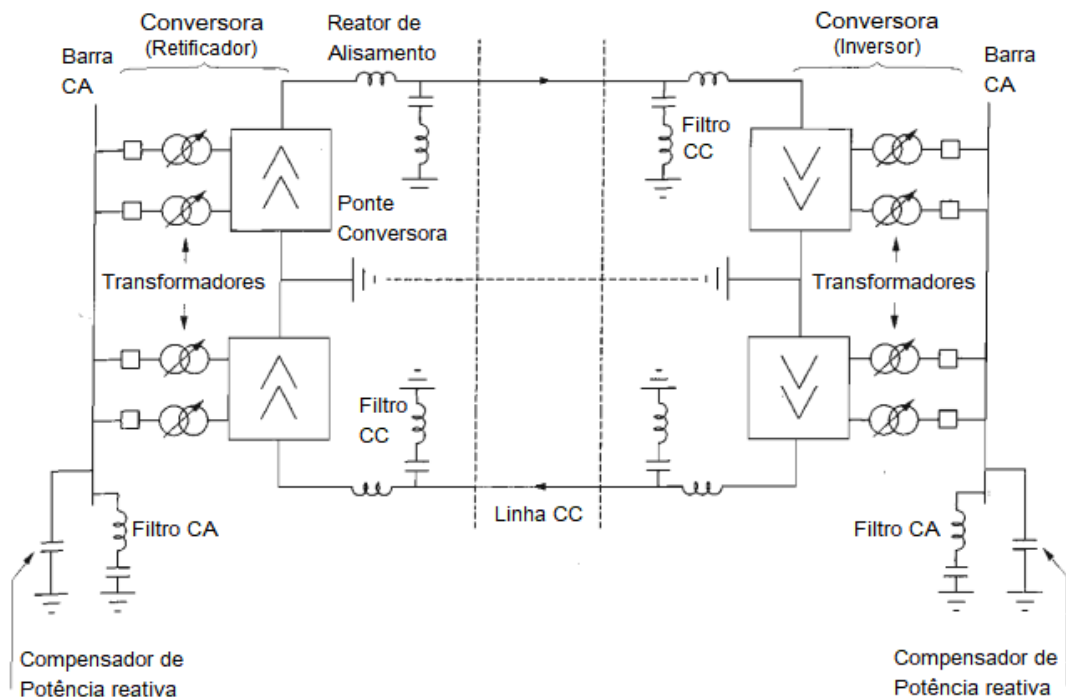
O aumento da demanda de energia elétrica pelos grandes centros consumidores associado à dificuldade da instalação de fontes energéticas próximas a estes centros, resulta na necessidade da ampliação do sistema de transmissão em longas distâncias. Com isso, o desafio de pesquisadores e engenheiros é a busca de novas tecnologias de transmissão que garantam uma redução nos custos e nas perdas elétricas durante a transmissão. Dentre as novas tecnologias e propostas, o sistema de transmissão HVDC apresenta-se como uma alternativa atrativa em relação ao sistema de transmissão convencional em corrente alternada (JUNIOR et al., 2014).

Neste capítulo serão apresentados os principais equipamentos e conceitos, configurações do sistema HVDC e plantas HVDC instaladas no Brasil.

#### **2.1.1 Principais componentes**

Os principais componentes que estão associados a um sistema HVDC podem ser observados na Figura 2 (KUNDUR, 1994).

**Figura 2 - Esquemático de um sistema HVDC.**



**Fonte: Adaptado de Kundur (1994).**

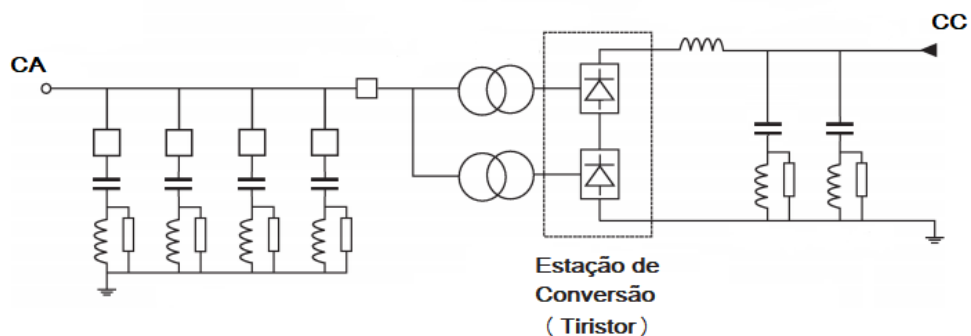
### 2.1.1.1 Conversores

Como já citado anteriormente, para se tenha a transmissão de energia elétrica CC é necessário que ocorra a transformação da energia gerada CA para CC e, após a transmissão, de CC para CA. Os conversores são os responsáveis por esta transformação, sendo estes localizados nas extremidades das linhas de transmissão. A estação de retificação é responsável pela conversão CA/CC e a estação de inversão é responsável pela conversão CC/CA. Existem basicamente duas tecnologias de conversão utilizadas nos sistemas de transmissão HVDC. Estes são os Conversores de Fonte de Corrente ou *Current Source Converters* (CSC) e os Conversores de Fonte de Tensão ou *Voltage Source Converters* (VSC) (BAHRMAN; JOHNSON, 2007).

Os sistemas de transmissão HVDC denominados convencionais ou clássicos, utilizam os conversores CSC, que são comutados pela linha a partir de válvulas tiristorizadas, ilustrado na Figura 3. Para a conversão, o bloco de construção básico utilizado é trifásico, sendo uma ponte de onda completa de seis pulsos, também chamada de ponte de *Graetz*. Em projetos mais recentes de sistemas HVDC, são utilizados conversores com pontes de 12 pulsos, com a função de reduzir componentes harmônicas específicas (VASCONCELOS, 2014).

Os conversores CSC dependem de uma fonte de tensão síncrona para operarem, sendo que esta fonte deve ser relativamente forte (alto nível de curto-circuito) para que atenda ao processo de comutação. A comutação é a transferência de corrente de uma fase para outra em uma sequência de disparo sincronizada das válvulas tiristores. A operação do conversor CSC deve ocorrer somente com a corrente atrasada em relação à tensão, sendo assim, ocorre um consumo de potência reativa no processo de conversão (VASCONCELOS, 2014). Em condições de regime permanente, a potência reativa consumida pela estação conversora é cerca de 50% da potência ativa transferida (KUNDUR, 1994). A potência reativa é fornecida através dos filtros CA e banco de capacitores *shunts* ou em série, que são associados junto à estação conversora, sendo que qualquer excedente ou déficit de potência reativa deve ser suprido pelo sistema CA.

**Figura 3 - Conversor CSC.**



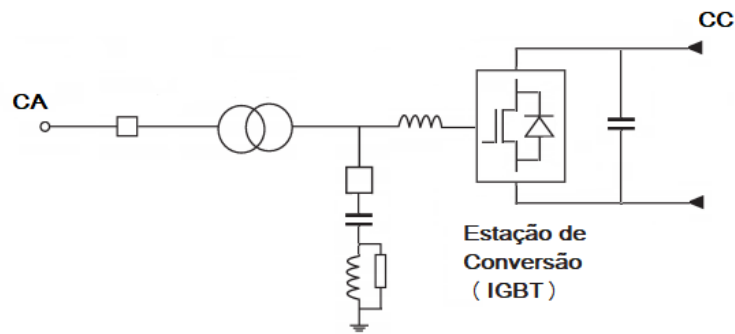
**Fonte: Adaptado de Bahrman, Johnson (2007).**

Com a evolução dos equipamentos e o surgimento de chaves auto-comutadas, passou-se a utilizar os conversores VSC como uma nova alternativa, ilustrado na Figura 4. A principal característica deste conversor é a utilização destas chaves semicondutoras controláveis, sendo normalmente utilizados os transistores *Insulated Gate Bipolar Transistor* (IGBT) e possuem o chaveamento baseado na modulação *Pulse Width Modulation* (PWM) (VASCONCELOS, 2014).

Os conversores VSC baseados em chaveamento PWM são caracterizados por uma tensão CC resultante bem definida, enquanto a corrente CA é controlada pelo processo de modulação. Devido a utilização das chaves IGBTs, que permitem a determinação dos instantes de disparo e de corte, existem algumas vantagens dos conversores VSC em relação aos CSC, tais como o controle independente de potência

ativa e reativa, não existindo a necessidade de compensadores reativos, e a não necessidade de transformadores conversores específicos, podendo ser utilizado os transformadores convencionais (VASCONCELOS, 2014).

**Figura 4 - Conversor VSC.**



Fonte: Adaptado de Bahrman, Johnson (2007).

### 2.1.2 Conexões e Modos de Operação

Os sistemas HVDC permitem o uso de diferentes topologias de conexões das linhas e diferentes modos de operação das estações, isto dependerá da demanda e especificidade do projeto. Desta forma, as conexões do sistema podem ser monopolares ou bipolares, e as estações conversoras podem ser conectadas nos modos Ponto a ponto, Multiterminal ou Back-to-Back (BAHRMAN; JOHNSON, 2007).

No que se refere à conexão, a configuração monopolar, ilustrada na Figura 5, consiste em duas estações conversoras conectadas a um único condutor com polaridade positiva ou negativa. Esta configuração é utilizada principalmente em linhas longas e em transmissões submarinas. O retorno de corrente ocorre por terra ou, em casos submarinos, via cabo metálico (BAHRMAN; JOHNSON, 2007).

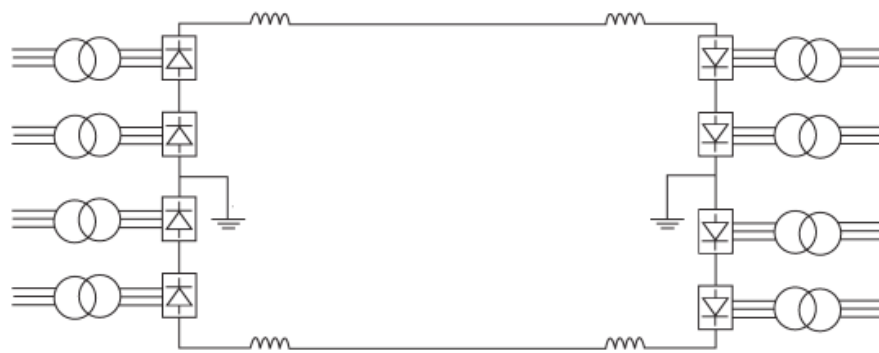
**Figura 5 - Conexão Monopolar.**



Fonte: Adaptado de Bahrman, Johnson (2007).

No caso da demanda do projeto HVDC superar a capacidade de transmissão de uma configuração monopolar, adota-se a configuração de conexão bipolar. Como pode ser visto na Figura 6, a conexão bipolar consiste em duas estações conversoras conectadas por dois condutores, podendo ser vista como duas conexões monopolares em paralelo, operando com um polo positivo e outro negativo. Em casos de contingência, na interrupção de um polo, a operação isolada de um dos condutores é possível, desde que o circuito possua aterramento direto ou por outro condutor (BAHRMAN; JOHNSON, 2007).

**Figura 6 - Conexão Bipolar.**



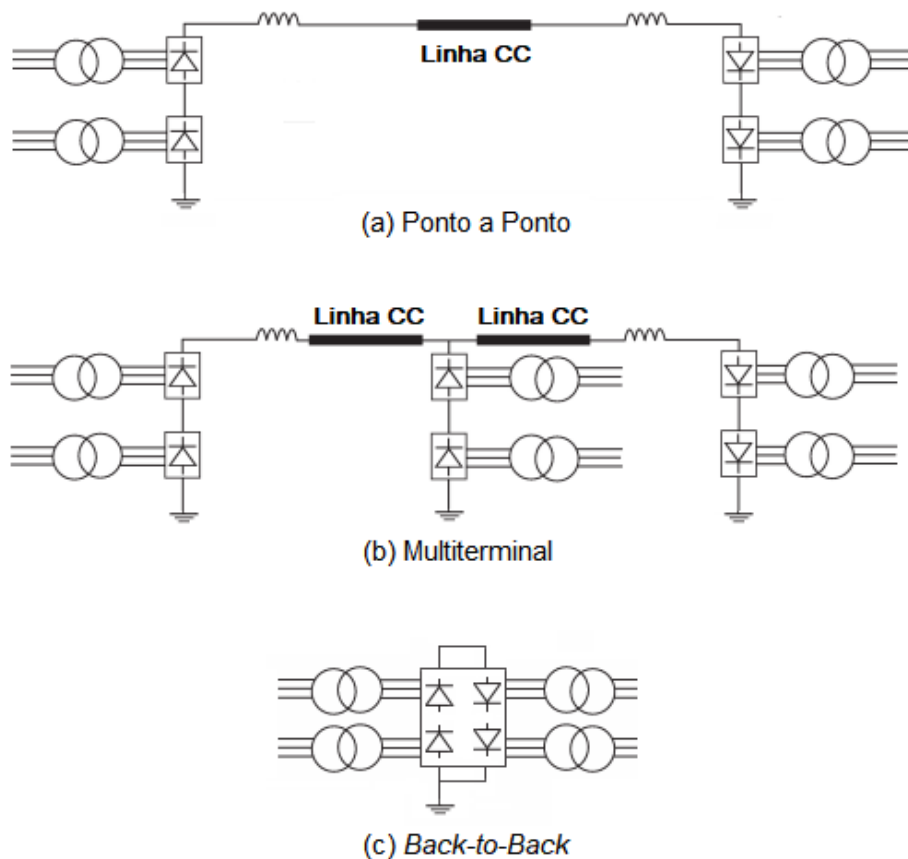
**Fonte: Adaptado de Bahrman, Johnson (2007).**

Em relação ao modo de operação, este geralmente é definido de acordo com a aplicação e finalidade do sistema HVDC. O modo de operação mais utilizado é o Ponto a ponto, ilustrado na Figura 7(a), onde as estações conversoras (retificação e inversão) são localizadas em pontos distintos, interligadas através de uma linha de transmissão CC.

Outra alternativa de operação utilizada é o modo Multiterminal, sendo este semelhante ao modo anterior, porém, possibilita a união de três ou mais estações de conversão, sendo estas conectadas em série, paralelo ou mista, como se observa na Figura 7(b).

Por fim, o modo de operação *Back-to-Back*, que diferentemente dos modos anteriores, não requer uma separação das estações conversoras por uma linha de transmissão. Portanto, esta conexão é definida pela junção local dos conversores (retificador e inversor), sendo estes localizados na mesma estação, conforme a Figura 7(c). Este é um modo de operação bastante implantado com a finalidade de interligar sistemas CA assíncronos (operação em frequências distintas) (RAMOS, 2015).

**Figura 7 - Modos de Operação do sistema HVDC.**



Fonte: Adaptado de Ramos (2015).

### 2.1.3 HVDC no Brasil

O desenvolvimento de aplicações e projetos de transmissão de energia elétrica HVDC em níveis de tensão a partir de  $\pm 600\text{kV}$  foi realizado no Brasil a partir de extensivos estudos de viabilidade e planejamento. Tais estudos foram motivados pela necessidade de escoamento da energia produzida pelas grandes usinas hidrelétrica (UHE) planejadas entre as décadas de 1970 e 1980 (Itaipu, Belo Monte, Tapajós, Tucuruí, Santo Antônio, Jirau, entre outras) situadas em locais distantes dos principais centros consumidores do País.

A primeira tecnologia em HVDC no Brasil foi o elo CC do sistema de transmissão da UHE Itaipu, que entrou em operação no ano de 1984. Este sistema foi projetado para transmitir 6300MW, sendo formado por dois bipolos de  $\pm 600\text{ kV}$ , e possui uma extensão de aproximadamente 810 km, conectando as estações de Foz do Iguaçu/PR (retificadora) e Ibíuna/SP (inversora).

No ano de 2000, entrou em operação o projeto Garabi, implementado na fronteira entre Brasil e Argentina, entre as subestações de Rincón Santa Maria (Argentina) e Itá (Brasil), sendo composto por dois conversores *Back-to-Back*. Este sistema tem por finalidade converter a energia argentina (com operação em 50 Hz), para ser consumida no sistema em 60 Hz. O sistema mantém o nível de tensão CC em 70 kV, visando a redução do nível de isolamento e a operação com uma instalação mais reduzida.

Após alguns anos, o Brasil voltou a investir em tecnologia de transmissão HVDC, com a construção do elo CC associado ao complexo hidroelétrico do rio Madeira, composto por dois bipolos de  $\pm 600$  kV (2x3150MW) e dois *Back-to-Back* (2x400MW). Este sistema foi projetado para transmitir 6300MW ao longo de uma extensão de 2375 km, conectando as estações de Porto Velho/RO (retificadora) e Araraquara/SP (inversora). (SOUZA, 2014).

Segundo Souza (2014), a Tabela 3 representa todos os elos CC do território nacional, incluindo os elos que fazem fronteira com outros países.

Tabela 3: HVDC no Brasil.

Elo	Potência Nominal (MW)	Tensão CC (kV)	Distância (km)
<b>Itaipu 1 e 2</b>	6300	$\pm 600$	800
<b>Acaray</b>	55	$\pm 25$	Back-to-back
<b>Uruguiana</b>	50	15	Back-to-back
<b>Garabi 1</b>	1100	$\pm 70$	Back-to-back
<b>Garabi 2</b>	2000	$\pm 70$	Back-to-back
<b>Rivera</b>	70	20	Back-to-back
<b>Madeira</b>	6300	$\pm 600$	2375
<b>Madeira (B2B)</b>	800	$\pm 200$	Back-to-back
<b>Melo</b>	500	525	Back-to-back
<b>Belo Monte 1</b>	4000	$\pm 800$	2100
<b>Belo Monte 2 (Previsão 2020/21)</b>	4000	$\pm 800$	2500

Fonte: Adaptado de Souza (2014).

## 2.2 Localização de faltas

A localização de faltas em linhas de transmissão é de suma importância para o SEP, pois permite que um menor tempo seja despendido nos serviços de manutenção e reparo da mesma, o que possibilita uma rápida restauração da operação após a ocorrência de uma falta e garante uma operação econômica e confiável do sistema (SILVA, 2003).

Os métodos de localização de falta em sistemas CA são classificados em duas categorias:

- Métodos baseados em componentes de frequência fundamental;
- Métodos baseados em componentes de altas frequências gerados por um transitório.

Estas metodologias podem ser classificadas de acordo com o modo de obtenção dos dados, sendo estes contendo dados de um único terminal ou dados de múltiplos terminais da LT.

Os métodos baseados em componentes de frequência fundamental são, geralmente, baseados na determinação da impedância aparente da LT vista do local de medição durante a ocorrência de falta. Esta impedância é obtida em função dos parâmetros da LT e dos fasores de frequência fundamental de corrente e tensão de um dos terminais da LT. Contudo, este método está sujeito a alguns erros decorrentes a corrente de carga, resistência e ângulo de incidência da falta, e tipo de falta. Tendo como solução de melhora a utilização de medições sincronizadas em seu terminal.

Os métodos baseados nas componentes de alta frequência, gerados por um transitório, estão fundamentados na teoria de ondas viajantes. Estes se utilizam da velocidade de propagação da onda na linha, obtida em função dos parâmetros da LT, e também da determinação do tempo de viagem da onda de corrente ou tensão do ponto de falta até o terminal de monitoramento. Todavia, o fator econômico pode ser um limitante na implementação deste método, pois existe a necessidade da utilização de altas taxas de frequência de amostragem. Para viabilizar a operação destas elevadas taxas de frequência, são utilizados equipamentos como conversores de alta velocidade e processadores de sinais digitais de alto desempenho. (SILVA, 2003).



Já em sistemas HVDC, os métodos utilizados podem ser baseados na teoria de ondas viajantes como nas referências (AL HASSAN et al., 2016), (YI-NING et al., 2011), (SHUKR et al., 2012) e (HE et al., 2014) ou em outras metodologias, sendo estas com a utilização de ferramentas matemáticas, como por exemplo, a Transformada *Wavelet* (TW), e também o uso de ferramentas inteligentes, como as Redes Neurais Artificiais e Lógica *Fuzzy*, tais utilizadas nas referências (RAY et al., 2015), (HOSSAM-ELDIN et al., 2016), (VASANTH et al., 2016). Encontram-se também na literatura, trabalhos que associam as duas ferramentas, RNA e TW, para a resolução do mesmo problema, como será utilizado neste presente trabalho.

### 2.3 Transformada *Wavelet*

O entendimento e a análise dos fenômenos transitórios são de grande importância para se ter uma operação normal dos sistemas. Portanto, existem alguns métodos que são utilizados a fim de se fazer a análise destes fenômenos, como por exemplo, o emprego da Transformada de *Fourier* (TF), Laplace ou Transformada Z, que tem por objetivo transformar os dados para o domínio da frequência. Estes métodos são considerados eficientes, contudo, dado aumento da complexidade dos sistemas de energia em conjunto com a importância de se ter uma rede mais confiável, sem comprometer a qualidade do fornecimento de energia, busca-se métodos e ferramentas alternativas que tenham a capacidade de suprir a implantação de novos equipamentos que atuem de forma eficiente à frente de problemas com fenômenos transitórios.

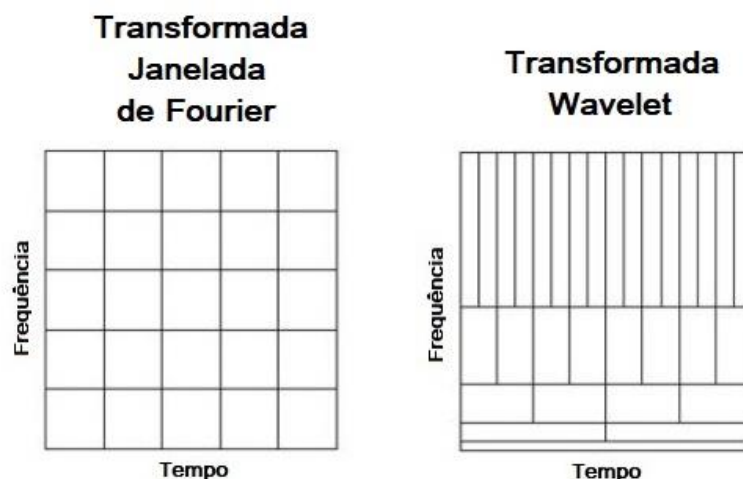
A série de *Fourier*, por exemplo, necessita que todas as funções envolvidas tenham periodicidade no tempo. A informação de frequência do sinal é calculada a partir da média sobre a duração total do sinal. Diante o exposto, se existe um sinal transitório local durante um pequeno intervalo de tempo, este contribuirá para a TF, porém a informação de localização no eixo do tempo será perdida, sendo assim, a TF não considera frequências que variam no tempo (sinais não estacionários ou transitórios). Com a finalidade de corrigir a limitação citada, a TF foi adaptada por Dennis Gabor, criando-se a Transformada de *Fourier* Janelada (TFJ), que tem por objetivo realizar o mapeamento do sinal nas dimensões de tempo e frequência. Contudo, esta transformação também é limitada, pois a janela criada para a obtenção da informação do tempo é fixa, logo, quando aplicada uma janela larga, tem-se uma

boa resolução em frequência, mas não se obtém uma boa resolução no tempo, e, quando aplicada uma janela estreita, tem-se uma boa resolução no tempo, mas não se têm uma boa resolução em frequência.

Em vista disso, precisou-se da implementação de outra ferramenta, esta chamada de Transformada *Wavelet*, que é capaz de corrigir todas estas limitações citadas, pelo fato de permitir a representação local de um sinal tanto no domínio do tempo como da frequência. Esta representa uma técnica de janelamento variável, o que permite analisar informações de baixas e altas frequências. A TW é uma ferramenta matemática muito bem aceita dado uma ampla faixa de sinais que não são periódicos e que pode conter componentes de impulso e senoidais, características específicas dos transitórios nos SEPs (COURY et al., 2007).

Na Figura 8 pode-se observar a comparação das transformadas citadas.

**Figura 8 - Comparação gráfica entre TFJ e TW.**



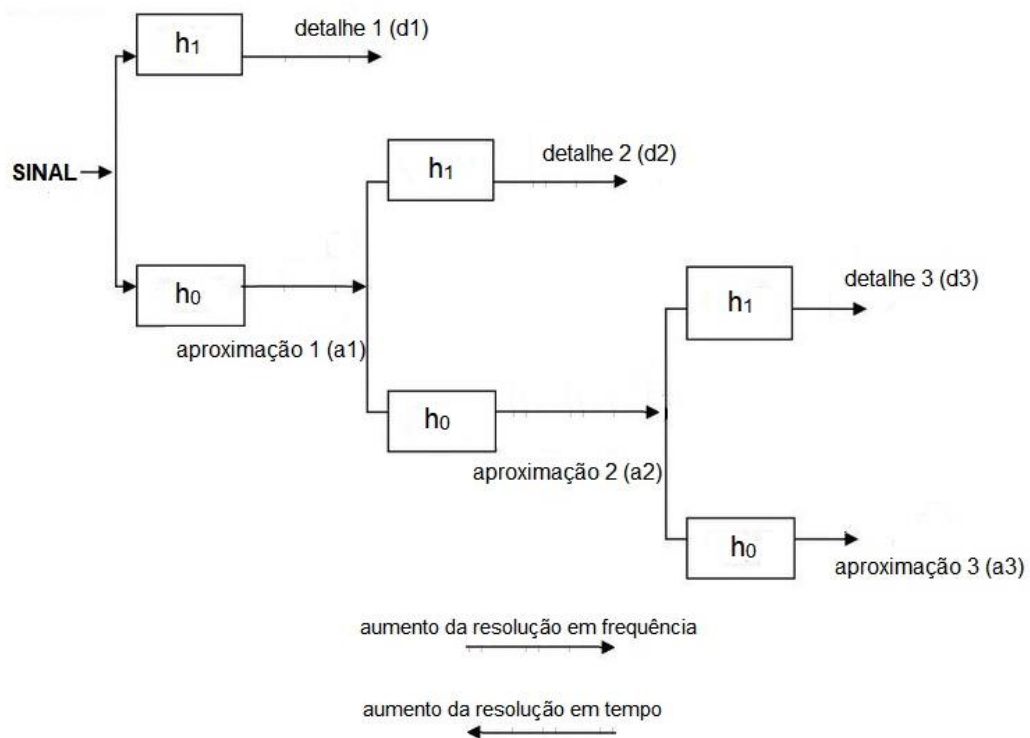
**Fonte: Adaptado de Johansson (2005).**

Deve-se distinguir duas diferentes versões da TW, a Transformada *Wavelet* Contínua (TWC) e a Transformada *Wavelet* Discreta (TWD). A TWC realiza o mapeamento de uma função variável contínua em uma função de duas variáveis contínuas. Já a TWD (versão digitalmente implementável da TWC), decompõe um sinal discretizado em diferentes níveis de resolução (SILVA, 2003). Dado a implementação computacional do método proposto, será exposto apenas a TWD.

Segundo Silva et al. (2006), uma das alternativas de implementação da TWD se dá pelo sucessivo agrupamento de pares de filtros passa alta e passa baixa,

em cada etapa de escala da TW. Este processo de filtragem é representado pela técnica de Análise de Resoluções Múltiplas (ARM), que permite a decomposição do sinal em outros dois sinais, sendo um filtro passa baixa e outro passa alta, e a contínua divisão do sinal a cada nível. Desta forma, são obtidas versões do sinal original, a “aproximação”, que condiz as baixas frequências do sinal, e o “detalhe”, que são as altas frequências. Pode-se, então, tratar individualmente cada sub-banda, que fornecem informações diretas do sinal original. A Figura 9 ilustra a decomposição do sinal pela TWD, onde  $h_1$  é o filtro passa alta e  $h_0$  o passa baixa.

**Figura 9 - Processo da ARM.**



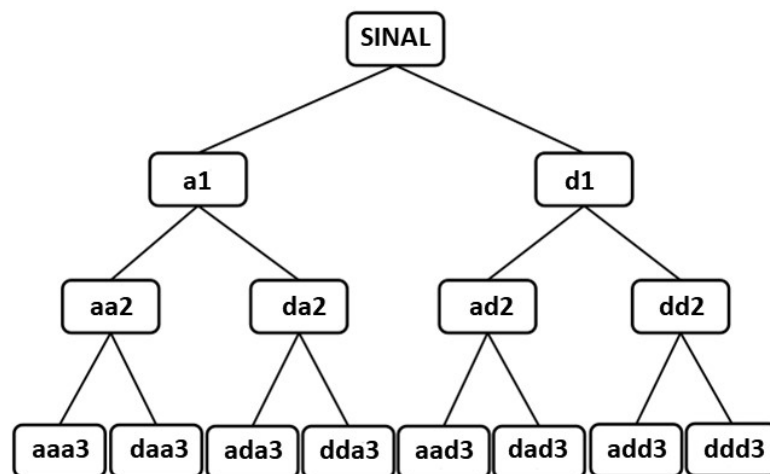
**Fonte: Adaptado de Coury et al (2007).**

Porém, a versão da TW que terá foco neste trabalho, devido sua aplicação, é a Transformada *Wavelet Packet*. Cabe mencionar que no presente trabalho será exposto somente a teoria desta ferramenta.

### 2.3.1 Transformada *Wavelet Packet*

A TWP é uma generalização da TWD, constituída pela combinação linear de várias outras transformadas *wavelets*, onde a resolução de tempo e frequência pode ser escolhida de acordo com o sinal. Na decomposição da TWP, ocorre o mesmo procedimento realizado na primeira etapa (nível) da TWD, citado na seção anterior. Porém, na segunda etapa, os coeficientes de detalhe também são subdivididos em duas versões, se decompondo em forma de árvore binária ou árvore *Wavelet Packet*, como mostrada na Figura 10, onde *a* se refere ao coeficiente de aproximação (passa baixa) e *d* ao de detalhe (passa alta). Desta forma, tem-se o sinal representado em bandas de frequências com diferentes resoluções, o que resulta em uma excelente ferramenta de extração de características do sinal original (WEEKS, 2011). Dentre os recursos importantes que se pode extrair do sinal decomposto, a energia dos sinais é um destes, como citado em referência (RAY et al., 2015).

Figura 10 - Decomposição da TWP em árvore binária.



Fonte: Autoria própria.

## 2.4 Redes Neurais Artificiais

Uma proposta altamente viável para o problema de proteção de sistemas elétricos e que está sendo bastante utilizada no estudo do mesmo é a aplicação da RNA, uma vez que estes problemas são caracterizados como situações de reconhecimento de padrões. Tal abordagem proporciona grandes vantagens aos

sistemas de proteção, dentre elas a imunidade ao ruído, tolerância a erros, robustez, alta capacidade de generalização, entre outras (LIPPMANN, 1987).

As RNAs são modelos computacionais que se inspiram no funcionamento do sistema nervoso dos seres vivos. Tal rede é composta por unidades de processamento que representam neurônios, estas estão associadas a pesos, que fazem o papel das conexões sinápticas, a fim de propagar o conhecimento adquirido por todos neurônios. Os pesos são ajustados ao longo da rede, na chamada fase de treinamento, até que seja obtido padrões de respostas, sobre a entrada, que sejam coerentes aos valores que se deseja (HAYKIN, 2001).

A seguir, será mencionado a fundamentação básica desta teoria até a obtenção de uma RNA com várias camadas, a PMC, rede implementada no presente estudo.

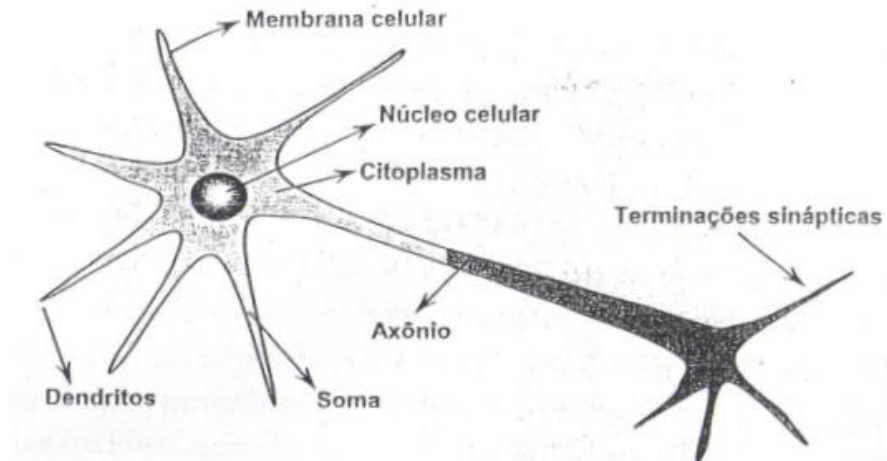
#### 2.4.1 Neurônio biológico

O processamento de informações no cérebro humano é gerenciado por elementos processadores biológicos de modo paralelo, a fim de produzir ações apropriadas para cada função, como por exemplo, o pensar e o memorizar. O neurônio é a célula elementar do sistema nervoso e sua função se resume em conduzir impulsos a cada condição de operação. Sendo este dividido em três partes principais, dendritos, corpo celular ou soma e axônio.

Com a finalidade de compreender o neurônio biológico, estudos foram realizados, chegando-se a conclusão que o neurônio é um dispositivo computacional do sistema nervoso que contém muitas entradas e uma saída. Tais entradas ocorrem em função das sinapses ou junção sinápticas que interligam a árvore dendrital aos axônios de outras células nervosas. Os sinais que chegam pelo axônio são pulsos elétricos, que serão as informações que o neurônio irá processar e gerar como saída, sendo esta um impulso nervoso no seu axônio. A transmissão do sinal de uma célula para outra na sinapse é considerada um processo químico complexo, onde substâncias específicas são liberadas no lado emissor da junção, tendo como consequência um aumento ou diminuição do potencial elétrico do corpo da célula receptora. Sendo assim, se o potencial alcançar um determinado limiar, um pulso é enviado pelo axônio. Pode-se dizer então, que a célula está ativa, tendo o pulso

enviado para as sinapses de outras células (OLESKOVICZ, 2001). Na Figura 11 é observado, com mais detalhes, o neurônio biológico.

**Figura 11 - Neurônio biológico.**

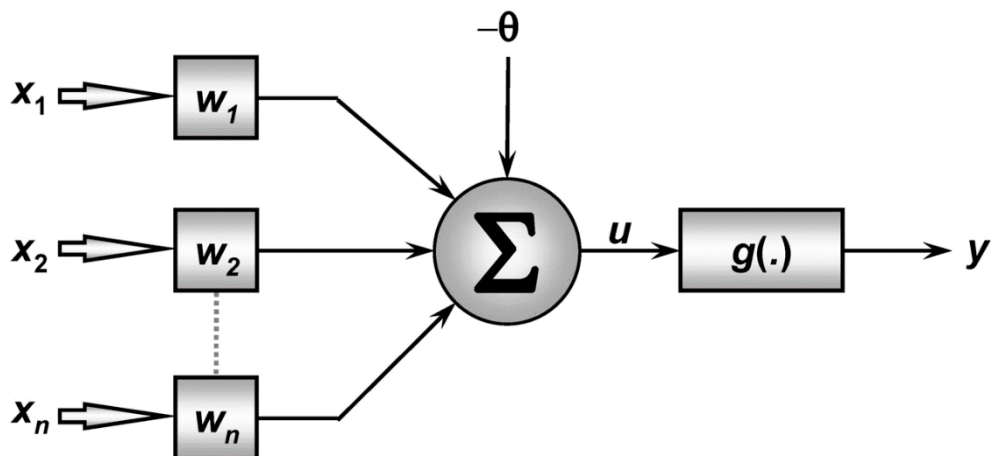


Fonte: Silva et al (2010).

#### 2.4.2 Neurônio artificial

Neste contexto, a fim de construir algo inspirado no neurônio biológico, foram desenvolvidos modelos computacionais para representá-lo. O modelo mais simples e que engloba todas as principais características do neurônio biológico, foi o proposto por McCulloch & Pitts em 1943, ilustrado na Figura 12 (SILVA et al., 2010).

**Figura 12 - Neurônio artificial.**



Fonte: Silva et al (2010).

O modelo do neurônio artificial é basicamente representado por sete elementos, sendo estes os sinais de entrada, referentes a aplicação desejada ( $x_i$ ) que, em seguida, serão multiplicados pelos seus respectivos pesos sinápticos ( $w_i$ ), ponderando-se cada uma das entradas, a fim de quantificar suas relevâncias em relação à funcionalidade pretendida ao neurônio. Após isso, todos os sinais ponderados serão agregados pelo combinador linear ( $\Sigma$ ), que será descontado pelo limiar de ativação ( $\theta$ ), uma variável que especifica o patamar correto para que o resultado produzido pelo combinador consiga gerar um valor de disparo em direção à saída do neurônio. Gera-se, então, o potencial de ativação ( $u$ ), sendo este repassado a uma função de ativação ( $g$ ), que tem por finalidade restringir o intervalo permissível de amplitude do sinal a um valor finito (HAYKIN, 2001). A equação 1 expressa a saída ( $y$ ) produzida pelo modelo matemático.

$$y = g[(\Sigma w_i \times x_i) - \theta] \quad (1)$$

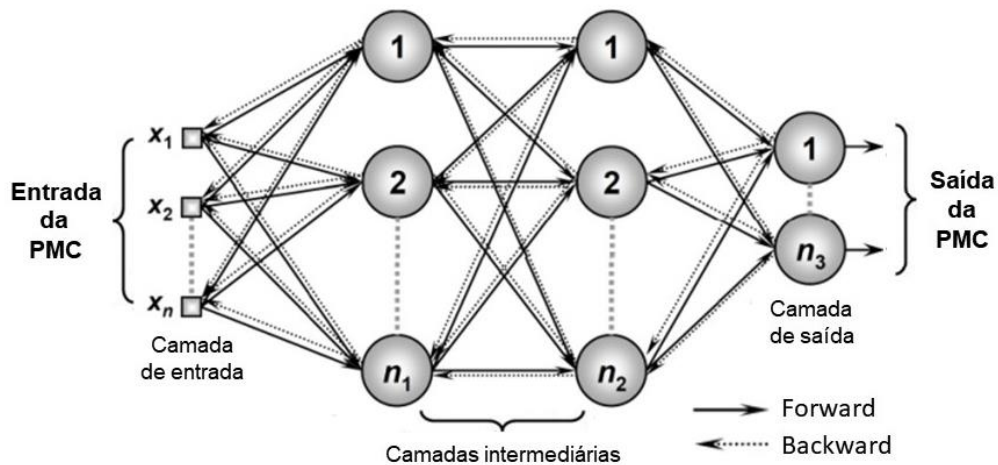
Contudo, uma RNA, se dá pelo conjunto destes elementos de processamento conectados e organizados em camadas. Um exemplo de aplicação da RNA é via rede *Perceptron* Multicamadas, abordada na seção seguinte.

#### 2.4.3 Rede *Perceptron* Multicamadas

As redes PMC têm como característica a presença de pelo menos uma camada intermediária, situada entre a camada de entrada e a camada de saída da rede, onde pode conter mais de um neurônio para a extração das características associadas ao processo. Estas redes são caracterizadas por diversas aplicações, como a classificação de padrão, previsão temporal, aproximação de funções, entre outras.

Sabendo que o estudo analisa um problema caracterizado de localização de faltas, onde será necessário estimar o valor da localização desta falta na saída da rede a partir dos sinais de entrada apresentados, a aplicação utilizada será a de aproximação de funções, que tem por finalidade mapear o comportamento de um processo, se baseando nas medidas efetivadas em suas entradas e saídas, ou seja, um aprendizado a partir de exemplos. É observado na Figura 13 a representação de uma rede PMC.

Figura 13 - Rede *Perceptron* Multicamadas.



Fonte: Adaptado de Silva et al (2010).

O processo de aprendizagem desta rede, onde são feitos os ajustes dos pesos sinápticos, envolve algoritmos de treinamento, estes que podem ser supervisionados ou não supervisionados. Em destaque o supervisionado, que tem como característica o prévio conhecimento da informação (entrada e saída) sobre as classes a que pertence cada um dos padrões na fase de treinamento. Um dos algoritmos de treinamento supervisionado mais utilizado é o *backpropagation*, que tem por finalidade minimizar o erro entre a saída obtida pela rede e a saída desejada, sendo estes erros utilizados para reajustar os valores dos pesos (COURY et al., 2007).

Neste contexto, o procedimento realizado por este algoritmo de treinamento é dividido em duas etapas (como representado na Figura 13). Inicialmente é realizada a propagação *Forward*, que faz a propagação do conjunto de sinais da camada de entrada até a de saída, a fim de realizar a comparação do valor obtido com a saída desejada. Em seguida é realizado o processo inverso, na chamada propagação *Backward*, que consiste na realização do ajuste dos pesos sinápticos e limiares dos neurônios a partir do erro produzido pela comparação da primeira etapa. Sendo assim, a partir destes desvios entre as respostas obtidas pela rede e a saída desejada, é calculado um erro, chamado de erro quadrático médio. O critério de parada da rede é estabelecido em função deste erro. Logo, o algoritmo irá convergir quando o erro quadrático médio assumir um valor menor ou igual ao valor  $\epsilon$  (tolerância inicial adotada pelo programador, sendo especificado em função do tipo de aplicação da rede) (SILVA et al., 2010).



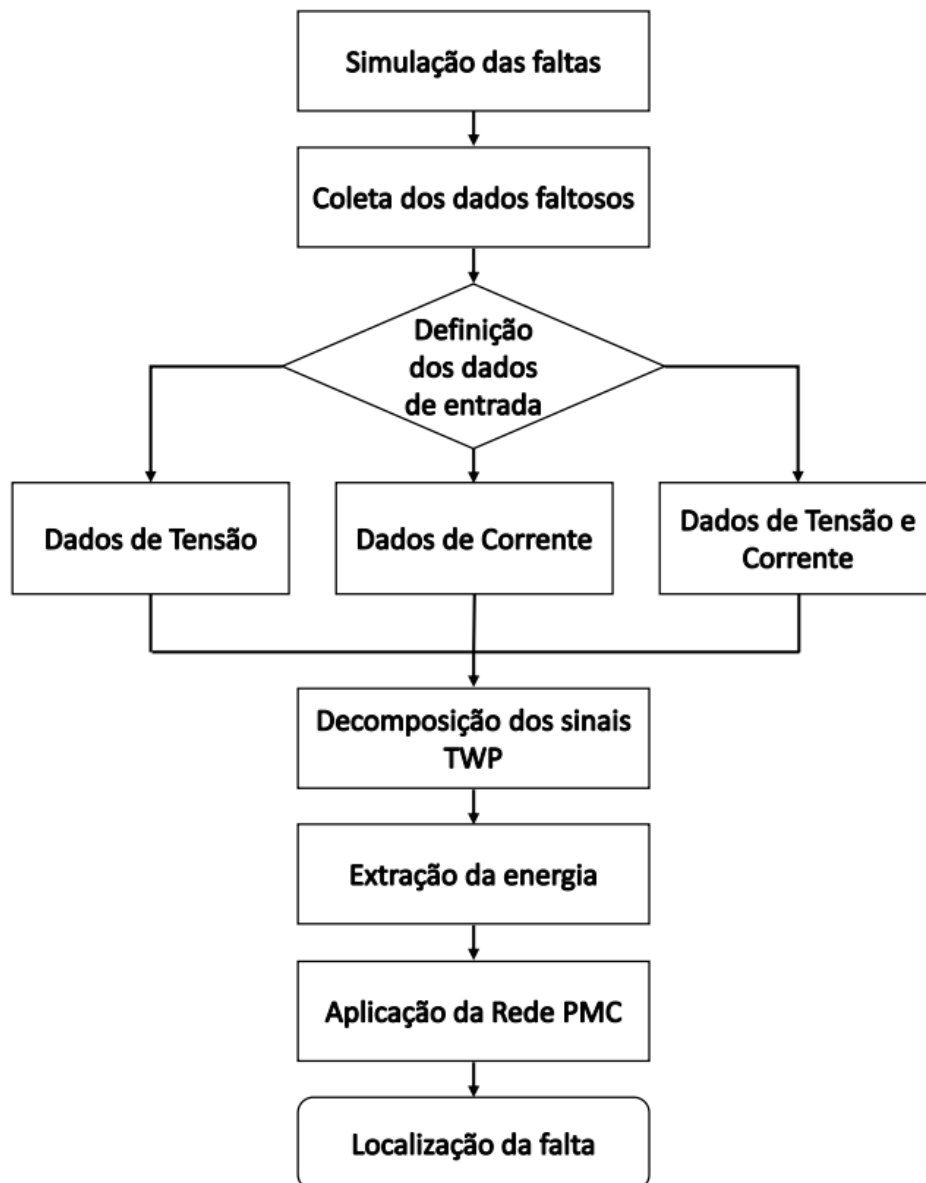
### 3 METODOLOGIA

Neste capítulo serão apresentados os procedimentos a serem empregados para a execução deste trabalho.

Como mencionado anteriormente, o método proposto tem como finalidade a estimação da distância de falta em uma linha de transmissão HVDC, utilizando a rede PMC a partir da energia extraída dos coeficientes de decomposição (TWP) dos sinais de tensão e corrente. Este método foi fundamentado com base na referência (RAY et al., 2015).

O fluxograma apresentado na Figura 14 sintetiza as etapas executadas para a elaboração deste estudo, sendo estas, a simulação das faltas via *software ATPDraw (Alternative Transient Program)*, coleta dos dados faltosos de tensão e corrente de apenas um terminal, escolha dos dados que servirão de entrada para o algoritmo, decomposição dos sinais via TWP, extração da energia dos coeficientes de decomposição destes sinais, aplicação da rede PMC e, por fim, a estimação da localização da falta. Vale observar que as três últimas etapas (aplicação da TWP, extração das energias e rede PMC) foram executadas via *software MATLAB®*.

Figura 14 - Fluxograma da metodologia.

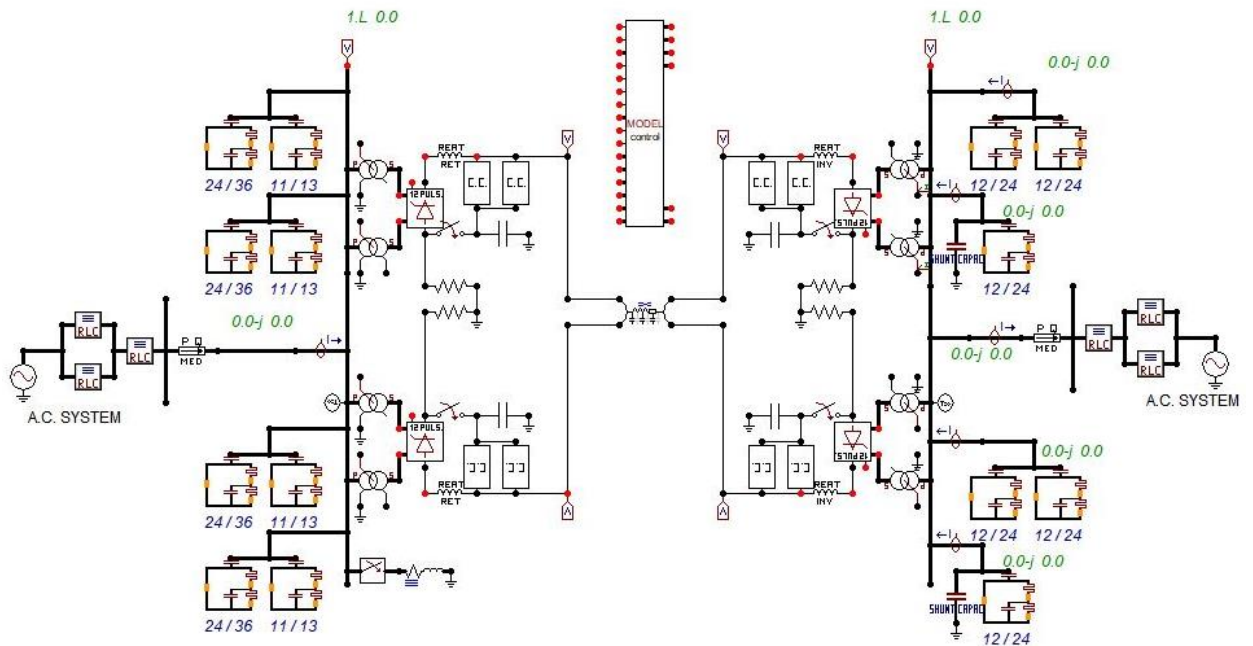


Fonte: Autoria própria.

### 3.1 Simulação das faltas e Coleta dos dados faltosos

Para o desenvolvimento do algoritmo proposto neste estudo, foi utilizado o modelo elétrico R2\_MAD\_NEW4D de linha de transmissão HVDC desenvolvido pelo Eng. Guilherme Sarcinelli Luz, disponível na biblioteca de *Cases* do *software ATPDraw*. O modelo é caracterizado por um sistema HVDC composto por fontes CA, transformadores, filtros CA, filtros CC, retificadores e inversores. O sistema é responsável por integrar 2 redes CA, uma em cada extremidade, através de um bipolo de 600 kV e extensão de 2450 km, sendo este demonstrado na Figura 15.

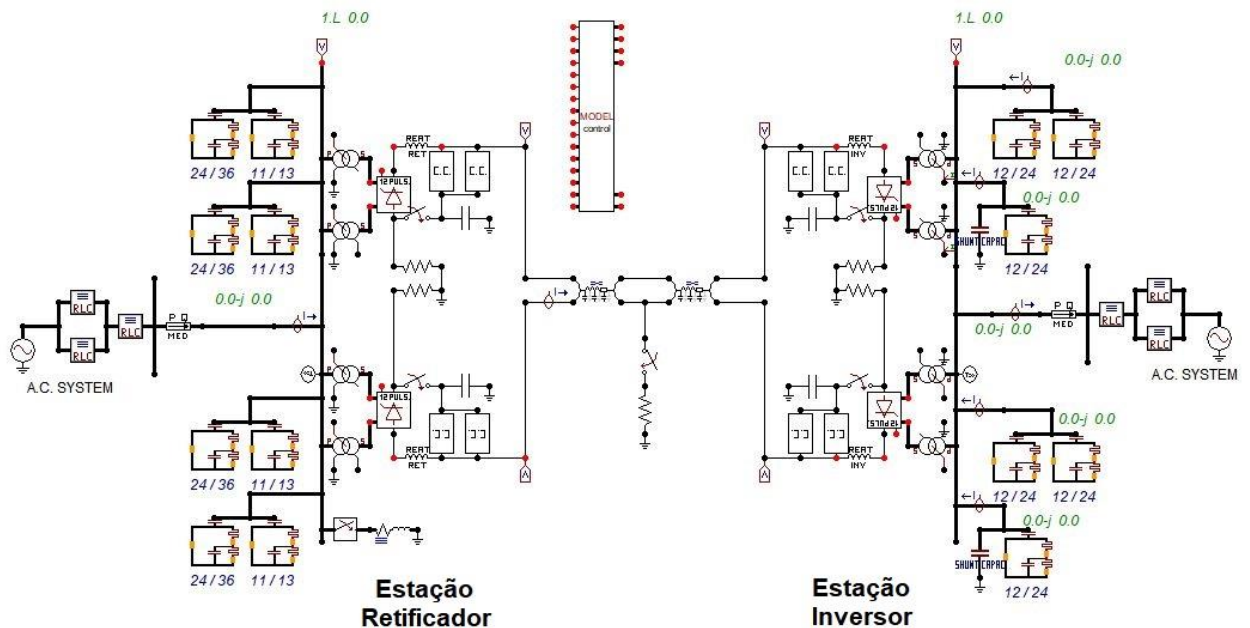
Figura 15 - Modelo elétrico original.



Fonte: Luz et al (2015).

O modelo elétrico original do sistema foi adaptado, conforme apresentado na Figura 16. As modificações realizadas foram em relação à linha de transmissão, a qual foi seccionada em duas partes para implantação de um modelo de falta, composto por uma chave seccionadora controlada por tempo e uma resistência à terra, possibilitando a simulação das faltas em toda a extensão da linha de transmissão e, em seguida, a coleta dos dados faltosos de tensão e corrente em apenas um terminal.

Figura 16 - Modelo elétrico adaptado.



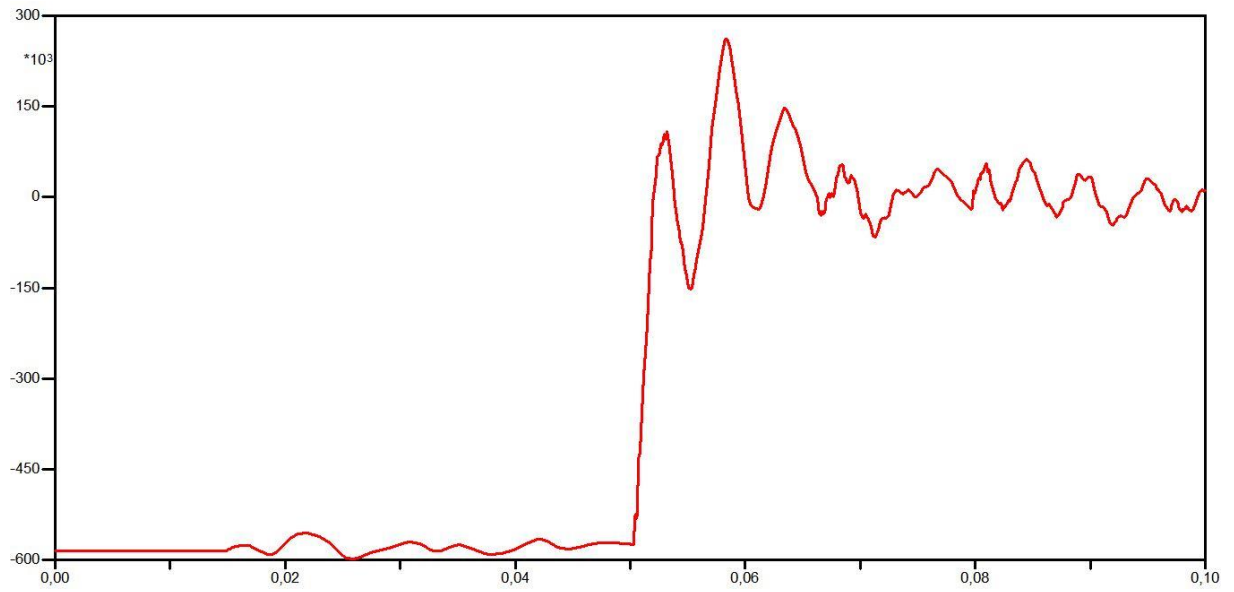
Fonte: Adaptado de Luz et al (2015).

Foram simuladas faltas do tipo polo-terra (considerando o polo negativo), com uma resistência de falta fixa de  $0,1\Omega$ . Estas faltas foram aplicadas variando-se a distância do ponto de ocorrência a cada 5 km, obtendo-se um conjunto de 489 casos de falta, sendo assim, um conjunto considerável de dados de tensão e corrente faltosos para, posteriormente, serem processados. Vale observar que a coleta dos dados faltosos foi realizada no terminal do Retificador.

Para as simulações das faltas no sistema teste, foi considerado a taxa de amostragem de 120kHz, tempo de simulação de 0,2 seg, e o tempo de fechamento para a chave seccionadora (tempo de ocorrência da falta) de 0,05 seg.

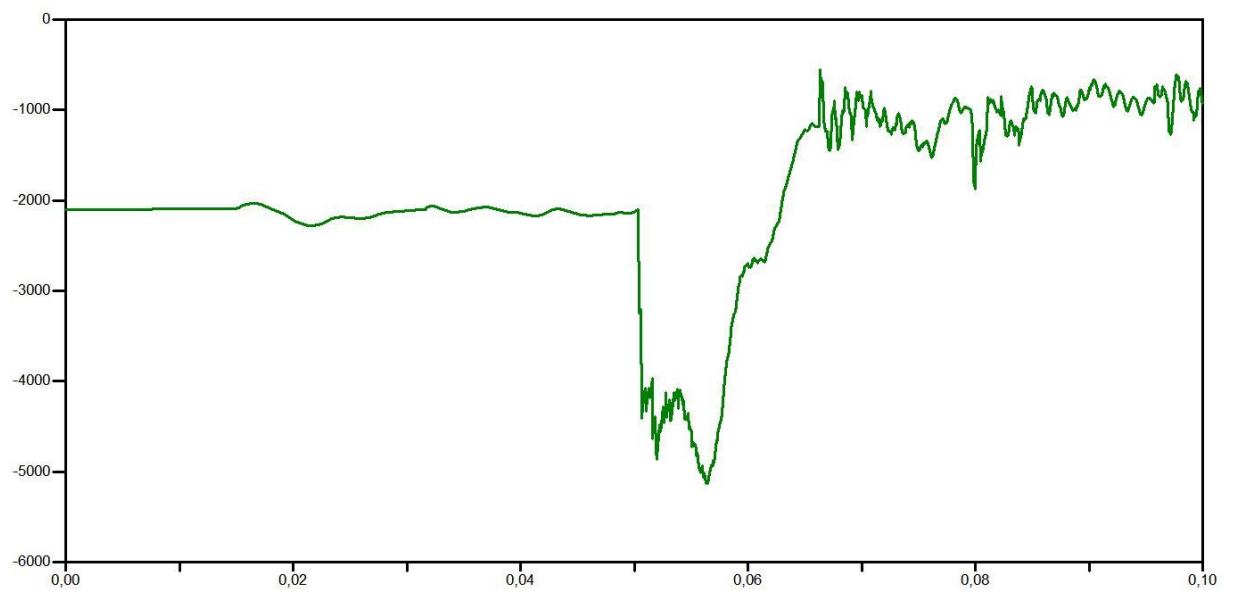
Por exemplo, as Figuras 17 e 18 se referem a uma falta aplicada a 100 km do terminal de coleta, onde as quais fornecem as seguintes formas de ondas de tensão e corrente, respectivamente.

**Figura 17 - Sinal de tensão (RMS) - falta a 100 km do terminal do retificador.**



Fonte: Autoria própria.

**Figura 18 - Sinal de corrente (valores em RMS) - falta a 100 km do terminal do retificador.**



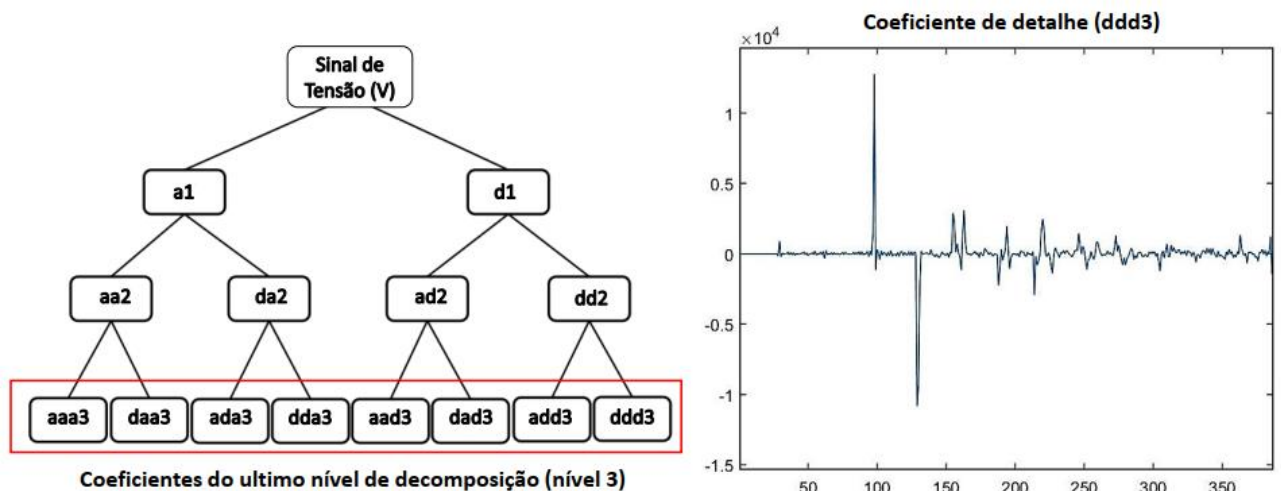
Fonte: Autoria própria.

### 3.2 Decomposição dos sinais

Após realizada a simulação e coleta dos dados faltosos de tensão e corrente de apenas um terminal, foi feita a escolha dos dados que, após serem processados, servirão de entrada para o método de localização de falta. Para isso, o algoritmo foi analisado considerando três condições distintas de entrada, com a finalidade de validar e verificar a robustez do algoritmo proposto. Sendo assim, foram utilizados os seguintes dados para decomposição via TWP: dados de tensão, dados de corrente e dados de tensão e corrente em conjunto.

Em seguida, feita a escolha dos dados, é então aplicada a decomposição dos sinais via TWP, a fim de obter-se os coeficientes de decomposição dos sinais, que representam o sinal em diferentes frequências. Quando escolhido os dados de tensão ou dados de corrente, a decomposição é realizada a partir de três níveis, perfazendo 8 coeficientes de decomposição, sendo 4 coeficientes de aproximação “a” (filtro passa baixa) e 4 coeficientes de detalhe “d” (filtro passa alta). A Figura 19 ilustra um exemplo da decomposição aplicada em um sinal de tensão através da árvore de decomposição, à esquerda, e o sinal do coeficiente de detalhe “ddd3”, à direita.

Figura 19 - Árvore de decomposição e coeficiente de detalhe (ddd3).



Fonte: Autoria própria.

Quando escolhido os dados de tensão e corrente em conjunto, estes são decompostos via TWP, individualmente, em dois níveis. Logo, se tem 4 coeficientes de decomposição referentes ao sinal de tensão e 4 coeficientes de decomposição

referentes ao sinal de corrente, obtendo-se 8 coeficientes no total, que serão processados em seguida.

Vale destacar que o nível de decomposição para cada tipo de dado foi definido a partir de testes iniciais por amostragem, definindo os níveis que apresentaram a melhor performance para o estudo proposto.

### 3.3 Extração da energia

Após realizado todo o processo inicial de decomposição dos sinais e de posse destes coeficientes de decomposição, foi então calculada a Energia presente nestes coeficientes, com a finalidade de obter-se os valores que servirão de entrada para a rede PMC.

A Energia do coeficiente de decomposição é calculada em função do tempo, através do Teorema de Parseval, conforme a Equação 2.

$$E(t_a, t_b) = \int_{t_a}^{t_b} (|x(t)|)^2 dt \quad (2)$$

Onde  $x(t)$  é o sinal, neste estudo serão os coeficientes de decomposição, e  $E$  é a energia calculada para o intervalo de tempo  $(t_a, t_b)$  (RAY et al., 2015).

Realizado os cálculos de energia para todos os coeficientes, tem-se um conjunto de entradas para a rede PMC, que será explicada a seguir.

### 3.4 Aplicação da rede PMC

Tendo como objetivo do estudo a estimação da distância da falta na linha de transmissão e sabendo, a partir das referências citadas anteriormente, que a RNA é um método eficiente para solução destes problemas, foi utilizado a RNA *Perceptron* Multicamadas.

As redes PMC possuem um treinamento supervisionado, logo, necessitam ter acesso aos dados de entrada (energia extraída dos coeficientes de decomposição dos sinais) e aos dados de saída (distância da falta) desejados (PESSOA, 2017). Para relacionar a distância em que a falta ocorreu em relação ao terminal analisado, foi utilizado como parâmetro de entrada da rede PMC as energias extraídas dos

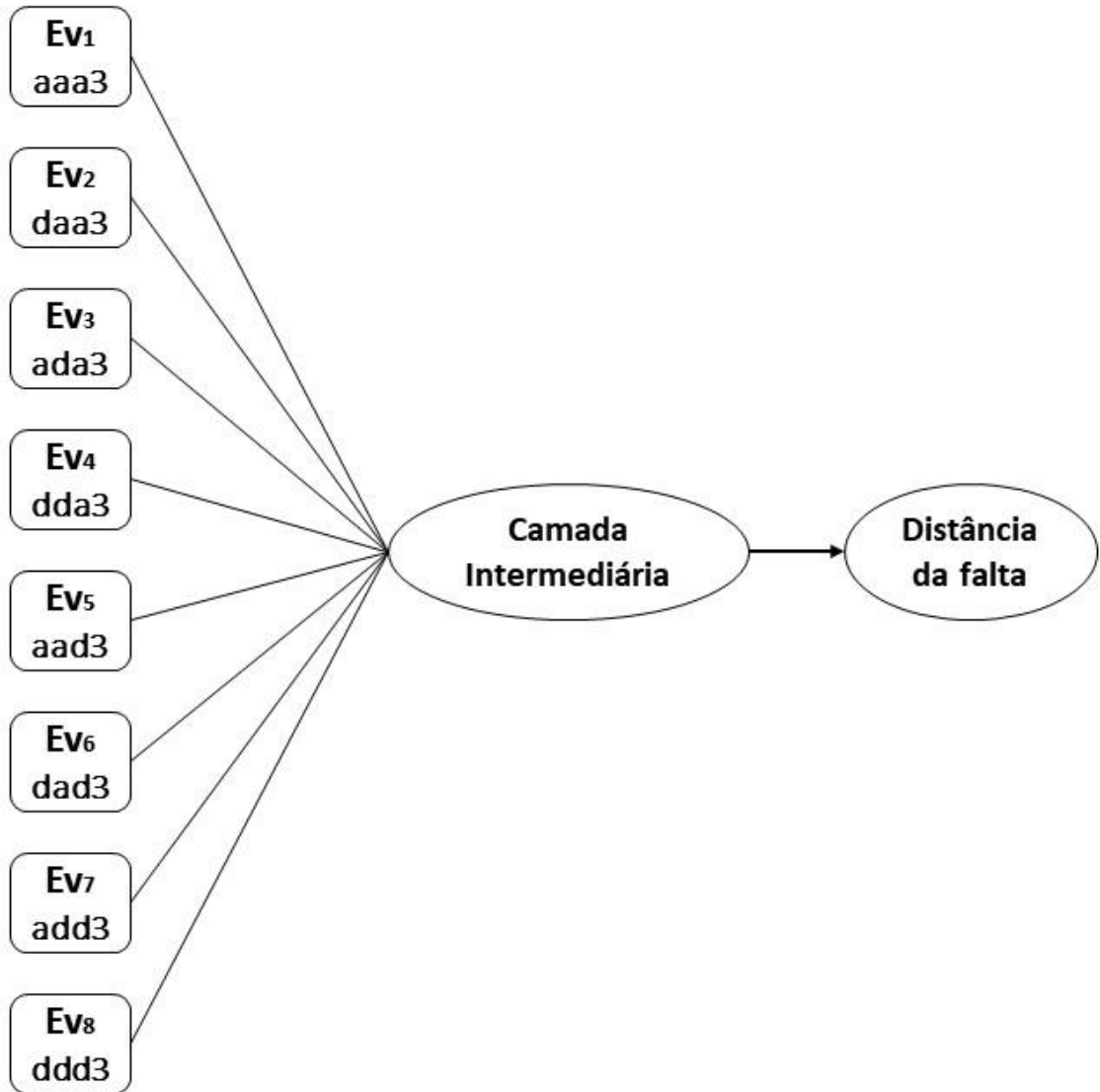
coeficientes de decomposição TWP dos sinais de tensão e corrente faltosos. Já o parâmetro de saída é a própria distância da falta com relação ao terminal analisado, uma vez que é este o que se deseja estimar.

Como já citado, foram analisadas três condições de entrada para rede, sendo estas ilustradas nas Figuras 20, 21 e 22:

- **Condição 1:** Energias extraídas dos coeficientes de decomposição dos sinais de tensão ( $E_v$ );
- **Condição 2:** Energias extraídas dos coeficientes de decomposição dos sinais de corrente ( $E_i$ );
- **Condição 3:** Energias extraídas dos coeficientes de decomposição dos sinais de tensão e corrente em conjunto.

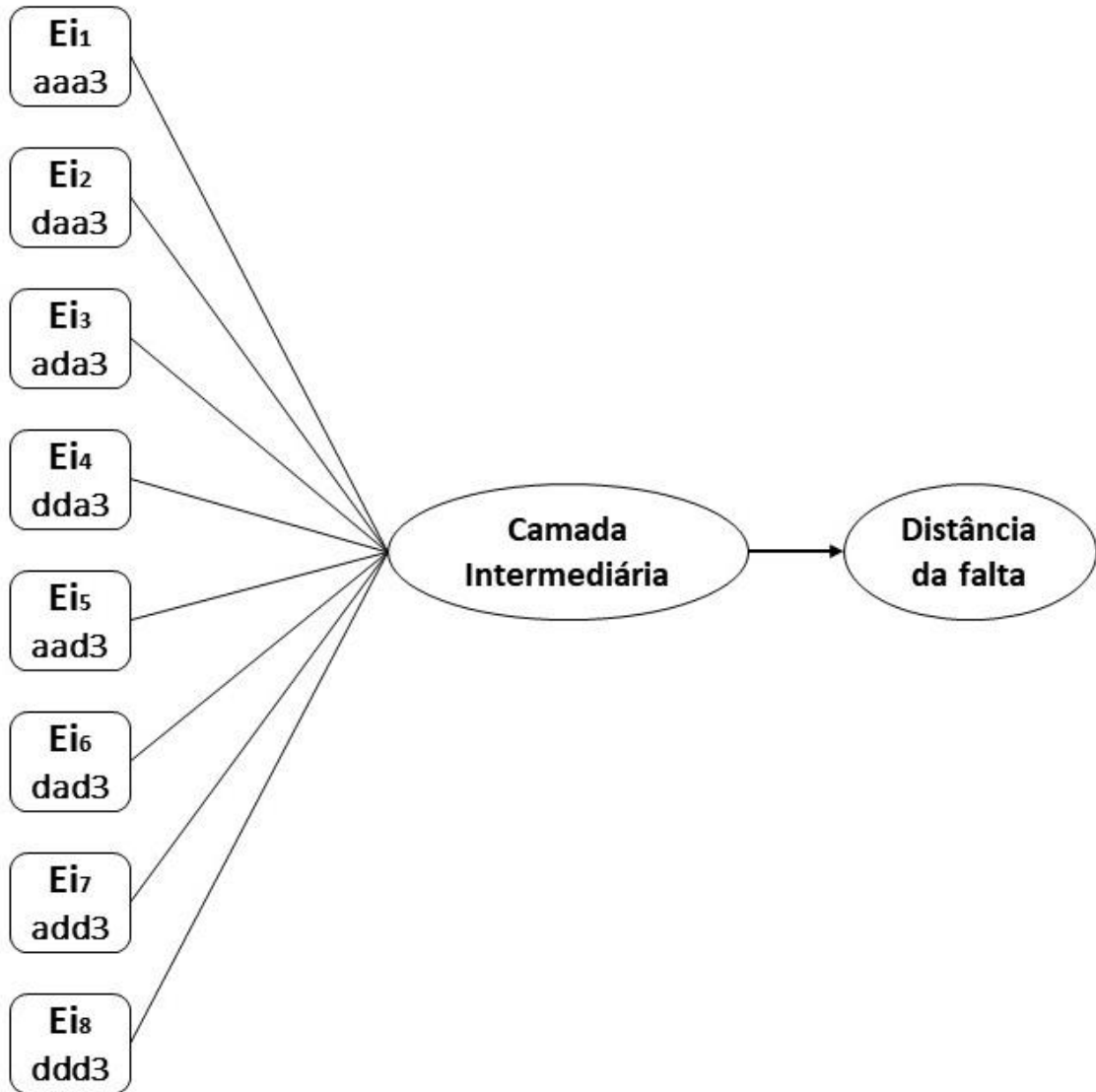


Figura 20 - Representação da rede PMC para Condição 1.



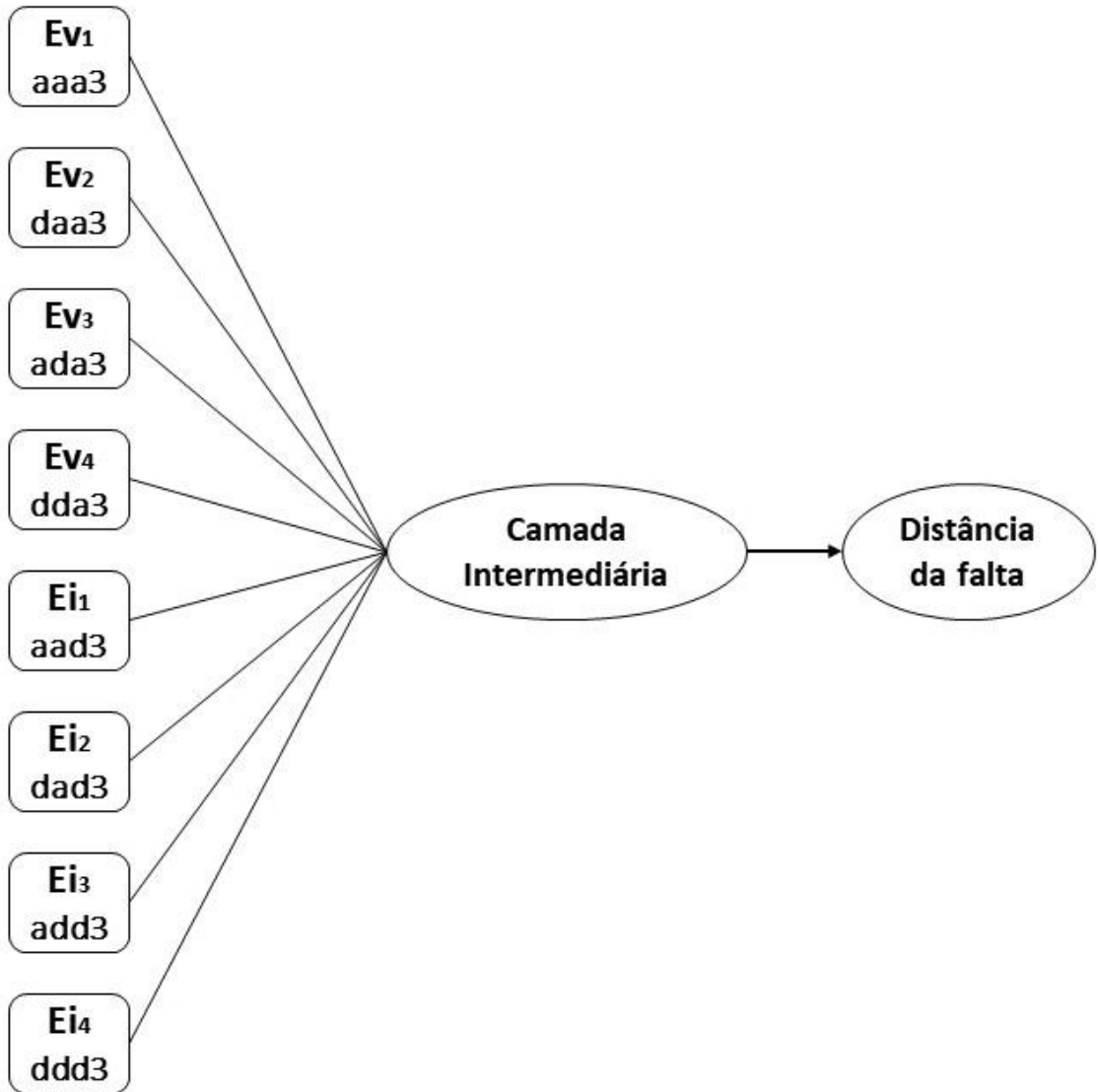
Fonte: Autoria própria.

Figura 21 - Representação da rede PMC para Condição 2.



Fonte: Autoria própria.

Figura 22 - Representação da rede PMC para Condição 3.



Fonte: Autoria própria.

### 3.4.1 Normalização dos dados de entrada e saída

Os dados de entrada e de saída das RNAs foram devidamente normalizados para o intervalo  $[0,1]$ . A Figura 23 representa o banco de dados (Condição 1 como exemplo) utilizado para o treinamento e validação das RNAs, onde  $Ev_n$  é a energia extraída do coeficiente de decomposição  $n$  do sinal de tensão (entrada) e  $Dist.$  é a distância de falta (saída). Em seguida, tem-se o processo realizado referente a normalização dos dados de entrada e de saída.

**Figura 23 - Representação do banco de dados para o treinamento e validação das RNAs.**

	<b>Ev<sub>1</sub></b>	<b>Ev<sub>2</sub></b>	<b>Ev<sub>3</sub></b>	<b>Ev<sub>4</sub></b>	<b>Ev<sub>5</sub></b>	<b>Ev<sub>6</sub></b>	<b>Ev<sub>7</sub></b>	<b>Ev<sub>8</sub></b>	<b>Dist.</b>
<b>Situação de falta 1</b>	Ev1 Sit. 01	Ev2 Sit. 01	Ev3 Sit. 01	Ev4 Sit. 01	Ev5 Sit. 01	Ev6 Sit. 01	Ev7 Sit. 01	Ev8 Sit. 01	Dist. Sit. 01
<b>Situação de falta 2</b>	Ev1 Sit. 02	Ev2 Sit. 02	Ev3 Sit. 02	Ev4 Sit. 02	Ev5 Sit. 02	Ev6 Sit. 02	Ev7 Sit. 02	Ev8 Sit. 02	Dist. Sit. 02
<b>Situação de falta 3</b>	Ev1 Sit. 03	Ev2 Sit. 03	Ev3 Sit. 03	Ev4 Sit. 03	Ev5 Sit. 03	Ev6 Sit. 03	Ev7 Sit. 03	Ev8 Sit. 03	Dist. Sit. 03
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
<b>Situação de falta N</b>	Ev1 Sit. N	Ev2 Sit. N	Ev3 Sit. N	Ev4 Sit. N	Ev5 Sit. N	Ev6 Sit. N	Ev7 Sit. N	Ev8 Sit. N	Dist. Sit. N

**Fonte: Autoria própria.**

Na normalização dos parâmetros de entrada (energia extraída do coeficiente de decomposição), os vetores dos parâmetros de cada situação de falta foram normalizados dividindo cada um dos seus elementos pelo valor máximo observado de cada parâmetro.

Na normalização dos parâmetros de saída (distância da falta) foi realizado praticamente o mesmo processo, onde para cada uma das situações de falta, o valor da distância desta falta foi dividido pelo maior valor de distância de falta observado no conjunto de dados.

### 3.4.2 Condições iniciais da rede

Após realizada a normalização dos dados, dividiu-se a amostra em dois conjuntos, 80% (392 casos) para treinamento e 20% (97 casos) para validação. Vale

observar que a divisão dos conjuntos foi realizada de forma a se ter uma representação adequada de todo espaço amostral e garantindo a presença dos valores máximos e mínimos no conjunto de treinamento.

Após o pré-processamento dos dados, foram realizadas simulações e testes iniciais, com a finalidade de encontrar os parâmetros ideais a serem inseridos como condições iniciais da rede. Sendo assim, as redes PMC deste estudo utilizaram as características ilustradas na Tabela 4.

**Tabela 4: Características da RNA aplicada.**

<b>Arquitetura da rede</b>	<i>Perceptron</i> Multicamadas
<b>Tipo de treinamento</b>	Supervisionado
<b>Algoritmo de treinamento</b>	<i>Levenberg-Marquardt</i>
<b>Taxa de aprendizagem</b>	$10^{-2}$
<b>Critério de parada</b>	$10^{-5}$
<b>Épocas</b>	13000
<b>Número total de amostras</b>	489

Fonte: Autoria própria.

### 3.4.2 Definição da topologia

Apresentada as condições iniciais de rede, foi realizada a etapa de determinar qual a melhor topologia para estas redes. Vale observar que encontrar a melhor topologia para as RNAs é determinar o número de neurônios presentes na camada intermediária, enfatizando que pode se ter mais de uma camada intermediária, com a função de melhorar a correlação das variáveis de entrada com a saída desejada.

Inicialmente foram realizados testes no algoritmo considerando apenas 1 camada intermediária (N1), sendo assim, foram iniciados os treinamentos e validações considerando N1=5. Ao todo, a topologia inicial é treinada e validada por 7 vezes, e para cada uma destas, o erro médio (descrito no próximo capítulo) obtido na etapa de validação é armazenado. Finalizado o treinamento e validação desta topologia, o menor valor de erro médio encontrado é armazenado e vinculado à topologia. Em seguida, N1 é acrescido de 1 e todo processo citado é repetido até que N1 seja igual a 15.

Após os testes na RNA considerando apenas 1 camada intermediária, foram realizados testes adicionando uma segunda camada (N2). Com isso, iniciou-se com  $N1=5$  e  $N2=2$ , sendo realizado todo o processo descrito anteriormente. Contudo, nesta etapa,  $N1$  é acrescido de 1 até que  $N1$  seja igual a 10, e  $N2$  é acrescido de 1 até que  $N2$  seja igual a 8. Ao término de todo o processo, para cada condição de entrada, foram realizados 371 treinamentos e validações das topologias.

No próximo capítulo serão apresentados todos os resultados obtidos no estudo a partir da metodologia já citada.

## 4 RESULTADOS

Para avaliação do desempenho da rede e escolha da melhor topologia, foram considerados dois parâmetros, sendo estes: erro relativo e o erro médio.

O erro percentual relativo apresentado, é calculado em relação ao comprimento total da linha de transmissão, conforme a Equação 3.

$$\epsilon_{rel} (\%) = \left| \frac{d_{estimado} - d_{real}}{l_{LT}} \right| \quad (3)$$

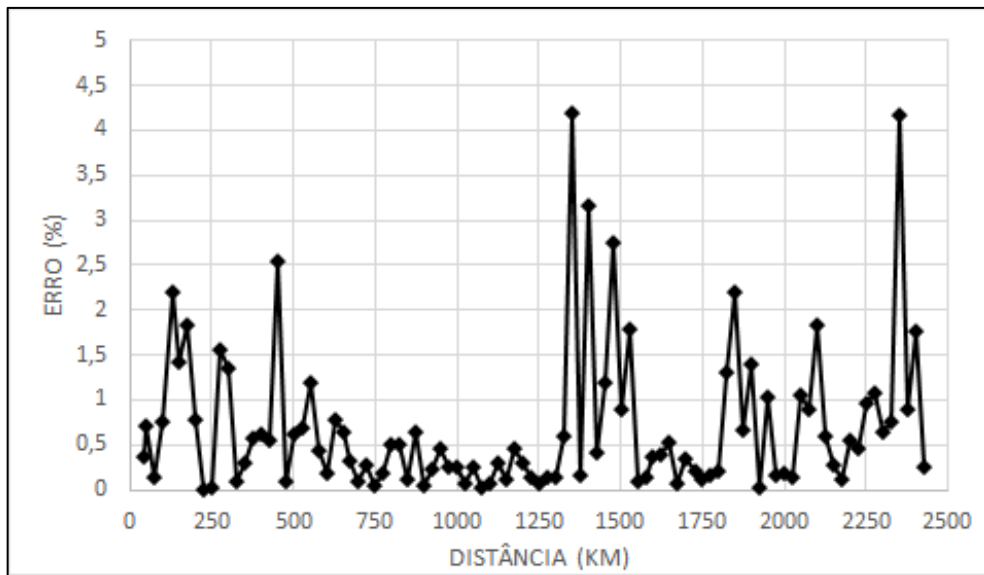
O erro médio total é obtidos a partir da Equação 4, sendo  $N$  o número de casos de falta considerados,  $d_{estimado}$  a distância de falta obtida a partir da RNA,  $d_{real}$  a distância real da falta na linha de transmissão e  $l_{LT}$  o comprimento total da linha.

$$\epsilon_{med} = \frac{\sum_N^1 \epsilon_{rel} (\%)}{N} \quad (4)$$

### 4.1 Resultados - Condição 1

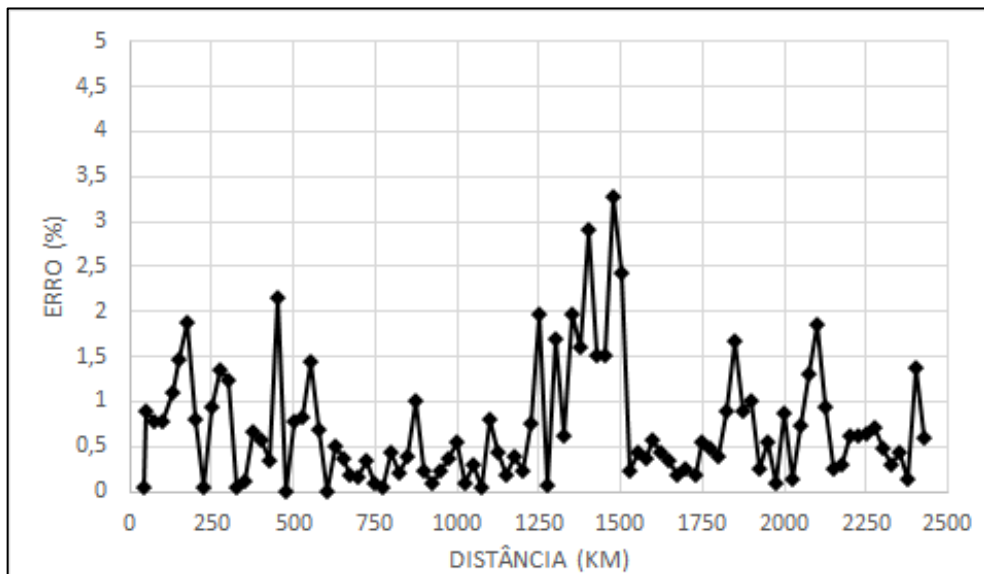
Inicialmente foram realizados os testes utilizando a Condição 1 (dados de tensão) como entrada do algoritmo de localização. As Figuras 24, 25 e 26 apresentam os resultados obtidos para a estimação das faltas a partir dos gráficos de distância (km) por erro relativo (%), sendo consideradas as três topologias que obtiveram os resultados mais eficientes.

Figura 24 - Erro relativo percentual obtido pela topologia [7-3-1] – Condição 1.



Fonte: Autoria própria.

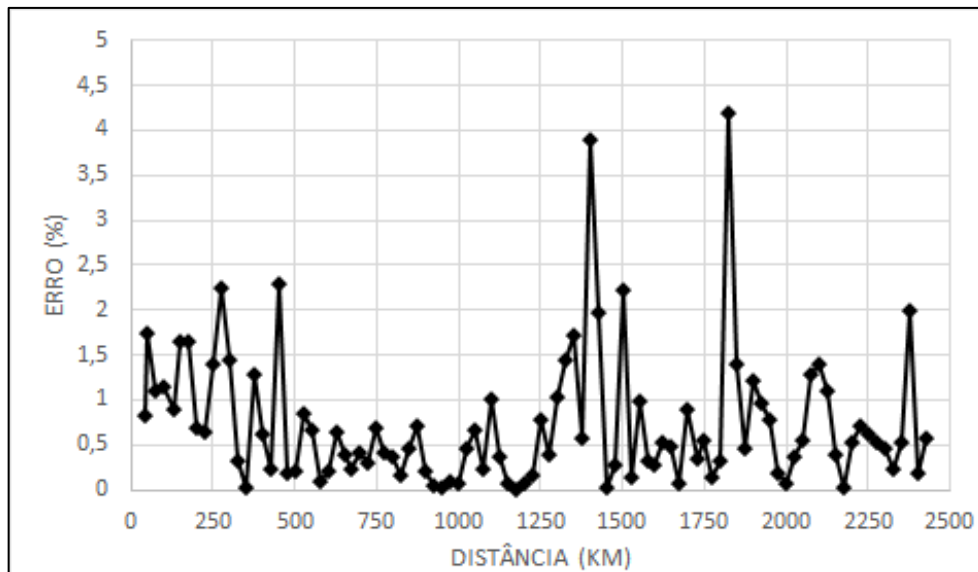
Figura 25 - Erro relativo percentual obtido pela topologia [5-2-1] – Condição 1.



Fonte: Autoria própria.



Figura 26 - Erro relativo percentual obtido pela topologia [5-3-1] – Condição 1.



Fonte: Autoria própria.

Pode-se observar que gráficos são semelhantes, obtendo-se erros próximos para as três topologias validadas. Feita a análise dos gráficos, é possível verificar que os erros foram maiores para as faltas aplicadas próximas ao meio da linha de transmissão. O menor erro médio observado para a Condição 1 foi de 0,69%, representando um erro de 16,9 km. Este erro foi apresentado pela topologia de 7 neurônios na primeira camada intermediária e 3 neurônios na segunda camada intermediária, conforme ilustrada na Tabela 5.

Tabela 5: Topologias com melhor desempenho para Condição 1.

<i>Topologias (neurônios)</i>			<i>Erro médio (%)</i>
<i>Entrada</i>	<i>Intermediária</i>	<i>Saída</i>	
8	7 - 3	1	0,69
8	5 - 2	1	0,71
8	5 - 3	1	0,73

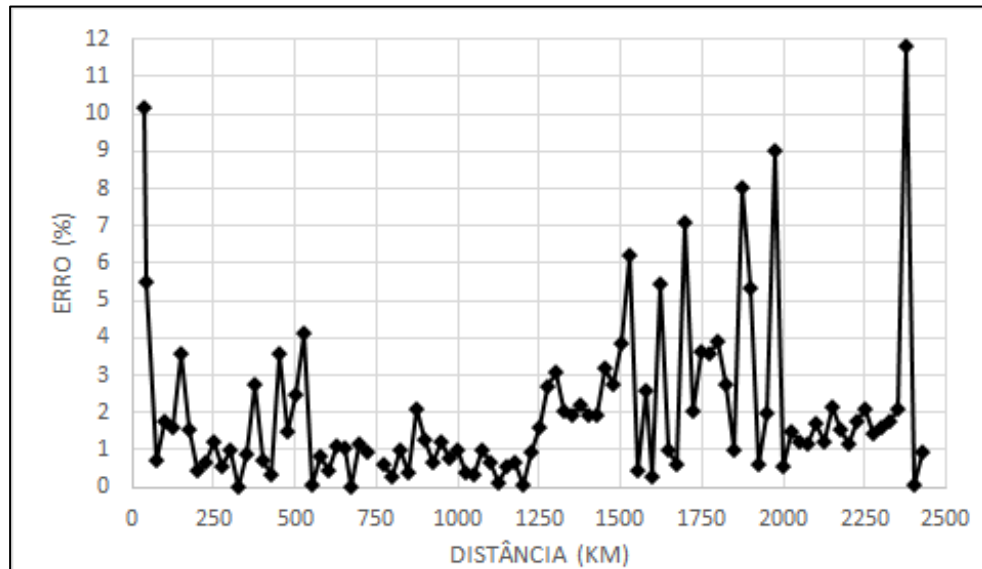
Fonte: Autoria própria.

## 4.2 Resultados - Condição 2

Em seguida, os testes foram realizados utilizando a Condição 2 (dados de corrente) como entrada do algoritmo para estimação da falta. As Figuras 27, 28 e 29

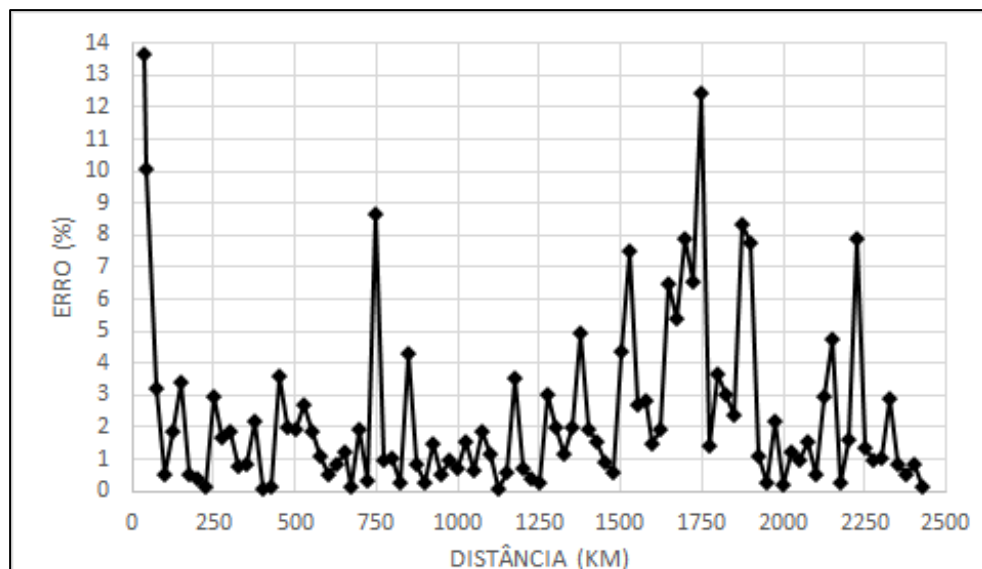
apresentam os resultados do algoritmo proposto, considerando as topologias que obtiveram os menores erros médios.

**Figura 27 - Erro relativo percentual obtido pela topologia [6-1] – Condição 2.**



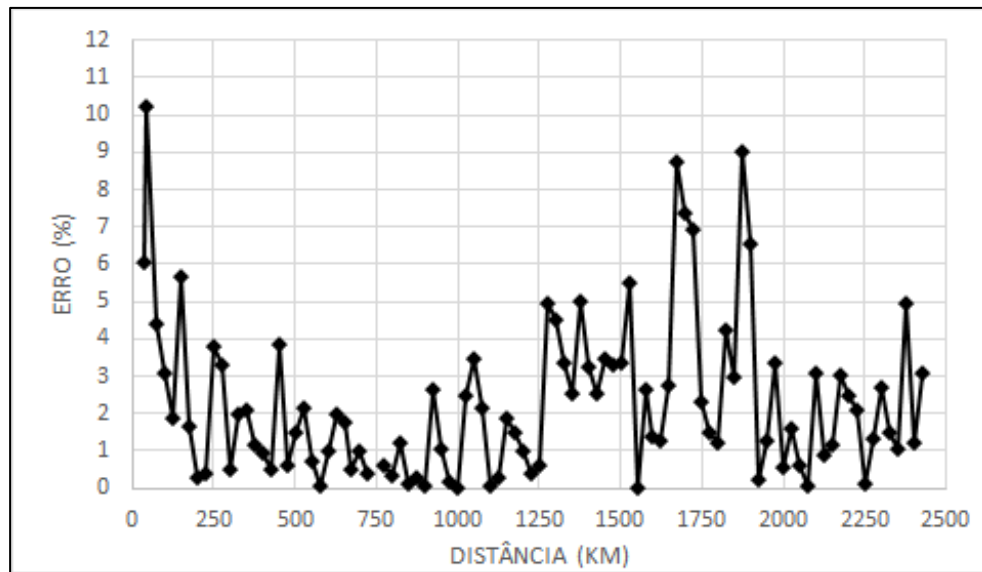
Fonte: Autoria própria.

**Figura 28 - Erro relativo percentual obtido pela topologia [12-1] – Condição 2.**



Fonte: Autoria própria.

Figura 29 - Erro relativo percentual obtido pela topologia [8-1] – Condição 2.



Fonte: Autoria própria.

A partir da análise dos gráficos demonstrados, pode-se verificar uma divergência muito grande em relação ao erro médio obtido para Condição 1. Porém, observa-se que este valor alto é devido a localizações de faltas específicas, onde a rede não obteve uma correlação dos dados de entrada com a saída, gerando, assim, um erro relativo extremamente alto, influenciando no valor final de erro médio.

O menor erro médio observado para a Condição 2 foi de 2,167%, representando um erro de 53,09 km. Este erro foi apresentado pela topologia com apenas uma camada intermediária com 6 neurônios, conforme ilustrado na Tabela 6.

Tabela 6: Topologias com melhor desempenho para Condição 2.

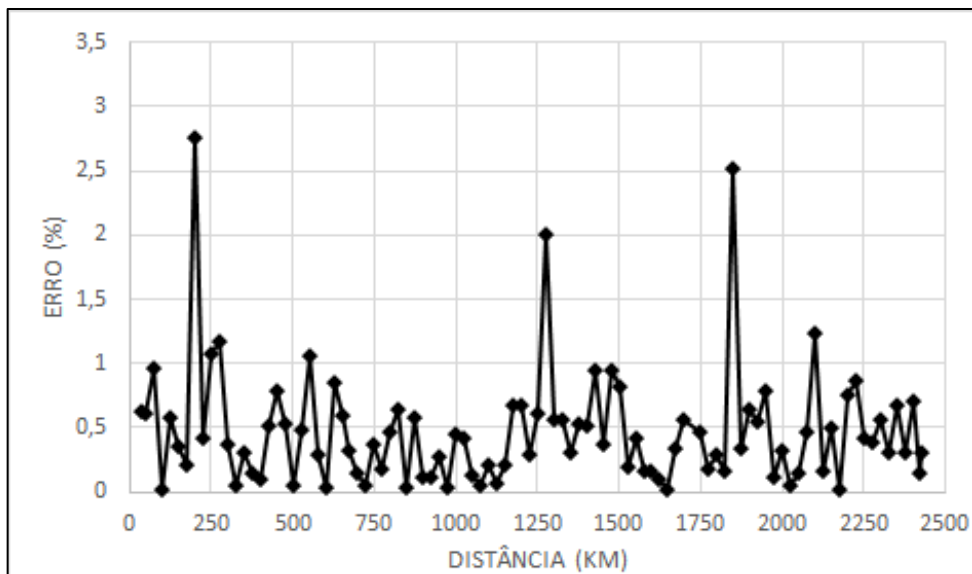
<i>Topologias (neurônios)</i>			<i>Erro médio (%)</i>
<b>Entrada</b>	<b>Intermediária</b>	<b>Saída</b>	
8	6	1	2,167
8	12	1	2,389
8	8	1	2,466

Fonte: Autoria própria.

### 4.3 Resultados - Condição 3

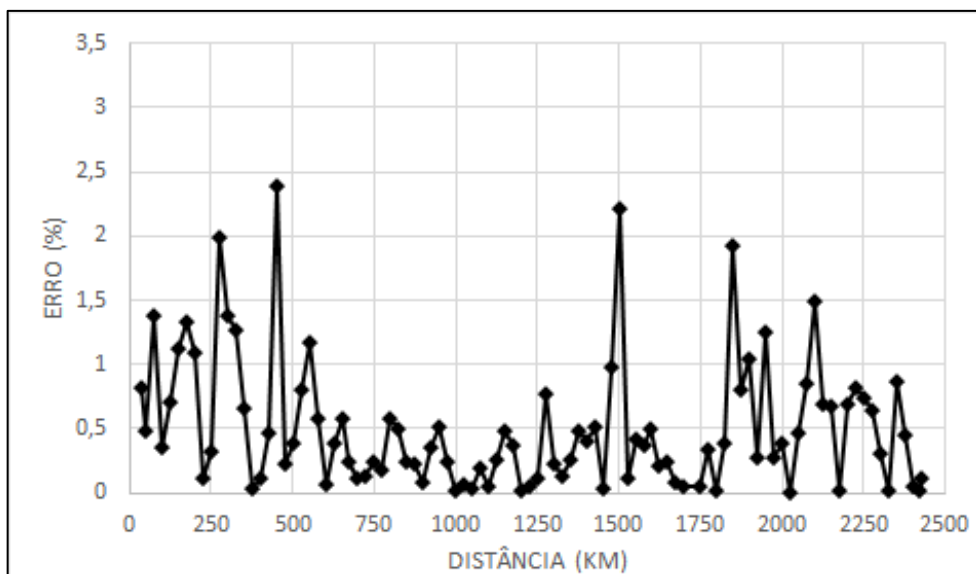
Por fim, foram analisadas as redes considerando a Condição 3 (dados de tensão e corrente em conjunto) como entrada. Sendo os resultados obtidos na simulação apresentados a partir das Figuras 30, 31 e 32.

**Figura 30 - Erro relativo percentual obtido pela topologia [7-3-1] – Condição 3.**



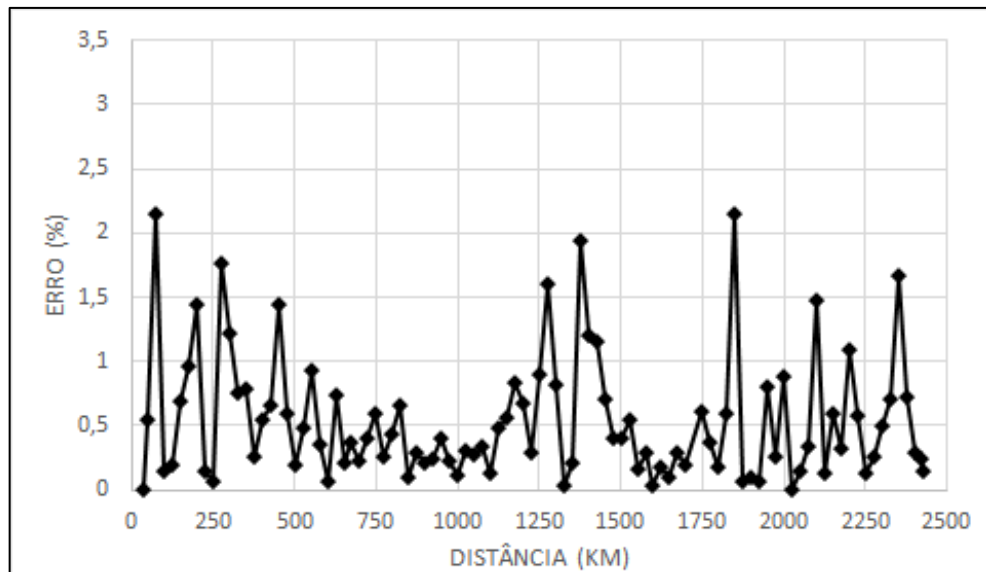
Fonte: Autoria própria.

**Figura 31 - Erro relativo percentual obtido pela topologia [5-2-1] – Condição 3.**



Fonte: Autoria própria.

Figura 32 - Erro relativo percentual obtido pela topologia [7-1] – Condição 3.



Fonte: Autoria própria.

Observa-se, novamente, uma semelhança entre os gráficos, obtendo-se erros próximos para as três topologias validadas. Realizada a análise dos gráficos, foi possível observar que os erros foram maiores para as faltas aplicadas no início da linha e próximas ao meio da linha, contudo, a maior parte dos erros foram abaixo de 1%. O menor erro médio observado para a Condição 3, foi pela topologia de 7 neurônios na primeira camada intermediária e 3 neurônios na segunda camada intermediária, assim como visto na Condição 1, obtendo um erro médio de 0,474%, o que representa um erro de 11,51 km. A Tabela 7 ilustra as topologias de melhor desempenho para a Condição 3.

Tabela 7: Topologias com melhor desempenho para Condição 3.

<i>Topologias (neurônios)</i>			<i>Erro médio (%)</i>
<i>Entrada</i>	<i>Intermediária</i>	<i>Saída</i>	
8	7 - 3	1	0,474
8	5 - 2	1	0,507
8	7	1	0,540

Fonte: Autoria própria.

## 5 CONCLUSÃO

A localização precisa e imediata do ponto de falta em um sistema de transmissão é imprescindível e de fundamental importância para que seja despendido um menor tempo na análise da perturbação e reparo da linha, com a finalidade de gerar uma maior disponibilidade do sistema e, conseqüentemente, uma operação confiável. Tendo em vista disso, apresentou-se neste trabalho um estudo da aplicação da Transformada *Wavelet Packet* e da rede *Perceptron* Multicamadas para estimar a localização do ponto de ocorrência de faltas em uma linha de transmissão HVDC utilizando-se dados de tensão e corrente em apenas um terminal.

Neste contexto, realizada a análise dos resultados como um todo, pode-se concluir que a RNA foi capaz de generalizar os padrões e correlacionar as entradas com relação a saída, sendo assim, refletindo resultados satisfatórios quanto a estimação da distância do ponto de falta. Pode-se verificar que as redes com dados de corrente (Condição 2) não apresentaram resultados semelhantes à outras Condições, porém, analisando os dados de corrente em conjunto com os dados de tensão (Condição 3) foram observados os resultados mais eficientes do estudo. Logo pode-se concluir que o algoritmo proposto possui uma confiabilidade e robustez maior quando se utiliza os dados de tensão e corrente faltosos em conjunto.

Analisada as RNAs na Condição 3, pode-se obter um erro médio de 0,474%, o que representa um erro de 11,51 km. Com isso, conclui-se que as RNAs apresentaram resultados convincentes, o que apontam a uma aplicabilidade confiável e promissora à metodologia de localização de falta para os sistemas HVDC.

## 6 TRABALHOS FUTUROS

Visando a continuidade desta pesquisa, com o objetivo de aprimorar o algoritmo proposto e possíveis pesquisas futuras, sugere-se os seguintes pontos:

- utilizar dados reais de falta em um sistema HVDC;
- avaliar o algoritmo para tipos de falta e resistências de falta diferentes;
- verificar a utilização dos coeficientes de decomposição ideais para a entrada da rede, através da aplicação de técnicas e ferramentas de reconhecimento de padrão;
- reavaliar o nível de decomposição para a Transformada *Wavelet Packet*;
- utilizar a entropia dos sinais ao invés da energia como entrada da RNA.

## **7 PUBLICAÇÕES**

Decorrente deste estudo, foi produzido o artigo intitulado “Proposta para localização de faltas em linhas de transmissão HVDC utilizando dados de um terminal, Transformada Wavelet Packet e Redes Neurais”, aceito em 6 de agosto de 2018 para o XIV Simpósio de Especialistas em Planejamento da Operação e Expansão Elétrica - SEPOPE, que ocorreu entre os dias 30 de setembro à 3 de outubro de 2018, na cidade de Recife - Pernambuco, Brasil.



## REFERÊNCIAS

AL HASSAN, H. A.; GRAINGER, B. M., MCDERMOTT, T. E., REED G. F. **Fault Location Identification of a Hybrid HVDC-VSC System Containing Cable and Overhead Line Segments Using Transient data**. IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition (T&D), 2016.

BAHRMAN, M.; JOHNSON, B. **The abcs of HVDC transmission technologies**. Power Energy Magazine, IEEE, 2007.

COURY, D. V.; OLESKOVICZ, M.; GIOVANINI, R. **Proteção Digital de Sistemas Elétricos de Potência Dos Relés Eletromecânicos aos Microprocessados Inteligentes**. São Carlos: Universidade de São Paulo, 2007.

JUNIOR, R. B.; MONARO, R. M.; BARBOSA, D.; JÚNIOR, J. C. M. V.; SANTOS, R. C.; COURY, D. V.; **Análise espectral das tensões e correntes durante a ocorrência de faltas em uma linha HVDC**. Congresso Brasileiro de Automática – CBA, 2014.

EPE. **Projeção da demanda de energia elétrica para os próximos 10 anos (2017-2026)**. Disponível em: <[http://epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-245/topico-261/DEA%20001\\_2017%20-%20Proje%C3%A7%C3%B5es%20da%20Demanda%20de%20Energia%20El%C3%A9trica%202017-2026\\_VF\[1\].pdf](http://epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-245/topico-261/DEA%20001_2017%20-%20Proje%C3%A7%C3%B5es%20da%20Demanda%20de%20Energia%20El%C3%A9trica%202017-2026_VF[1].pdf)>. Acesso em: 30 abril. 2018.

GAUTIER, L. R. **Localizadores digitais de faltas para linhas de transmissão de alta tensão**. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 1996.

HAYKIN, S. **Redes Neurais: Princípios e prática**. RS:Bookman, Porto Alegre, 2001.

HE, Z.; LIAO, K.; LI, X.; LIN, S.; YANG, J.; MAI, R. **Natural Frequency-Based Line Fault Location in HVDC Lines**. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 29, pp. 851-859, 2014.

HOSSAM-ELDIN, A.; LOTFY, A.; ELGAMAL, M.; EBEED, M. **Combined traveling wave and fuzzy logic based fault location in multi-terminal HVDC systems**. IEEE 16th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC), 2016.

JOHANSSON, E.; **Wavelet Theory and some of its Applications**. Department of Mathematics Lulea University of Technology, 2005.

KIMBARK, E. W. **General aspects of DC transmission and comparison of it with AC transmission**. In: **Direct Current Transmission**. Wiley-Interscience, 1971.

KINDERMANN, G. **Curto- Circuito**. 2ª Ed. Editora Sagra Luzzatto, 1997.

KUNDUR, P. **Power system stability and control**. New York: McGraw-Hill, 1994.

LIPPMANN, R. P. **An introduction to computing with neurais nets**. IEEE ASSP magazine, 1987.

LUZ, G. S.; ALMEIDA, L. P.; LIRIO, F. L.; JUNIOR, S. G.; CARVALHO, A. R. C. D. **Avaliação do esforço computacional em programas de transitórios eletromagnéticos**. Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica – SNPTEE, 2015.

OLESKOVICZ, M. **Aplicação de Redes Neurais Artificiais na proteção de distância**. Tese (Doutorado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2003.

PESSOA, A. L. **A localização de faltas em um sistema de distribuição radial baseada na aplicação de árvores de decisão e redes neurais artificiais**. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2017.

RAMOS, J. P. T. **Localização de Faltas em Linhas HVDC Usando Ondas Viajantes e Morfologia Matemática**. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2015.

RAY, P; MISHRA, D. P.; PANDA, D. D. **Hybrid technique for fault location of a distribution line**. In: Annual IEEE India conference, New Delhi, pp 1–6, 2015.

RUDERVALL, R.; CHARPENTIER, J. P.; SHARMA, R. **High Voltage Direct Current (HVDC) Transmission Systems Technology Review Paper**. Energy Week, 2000.

SETREUS, J.; BERTLING, L. **Introduction to HVDC Technology for Reliable Electrical Power Systems. Probabilistic Methods Applied to Power Systems**. PMAPS '08. Proceedings of the 10th International Conference on Rincon, 2009.

SHUKR, M.; THOMAS, D. W. P.; ZANCHETTA, P. **VSC-HVDC Transmission Line Faults Location Using Active Line Impedance Estimation**. IEEE International Energy Conference and Exhibition (ENERGYCON), pp. 244-248, 2012.

SILVA, M. **Localização de faltas em linhas de transmissão utilizando a teoria de ondas viajantes e transformada wavelet**. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2003.

SILVA, M.; OLESKOVICZ, M.; COURY, D. V. **Localização de Faltas em Linhas de Transmissão com Três Terminais Baseada na Aplicação da Transformada Wavelet Estacionária para Extração dos Componentes de Frequência Fundamental**. Congresso Brasileiro de Automática – CBA, 2006.

SILVA, I. N.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes Neurais Artificiais para engenharia e ciências aplicadas**. Artliber. São Paulo, 2010.

SILVA, W. E. P. da. **Localização de Falhas em Sistemas de Transmissão de Alta Tensão em Corrente Contínua**. Monografia (Graduação) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2017.

SOOD, K. V. **HVDC and Facts Controllers**. Boston, 2004.

SOUZA, Y. R. **Análise da interação entre elos de corrente contínua em redes eletricamente próximas**. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2014.

STEVENSON, JR. W. D. **Elementos de Análise de Sistemas de Potência**. Rio de Janeiro, McGraw-Hill do Brasil, 1987.

VASANTH, S.; YEAP, Y. M.; UKIL, A. **Fault location estimation for VSC-HVDC system using Artificial Neural Network**. IEEE Region 10 Conference (TENCON), pp. 501-504, 2016.

VASCONCELOS, L. A. **Metodologia para representação de sistemas de transmissão em corrente contínua multiterminais no problema de fluxo de potência**. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2014.

WEEKS, M. **Digital Signal Processing Using MATLAB & Wavelets**. Jones & Bartlett Learning. Georgia State University. Atlanta, 2011.

YI-NING, Z.; YONG-HAO, L.; MIN, X.; ZE-XIANG, C. **A Novel Algorithm for HVDC Line Fault Location Based on Variant Travelling Wave Speed**. 4th International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies (DRPT), pp. 1459-1463, 2011.