

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO  
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

JOSÉ ALEXANDRO RAMOS XAVIER

**AJUSTAMENTO DE TÉCNICA DE MONITORAÇÃO REMOTA DE POLUIÇÃO EM  
CADEIAS DE ISOLADORES A PARTIR DE AFERIÇÕES LABORATORIAIS**

Recife

2017

JOSÉ ALEXANDRO RAMOS XAVIER

**AJUSTAMENTO DE TÉCNICA DE MONITORAÇÃO REMOTA DE POLUIÇÃO EM  
CADEIAS DE ISOLADORES A PARTIR DE AFERIÇÕES LABORATORIAIS**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Pernambuco como parte dos requisitos para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de Concentração:

Engenharia Elétrica

Orientador:

Prof. José Mauricio de Barros Bezerra, *D.Sc.*

Recife

2017

Catálogo na fonte  
Bibliotecária Valdicéa Alves, CRB-4 / 1260

X3a Xavier. José Alexandre Ramos.  
Ajustamento de técnica de monitoração remota de poluição em Cadeias de isoladores a partir de aferições laboratoriais - 2017.  
85folhas, Il.; Tabs; Abr.e Sigl.

Orientador: Prof. Dr. José Mauricio de Barros Bezerra.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2017.  
Inclui Referência e Anexo.

1. Engenharia Elétrica. 2. Isoladores. 3. Redes Neurais. 4. Graph minimization. 5. Poluição. 6. Corrente de Fuga. 7. Classificação de Isoladores  
I. Bezerra, José Mauricio de Barros(Orientador) . II. Título.

UFPE

621.3 CDD (22. ed.) BCTG/2017 - 322



# Universidade Federal de Pernambuco

## *Pós-Graduação em Engenharia Elétrica*

PARECER DA COMISSÃO EXAMINADORA DE DEFESA DE  
DISSERTAÇÃO DO MESTRADO ACADÊMICO DE

# JOSÉ ALEXANDRO RAMOS XAVIER

TÍTULO

**“AJUSTAMENTO DE TÉCNICA DE MONITORAÇÃO REMOTA DE  
POLUIÇÃO EM CADEIAS DE ISOLADORES  
A PARTIR DE AFERIÇÕES LABORATORIAIS”**

A comissão examinadora composta pelos professores: JOSÉ MAURÍCIO DE BARROS BEZERRA, DEE/UFPE; OTONI NÓBREGA NETO, DEE/UFPE e EDSON GUEDES DA COSTA, DEE/UFCG, sob a presidência do primeiro, consideram o candidato **JOSÉ ALEXANDRO RAMOS XAVIER APROVADO.**

Recife, 05 de maio de 2017.

---

**MARCELO CABRAL CAVALCANTI**  
Coordenador do PPGEE

---

**JOSÉ MAURÍCIO DE BARROS BEZERRA**  
Orientador e Membro Titular Interno

---

**EDSON GUEDES DA COSTA**  
Membro Titular Externo

---

**OTONI NÓBREGA NETO**  
Membro Titular Externo

## AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço a Deus por ter me dado forças para sempre seguir em frente, independente das adversidades. Agradeço também aos meus pais, estes que sempre me incentivaram a prosseguir com meus estudos. Agradeço a minha irmã pela amizade e por sempre me acompanhar, sempre me apoiando nos momentos difíceis.

Agradeço a minha namorada, que tem sido uma grande companheira, pelo amor, o apoio e os grandes conselhos durante o curso, tendo me ajudado tanto nos momentos de estudo quanto nos momentos de lazer.

Ao meu orientador, professor José Maurício, pela disponibilidade de tempo para me aconselhar e pela oportunidade de adquirir novos conhecimentos, contribuindo consideravelmente para minha formação profissional.

Aos meus colegas de GPTD (Grupo de Pesquisa em Transmissão e Distribuição de Energia Elétrica) Ayrlw, Diego, Dayse, Caio, Samuel, Alexsandro, Jadiel, João Marcus, Lauro, Lígia, Marcio Silva, Suelen, Viviane, Zanoni, Catarina, Oscar e Victor, em especial para Ayrlw, Dayse e Diego que foram os que mais me ajudaram com os problemas no laboratório e nas simulações.

Aos professores Otoni Nóbrega Neto, por me ceder gentilmente e explicar o funcionamento de um script utilizado nesta dissertação, Ronaldo Aquino pelo aprendizado repassado a cerca de rede neurais e por disponibilizar seu tempo para tirar minhas dúvidas e Ana Lúcia por ter me dado a oportunidade de assistir sua aula como ouvinte, contribuindo com meu conhecimento sobre o software Matlab. Por fim, agradeço ao professor Edson Guedes e ao Arthur, por todas contribuições na busca por melhorias nesta dissertação.

Aos meus colegas do mestrado, Thiago Cardoso, Jeydson, Calebe e Hugo, em especial ao Thiago Cardosos pela sua grande ajuda com o osciloscópio do laboratório. Ao colega Jonata Campelo pela ajuda na coleta de materiais sobre redes neurais.

Agradeço ao Eduardo Lopes e a Chesf pela doação dos isoladores utilizados nesta dissertação bem como a disponibilidade de informações internas a empresa.

Agradeço à Eletrobrás Distribuidora Alagoas, pelo investimento feito no laboratório de alta tensão, devido a projeto que estava em andamento utilizando o mesmo, esse progresso foi essencial ao desenvolvimento deste trabalho.

Agradeço à FACEPE por dar apoio financeiro possibilitando o prosseguimento do trabalho e a todos que não foram citados, mas que de alguma forma contribuíram para esta pesquisa segue meus sinceros agradecimentos, este trabalho pertence a todos vocês.

*"Always pass on what you have learned"*

(YODA)

## RESUMO

Neste trabalho é apresentada uma análise comparativa entre três atributos utilizados para monitoramento de isoladores. São eles: os pulsos de corrente de fuga, as componentes harmônicas e as características do centroide do sinal de corrente. A análise foi feita comparando testes realizados utilizando redes neurais artificiais. Foi observado qual atributo possuía o menor erro de classificação diante dos dados testados. Para se obter os dados, foi necessário realizar ensaios em laboratório de alta tensão na UFPE. Para definir a tensão de ensaio foi realizada uma simulação computacional utilizando um *software* de elementos finitos. Na simulação foi obtido um valor de 11 kV para a diferença de potencial no isolador mais próximo do aterramento do sistema. Com objetivo de gerar um banco de dados de sinais de corrente de fuga para análises posteriores, foram geradas poluições artificiais, as quais foram baseadas na EPRI (1975). Cinco isoladores foram poluídos com níveis de poluição distintos e então ensaiados no nível de tensão de 11 kV. A partir dos ensaios foram coletados os sinais de corrente de fuga. Os sinais foram então processados a partir de extratores de atributos e em seguida testados através de redes neurais. Da análise comparativa foi observado que o atributo que utilizava componentes harmônicas obteve o melhor desempenho na classificação dos dados.

Palavras-chave: Isoladores. Redes Neurais. Poluição. Corrente de Fuga. Classificação de Isoladores.

## ABSTRACT

This work presents a comparative analysis between three attributes used for the monitoring of isolators. These are: the leakage current pulses, the harmonic components and the characteristics of the centroid of the current signal. The analysis was made comparing tests performed using artificial neural networks. It was observed which attribute had the lowest classification error in relation to the data tested. In order to obtain the data, it was necessary to carry out high voltage laboratory tests at UFPE. To define the test voltage, a computational simulation was performed using finite element software. In the simulation, a value of 11 kV was obtained for the potential difference in the isolator closest to the system ground. In order to generate a database of leakage current signals for subsequent analyzes, artificial pollution was generated, which were based on EPRI (1975). Five isolators were polluted with distinct pollution levels and then tested at the 11 kV voltage level. From the tests the leakage current signals were collected. The signals were then processed from attribute extractors and then tested through neural networks. From the comparative analysis it was observed that the attribute that used harmonic components obtained the best performance in the data classification.

Keywords: Insulators. Neural networks. Pollution. Leakage Current. Classification of Insulators.

## Lista de Ilustrações

Figura 1 - Percentual de descargas disruptivas ocorridas em função das condições ambientais.....	18
Figura 2 – Foto de modelos antigos de isoladores cerâmicos.....	22
Figura 3 – Esquema de partes construtivas do isolador de vidro.....	22
Figura 4 – Processo de formação de corrente em isoladores poluídos: (a) região de banda seca; (b) região de banda úmida; (c) corrente de fuga e descargas superficiais localizadas; (d) descargas superficiais contornando as regiões secas.....	24
Figura 5 – Foto de isolador de linha de transmissão de 500 kV com carbonização devido à ocorrência de descargas parciais.....	25
Figura 6 – Elementos finitos mais usuais.....	29
Figura 7 – Discretização de um domínio em sub-regiões.....	30
Figura 8 – Interface COMSOL Multiphysics.....	31
Figura 9 – Ilustração do neurônio biológico.....	33
Figura 10 – Ilustração do processo de sinapse nervosa.....	34
Figura 11 – Representação de um neurônio artificial.....	35
Figura 12 – Representação dos principais elementos de uma RNA.....	37
Figura 13 – Gráfico ilustrativo dos valores do MSE durante treinamento de uma RNA.....	38
Figura 14 – Ilustração do efeito do overfitting no mapeamento da função seno.....	39
Figura 15 – Fotografia dos isoladores de vidro utilizados.....	50
Figura 16 – Fotografia dos isoladores de vidro poluídos e dos borrifadores utilizados.....	51
Figura 17 – Imagem da geometria desenvolvida para a simulação.....	53
Figura 18 - Imagem da malha gerada no COMSOL.....	54
Figura 19 – Distribuição de potencial numa cadeia de 16 isoladores, 230 kV: (a) obtida por outros autores; (b) obtida pelo próprio autor.....	55
Figura 20 – Foto dos destiladores utilizados: (a) destilador Biowater; (b) destilador Cristofoli.....	57
Figura 21 – Foto da câmara de névoa com um isolador em seu interior.....	58
Figura 22 – Diagrama da montagem laboratorial.....	59

Figura 23 – Foto da área de ensaio.....	60
Figura 24 – Foto da sala de controle e área de produção de água destilada. ....	60
Figura 25 – Ilustração da extração do atributo centroide.....	63
Figura 26 - Ilustração da extração do atributo componentes harmônicas. ....	63
Figura 27 – Ilustração da extração do atributo contagem de pulsos. ....	64
Figura 28 – Ilustração de Rede <i>Perceptron</i> multicamadas.....	77
Figura 29 – Ilustração das duas fases de treinamento da rede PMC.....	78
Figura 30 – Ilustração dos intervalos de saturação e de variação dinâmica das funções logísticas e tangente hiperbólica.....	80
Figura 31 – Ilustração do mecanismo de convergência do método <i>resilient-propagation</i> .....	81

## Lista de Tabelas

Tabela 1 – Caracterização dos níveis de poluição. ....	28
Tabela 2 – Níveis de poluição utilizados. ....	51
Tabela 3 – Constantes dielétricas atribuídas aos materiais utilizadas na simulação computacional. ....	53
Tabela 4 – Codificação da camada de saída da RNA. ....	65
Tabela 5 – Resultados do MSE nos algoritmos testados. ....	66
Tabela 6 – Seleção das melhores arquiteturas. ....	67
Tabela 7 – Seleção da melhor rede. ....	68
Tabela 8 – Resultados obtidos com o conjunto de teste. ....	69

## Lista de Abreviaturas e Siglas

ESDD	<i>Equivalent Salt Deposity Density</i>
NSDD	<i>Non Soluble Deposit Density</i>
EPRI	<i>Eletric Power Research Institute</i>
GPTD	Grupo de Pesquisa em Transmissão e Distribuição de Energia Elétrica
LAT	Laboratório de Alta Tensão
UFPE	Universidade Federal de Pernambuco
CTG	Centro de Tecnologia e Geociência
RNA	Redes Neurais Artificiais
CHESF	Companhia Hidrelétrica do São Francisco
MSE	<i>Mean Square Error</i>
LM	<i>Levenberg-Marquardt Backpropagation</i>
GDM	<i>Gradient Descent with Momentum Backpropagation</i>
RP	<i>Resilient Backpropagation</i>
GD	<i>Gradient Descent Backpropagation</i>
GDA	<i>Gradient Descent Backpropagation with Adaptive Learning Rate</i>
GDX	<i>Gradient Descent with Momentum and Adaptive Learning Rate Backpropagation</i>
BFG	<i>BFGS Quasi-Newton Backpropagation</i>
BR	<i>Bayesian Regularization Backpropagation</i>
CGB	<i>Conjugate Gradient Backpropagation with Powell-Beale Restarts</i>
CGF	<i>Conjugate Gradient Backpropagation with Fletcher-Reeves Updates</i>
CGP	<i>Conjugate Gradient Backpropagation with Polak-Ribière Updates</i>
OSS	<i>One-Step Secant Backpropagation</i>
SCG	<i>Scaled Conjugate Gradient Backpropagation</i>
NaCl	Cloreto de Sódio
MEF	Método dos Elementos Finitos

IEC *International Electrotechnical Commission*

PMC *Perceptron de múltiples capas*

# SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO .....	17
1.1.	<b>Contextualização</b> .....	17
1.2.	<b>Motivação</b> .....	18
1.3.	<b>Organização Textual</b> .....	19
2.	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	21
2.1.	<b>Isoladores de Linhas de Transmissão</b> .....	21
2.2.	<b>Descargas Parciais em Cadeias de Isoladores</b> .....	23
2.3.	<b>Medição de Acúmulo de Poluentes Sobre os Isoladores</b> .....	25
2.3.1	Medição do ESDD .....	26
2.3.2	Tipos de Ensaio .....	27
2.4.	<b>Método dos Elementos Finitos</b> .....	29
2.5.	<b>COMSOL Multiphysics ©</b> .....	30
2.6.	<b>Conceitos Preliminares de Reconhecimento de Padrões</b> .....	31
2.6.1.	Redes Neurais Artificiais .....	32
2.6.1.1.	Resumo Histórico .....	32
2.6.1.2.	O Neurônio Artificial e o Biológico .....	33
2.6.1.3.	Arquitetura de RNA e Processo de Treinamento .....	36
3	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA .....	40
4	ENSAIOS LABORATORIAIS .....	50
4.1	<b>Preparação das Amostras</b> .....	50
4.2	<b>Definição da Tensão da Ensaio</b> .....	52
4.2.1	Modelagem da Distribuição de Tensão no COMSOL .....	52
4.3	<b>Obtenção dos Dados de Corrente de Fuga</b> .....	56
5	CLASSIFICAÇÃO DOS ISOLADORES .....	62
5.1	<b>Tratamento dos Dados de Corrente Obtidos</b> .....	62
5.2	<b>Preparações Iniciais</b> .....	64
5.3	<b>Codificação das Classes</b> .....	65
5.4	<b>Seleção do Algoritmo de Treinamento</b> .....	65
5.5	Seleção das Melhores Arquiteturas.....	66
5.6	<b>Seleção da Melhor Rede</b> .....	68
5.7	<b>Análise Comparativa dos Atributos</b> .....	69
6	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS .....	71
6.1	<b>Trabalhos Futuros</b> .....	72

REFERÊNCIAS.....	73
ANEXO A – Redes Perceptrons e Processos de Treinamento.....	77

# 1. Introdução

## 1.1. Contextualização

O processo de obtenção da energia elétrica passa por diversas etapas até a chegada ao consumidor. Após gerada, a energia precisa ser transmitida, esta etapa é feita através das linhas de transmissão. As linhas, em sua maioria, são linhas aéreas, possuindo como isolantes o ar que circunda os condutores e os isoladores elétricos. Estes últimos que são responsáveis por isolar os condutores de suas respectivas estruturas.

O desempenho elétrico dos isoladores utilizados nas linhas de transmissão é um fator chave na confiabilidade dos sistemas de potência. Os isoladores devem suportar não somente a tensão de operação, mas também sobretensões sem redução do seu desempenho. Falhas na isolação podem provocar interrupções no fornecimento de energia, gerando sanções econômicas as empresas envolvidas neste processo.

Durante a operação das linhas de transmissão, os isoladores estão sujeitos constantemente a ação de elementos externos. Dentre eles podem ser citados a ação da poluição, chuva, vento e neblina. Estes fatores externos contribuem consideravelmente para a redução da suportabilidade elétrica dos isoladores. A união da poluição depositada sobre os isoladores com a umidade produz caminhos condutivos. Estes caminhos facilitam a ocorrência da falha de isolação. É extremamente difícil evitar que este fenômeno ocorra. Uma solução para reduzir os efeitos da poluição em cadeias de isoladores, é a utilização das técnicas de manutenção preditiva e preventiva.

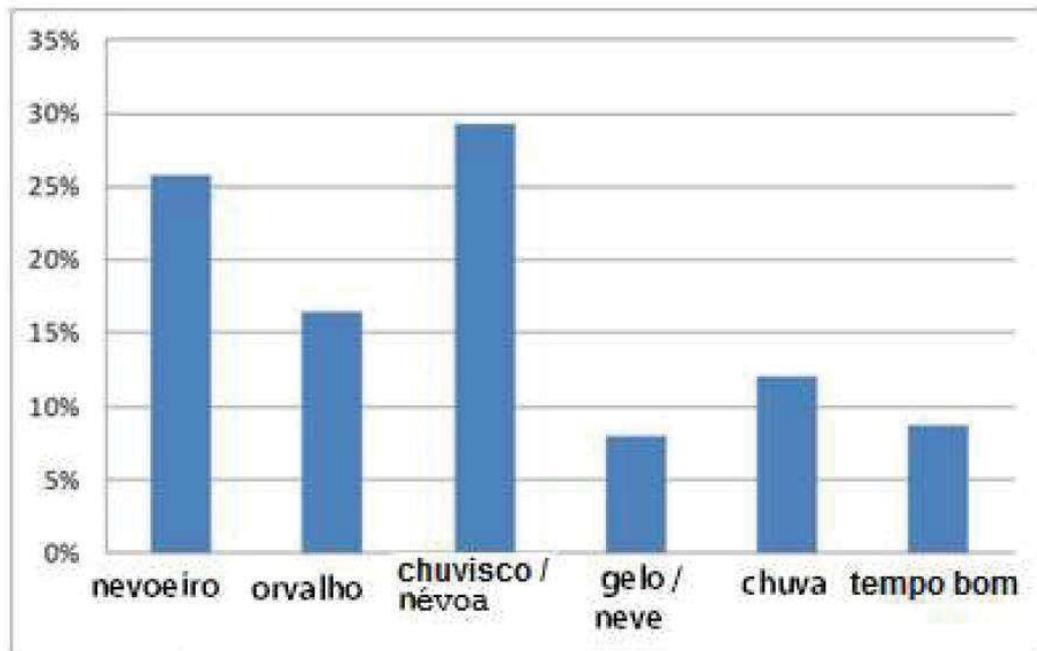
Quanto mais precisa for a análise do estado em que se encontra cada cadeia de isoladores, menores serão os riscos de falhas no sistema elétrico devido à perda de isolação. Por intermédio desses fatos, técnicas de diagnóstico vêm sendo estudadas por diversos pesquisadores, com o objetivo de determinar qual a técnica mais rápida e eficiente.

## 1.2. Motivação

Os isoladores são componentes fundamentais do sistema de transmissão de energia. A análise dos fenômenos que incidem sobre ele se faz necessária para manter sua correta operação com o decorrer do tempo.

O sistema de isolamento é constantemente infligido por agentes externos. Assim como dito anteriormente, a ação da poluição com a umidade facilita o rompimento da isolamento, podendo levar a falhas operativas. Na Figura 1 pode ser observada a relação entre descargas disruptivas e as condições ambientais.

Figura 1 - Percentual de descargas disruptivas ocorridas em função das condições ambientais.



Fonte: MELLO *et al.*, 2015.

As inspeções em linhas de transmissão costumam ser realizadas durante o período da noite em situações de elevada umidade relativa do ar. Deste modo é possível visualizar a ocorrência de descargas nas cadeias de isoladores e, caso necessário, agendar uma manutenção preventiva. Essas ações preventivas são exaustivas e intrinsecamente dependentes da experiência do inspetor. Diante disso, faz-se necessário o desenvolvimento de uma técnica mais precisa para identificar o

estado desses isoladores, que possibilite um critério de tomada de decisão adequado para cada caso.

Sabe-se que quanto maior o nível de poluição sobre a cadeia de isoladores, maior será a corrente de fuga. Dessa relação pode ser inferido o grau de poluição sobre os isoladores a partir da análise da corrente que circula sobre eles. O presente trabalho busca mostrar uma análise comparativa entre três atributos citados na literatura. Os atributos são: pulsos de corrente, componentes harmônicos e o centroide do sinal elétrico. Esta é a principal motivação para o desenvolvimento desta dissertação de mestrado, cujos objetivos são listados a seguir:

1. realizar análise computacional de uma cadeia de isoladores de vidro, buscando observar a sua distribuição de potencial;
2. extrair dados de corrente de fuga para diferentes níveis de poluição, através de ensaios laboratoriais, de modo a criar banco de dados para análise de reconhecimento de padrões;
3. realizar análise dos dados de corrente de fuga utilizando redes neurais artificiais, fazendo análise comparativa entre os três atributos considerados.

### **1.3. Organização Textual**

Este trabalho está organizado nos seguintes capítulos:

- capítulo 2 – Fundamentação Teórica: apresenta alguns conceitos fundamentais acerca do tema analisado;
- capítulo 3 – Revisão Bibliográfica: apresenta os principais trabalhos considerados durante o desenvolvimento da pesquisa;
- capítulo 4 – Ensaios Laboratoriais: são apresentados os equipamentos utilizados e os procedimentos adotados na obtenção dos dados analisados na pesquisa;
- capítulo 5 – Classificação dos Isoladores: são mostrados os resultados e suas análises utilizando redes neurais artificiais;

- capítulo 6 – Conclusões e Trabalhos Futuros.

## 2. Fundamentação Teórica

Neste capítulo são descritos os principais tópicos pertinentes ao entendimento da pesquisa. Inicialmente são apresentados aspectos gerais acerca de isoladores em linhas de transmissão, sendo mostrados aspectos históricos e construtivos. Também são introduzidos conceitos acerca de descargas parciais e algumas técnicas para medição de poluentes sobre isoladores. Por fim são apresentados alguns conceitos básicos sobre elementos finitos e técnicas de reconhecimento de padrões com foco em redes neurais artificiais.

### 2.1. Isoladores de Linhas de Transmissão

As falhas em isolamento elétrico são os maiores responsáveis por interrupções no fornecimento de energia elétrica (BEZERRA, 2004). Do ponto de vista das linhas de transmissão, o desempenho da linha está diretamente relacionado ao desempenho dos isoladores (NIGRI, 1999).

Os isoladores cerâmicos começaram a ser utilizados a partir de 1830, em linhas telegráficas (LIEBERMANN, 2000). Eles possuíam forma de blocos de vidro. As primeiras linhas de transmissão de energia foram construídas no final de 1880. Nessas foram utilizados isoladores de vidro na sua concepção. Devido à tradição de uso no correr dos anos, desde as aplicações em linhas telegráficas, e pela abundante matéria prima para produção, os isoladores de vidro ganharam grande destaque em linhas de transmissão (GORUR; CHERNEY; BURNHAM, 1999). Alguns modelos antigos de isoladores cerâmicos podem ser visualizados na Figura 2.

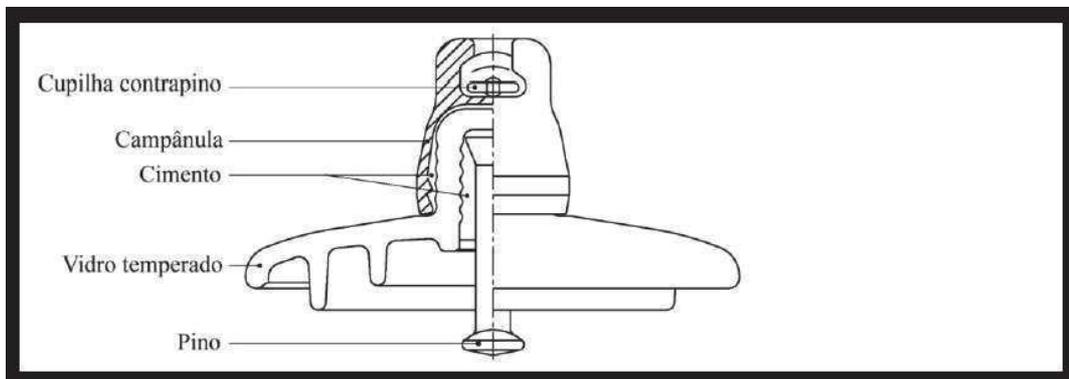
As partes constitutivas de um isolador de vidro podem ser visualizadas na Figura 3. São elas: a cupilha, o cimento, o vidro temperado e o pino. Esses isoladores têm como características fundamentais serem compostos de um corpo isolante e ferragens de suspensão, por meio das quais as unidades isolantes podem ser conectadas entre si, formando cadeias. Quanto maior o número de unidades isolantes, maior o nível de tensão suportável (FUCHS, 1977).

Figura 2 – Fotografia de modelos antigos de isoladores cerâmicos.



Fonte: JANSSEN, 2005.

Figura 3 – Esquema de partes construtivas do isolador de vidro.



. Fonte: SANTA TEREZINHA, 2016.

O fato deste tipo de isolador ter como um de seus constituintes o vidro temperado implica em algumas vantagens. O vidro é resistente a danos por radiação ultravioleta, possui alta rigidez dielétrica, alta resistência à compressão e estilhaça quando danificado. Esta última característica facilita a identificação de unidades

defeituosas. As desvantagens desse tipo de isolador são o peso elevado e sua alta atratividade ao vandalismo (DIAS, 2017).

## **2.2. Descargas Parciais em Cadeias de Isoladores**

As descargas parciais ocorrem nas vizinhanças de eletrodos carregados quando a rigidez dielétrica do meio isolante, que se encontra entre estes eletrodos, é quebrada. As descargas parciais podem ser internas ao meio isolante ou externas, estas últimas também podem ser chamadas de descargas superficiais.

As descargas parciais internas ocorrem devido a existência de regiões ocas ou heterogeneidade dentro do material isolante sólido. Esses defeitos levam a uma alta concentração de campo elétrico, que dá início ao processo de descargas parciais, as quais podem erodir a cavidade interior do dielétrico. Já as descargas superficiais ocorrem sobre o material, são provenientes do campo elétrico paralelo a superfície, quando este excede um valor crítico. Assim como as descargas internas estas podem erodir o dielétrico causando ruptura do mesmo (FAGUNDES, 2008).

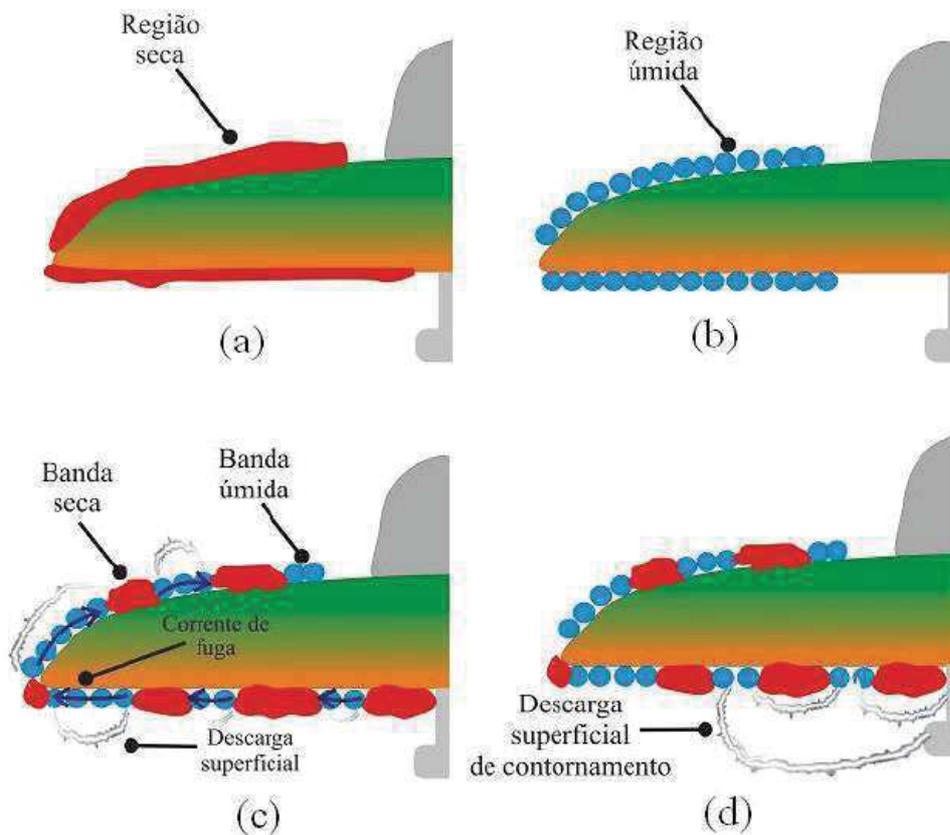
O tratamento matemático das descargas parciais é complexo. A complexidade se deve à natureza estocástica associada ao fenômeno e à grande variedade de causas. Tantos fatores em conjunto dificultam a obtenção de um modelo matemático fechado, que se aplique a todas as possíveis ocorrências dessas descargas (OLIVEIRA, 2008).

Um dos principais problemas enfrentados na manutenção de linhas de transmissão é o acúmulo de poluentes na superfície dos isoladores que, juntamente com a umidade elevada, causa uma redução na capacidade de isolação das cadeias de isoladores. Os isoladores são expostos a intempéries características das regiões onde se encontram em operação. Os poluentes são carregados pelo vento e se depositam sobre os isoladores de maneira estocástica dependendo de diversos fatores, como chuvas, direção e velocidade do vento, localização geográfica, entre outros (OLIVEIRA, 2008).

Ao serem expostos a um ambiente com alta umidade, os poluentes solúveis em água se dissociam em íons. A partir disso surge uma camada condutiva sobre a superfície do isolador. Através dessa camada condutiva se estabelece uma corrente

elétrica proveniente da tensão elétrica aplicada. A corrente elétrica condutiva provoca o aquecimento por efeito joule, ocasionando uma evaporação não uniforme da umidade depositada sobre a superfície. Essa evaporação não uniforme gera microrregiões dielétricas circundadas por regiões condutivas. A essas regiões dielétricas se atribui o nome de “bandas secas”. A aplicação de campo elétrico sobre as bandas secas quebra a rigidez dielétrica do material, resultando em descargas parciais (EHV, 1968). O processo de formação das bandas secas e a ocorrência de descargas parciais podem ser visualizados na Figura 4. Já na Figura 5 pode ser visto isolador que apresenta carbonização derivada de descargas.

Figura 4 – Processo de formação de corrente em isoladores poluídos: (a) região de banda seca; (b) região de banda úmida; (c) corrente de fuga e descargas superficiais localizadas; (d) descargas superficiais contornando as regiões secas.



Fonte: LIMA, 2010.

As centelhas provenientes das descargas parciais se formam no contorno do vidro e do cimento do pino. Algumas vezes essas centelhas também se formam na saia interna e na cavidade entre campanula e vidro. Essas descargas formam uma

faixa azul circular, pouco intensa, com faixas mais brilhantes interpassadas. Se o contaminante for o NaCl, as descargas necessitam de energia térmica suficiente para excitar os íons de sódio. Devido a isso cria-se uma centelha amarela, que caracteriza este tipo de contaminante (EHV, 1968).

Figura 5 – Fotografia de isolador de linha de transmissão de 500 kV com carbonização devido à ocorrência de descargas parciais.



Fonte: ALBUQUERQUE, 2014.

As descargas produzem íons derivados do oxigênio e do nitrogênio. Este primeiro promove a formação do ozônio, o qual ao se combinar com o nitrogênio presente na atmosfera gera o dióxido de nitrogênio. Esta substância quando hidratada forma o ácido nítrico. O ácido causa corrosão aos componentes responsáveis pela sustentação mecânica dos cabos condutores. A queda dos condutores pode ser ocasionada caso a equipe de manutenção não provenha a troca da cadeia em tempo hábil (ALBUQUERQUE, 2014).

### **2.3. Medição de Acúmulo de Poluentes Sobre os Isoladores**

A medição da poluição depositada é normalmente feita a partir do valor do ESDD (*Equivalent Salt Deposit Density*) e do NSDD (*Non Soluble Deposit Density*). O ESDD é responsável pela condutividade elétrica, já o NSDD é responsável pela fixação da camada de poluição a superfície do isolador (MELLO *et al.*, 2015). Além do ESDD e

do NSDD, o nível de poluição depositada também pode ser avaliado por meio da medição da condutividade ou resistência superficial (OLIVEIRA, 2008). Outra forma de estimar o grau de poluentes sobre os isoladores é a partir de estudos sobre fenômenos elétricos que se intensificam com o aditivo de poluentes. Dentre estes estudos podem ser citados: a detecção de ruídos provenientes de descargas parciais, a emissão de calor que se intensifica com o aumento da poluição, a detecção de espectro visível ou ultravioleta, a verificação de sinais de radiofrequência emitidos durante as descargas e o monitoramento da corrente de fuga (BEZERRA, 2004).

### 2.3.1 Medição do ESDD

A medição do ESDD é uma das técnicas mais adotadas pelos pesquisadores para avaliar o nível de poluição depositada sobre isoladores. A técnica é capaz de representar o equivalente condutivo de determinado grau de poluição depositada. O ESDD é obtido dividindo-se a massa de NaCl equivalente pela área do isolador.

Uma técnica aproximada para obter isoladores poluídos naturalmente, sem retirada dos que compõem a linha de transmissão, é a chamada “cadeia testemunha”. A cadeia testemunha é aquela que fica na mesma região onde deseja-se estudar os isoladores, porém ela não está conectada aos condutores da linha. Entretanto este fato influencia no depósito de poluentes. O campo elétrico produz forças atrativas, aumentando a aderência da poluição à cadeia de isoladores. Desta forma, a concentração de poluentes numa cadeia testemunha não é igual a obtida nos isoladores conectados à rede elétrica (OLIVEIRA, 2008).

O equivalente em sal da poluição depositada pode ser obtido por meio da lavagem do isolador em um volume conhecido. Normalmente é utilizado um litro de solução. Em seguida mede-se a condutividade da solução resultante da lavagem. A concentração de sal equivalente à condutividade obtida na lavagem dos isoladores é descoberta a partir de curvas padrão de concentração versus condutividade de soluções de NaCl (PINHEIRO, 2008). A massa de sal equivalente é calculada utilizando o volume da solução, a massa molar do NaCl e a concentração da solução, conforme formulação contida na Equação (1).

$$M_{sal} = c.V.Mol, \quad (1)$$

em que:

- $M_{sal}$  → massa equivalente de sal depositado;
- $c$  → concentração de sal na água de lavagem ( $mol/l$ );
- $V$  → volume da água de lavagem ( $l$ );
- $Mol$  → massa molar do NaCl ( $g/mol$ ).

Dividindo-se o valor obtido por meio da Equação (1), pela área da qual foram retirados os poluentes,  $A_{dep}$ , obtém-se a densidade equivalente de sal depositado, ou ESDD, em conformidade com a Equação (2).

$$ESDD = \frac{M_{sal}}{A_{dep}}. \quad (2)$$

A utilização do ESDD em isoladores não cerâmicos é questionável. Neste tipo de isolador, fluidos poliméricos de pequeno peso molecular se difundem na superfície do isolador, encapsulando a camada de poluição. Esse encapsulamento torna a superfície do isolador hidrofóbica. Já que a descarga disruptiva em condições de poluição depende da interação entre a camada de poluição e a umidade, a redução da umidade sobre o isolante faz com que nem toda poluição presente na superfície do isolador contribua para o processo de descarga disruptiva. Diante disso, para isoladores não cerâmicos a medição da densidade equivalente de sal depositado (ESDD), traz resultados errôneos (KARADY; SCHNEIDER; RIZK, 1994).

### 2.3.2 Tipos de Ensaio

O ESDD é uma das técnicas que melhor caracteriza os níveis de poluição depositada. Por isso, essa técnica é amplamente aplicada em ensaios laboratoriais. Durante os ensaios busca-se simular as condições que determinada peça a ser ensaiada enfrentaria em campo.

Para análises mais precisas, foram definidos quatro níveis de poluição. Cada nível possui uma faixa de valores de ESDD e condutividade de solução (EPRI, 1975). Bezerra (2004) acrescentou um quinto nível em complemento aos já existentes, o objetivo deste quinto nível é proporcionar mais precisão na classificação dos isoladores, observando valores intermediários que antes não eram contemplados. Na Tabela 1 podem ser observados os cinco níveis de poluição, com suas respectivas faixas de ESDD.

Tabela 1 – Caracterização dos níveis de poluição.

<b>Níveis</b>	<b>Classificação</b>	<b>Faixa de ESDD</b>
1	Atmosfera limpa	0,000 - 0,032
2	Contaminação muito leve	0,032 - 0,038
2'	Contaminação leve	0,038 - 0,056
3	Contaminação pesada	0,056 - 0,123
4	Contaminação muito pesada	maior que 0,123

Fonte: BEZERRA, 2004.

Os principais ensaios envolvendo análise da ação de poluentes sobre isolantes elétricos são os ensaios de névoa salina e o de névoa limpa. No ensaio de névoa salina o isolador é borrifado por uma névoa condutiva. Bocais especiais são utilizados, colocados em paralelo com o isolador. Durante a ação da neblina o isolador é submetido a tensão elétrica por um período máximo de 100 minutos. A medição da poluição é baseada na IEC-507 (1991), porém é necessário fazer adaptações para materiais não cerâmicos. Para isolantes poliméricos é necessário utilizar uma névoa mais concentrada e analisar bem o tempo de repouso, tempo entre a deposição da poluição e a aplicação de tensão. Estes fatores são muito importantes na análise de isoladores poliméricos, pois estes isoladores possuem uma maior hidrofobicidade (PINHEIRO, 2008).

O ensaio de névoa limpa é aquele no qual utiliza-se uma névoa de água destilada ou deionizada. O isolador é artificialmente contaminado antes da aplicação de tensão elétrica e da névoa. Os níveis de poluição são utilizados de acordo com o definido pela EPRI (1975). Os materiais mais utilizados para compor a poluição artificial são: Tonoko TM e o Kaolin.

O Tonoko TM é um pó argiloso, constituído por  $\text{SiO}_2$  (58% a 76%),  $\text{Al}_2\text{O}_3$  (14% a 30%) e  $\text{Fe}_2\text{O}_3$  (2% a 6%). Tipicamente sua partícula é de 6,2  $\mu\text{m}$  com densidade em torno de 2,76  $\text{g/cm}^3$ . O Kaolin apresenta partículas da ordem de 5,8  $\mu\text{m}$ , densidade de 2,6  $\text{g/cm}^3$  e composição de  $\text{SiO}_2$  (46%),  $\text{Al}_2\text{O}_3$  (37%) e  $\text{Fe}_2\text{O}_3$  (0,9%) (PINHEIRO, 2008).

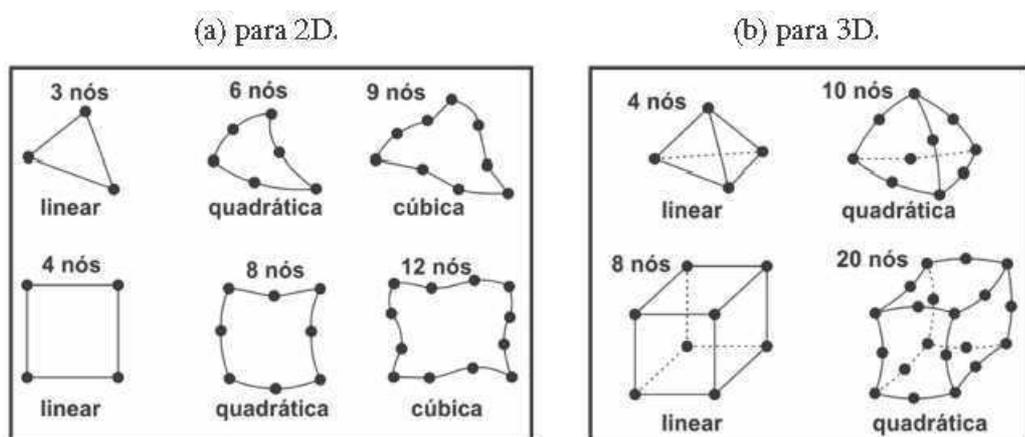
## 2.4. Método dos Elementos Finitos

O método dos elementos finitos é uma poderosa ferramenta matemática utilizada para resolver equações diferenciais parciais, nos casos em que é inviável a obtenção de uma solução analítica exata.

Os elementos finitos triangulares de primeira ordem foram primeiramente introduzidos no âmbito da engenharia elétrica em 1968. Eles foram utilizados para a solução de problemas de ondas comparativamente simples, mas desde então têm sido empregados em muitas áreas onde o potencial escalar bidimensional ou as funções de onda precisam ser determinadas. Os elementos finitos apresentam uma grande relevância em situações nas quais são encontradas não-linearidades materiais ou formas geométricas complicadas; por exemplo, na análise dos campos magnéticos de máquinas elétricas, ou distribuições de carga e corrente em dispositivos semicondutores (SILVESTER; FERRARI, 1996).

A aplicação do método dos elementos finitos possui quatro etapas básicas: a discretização, a derivação de equações que governam o elemento, a montagem de todos os elementos na região de solução e a solução do sistema de equações (SILVA, 2013). Na Figura 6 podem ser observados os elementos mais usuais.

Figura 6 – Elementos finitos mais usuais.

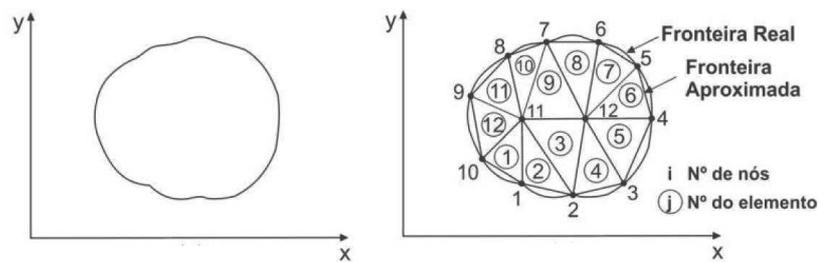


Fonte: BASTOS; SADOWSKI, 2003.

Os elementos são interligados por meio dos nós. Da união entre os elementos se obtém a malha (*mesh*). Segundo Reddy (1993) a malha deve representar a geometria do domínio de forma precisa, deve também representar adequadamente as soluções e não deve conter elementos com geometrias inaceitáveis, ou seja, os

elementos devem ter sua geometria mais perfeita possível. A construção correta da malha pode melhorar o desempenho computacional na resolução do MEF, convergindo com mais facilidade e apresentando resultados mais próximos dos reais. Na Figura 7 pode ser vista a discretização de uma região, na qual é possível ver os elementos unidos formando uma malha.

Figura 7 – Discretização de um domínio em sub-regiões.



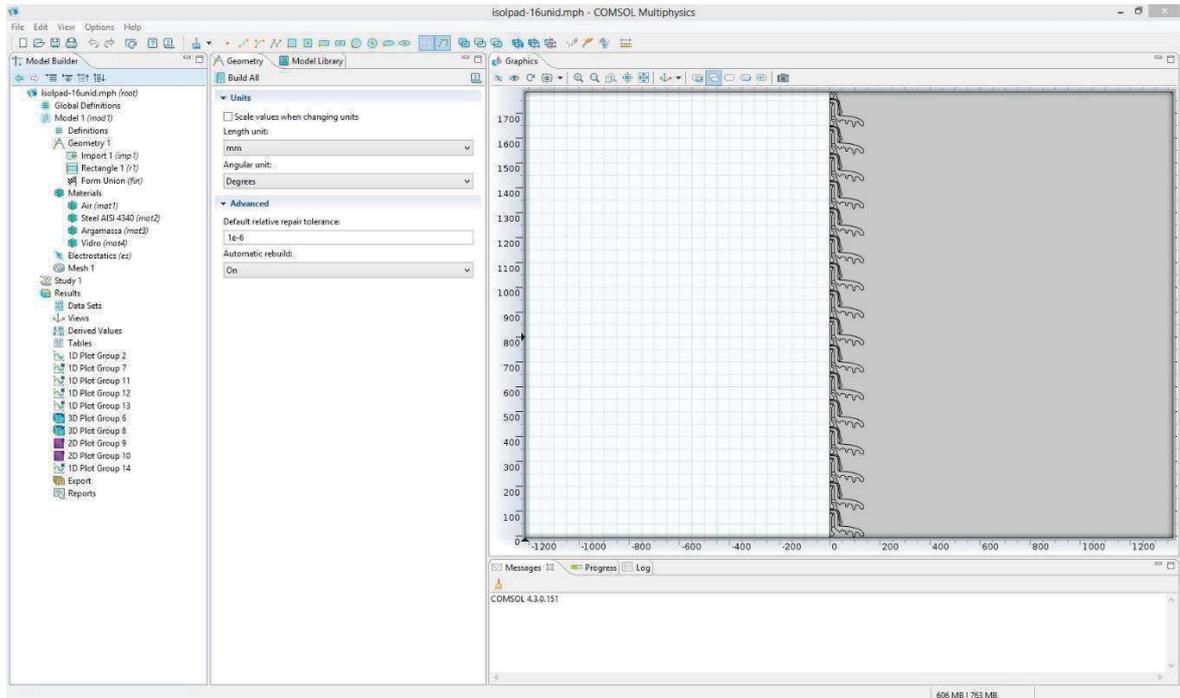
Fonte: SADIKU, 2000.

## 2.5. COMSOL Multiphysics ©

O COMSOL Multiphysics é uma ferramenta computacional para modelagem e resolução de problemas físicos. Inicialmente conhecido como FEMLAB (*Finite Element Method Laboratory*), o software mudou de nome em 2006. O COMSOL permite estudar fenômenos que envolvem apenas um tipo de física, porém a sua maior característica é o tratamento multifísico, sendo capaz de realizar diversos estudos com físicas diferentes de maneira simultânea (COMSOL, 2012).

Durante o equacionamento, o COMSOL utiliza o método de elementos finitos. O *software* executa a análise em elementos finitos juntamente com a geração adaptativa de malha e controle de erro, usando uma variedade considerável de solucionadores numéricos. Os estudos podem ser realizados com sistemas de multiprocessadores e computação via *cluster* (COMSOL, 2012). Na Figura 7 pode ser vista uma captura de tela da interface do *software* utilizada para modelar os isoladores.

Figura 8 – Interface COMSOL Multiphysics



Fonte: Próprio autor.

## 2.6. Conceitos Preliminares de Reconhecimento de Padrões

Um sistema de reconhecimento de padrões pode ser visto como uma regra para uma decisão automática, onde se associa medições de um padrão a classes específicas. Um padrão é representado por  $N$  atributos ou propriedades (JAIN; KASTURI; SCHUNCK, 1995).

A caracterização dos atributos é essencial para o desempenho do sistema de reconhecimento. O classificador é um dispositivo que agrupa dados em categorias. A classificação de padrões é um processo que envolve informação e transformação. Sendo assim, um classificador transforma um conjunto relativamente grande de dados nebulosos em um pequeno conjunto de dados úteis. Já um classificador treinável é aquele que conduz a um número pequeno de classificações incorretas, por meio do ajuste do conjunto de regiões de decisões em resposta a observações em uma sequência de vetores de atributos. Essa sequência de observações ocorre durante uma fase de aprendizado ou treinamento (BEZERRA, 2004).

Durante a montagem dos vetores de atributos, as observações devem incluir informações que conduzem a uma classificação correta. O treinamento é dito

supervisionado quando existem observações que conduzem a uma classificação, caso contrário é dito não supervisionado. Após o treinamento, o classificador é submetido a dados de entrada desconhecidos, com intuito de aferir a capacidade de classificação do mesmo.

### **2.6.1. Redes Neurais Artificiais**

Redes neurais artificiais (RNA) são modelos matemáticos que tem como inspiração o sistema nervoso dos seres vivos, sendo capazes de realizar aquisição e manutenção do conhecimento. As redes podem ser definidas como um conjunto de unidades de processamento. Estas unidades são interligadas, formando sinapses artificiais. Assim, a informação é processada e adquire-se o conhecimento. As RNAs possuem uma grande faixa de aplicações, dentre elas podem ser citados: a avaliação de imagens captadas por satélite; classificação de padrões de escrita e de fala; reconhecimento de faces em visão computacional; controle de trens de grande velocidade; previsões de ações no mercado financeiro; identificação de anomalias em imagens médicas; identificação automática de perfis de crédito para clientes de instituições financeiras; controle de aparelhos eletrônicos e eletrodomésticos (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

#### **2.6.1.1. Resumo Histórico**

Os primeiros estudos envolvendo RNA datam de 1943, por intermédio do artigo de McCulloch & Pitts (1943), no qual foi descrito o primeiro modelamento matemático inspirado no neurônio biológico, sendo então o primeiro neurônio artificial desenvolvido.

Em 1949, o primeiro método de treinamento para redes neurais foi proposto, sendo chamada de regra de aprendizado de Hebb (HEBB, 1949). Após este acontecimento, diversos pesquisadores tralharam sobre este tema. Destaca-se o trabalho de Rosenblatt (1958), responsável pelo primeiro neurocomputador, idealizado a partir do modelo básico do *perceptron*. Várias pesquisas surgiram a posteriori, com o objetivo de aperfeiçoar cada vez mais estes modelos matemáticos. Minsky & Papert (1969) demonstraram de forma enfática limitações nas redes neurais

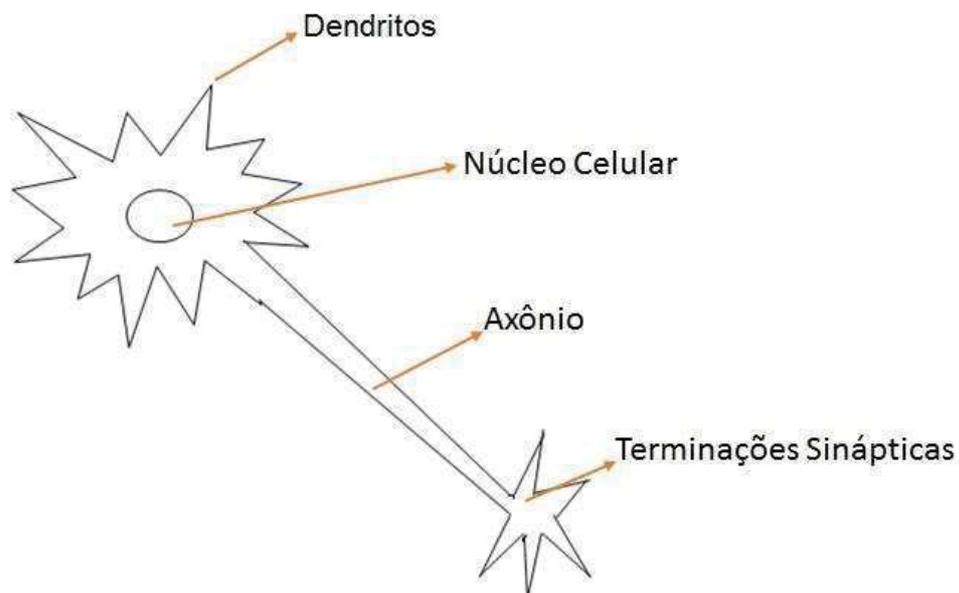
desenvolvidas até aquele momento, notou-se a incapacidade de as redes classificarem de maneira correta padrões não linearmente separáveis (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

Apenas no final dos anos de 1980 é que pesquisadores voltaram a trabalhar no tema, movidos por todas as mudanças tecnológicas e novas descobertas envolvendo o sistema nervoso biológico. Rumulhart et al. (1986) desenvolveram um algoritmo chamado *backpropagation*, este que possibilitava ajustar os pesos para redes de mais de uma camada, tendo resolvido o problema da não classificação para os conjuntos não linearmente separáveis. Desta forma houve motivação para novas pesquisas em RNA (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

### 2.6.1.2. O Neurônio Artificial e o Biológico

O processamento de informação no cérebro humano é regido por elementos processadores biológicos que operam em paralelo, gerando ações apropriadas para cada função, seja ela pensar ou memorizar. A célula elementar é chamada neurônio. Essa é estimulada através de impulsos elétricos provenientes de reações físico-químicas. O neurônio é constituído principalmente pelo corpo celular, dendritos e axônios. Uma ilustração do neurônio biológico pode ser visualizada na Figura 9.

Figura 9 – Ilustração do neurônio biológico.

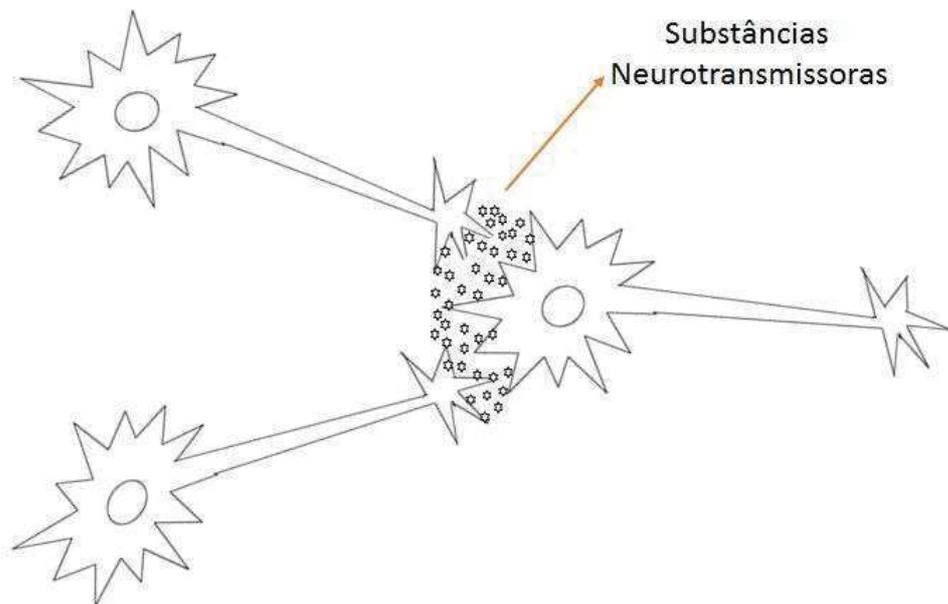


Fonte: Próprio autor.

Os dendritos têm por função principal captar estímulos vindos de diversos outros neurônios ou do próprio meio externo onde os mesmos podem estar em contato. O corpo celular é incumbido de processar todas as informações advindas dos dendritos, a fim de produzir um potencial de ativação que indicará se o neurônio poderá disparar um impulso elétrico ao longo do axônio. O axônio tem como função conduzir os impulsos elétricos para outros neurônios. Suas terminações são constituídas de ramificações denominadas terminações sinápticas.

As sinapses são conexões que viabilizam a transferência de impulsos elétricos, não existe contato físico entre os neurônios, ou seja, essa ligação é feita por meio dos neurotransmissores. Um neurônio biológico possui um consumo de energia por sinal enviado de  $10^{-16}$  J e possui um tempo de processamento de  $10^{-9}$  s. O mecanismo de processamento é tipicamente paralelo (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). Na Figura 10 pode ser observada uma ilustração do processo de conexão entre neurônios.

Figura 10 – Ilustração do processo de sinapse nervosa.

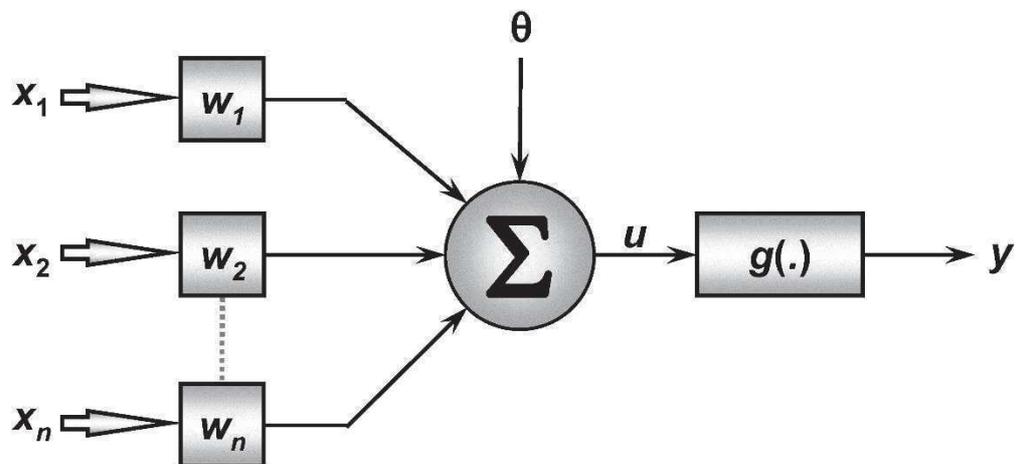


Fonte: Próprio autor.

A estrutura dos neurônios artificiais foi desenvolvida por analogia ao princípio de funcionamento do neurônio biológico. O modelo de neurônio mais simples e que engloba as principais características de uma rede neural biológica foi proposto por McCulloch & Pitts (1943), sendo ainda o modelo mais utilizado nas diferentes arquiteturas de redes neurais artificiais.

O neurônio artificial pode ser representado como mostrado na Figura 11, na qual são descritas as principais características funcionais do neurônio biológico. São considerados os diversos sinais de entrada como o conjunto  $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ , que são análogos aos impulsos elétricos externos captados pelos dendritos no neurônio biológico. As ponderações exercidas pelas junções sinápticas do modelo biológico, são representadas pelo conjunto de pesos  $\{w_1, w_2, w_3, \dots, w_n\}$ . A relevância de cada entrada é executada por meio de sua multiplicação pelo respectivo peso, assim a saída  $u$  é a soma ponderada de todas as entradas.

Figura 11 – Representação de um neurônio artificial.



Fonte: Próprio autor.

Um neurônio artificial possui um consumo de energia por sinal enviado de  $10^{-6}$  J e possui um tempo de processamento de  $10^{-9}$  s. O mecanismo de processamento é tipicamente sequencial. Mesmo para neurônio artificial tendo um tempo de processamento menor que o neurônio biológico, o processamento cerebral é muito mais rápido que uma RNA na maioria dos casos. Isso se deve ao fato dos neurônios biológicos trabalharem com um alto grau de paralelismo entre si, enquanto na RNA o paralelismo é bem limitado, pois a maioria dos computadores são tipicamente sequenciais (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

Um neurônio artificial é composto de sete elementos básicos:

- a) sinais de entrada  $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ : são sinais ou medidas provenientes de um meio externo, representam variáveis de aplicação específica, são usualmente normalizados para aumentar a eficiência computacional dos algoritmos de aprendizagem;

- b) pesos sinápticos  $\{w_1, w_2, w_3, \dots, w_n\}$ : são valores que tem por finalidade ponderar os valores de entrada, ditando sua relevância em relação ao funcionamento do neurônio;
- c) combinação linear  $\{\Sigma\}$ : tem por função agregar todos os valores ponderados para então gerar um valor de potencial de ativação;
- d) limiar de ativação  $\{\theta\}$ : é uma variável que especifica qual será o patamar apropriado para que o resultado produzido pelo combinador linear possa gerar um valor de disparo em direção à saída do neurônio;
- e) potencial de ativação  $\{u\}$ : resulta da diferença entre o valor do combinador e o limiar de ativação. Caso  $u \geq \theta$  então o neurônio produz valor excitatório, caso contrário será nulo ou inibitório;
- f) função de ativação  $\{g\}$ : tem como função limitar a saída do neurônio dentro de um intervalo de valores razoáveis a serem assumidos pela sua própria imagem funcional;
- g) sinal de saída  $\{y\}$ : consiste no valor final produzido pelo neurônio, podendo ser também utilizado por neurônios que estejam sequencialmente ligados.

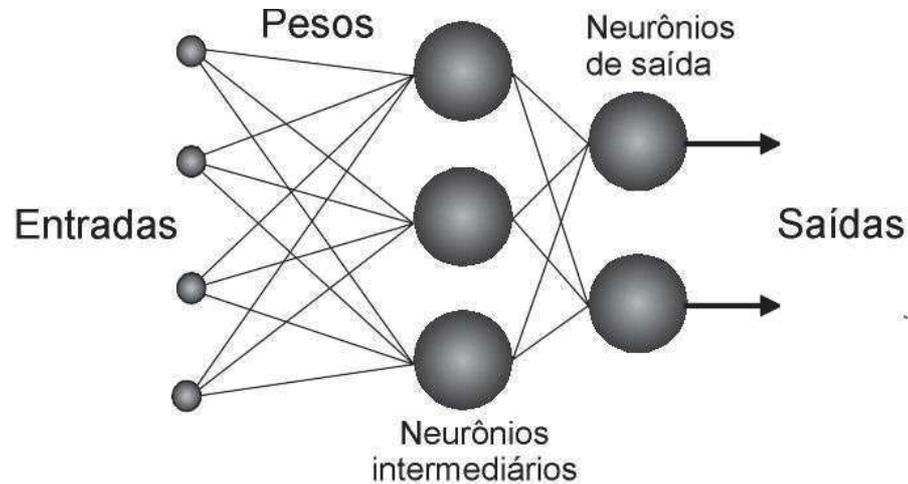
### 2.6.1.3. Arquitetura de RNA e Processo de Treinamento

O treinamento de uma arquitetura é feito aplicando-se um conjunto de passos com o objetivo de ajustar os pesos e limiares de seus neurônios. O processo de ajuste, que também é conhecido como algoritmo de aprendizagem, tenta sincronizar a rede de maneira que suas respostas estejam próximas dos valores desejados. Uma rede pode ser dividida em três partes básicas. São elas:

- a) entrada: é responsável pelo recebimento de informações. Os valores de entrada geralmente são normalizados para melhorar o desempenho do algoritmo de treinamento;
- b) camada escondida, intermediária, oculta ou invisível: é aquela que possui os neurônios responsáveis por extrair as características associadas ao processo. Quase todo processamento interno da rede é realizado nessas camadas;
- c) camada de saída: responsável pela produção e apresentação dos resultados finais da rede, os quais são advindos dos processos já realizados nas camadas anteriores.

Na figura 12 pode ser visualizado um esquema indicando os elementos principais que compõem uma rede neural artificial.

Figura 12 – Representação dos principais elementos de uma RNA.

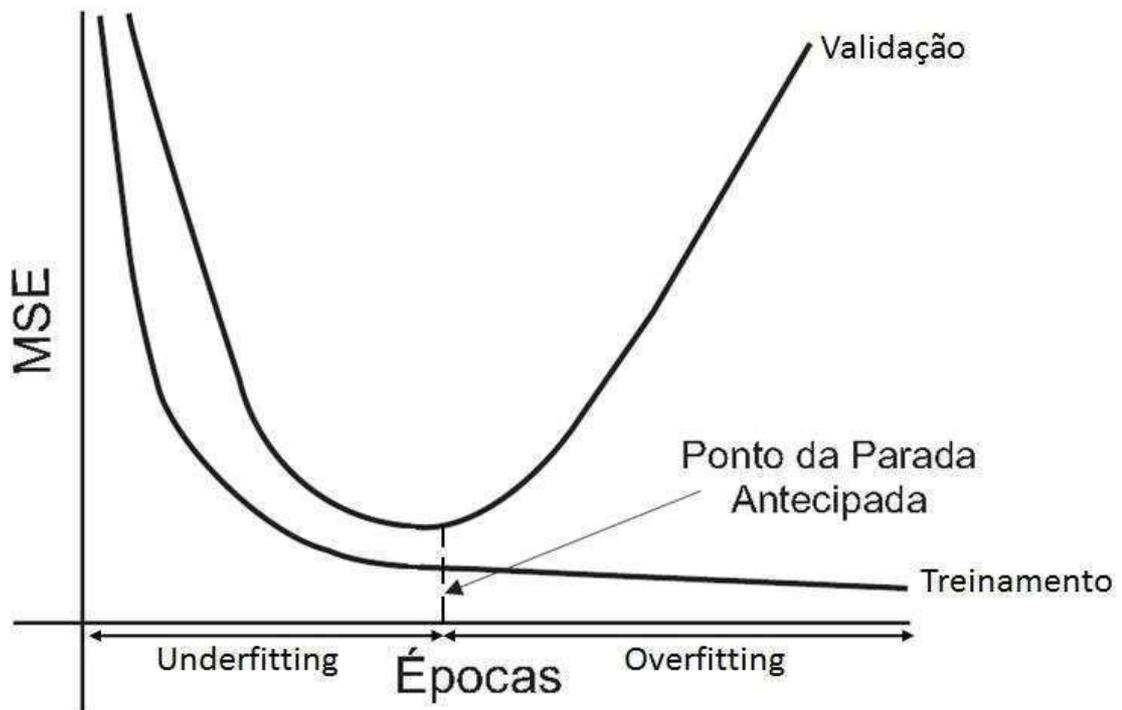


Fonte: Próprio autor.

Os dados utilizados numa rede neural, normalmente, são divididos em subconjuntos, os quais são denominados de treinamento, teste e validação. O percentual de divisão não segue uma regra específica, porém é comum a utilização de um conjunto de treinamento entre 50% a 70% dos dados. Já os conjuntos de validação e teste possuem uma variação entre 15% a 25% dos dados.

O conjunto de treinamento é aquele utilizado para treinar a rede. Na etapa de treinamento ocorrem processos iterativos que buscam ajustar os pesos, de modo a se obter a resposta desejada. O conjunto de validação auxilia na etapa de treinamento, e tem como função principal auxiliar na capacidade de generalização da rede, impedindo que a rede seja excessivamente treinada ou que o treinamento seja finalizado antes da rede efetivamente finalizar seu treinamento. O conjunto de teste é utilizado para testar a rede. A partir dele pode-se obter o erro de classificação de determinada rede neural. Na Figura 13 pode ser visualizado um gráfico ilustrando o processo de treinamento, através das curvas de erro quadrático médio dos conjuntos de treinamento e validação.

Figura 13 – Gráfico ilustrativo dos valores do Mean Square Error (MSE) durante treinamento de uma RNA.



Fonte: Próprio autor.

O *overfitting* ocorre quando a rede é excessivamente treinada. Nestas situações é observado uma diminuição no gráfico do erro do conjunto de treinamento, porém no conjunto de validação ocorrem aumentos no erro quadrático médio (MSE). Já no *underfitting* a rede ainda não realizou o treinamento apropriado, em ambos os casos há falha na capacidade de generalização da rede e conseqüente perda no desempenho desta RNA ao tentar classificar dados (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

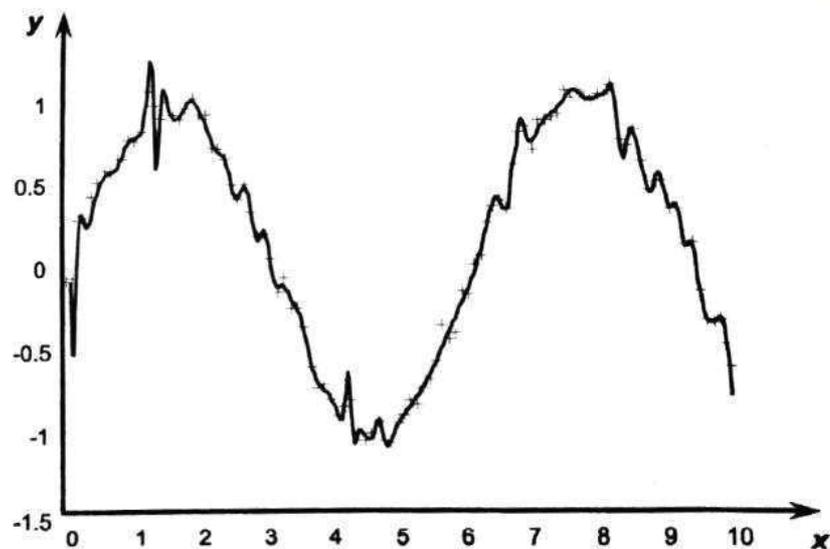
Um procedimento que costuma ser adotado para evitar erros de *overfitting* e *underfitting* é o critério de parada antecipada ou prematura (*early stopping*), em que o processo de aprendizagem para uma topologia candidata é constantemente checado pelo conjunto de validação, sendo finalizado quando começar a haver elevações do erro quadrático (frente ao conjunto de validação) entre épocas sucessivas (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

Na Figura 14 pode ser visualizado um exemplo do efeito do *overfitting* no treinamento de uma RNA. Nesta figura tem-se um exemplo de utilização de uma rede

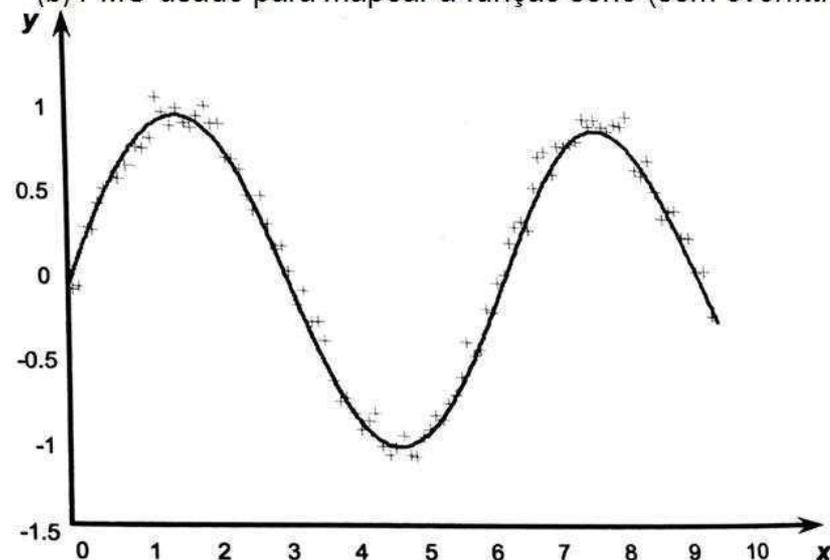
perceptron de múltiplas camadas (PMC). Esse tipo de rede foi utilizado para mapear uma função seno afetada por ruídos. Na Figura 14.a é visualizada a interferência do *overfitting* na obtenção do gráfico do seno. Já na Figura 14.b é visualizado o gráfico do seno com a utilização do critério de parada antecipada (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

Figura 14 – Ilustração do efeito do *overfitting* no mapeamento da função seno.

(a) PMC usado para mapear a função seno (com *overfitting*)



(b) PMC usado para mapear a função seno (sem *overfitting*)



Fonte: SILVA, SPATTI & FLAUZINO, 2010.

No próximo capítulo será realizada uma revisão bibliográfica, indicando os principais trabalhos considerados no desenvolvimento desta pesquisa.

### 3 Revisão Bibliográfica

Neste capítulo serão apresentados uma série de trabalhos sobre análise de isoladores elétricos, envolvendo diversas técnicas.

Fonseca et al. (1989) descrevem o funcionamento de um equipamento para monitoração da corrente de fuga em isoladores, cujo princípio de funcionamento consiste em detectar os pulsos de corrente acima de um valor pré-estabelecido. Diversos ensaios foram feitos com o intuito de ajustar o equipamento. Buscou-se obter a corrente de fuga crítica para alguns tipos de isoladores. Após a etapa laboratorial, o protótipo foi instalado no campo em duas regiões distintas. Numa teve um bom desempenho, sendo capaz de evidenciar ocorrências de descargas nas cadeias. Na outra acabou não houve registro do equipamento. Por fim decidiu-se aumentar o número de equipamentos em campo, na tentativa de refinar o processo.

Domingues et al. (1997) realizaram estudos com intuito de identificar as causas de corrosão precoce do pino e da campanula de isoladores de suspensão em linhas de transmissão. Foram realizadas simulações com técnicas de elementos finitos. Estas análises computacionais buscavam verificar as regiões mais afetadas com concentração de campo elétrico. Ensaios foram realizados com cadeias reduzidas, compostas por três isoladores, comprovando que a região próxima ao pino era afligida com descargas corona. Foi concluído que as descargas corona eram o maior responsável pela corrosão nos isoladores de vidro, principalmente para a corrosão nos pinos. São evidenciadas as necessidades de alterações nas constantes dielétricas dos materiais, na forma construtiva dos isoladores ou na geometria dos mesmos, tendo por fim reduzir a intensidade do campo elétrico.

Lira et al. (2012) apresentaram uma técnica de monitoração de para-raios através da corrente de fuga total. A análise da corrente foi feita através de componentes harmônicas. A base de dados utilizada no treinamento, teste e validação da rede neural é composta por um conjunto de dez parâmetros. Os parâmetros utilizados foram as amplitudes e fases dos harmônicos ímpares, da componente fundamental até o nono harmônico. Ao todo foram avaliados sete tipos diferentes de estados de amostras ensaiadas. Nas simulações realizadas foi observado uma taxa de acerto próxima a 98%. Simplificações foram feitas no conjunto de dados, retirou-

se as informações referentes às fases dos componentes harmônicos. Após simplificação houve um ligeiro aumento na taxa de acerto, superando o valor de 98%.

Claro & Rios (2007) descreveram um sistema de monitoramento implantado em linhas de transmissão de 138 kV. O sistema coleta os dados e então transmite, via satélite, para operadores do sistema, de modo que possa ser feita avaliação da situação enfrentada pelas cadeias de isoladores. Os dados trabalhados na central têm como base os valores da corrente de fuga, os surtos de corrente e a temperatura ambiente. O sistema analisa os valores médios, variâncias, desvio padrão e consistência estatística. Após etapa de análise, são emitidos relatórios de tendência de comportamento, situação atual, previsão e localização da falha e análise de progresso. O sistema indica tendências de quebra de isolação, possibilitando manutenções preditivas, as quais evitam desligamentos e indisponibilidades desnecessárias.

Gois et al. (2007) realizaram ensaios em isoladores com o objetivo de se buscar o modo preferencial de falha nos mesmos. Foram utilizados isoladores novos e isoladores com diferentes tempos de instalação em campo. Também foram utilizados isoladores submetidos a ensaios de envelhecimento e de degradação do material isolante. Os ensaios consistiam em aplicação da tensão nominal sobre os isoladores e na medição de correntes de fuga nas condições de chuva, seco e névoa. A partir dos ensaios realizados, foi possível definir limiares para valores de corrente e, a partir disso foi possível ajustar um sensor que tem por base atuação por corrente de fuga. O estudo foi focado em linhas de 69 kV. Os sensores desenvolvidos deveriam atuar na ocorrência de 10 mA, assim como indicado nos testes laboratoriais, porém durante seus testes em campo não houve atuação dos sensores e constatou-se oxidação em alguns componentes do sensor, sendo indicada a necessidade de melhorias construtivas para futuras reinstalações em campo.

Aquino et al. (2007) propuseram uma metodologia para diagnosticar o nível de poluição em cadeias de isoladores. Utiliza-se análise por reconhecimento de padrões através de redes neurais artificiais. Os isoladores foram ensaiados em laboratório de alta tensão para a obtenção de sinais de ultrassom. Os sinais foram gerados a partir de unidades isolantes artificialmente poluídas e submetidas a tensão elétrica, as quais foram inseridas em câmara de nevoa. Dos sinais de ultrassom coletados, foram

retiradas informações referentes às coordenadas do centroide do sinal medido. Esses dados foram utilizados como parâmetro de entrada na RNA. Durante as simulações com a RNA, os autores conseguiram encontrar uma rede cuja taxa de erro de classificação das amostras era de 3,33 %, sendo equivalente a quatro erros dentro de um conjunto de 120 elementos.

Mendonça et al. (2011) apresentaram uma metodologia de monitoramento da degradação de isoladores poliméricos na classe de 69 kV. O monitoramento foi feito através de sensor de corrente de fuga instalado em série com os isoladores poliméricos. O sensor ficava localizado entre a ferragem da estrutura e os isoladores. Foram realizados ensaios em isoladores novos, isoladores submetidos a diversos tempos de exposição em campo e a isoladores que sofreram envelhecimento acelerado. Foi desenvolvido um sensor de corrente de fuga que atua caso haja a ocorrência de valor de corrente superior ao valor considerado crítico. O sistema de monitoramento possui a possibilidade de envio de informações para celulares previamente cadastrados. O sensor atuou em conformidade com os experimentos laboratoriais. De maneira complementar também foram realizadas inspeções nos isoladores indicados com equipamentos de ultravioleta e termo visão. A partir desta análise foi possível planejar lavagens nos isoladores para reduzir a salinidade em suas superfícies e conseqüentemente reduzir os valores de corrente de fuga.

Nigri et al. (2013) descreveram o acompanhamento do depósito de poluição em cadeias de isoladores durante doze meses, sendo mostrada a relação entre poluição depositada e corrente de fuga. Foram utilizadas câmeras de detecção de radiação infravermelha e ultravioleta, além da utilização de equipamento específico para determinação de distribuição de campo eletrostático ao longo da cadeia. Os autores concluíram que com o aumento do ESDD há um aumento na contagem de fótons captada pelo sensor de ultravioleta (UV), o que indica aumento na atividade eletromagnética sobre a cadeia. Ao se comparar a análise por infravermelho (IR) com UV, foi notada uma relação proporcional entre eles, ambos evoluem com o acúmulo de poluentes. Procurou-se também analisar a distância de escoamento em ensaios laboratoriais. Nesta análise, notou-se que quanto menor a distância de escoamento, maior a atividade elétrica, ou seja, mais visível são os efeitos UV e IR detectados pelos instrumentos. Nas análises laboratoriais foi definida uma ocorrência de até 10000

fótons/minuto como aceitável. Caso este valor seja ultrapassado, faz-se necessária intervenção das equipes de manutenção.

Mello et al. (2015) apresentaram os principais parâmetros que devem ser considerados na análise de isoladores submetidos a poluição. O objetivo principal é definir critérios de escolha para isoladores, diante de regiões específicas. A escolha e dimensionamento de isoladores para ambientes externos é uma tarefa complexa. É necessário avaliar as solicitações do sistema, condições ambientais do local e os parâmetros do isolador descritos no catálogo do fabricante. Diante da análise detalhada desses parâmetros pode-se escolher o melhor tipo de isolador para determinada região. Assim, pode-se reduzir o custo de manutenção ou custo proveniente de multas por interrupções no fornecimento de energia, devido a falhas geradas pela ocorrência de descargas provenientes do acúmulo de poluentes sobre os isoladores.

Fagundes (2008) realiza uma análise dos componentes utilizados em redes compactas. Foram realizados ensaios laboratoriais e simulações utilizando o *software* COMSOL Multiphysics ®. Foram modelados defeitos como vazios interiores nas peças ensaiadas e falta de adesão entre núcleo e camada polimérica em isoladores. Da comparação entre ensaios e simulações foi possível identificar as regiões mais críticas, susceptíveis a descargas e consequentes degradações do dielétrico. Constatou-se que as regiões indicadas com concentração de campo elétrico, nas simulações, coincidiam com as regiões com pontos de calor visualizados por termometria, nos ensaios.

Oliveira (2008) apresentou um sistema de sensoriamento para monitoração da corrente de fuga sobre a superfície de isoladores. Foram realizadas análises laboratoriais e em campo, o sistema foi instalado conectado ao isolador mais próximo a estrutura. O sistema considerava a ocorrência de pulsos de corrente nas faixas de 5, 10, 20 mA. Os dados coletados eram armazenados na memória interna do dispositivo, era necessário realizar resgate desses dados nas estruturas, para então realizar análises sobre os mesmos. As contagens de pulsos eram armazenadas em intervalos de uma hora. Foi deixada para pesquisas posteriores a implementação de transmissão remota dos dados, facilitando acesso as informações coletadas pelo sensor.

Lima (2010) deu prosseguimento ao trabalho iniciado por Oliveira (2008). Durante a pesquisa foi desenvolvido um sistema de transmissão de dados. Os dados eram transmitidos por satélite e acessados por operadores. Houve também o incremento de um quarto nível de classificação, acrescentou-se a faixa de 40 mA para contagem dos pulsos. Foi deixada para trabalhos futuros a análise dos dados por meio de técnicas de reconhecimento de padrões.

Albuquerque (2014) propôs desenvolver uma ferramenta de diagnóstico para cadeias de isoladores. A análise foi realizada utilizando redes neurais, por meio de dados de corrente de fuga colhidos em laboratório. O objetivo era treinar uma rede neural que pudesse classificar os dados coletados em campo, utilizando um sensor de captação de pulsos de corrente. Os dados seriam recebidos por satélite e processados numa RNA devidamente treinada, tornando possível uma tomada de decisão rápida para os casos mais emergenciais. O estudo não conduziu aos resultados esperados, a rede neural apresentou erros de classificação grandes, sendo necessário refinamentos.

Vilar et al. (2012) realizou uma análise da evolução da corrente de fuga em isoladores de vidro, em função do tempo de exposição à poluição salina natural. Os isoladores foram instalados em uma região costeira, abrigados da chuva. Posteriormente foram retirados em diferentes datas, caracterizando diferentes níveis de poluição depositada. Em seguida esses isoladores foram analisados em laboratório. Foram medidas a corrente de fuga, a radiação infravermelha e ultravioleta. Quatro grupos de isoladores foram utilizados, cada grupo representando um intervalo de exposição a salinidade. São eles: R1 com 26 dias; R2 com 58 dias; R3 com 81 dias; R4 com 109 dias. Para determinação da tensão de ensaio foi utilizado o *software* COMSOL Multiphysics®. Durante ensaios laboratoriais foi obtida uma corrente máxima de 2,8 mA para isoladores do grupo R4. Os resultados indicam que há tendência de crescimento não linear da corrente de fuga com o aumento do tempo de exposição a poluição. Nas análises térmicas e por ultravioleta, observa-se valores mais acentuados, em resposta a elevação da poluição. Indica-se a necessidade de realização de mais análises para confirmação da tendência observada.

Kumagai & Yoshimura (2004) realizaram, em laboratório, ensaios de névoa salina para analisar a corrente de fuga em isoladores poliméricos e cerâmicos. Diante

dos resultados, os autores propuseram que esta corrente era caracterizada por três componentes distintas, sendo uma senoidal, a outra o arco local e por fim a componente transiente. As análises foram realizadas a partir de estudos da corrente de fuga no domínio do tempo e no domínio da frequência, foi utilizada a técnica da transformada rápida de Fourier.

Pinheiro (2008) realizou ensaios em espaçadores poliméricos. Os ensaios objetivavam avaliar o desempenho dos espaçadores frente a névoa salina. Foi observado que existia uma grande distorção da forma de onda durante os ensaios, caracterizando o surgimento de componentes harmônicas. Durante análises no espectro de frequência, constatou-se que a componente fundamental, o terceiro e o quinto harmônicos eram as componentes de maior relevância nos sinais de corrente analisados. O autor desenvolveu uma técnica de diagnóstico que considerava a relação  $I_3/I_1$ . Se o número de ocorrências numa determinada faixa de valores atingisse valores críticos, um sinalizador era acionado para indicar necessidade de manutenção nos espaçadores.

Santos (2008) realizou uma série de testes em atributos extraídos a partir de sinais de ultrassom obtidos de ensaios em isoladores artificialmente poluídos. Foram testados parâmetros estatísticos, o centroide do sinal e a utilização dos dados no domínio da frequência. Durante análise utilizando RNA concluiu-se que o centroide do sinal apresentava o melhor desempenho em comparação aos outros testados. O vetor de atributos do centroide é composto por nove elementos, sendo eles: as coordenadas do centroide dos valores positivos do sinal; as coordenadas do centroide dos valores negativa do sinal; as coordenadas do centroide do sinal completo, parte positiva mais negativa; e as áreas do sinal positivo, sinal negativo e sinal total. A melhor rede encontrada possuía um erro de classificação de 0,83%.

Ryu et al. (2010) apresentou parte de um projeto que tem por objetivo o desenvolvimento de um sistema de diagnóstico em isoladores, através da análise de corrente de fuga em tempo real. É proposto um *firmware* para análise da corrente de fuga adquirida, ao qual foi denominado “HY-CT Block”. Ele é composto de um transdutor de corrente e é alimentado por uma célula fotovoltaica localizada em sua superfície. Foram realizados experimentos laboratoriais com isoladores em três estados: normais, poluídos e danificados. Em cada experimento submeteu-se o objeto

de estudo à presença de névoa. A corrente de fuga era obtida pelo transdutor de corrente e enviada ao *firmware* e a um sistema de aquisição de dados utilizando um computador para posterior processamento através do *software* LabVIEW. Foi proposto um layout para o *firmware* o qual foi testado em uma linha de transmissão experimental com tensão de operação de 765 kV. Foi observado que o grau de dispersão da variação da corrente pico-a-pico poderia ser um parâmetro utilizado para classificar os isoladores danificados e poluídos dentre os normais presentes nas cadeias.

Bashir & Armad (2010) apresentaram um método de diagnóstico em campo e em tempo real para monitoração do envelhecimento de isoladores de vidro. São apresentadas investigações da correlação entre as componentes de frequência da corrente de fuga e o grau de envelhecimento dos isoladores cerâmicos e de vidro. Também é indicada a utilização dos componentes harmônicos em rede neural artificial, com intuito de classificar os isoladores de acordo com seu nível de envelhecimento. Foram utilizados 45 isoladores de vidro, divididos em cinco grupos, separados pelo tempo de envelhecimento natural. Os isoladores foram submetidos a névoa salina de duas condutividades (900 e 1500  $\mu S/cm$ ), em uma câmara de névoa. Os ensaios foram realizados sob três diferentes níveis de tensão: 5 kV, 7 kV e 10 kV.

Para validação dos resultados obtidos, utilizou-se de duas técnicas de diagnóstico convencionais: o fator de dissipação dielétrica e testes de tensão de ruptura. O trabalho mostra que a magnitude da corrente de fuga não é um bom indicador para determinação do envelhecimento dos isoladores, porém existe uma forte ligação entre o estado de envelhecimento do isolador e os índices de terceira e quinta harmônica do sinal de corrente de fuga. Uma RNA foi empregada com sucesso para reconhecer e classificar o grau de envelhecimento dos isoladores, utilizando as componentes harmônicas como atributos.

Othman et al. (2016) realizaram investigação na distribuição espacial de carga e a corrente de fuga, em uma cadeia reduzida com 4 isoladores. Utilizou-se isoladores recentemente retirados do campo. Foram realizados simulações e experimentos, observou-se uma boa concordância com o padrão espacial de carga ao longo do isolador de vidro. Evidenciou-se que a corrente de fuga pode ser usada para caracterizar os patamares de descargas parciais. Foi proposto um método viável e

confiável de aplicação continua no sistema. Pode-se perceber nitidamente discordâncias entre simulações e ensaios. Em se tratando de magnitude de carga negativa para os isoladores, atribui-se este fato a não inserção do efeito da umidade nas simulações computacionais. Durante análise dos dados colhidos na pesquisa, pode-se concluir que os isoladores limpos não sofrem descargas parciais, nos isoladores com contaminação leve ocorrem predominantemente descargas corona, nos isoladores com contaminação média são predominantes as descargas superficiais. Já nos isoladores com contaminação pesada ocorrem predominantemente descargas internas.

Suda (2005) buscou estabelecer um método de monitoramento de ocorrência do flashover em isoladores, baseando-se na forma de onda da corrente de fuga e na frequência característica. Os testes foram realizados utilizando poluição artificial. Foi constatado que a forma de onda sofre mudanças durante a ocorrência de arcos localizados, a intensidade dos harmônicos ímpares aumentam, principalmente o primeiro, terceiro e quinto. O autor chega à conclusão que a utilização de parâmetros no domínio da frequência pode ser eficaz no monitoramento de descargas em isoladores.

Ilhan et al. (2015) apresentaram resultados numéricos e experimentais do efeito da poluição na distribuição de potencial e campo elétrico, em um isolador de vidro tipo suspensão e em uma cadeia com cinco unidades. São apresentadas também as performances de “*flashover*” para a tensão com frequência de operação da rede (60 Hz) e de uma descarga atmosférica (100 kHz). As simulações são realizadas utilizando o método dos elementos finitos para obtenção da distribuição de potencial e campo elétrico, variando-se os níveis de poluição. Os experimentos foram realizados cobrindo as unidades isolantes com uma tinta condutiva e aplicando a tensão operativa da rede. Os resultados obtidos experimentalmente apresentam boa consonância com os valores obtidos através da simulação.

Bezerra et al. (2003) realizaram uma análise comparativa entre modelagem de isoladores. Foram utilizadas a técnica de elementos finitos e a modelagem utilizando elementos concentrados. A modelagem por parâmetros concentrados possui um maior grau de dificuldade uma vez que devido à necessidade de modelar a cadeia de isoladores com capacitores, estas capacitâncias devem ser estimadas antes da

simulação. Os autores utilizaram algoritmos juntamente com simulações em elementos finitos para encontrar os valores de resistência e capacitâncias para o caso por eles proposto. Os autores demonstraram que simulações envolvendo elementos finitos conduziam a melhores resultados do que a utilização de modelo a parâmetros concentrados.

Silva (2013) realizou análise num conjunto de isoladores poliméricos. Os isoladores possuíam cavidades internas, que foram identificadas através de raio-X. Utilizou-se o *software* COMSOL Multiphysics® em conjunto com Matlab® para modelar os isoladores juntamente com suas respectivas cavidades internas. O objetivo final era desenvolver um sistema de diagnóstico através das simulações desenvolvidas. Os isoladores seriam divididos em duas classes, uma com risco de rompimento interno e a outra sem risco. Durante análises foi constatado que não era possível desenvolver o sistema de diagnóstico, pois, os valores de campo elétrico não possuíam intensidade suficiente para romper o dielétrico em nenhum dos casos analisados.

Lopes (2016) apresentou um modelo computacional para mapeamento do campo e do potencial elétrico ao longo de materiais isolantes sob ação de poluentes. A poluição depositada é modelada por meio de equações de contorno, sendo assim desnecessário desenhar a camada de poluição sobre a peça simulada. O estudo foi feito em isoladores de vidro, isoladores poliméricos e espaçadores sob diferentes níveis de tensão. As simulações foram realizadas com o *software* COMSOL Multiphysics ®. Os resultados encontrados foram condizentes com os obtidos na literatura.

Xavier (2015) fez uma análise computacional da distribuição de campo e potencial elétrico em espaçador polimérico. As simulações foram feitas utilizando o *software* COMSOL Multiphysics ®. Buscou-se identificar os pontos com maior estresse elétrico. Analisou-se também o efeito do afastamento entre condutores e espaçador. Por fim, foi feita uma análise comparativa entre uma alimentação trifásica e uma monofásica, observando a distribuição de potencial ao longo da distância de escoamento.

Volat (2013) realizou simulações computacionais, utilizando a técnica de elementos finitos, com o intuito de verificar a compatibilidade entre duas formas de estudo. Uma modelava a poluição depositada em isoladores elétricos através de equações de contorno, a outra realizava o desenho da poluição sobre peça durante a etapa de modelagem. Foi observado uma concordância entre as técnicas utilizadas. Obteve-se uma diferença de 1,74% entre os casos analisados.

A busca por técnicas que sejam capazes de realizar um diagnóstico preciso e rápido é o maior desafio na análise dos fenômenos elétricos que envolvem os isoladores. Assim como visto na revisão bibliográfica, pesquisas vem sendo desenvolvidas com o intuito de amenizar danos sofridos pelos isoladores, frente as intempéries. O acúmulo de poluição somado aos fatores ambientais se mostram extremamente alarmantes ao desempenho dos isoladores.

Vários sistemas de monitoramento da poluição sobre isoladores vêm sendo objeto de estudo, porém o mero monitoramento não se faz eficiente, sendo necessária análise dos dados monitorados para desenvolvido de um sistema de diagnóstico. Vários parâmetros são estudados com o intuito de classificar os graus de risco de rompimento da isolação. Em complemento aos sistemas de monitoramento, costuma-se realizar ensaios e simulações computacionais, tendo por fim realizar refinamentos no sistema.

Dentre as diversas técnicas observadas na literatura, nesta dissertação optou-se por fazer uma análise comparativa entre atributos provenientes da corrente de fuga. Buscou-se identificar qual deles apresenta o menor erro de classificação para os isoladores ensaiados. Os atributos escolhidos para comparação frente a testes utilizando redes neurais foram as componentes harmônicas, a contagem de pulsos de corrente e o centroide do sinal.

No próximo capítulo serão apresentados os materiais e métodos utilizados durante os ensaios laboratoriais e simulações.

## 4 Ensaios Laboratoriais

Neste capítulo serão descritos os materiais e os métodos empregados na simulação e nas medições laboratoriais.

### 4.1 Preparação das Amostras

Os objetos de teste, utilizados nos experimentos, foram cinco isoladores de vidro, cedidos pela Companhia Hidroelétrica do São Francisco (Chesf). Os isoladores foram lavados com água desmineralizada e secos com toalhas de papel. Os isoladores podem ser visualizados na Figura 15.

Figura 15 – Fotografia dos isoladores de vidro utilizados.



Fonte: Próprio autor.

Antes de iniciar os ensaios, foram produzidas soluções que tinham por objetivo representar os graus de poluição depositada em isoladores, durante operação em campo. As soluções foram concebidas com auxílio do departamento de química da UFPE, seguindo o procedimento descrito na IEC 507 (1991). Utilizou-se 40 g de Kaolin, 1000 g de água destilada e acrescentou-se NaCl até atingir a condutividade tabelada. Utilizou-se os valores de condutividade descritos na Tabela 2.

Tabela 2 – Níveis de poluição utilizados.

Níveis	ESDD aplicado ( $mg/cm^2$ )	Condutividade de suspensão ( $mS/cm$ )
A	0,025	10
B	0,035	14
B'	0,050	20
C	0,100	40
D	0,200	80

Fonte: Próprio autor.

Os isoladores foram contaminados com as poluições artificiais. Cada isolador recebeu aplicação de uma camada diferente de poluente, correspondente aos níveis descrito na Tabela 2. A aplicação das soluções foi feita com auxílio de borrifadores, na Figura 16 pode ser observado os isoladores poluídos e os borrifadores utilizados.

Figura 16 – Fotografia dos isoladores de vidro poluídos e dos borrifadores utilizados.



Fonte: Próprio autor.

## 4.2 Definição da Tensão da Ensaio

A pesquisa tem como foco classificar isoladores de vidro a partir de dados de corrente de fuga coletados em laboratório. Foi estabelecida como base a classe de tensão de 230 kV. Por conta de limitações físicas, não foi possível ensaiar uma cadeia inteira. Procurou-se, portanto, traduzir o desempenho de uma cadeia ao de um isolador submetido a tensões elétricas e condições ambientais compatíveis com a posição ocupada pelo mesmo, na cadeia analisada.

O estudo de equivalência foi feito através do *software* COMSOL Multiphysics®, onde simulou-se uma cadeia de isoladores de vidro limpa, em seguida aferiu-se o valor de tensão numa unidade isolante. Em concordância com Fonseca et al. (1989), Gois et al. (2007), Oliveira (2008), Mendonça et al. (2011) e diversos outros trabalhos lidos durante revisão bibliográfica, foi escolhido o isolador mais próximo a estrutura para ser o objeto de estudo, pois é nas proximidades deste isolador que são instalados sensores para monitoramento da cadeia.

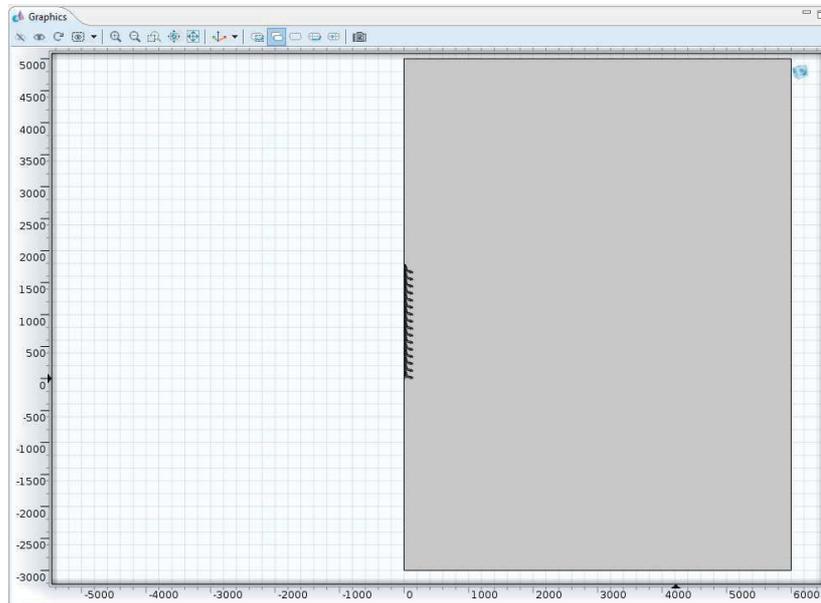
### 4.2.1 Modelagem da Distribuição de Tensão no COMSOL

Escolheu-se o ambiente de duas dimensões (2D) com simetria de revolução para elaboração do modelo, tendo em vista que o isolador é um objeto simétrico. Desta forma foi obtida uma redução do custo computacional.

A geometria utilizada foi modelada no *software* AutoCAD®, em seguida o desenho dos isoladores de vidro foi importado para o ambiente do *software* COMSOL Multiphysics®. Após importação foi acrescentado o espaço de simulação, no formato de um retângulo, com 6000 mm de largura e 8000 mm de altura. A dimensão do espaço de simulação foi obtida intuitivamente, buscando-se valores que interferissem o mínimo possível nos resultados. Para isso utilizou-se dimensões bem maiores que as dimensões da cadeia. O retângulo representa o ar que cerca os isoladores, a geometria pode ser visualizada na Figura 17.

As propriedades elétricas dos materiais utilizados na simulação foram retiradas de Ilhan et al. (2012), Lopes (2016) e da biblioteca de materiais do COMSOL Multiphysics®. As constantes atribuídas aos materiais podem ser visualizadas na Tabela 3.

Figura 17 – Imagem da geometria desenvolvida para a simulação



Fonte: Próprio autor.

Tabela 3 – Constantes dielétricas atribuídas aos materiais utilizadas na simulação computacional.

Material	Permissividade relativa
Ar	1
Argamassa <sup>(1)</sup>	15
Ferro <sup>(2)</sup>	$10^6$
Vidro <sup>(1)</sup>	4,2

Fonte: <sup>(1)</sup> ILHAN et al. (2012), <sup>(2)</sup> LOPES (2016) e demais retirados do COMSOL Multiphysics®.

Utilizou-se o módulo de eletrostática, pertencente ao pacote de físicas denominado AC/DC do COMSOL. As tensões no sistema elétrico são grandezas senoidais, porém, durante análises de suportabilidade, costuma-se adotar como valor de tensão para simulação a máxima tensão operativa, sendo esta dada pelo valor de pico da tensão de fase. Isto equivale a um valor de pico ( $V_{pico}$ ) de:

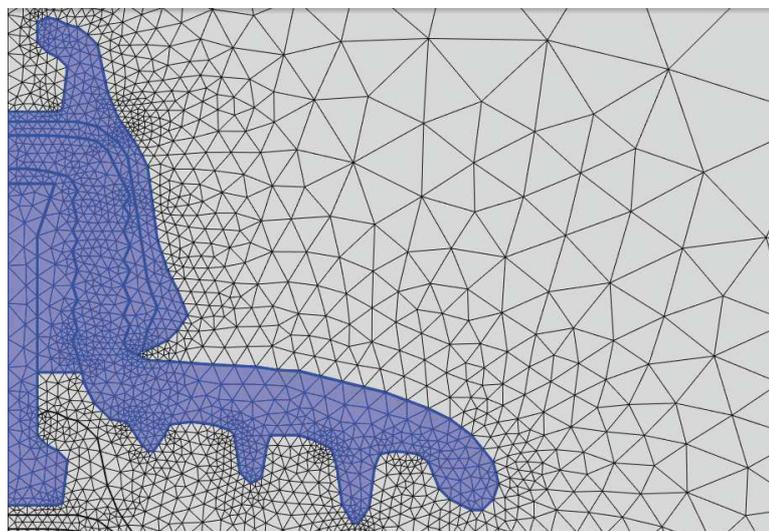
$$V_{pico} = \frac{\sqrt{2}}{\sqrt{3}} \cdot 230 \approx 187.79 \text{ kV.} \quad (3)$$

Muitos trabalhos realizam simplificações nas análises computacionais, o objetivo principal é reduzir o processamento de dados e conseqüentemente o esforço computacional. Desta forma, mostra-se comum a prática de desconsiderar a estrutura e suas ferragens na análise da distribuição de potencial sobre os isoladores. Ilhan et al. (2012), Silva (2013), Volat (2013) e Lopes (2016) são exemplos de autores que utilizam este tipo de simplificação durante suas análises computacionais. A partir disso, é possível obter valores aproximados para a distribuição de potencial com um menor esforço computacional envolvido.

Durante modelagem da cadeia de isoladores, as condições de contorno utilizadas foram a aplicação da tensão  $V_{pico}$  sobre o pino do isolador na extremidade inferior da cadeia e o aterramento da campanula do isolador da extremidade superior da cadeia.

Construiu-se a malha de elementos finitos utilizando as ferramentas padrão disponíveis no COMSOL. Na Figura 18 pode ser visualizada a malha formada sobre a geometria dos isoladores, foi realizado um *zoom* no isolador da extremidade superior, com objetivo de se obter uma melhor visualização da malha.

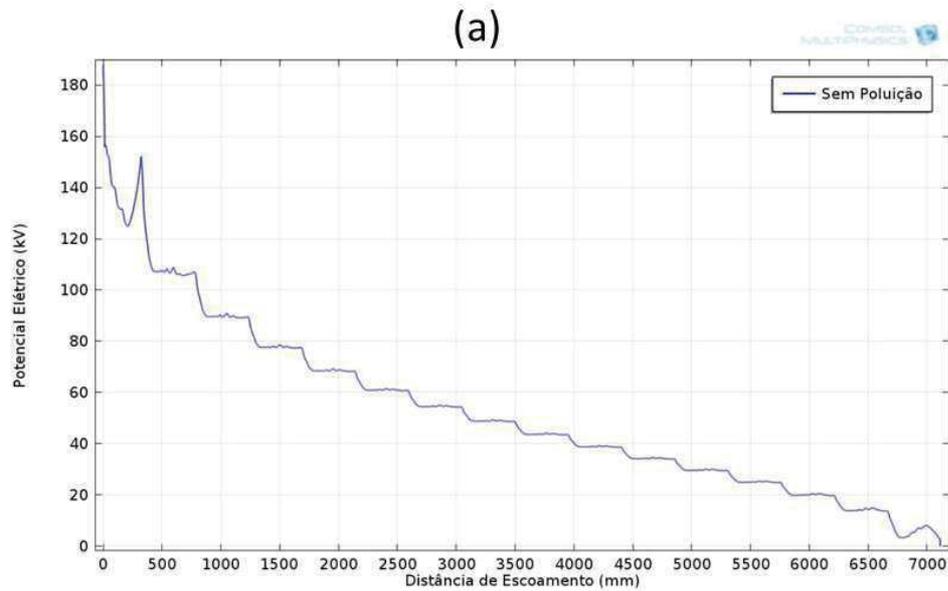
Figura 18 - Imagem da malha gerada no COMSOL.



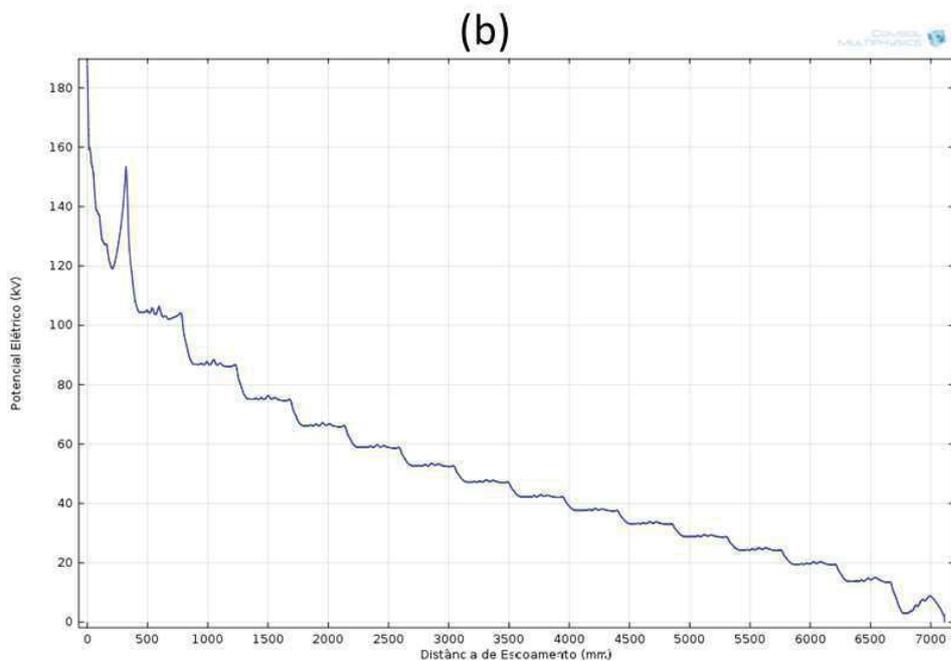
Fonte: Próprio autor.

Inicialmente visualizou-se a variação distribuição de potencial com a distância de escoamento. Na Figura 19 pode ser visualizada a distribuição de potencial obtida na simulação realizada em comparação com a obtida por Lopes (2016).

Figura 19 – Distribuição de potencial numa cadeia de 16 isoladores, 230 kV: (a) obtida por outros autores; (b) obtida pelo próprio autor.



Fonte: LOPES, 2016.



Fonte: Próprio autor.

Observa-se conformidade entre os resultados comparados na Figura 19. Utilizando a função *Point Evaluation* do COMSOL pode-se obter o valor de potencial sobre qualquer ponto da geometria simulada. Como esta etapa computacional tem por fim encontrar o valor de tensão incidente sobre o isolador na extremidade superior da cadeia, foi utilizada a função *Point Evaluation* sobre o pino do isolador desejado, o valor encontrado foi de 11388.3563 V. De maneira aproximada, foi utilizado o valor de 11 kV para realizar os ensaios laboratoriais.

### 4.3 Obtenção dos Dados de Corrente de Fuga

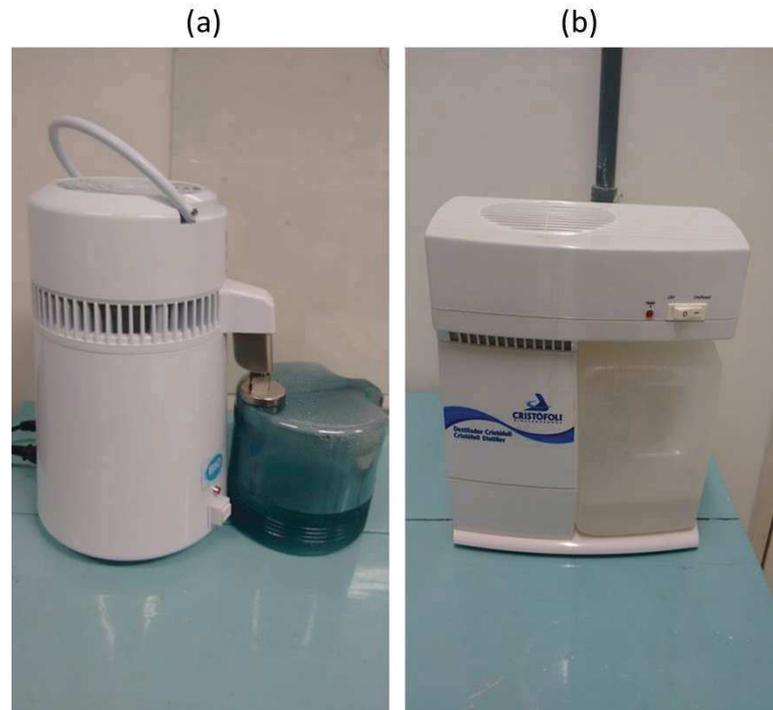
Os ensaios laboratoriais foram realizados no Laboratório de Alta Tensão da UFPE (LAT/UFPE). O laboratório conta com um *kit* de alta tensão da Haefely, este possibilita variar a tensão elétrica de 0 a 100 kV. Com esse *kit* foi possível realizar os ensaios com tensão aplicada de 11 kV fase-terra.

Para esta etapa laboratorial, foi definido que o tempo de ensaio seria o máximo que se pudesse alcançar com os equipamentos utilizados. Buscou-se realizar medições mais próximas de condições reais enfrentadas por sistemas de monitoramento remoto. Por limitações dos equipamentos utilizados, o tempo de ensaio foi de 500 s. Essas limitações incluíam a inviabilidade de utilização de muita água destilada para os ensaios e a pequena capacidade de captação contínua de dados que o osciloscópio utilizado possuía.

Durante todo o ensaio o isolador artificialmente poluído foi submetido a névoa limpa. O sistema de névoa consome uma grande quantidade de água destilada, equivalendo aproximadamente a um consumo de dois litros por minuto. Para cada nível de poluição foram realizados 500 s de ensaio, que equivalem a aproximadamente 8 minutos. Logo, o sistema de neblina necessita de aproximadamente 16 litros de água destilada por ensaio.

Com objetivo de suprir a necessidade por água destilada, foram utilizados dois destiladores. Um da marca Cristofoli, que foi adquirido no início da pesquisa, o outro da marca Biowater, que foi adquirido posteriormente para amenizar o tempo de espera entre os ensaios devido à falta de água destilada. O destilador Cristofoli® destila 3,8 litros em um intervalo de 6 h. Já o destilador Biowater® destila 4 litros em 4 h de funcionamento. Os destiladores podem ser visualizados na Figura 20.

Figura 20 – Fotografia dos destiladores utilizados: (a) destilador Biowater; (b) destilador Cristofoli.



Fonte: Próprio autor.

Buscou-se manter a umidade elevada no ambiente de ensaio. Para isto foi utilizada uma câmara de névoa. Essa câmara foi projetada segundo norma CEI/IEC 507 (1991). A câmara possui 4 bicos injetores, cada bico possui duas ramificações, por uma sai a água destilada, enquanto na outra o ar pressurizado, a união destes elementos gera a névoa. A câmara possui  $0,729 \text{ m}^3$  e é construída em acrílico com 8 mm de espessura. Mais detalhes podem ser vistos no trabalho de Arcanjo (2015), o qual descreve em detalhes este modelo de câmara. Na Figura 21 pode ser visto um isolador dentro da câmara de névoa.

O sistema de névoa é composto por uma bomba d'água e um compressor. A bomba é responsável por bombear a água destilada, armazenada em um reservatório, para os bicos injetores da câmara. Já o compressor tem por função gerar ar pressurizado e através de um conjunto de conexões enviar este ar aos bicos injetores.

Figura 21 – Fotografia da câmara de névoa com um isolador em seu interior.

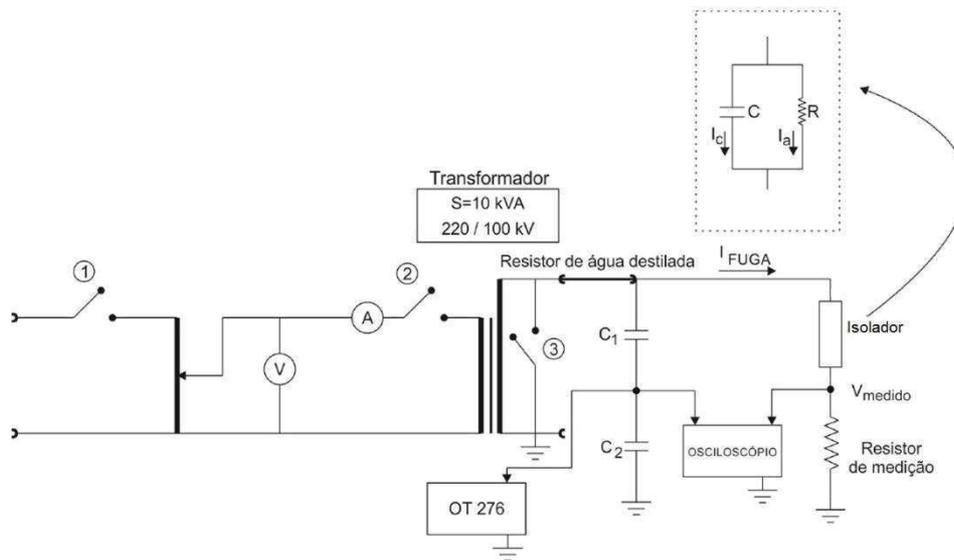


Fonte: Próprio autor.

Para gravar e visualizar os dados de corrente de fuga, foi utilizado o osciloscópio Agilent DSO-x 3034 A. Devido à proposta de se captar o maior intervalo de tempo de sinais de corrente, houve perda de precisão. Foi observado que para grandes valores de tempo de medição, o osciloscópio diminuía sua taxa de amostragem. Devido a isso, não foi possível captar os pulsos de corrente. Sendo assim, o atributo contagem de pulsos foi redefinido como o número de ocorrências de determinados valores de corrente em faixas específicas.

Os dados de corrente de fuga foram obtidos utilizando a técnica de medição por resistor *shunt*, nesta técnica, um resistor é conectado em série com o isolador, assim, passará por ele a corrente de fuga. Utilizando-se do osciloscópio, foi monitorado o sinal de tensão sobre o resistor shunt. Estes sinais foram armazenados. Sendo conhecido o valor da resistência, obtém-se os valores de corrente a partir da divisão dos valores de tensão salvos pelo valor da resistência utilizada. Um diagrama da montagem laboratorial pode ser visualizado na Figura 22.

Figura 22 – Diagrama da montagem laboratorial



Fonte: Adaptado de ARCANJO, 2017.

Pode ser visto no diagrama da Figura 22 que a corrente de fuga ( $I_{FUGA}$ ) percorre o isolador, em seguida passa pelo resistor de medição ou resistor *shunt*. A queda de tensão  $V_{medido}$  é a queda de tensão no resistor de medição, proveniente da ação da corrente de fuga sobre o resistor. A tensão  $V_{medido}$  é salva pelo osciloscópio. Para correta operação do *kit*, as chaves 1 e 2 devem fechar e a chave 3 deve abrir. O valor da resistência *shunt* foi variado em três valores, tendo por objetivo realizar um ajuste fino nos dados. Para o nível de poluição A foi utilizado um valor de 1 k $\Omega$ , para os níveis B e B' foi utilizado um valor de 560  $\Omega$ , para os níveis C e D foi utilizado um valor de 100  $\Omega$ .

O ajuste nos valores de resistência se fez necessário, pois a medida que se aumentava o nível de poluição os valores de corrente aumentavam, em consequência a queda de tensão monitorada pelo osciloscópio também aumentava. Esse aumento ultrapassava os limites do equipamento. Esse fato ocasionava perda de parte do sinal, após ajuste fino variando os valores de resistência, o problema foi sanado.

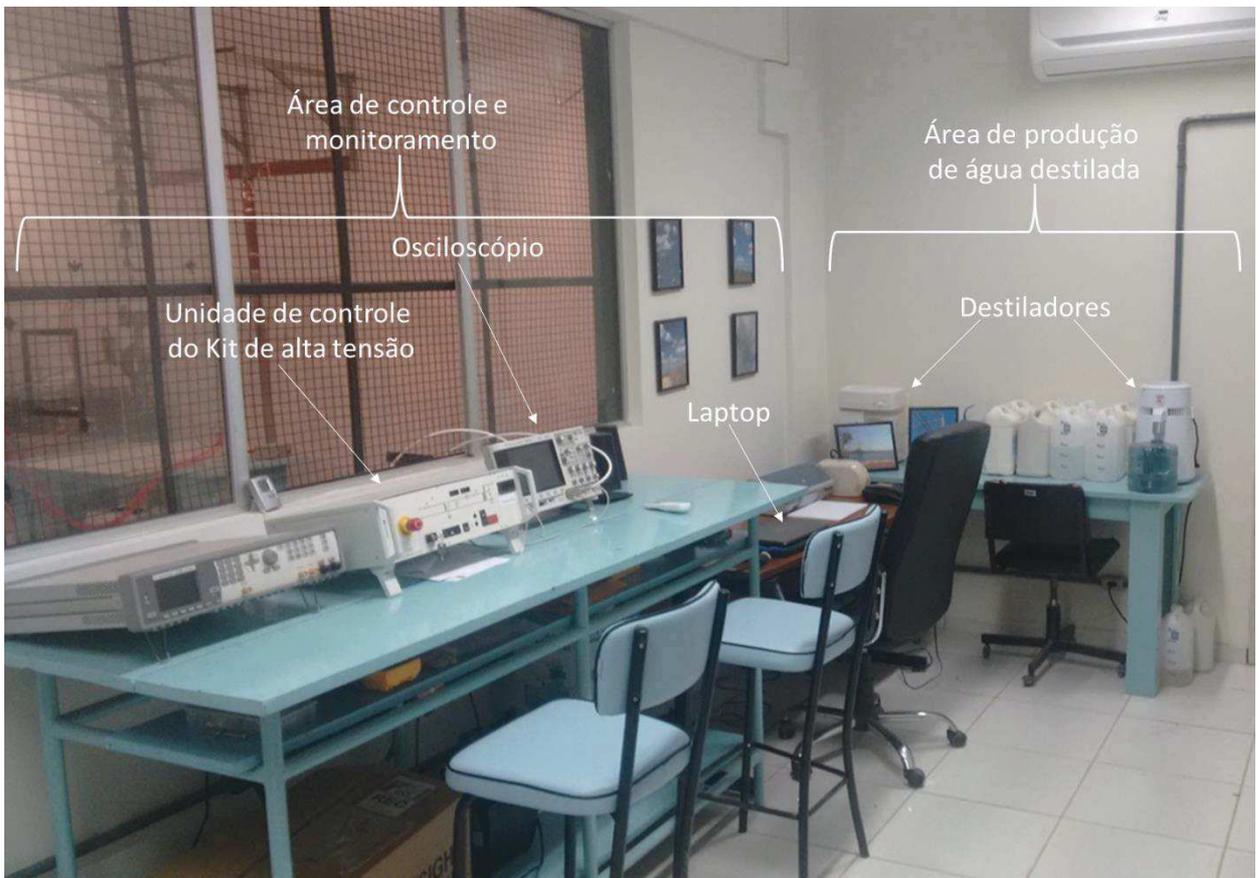
Na Figura 23 pode ser visualizada a área de ensaio e a indicação de alguns equipamentos e acessórios utilizados para obtenção do sinal de corrente de fuga. Já na Figura 24 pode ser vista a sala de controle e a área de produção de água destilada.

Figura 23 – Foto da área de ensaio.



Fonte: Próprio autor.

Figura 24 – Foto da sala de controle e área de produção de água destilada.



Fonte: Próprio autor.

Durante a etapa laboratorial, foram salvos os dados de corrente de fuga de cinco níveis de poluição, cada um possui tempo de ensaio de 500 s, o que resultou

num total de 2500 s de ensaio. Os dados foram então processados para se obter as análises desejadas. No próximo capítulo, a metodologia de processamento de dados e os resultados provenientes da análise utilizando redes neurais artificiais serão apresentados.

## 5 Classificação dos Isoladores

A classificação dos isoladores foi feita por meio de redes neurais artificiais. Neste capítulo, é descrito todo o procedimento seguido desde a obtenção dos atributos de corrente de fuga até a classificação dos isoladores de vidro.

A rede do tipo *perceptron* de múltiplas camadas (PMC) foi escolhida para alcançar o objetivo de classificar os isoladores. Este tipo de rede possui ampla aceitação e confiabilidade na comunidade acadêmica. Foi utilizada uma PMC com duas camadas, pois para esta arquitetura se observa uma boa relação entre exatidão e custo computacional (FERREIRA, 2011).

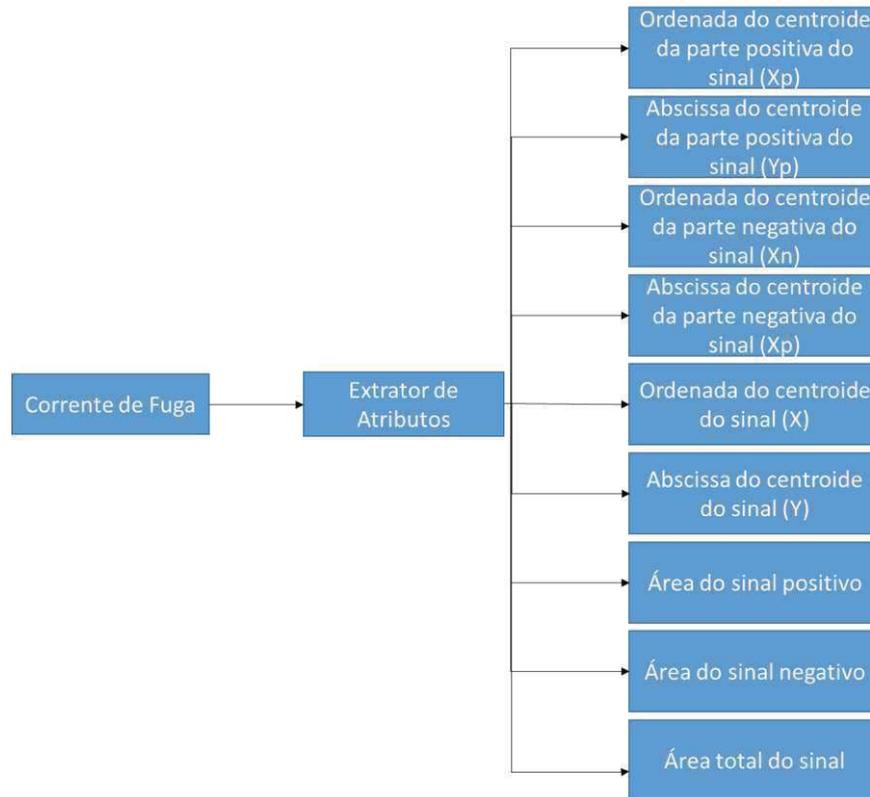
### 5.1 Tratamento dos Dados de Corrente Obtidos

Os dados de corrente de fuga obtidos na etapa laboratorial foram processados com o intuito de se obter os atributos desejados. Foi desenvolvido um *script* no Matlab® para auxiliar neste processamento. Neste trabalho foram considerados a contagem de pulsos de corrente, os componentes harmônicos e as coordenadas do centroide do sinal da corrente, os quais serão detalhados a seguir:

- centroide: foram consideradas as coordenadas do centroide, levou-se em conta os sinais positivo, negativo e o total, conforme ilustração apresentada na Figura 25;
- componentes harmônicos: foram considerados os valores da componente fundamental (60 Hz), do terceiro harmônico (180 Hz) e do quinto harmônico (300 Hz). Com objetivo de aumentar o número de variáveis de entrada, tendo por fim um maior número de padrões a ser observado pela rede neural, foram considerados também os valores médios do sinal positivo e do sinal negativo da corrente, como pode ser observado na Figura 26;
- contagem de pulsos de corrente: foram considerados os números de ocorrência dos valores de corrente de fuga dentro de determinadas faixas. Os limites das faixas definidos por 5, 10, 20 e 40 mA. Os valores foram escolhidos em conformidade com os trabalhos de Oliveira (2008) e Lima (2010), que definem esses valores como indicativos de grau de poluição em cadeias de isoladores

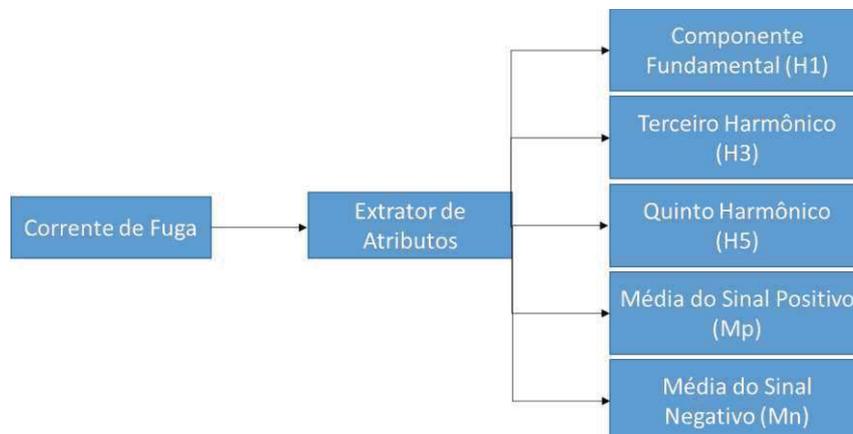
de vidro. Para os dados obtidos neste trabalho, não houve a ocorrência na faixa acima de 40 mA. Por este motivo, ela foi descartada na análise dos dados. A extração dessa família de atributos se encontra ilustrada na Figura 27.

Figura 25 – Ilustração da extração do atributo centroide.



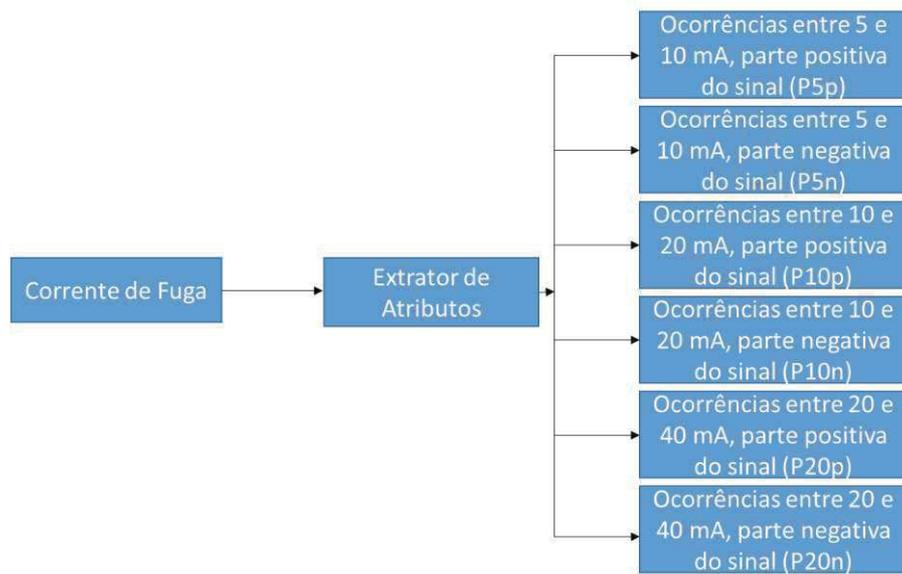
Fonte: Próprio autor.

Figura 26 - Ilustração da extração do atributo componentes harmônicas.



Fonte: Próprio autor.

Figura 27 – Ilustração da extração do atributo contagem de pulsos.



Fonte: Próprio autor.

A metodologia proposta considera a análise dos atributos em intervalos de um segundo do sinal de corrente medido. Os ensaios possuíam duração de 500 s, isto resultou em uma matriz de atributos de quinhentas linhas por nível de poluição, para cada atributo extraído.

## 5.2 Preparações Iniciais

Após processo de extração de atributos, os dados foram normalizados. O objetivo da normalização é manter a amplitude dos atributos (vetor  $x$ ) dentro de uma faixa previamente estabelecida. Isto auxilia o algoritmo de aprendizado durante o processo de treinamento (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). A Equação (4) descreve o processo de normalização utilizado.

$$x_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}. \quad (4)$$

Na Equação (4)  $x_{max}$  e  $x_{min}$  são os valores máximo e mínimo, respectivamente, do vetor  $x$ . Os dados ficaram com valores entre 0 e 1. A divisão do conjunto de dados, para início dos estudos com RNA, seguiu a proporção de 60% para treinamento, 20% para validação e 20% para teste. Os dados de corrente de fuga utilizados para o

conjunto de teste foram os mesmos para todos os atributos testados, tendo por fim uma melhor comparação entre os atributos.

### 5.3 Codificação das Classes

A codificação das classes tem por objetivo representar os valores de saída. Ela possibilita uma classificação dos dados a partir da comparação entre o valor de saída da rede com o seu respectivo valor verdadeiro. Na Tabela 4, é ilustrado o processo de codificação adotado.

Tabela 4 – Codificação da camada de saída da RNA.

<b>Classes</b>	<b>Níveis de poluição</b>	<b>Neurônios de saída</b>
A	Atmosfera limpa	1 0 0 0 0
B	Contaminação muito leve	0 1 0 0 0
B'	Contaminação leve	0 0 1 0 0
C	Contaminação pesada	0 0 0 1 0
D	Contaminação muito pesada	0 0 0 0 1

Fonte: Próprio autor.

### 5.4 Seleção do Algoritmo de Treinamento

Para selecionar o algoritmo de treinamento, foram realizadas diversas simulações utilizando funções nativas do Matlab. Para cada algoritmo de treinamento, foram realizadas dez simulações, cada uma com valores diferentes de pesos sinápticos. Os treinamentos utilizaram uma única camada oculta. O número de neurônios para cada camada foi definido pela regra heurística de Proben, onde é somado o número de neurônios de entrada com os da saída e do valor resultante é obtida uma média.

Para cada inicialização dos pesos sinápticos é realizado um treinamento da rede. Ao se finalizar a etapa de treinamento, foi verificado o valor do erro quadrático médio (MSE) do conjunto de validação. Após dez inicializações, foi calculada uma média dos erros obtidos nos conjuntos de validação para cada algoritmo testado. O

algoritmo que obteve o menor erro médio nas dez inicializações foi escolhido para dar prosseguimento à análise. Na Tabela 5 podem ser visualizados os resultados obtidos nesta etapa.

Tabela 5 – Resultados do MSE nos algoritmos testados.

**Resultado do MSE (médio de 10 inicializações) do conjunto de validação**

<b>Algoritmo</b>	<b>Centroide</b>	<b>Componentes Harmônicos</b>	<b>Contagem de Pulsos</b>
GDM	0,10127670	0,08720380	0,1329467
LM	0,06914490	0,04185341	<b>0,1086294</b>
RP	<b>0,06773458</b>	<b>0,03925712</b>	0,1187010
GD	0,11299940	0,10072440	0,1457110
GDA	0,12800600	0,12155190	0,1544600
GDX	0,11262000	0,10901480	0,1726670
BFG	0,11846940	0,08183150	0,8284550
BR	76,5668530	37,0633290	160,03147
CGB	0,10437400	0,10493060	0,1365308
CGF	0,12737460	0,15557000	0,1712100
CGP	0,09140308	0,08075210	0,1471020
OSS	0,11705210	0,10479820	0,1546320
SCG	0,07254470	0,07917940	0,1152380

Fonte: Próprio autor.

Observa-se na Tabela 5 que as famílias de atributos, componentes harmônicos e centroide, apresentaram um melhor desempenho ao se utilizar o algoritmo RP. Já o atributo contagem de pulsos teve um menor valor do MSE ao se utilizar o algoritmo LM.

### 5.5 Seleção das Melhores Arquiteturas

Após definir os algoritmos de treinamento utilizados para cada atributo, foi iniciada a busca pelas arquiteturas que gerassem pequenos valores de MSE. O número de neurônios da camada oculta foi definido pela regra heurística de Proben.

Dessa regra, foram obtidos como pontos iniciais 7 neurônios para o atributo centroide, 5 neurônios para o atributo componentes harmônicas e 6 neurônios para o atributo contagem de pulsos de corrente. Com o objetivo de equalizar os dados em uma única tabela e aumentar a faixa de neurônios analisados, foi realizada uma variação de 2 até 21 neurônios na camada oculta para todos os atributos.

Para cada valor de neurônio na camada oculta, foram realizadas 10 simulações com variações dos pesos. Os pesos foram selecionados aleatoriamente. Das 10 simulações foi obtida uma média para cada caso. A arquitetura com o menor valor de MSE médio nas 10 inicializações foi escolhida para prosseguir na etapa de análise da melhor rede. Os valores de MSE médios podem ser visualizados na Tabela 6.

Tabela 6 – Seleção das melhores arquiteturas.

**Resultado do MSE (médio de 10 inicializações) do conjunto de validação**

<b>Número de Neurônios na Camada Oculta</b>	<b>Centroide</b>	<b>Componentes Harmônicas</b>	<b>Contagem de Pulsos</b>
2	0,094703	0,068465	0,184590
3	0,089669	0,052350	0,142736
4	0,074338	0,045752	0,119709
5	0,073620	0,039257	0,159648
6	0,074073	0,038485	0,108629
7	0,067734	0,033855	0,075334
8	0,070141	0,030713	0,113986
9	0,070122	0,025123	0,112998
10	0,069850	0,021336	0,080244
11	0,069059	0,024892	<b>0,064506</b>
12	0,067580	0,022917	0,084698
13	0,068074	0,022935	0,079271
14	0,066647	0,020505	0,126748
15	0,068273	0,022710	0,124915

16	0,066080	<b>0,015318</b>	0,130247
17	0,067637	0,019417	0,109496
18	0,066197	0,015855	0,123695
19	0,064161	0,021935	0,091648
20	<b>0,062445</b>	0,018091	0,154414
21	0,067208	0,016026	0,125900

Fonte: Próprio autor.

Na Tabela 6 podem ser identificadas as arquiteturas que obtiveram os menores valores de MSE. Para o atributo centroide, foi observado que a arquitetura com 20 neurônios na camada oculta apresenta os melhores resultados. Já para os atributos componentes harmônicos e contagens de pulsos, foi observado que as melhores arquiteturas eram as com 16 e 11 neurônios respectivamente.

## 5.6 Seleção da Melhor Rede

Para selecionar a melhor rede, foi visualizado qual inicialização, dentre as dez inicializações feitas para obtenção dos valores de MSE médios na Tabela 6, obteve o menor valor de MSE. Esse procedimento foi realizado para os três atributos. Na Tabela 7 podem ser visualizados os resultados obtidos nesta etapa.

Tabela 7- Seleção da melhor rede.

### Resultado do MSE do conjunto de validação

	Centroide	Componentes Harmônicas	Contagem de Pulsos
Inicializações	<b>20 neurônios</b>	<b>16 neurônios</b>	<b>11 neurônios</b>
1	0,062577	0,013105	0,058196
2	<b>0,058791</b>	0,01073	<b>0,04941</b>
3	0,060009	0,01459	0,060311
4	0,061572	0,025142	0,05783
5	0,063334	0,019516	0,058134

6	0,059986	<b>0,002977</b>	0,051591
7	0,06438	0,017597	0,053848
8	0,064177	0,014512	0,14346
9	0,064849	0,026116	0,059905
10	0,064776	0,008893	0,052374
<b>Média</b>	<b>0,062445</b>	<b>0,015318</b>	<b>0,064506</b>
<b>Desvio Padrão</b>	<b>0,002233</b>	<b>0,007123</b>	<b>0,027994</b>

Fonte: Próprio autor.

A partir dos resultados apresentados na Tabela 7, foi possível escolher a melhor rede para cada atributo. Para o atributo centroide a melhor rede foi a encontrada na inicialização 2, para o atributo componentes harmônicas foi a inicialização 6 e para o atributo contagem de pulsos a inicialização 2 obteve o melhor desempenho. Após serem definidas, as melhores redes foram testadas a partir do conjunto de teste. Nessa etapa observa-se o erro de classificação para cada caso e então compara-se os resultados.

### 5.7 Análise Comparativa dos Atributos

Foram utilizadas as redes com o melhor desempenho para simulação com o conjunto de teste. Os resultados obtidos podem ser vistos na Tabela 8.

Tabela 8 – Resultados obtidos com o conjunto de teste.

<b>Atributos</b>	<b>Erro de Classificação (EC)</b>	<b>EC%</b>
Centroide	0,256	25,60%
Componentes Harmônicas	0,040	4,00%
Contagem de Pulsos	0,192	19,20%

Fonte: Próprio autor.

Por meio das simulações realizadas, foi possível verificar que o atributo componentes harmônicas apresentou o melhor desempenho na classificação dos isoladores.

## 6 Conclusões e Trabalhos Futuros

O objetivo principal deste trabalho foi realizar uma análise comparativa entre atributos para monitoração de isoladores apresentados na literatura, a saber: componentes harmônicas, contagem de pulsos e coordenadas do centroide. O estudo consistiu em verificar qual deles apresentava menor taxa de erro ao se tentar classificar isoladores de vidro poluídos, a partir dos dados de corrente de fuga. Este objetivo foi alcançado através da análise comparativa de resultados, por meio de simulações utilizando redes neurais artificiais.

Algumas limitações técnicas foram encontradas durante a etapa de medição. Foi idealizada a monitoração dos dados de corrente de fuga por um grande período de tempo, tendo por referência os sistemas de monitoramento remoto existentes. Devido a limitação do osciloscópio utilizado, o tempo máximo para monitorar os dados de corrente de fuga foi de 500 s. A utilização desse valor de tempo de ensaio implicou em outra limitação. O osciloscópio utilizado reduzia sua taxa de amostragem ao se aumentar o tempo de observação dos dados.

A taxa de amostragem utilizada foi de 1 kHz, essa taxa não foi suficiente para captar os pulsos de corrente. Devido a esta limitação, foi redefinido durante o tratamento dos dados, o atributo pulsos de corrente como o número de ocorrências de determinadas faixas de valores de corrente de fuga. Estudos posteriores devem ser realizados com o objetivo de se realizar grandes intervalos de medição de corrente de fuga, sem que haja a perda da taxa de amostragem do equipamento.

O atributo centroide pode ter sido afetado pela não captação dos pulsos de corrente, visto que, o centroide é uma medida geométrica do sinal de corrente de fuga. Este sinal muda de forma sem os pulsos de corrente e conseqüentemente os valores do centroide devem ser diferentes. Estudos complementares devem ser realizados para verificar a influência da não inclusão dos pulsos de corrente no atributo centroide.

O atributo componentes harmônicas não foi influenciado pela não captação dos pulsos de corrente, pois o valor de 1 kHz para a taxa de amostragem, de acordo com o teorema de Nyquist, foi suficiente para captar sinais de frequência de até aproximadamente 500 Hz. Foram considerados os valores de 60 Hz, 180 Hz e 300 Hz.

Sendo assim, esses harmônicos puderam ser representados sem que houvesse ressalvas.

Durante a etapa de testes com a RNA, foi utilizado o mesmo conjunto de padrões de corrente para todos os atributos, tendo por objetivo uma comparação entre os resultados obtidos por cada atributo. Das simulações feitas com esse conjunto, observa-se que a família de atributos componentes harmônicas obteve o melhor desempenho, com um valor de erro de classificação de 4%. Já o centroide e a contagem de pulsos obtiveram os erros de 25,6% e 19,2% respectivamente. Os resultados motivam a utilização do atributo “componentes harmônicas” para testes em campo, considerando as ressalvas feitas no que tange à taxa de amostragem utilizada, a qual não permitiu a obtenção precisa dos impulsos de corrente de fuga.

## **6.1 Trabalhos Futuros**

- Realizar refinamentos no processo de classificação desenvolvido, tendo por objetivo captar os pulsos de corrente para grandes intervalos de observação;
- Testar novos atributos e verificar os resultados de maneira comparativa aos obtidos anteriormente, reforçando a escolha do atributo componentes harmônicas ou selecionando outro que venha a apresentar um melhor desempenho;
- Testar outros tipos de isoladores e verificar eficiência dos atributos diante de simulações utilizando RNA;
- Desenvolver um sistema de monitoramento remoto e utilizar atributo escolhido para testes em campo.

## Referências

- ALBUQUERQUE, E. L. **Análise e Tomada de Decisão Utilizando Sistema de Monitoramento Via Satélite para Poluição em Cadeia de Isoladores de Alta Tensão**. Dissertação de Mestrado, UFPE, 2014.
- AQUINO, R. R. B. D. et al. **Aplicação de redes Neurais Para Diagnostico de Poluição em Isoladores de Alta Tensão**. SNPTEE, 2007.
- ARCANJO, A. M. C. **Avaliação do Desempenho de Espaçadores de Linhas Compactas de 13,8 kV Através de Experimentos Laboratoriais**. Trabalho de Conclusão de Curso, UFPE, 2015.
- ARCANJO, A. M. C. **Avaliação de Espaçadores de 13,8 kV em Ambientes Contaminados**. Dissertação de Mestrado, UFPE, 2017.
- BASHIR, N.; ARMAD, H. **Odd Harmonics and Third to Fifth Harmonic Ratios of Leakage Currents as Diagnostic Tools to Study the Ageing of Glass Insulators**. IEEE, 2010.
- BASTOS, J. P.; SADOWSKI, N. **Electromagnetic modeling by finite element methods**. New York: Marcel Dekker, Inc, 2003.
- BEZERRA, J. M. B. **Caracterização de Atributos de Sinais para Utilização de Técnicas de Reconhecimento de Padrões na Avaliação do Isolamento de Instalações e Equipamentos Elétricos**. Tese de Doutorado, UFCG, 2004.
- BEZERRA, J. M. B. et al. **Estudo da Distribuição de Tensão em Cadeias de Isoladores Aéreos de Alta Tensão em Ambientes Poluídos**. SNPTEE, 2003.
- CLARO, R. T.; RIOS, T. **Monitoramento Online de Fugas em Cadeias de Isoladores**. SNPTEE, 2007.
- COMSOL. **COMSOL Multiphysics User's Guide**, Boston, Estados Unidos, 2012.
- DIAS, B. A. **Simulação Computacional da poluição Biológica em Isoladores de Vidro**. Dissertação de Mestrado, UFCG, 2017.
- DOMINGUES, L. A. M. C. et al. **Identificação de Pontos de Formação de Corona em Isoladores de Suspensão Análise Teórico-Experimental**. SNPTEE, 1997.
- EHV. **Transmission Line Reference Book**. New York: Edson Eletric Institute, 1968.
- EPRI. **Transmission Line Reference Book 345 Kv**. New York: Fred Weidner & Son Printers, 1975.
- FAGUNDES, R. C. **Avaliação de Acessórios Poliméricos de Redes Compactas Protegidas por Meio de Ensaio de Multiestressamento e Simulação Computacional**. Dissertação de Mestrado, UFPR, 2008.
- FERREIRA, T. V. **Estimação Inteligente da Poluição de Isolamentos Elétricos Baseada nos VECSE do Ruído Ultrassônico**. Tese de Doutorado, UFCG, 2011.

FONSECA, J. R. et al. **Monitoração da Corrente de Fuga em Isoladores Poluídos Apoio à Operação/Manutenção**. SNPTEE, 1989.

FUCHS, R. D. **Transmissão de Energia Elétrica: Linhas Aéreas**. Itajubá: LTC/EFEL, 1977.

GÓIS, N. C. et al. **Aplicação de Sensor para Monitoramento da Degradação de isoladores Poliméricos de EP DM na COELBA**. SNPTEE, 2007.

GORUR, R. S.; CHERNEY, E. A.; BURNHAM, J. T. **Outdoor Insulators**. Phoenix, Arizona: Ravi S. Gorur, Inc, 1999.

HAGAN, M. T.; MENHAJ, M. B. **Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm**. IEEE, 1994.

HAYKIN, S. **Redes Neurais: Princípios e Prática**. [S.I.]: Bookman s.a., 2001.

HEBB, D. O. **The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory**. Wiley, New York, 1949.

IEC-507. **Artificial Pollution Tests on High-Voltage Insulators to be Use on A.C. Systems**. 2. ed. [S.I.]: IEC, 1991.

ILHAN, S. et al. **Simulations of Pollution and Their Effects on the Eletrical Performance of Glass Suspension Insulators**. IEEE, 2012.

ILHAN, S. et al. **Numerical and Experimental Investigation of the Effects of Pollution on Glass Suspension-Type Insulators**. IEEE, 2015.

JAIN, R.; KASTURI, R.; SCHUNCK, G. B. **Machine Vision**. New York: McGraw-hill, 1995.

JANSSEN, F. **Influência dos Parâmetros de Envelhecimento nas Propriedades Elétricas de Isoladores Cerâmicos para Sistemas de Potência**. Dissertação de Mestrado, UFSE, 2005.

KARADY, G. G.; SCHNEIDER, H. M.; RIZK, F. A. M. **A Review of Cigre and IEEE Reseach into Pollution Performance of Nonceramic Insulators: Field Aging Effects and Laboratory Test Techniques**. International conference on large high voltage eletrics system, 1994.

KUMAGAI, S.; YOSHIMURA, N. **Leakage Current Characterization for Estimating the Conditions of Ceramic and Polymeric Insulating Surfaces**. IEEE, 2004.

LIEBERMANN, J. **Realiability of Materials for High-Voltage Insulators**. American Ceramic Society Bulletin, 2000.

LIMA, R. A. **Contribuições para o Desenvolvimento de um Sistema de Monitoramento via Satélite do Estado de Poluição de Cadeias de Isoladores de Alta Tensão**. Dissertação de Mestrado, UFPE, 2010.

LIRA, G. R. S.; COSTA, E. G.; BRITO, V. S. **Diagnóstico de Para-raios de Óxido de Zinco com Base na Medição da Corrente de Fuga Total**. SBSE, 2012.

- LOPES, D. S. **Modelo de Elementos Finitos Aplicado na Avaliação de Desempenho de Isolantes em Ambientes Contaminados**. Dissertação de Mestrado, UFPE, 2016.
- MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. **A Logical Calculus of the Ideas Imanente in Nervous Activity**. Bulletin of Mathematical Biophysics, 1943.
- MELO, D. R. D. et al. **Seleção e Dimensionamento de Isoladores para Uso sob Condições de Poluição**. SNPTEE, 2015.
- MENDONÇA, P. L. D. et al. **Monitoramento de Isoladores Poliméricos em linhas de transmissão Através de sensor de Corrente de Fuga**. SNPTEE, 2011.
- MINSKY, M. L.; PAPERT, S. A. **Perceptron: An Introduction to Computational Geometry**. The MIT Press, 1969.
- NADERIAN, A.; SANAYE-PASAND, M.; MOHSENI, H. **A Review of Artificial Contamination Withstand Test Methods of High Voltage Outdoor Insulators**. International symposium on electrical insulating materials, 2004.
- NIGRI, A. et al. **Estudo de Distribuição e Avaliação de poluição Natural em Cadeias de isoladores em "I" e "V" de Linhas de Corrente Alternada**. SNPTEE, 2013.
- NIGRI, A. I. **Desempenho de Linhas de Transmissão, Ponto de Vista da Manutenção**. SNPTEE, 1999.
- OLIVEIRA, S. C. **Sistema de Detecção Óptica de Descargas Parciais em Cadeias de Isoladores de Linhas de Transmissão de Alta Tensão**. Tese de Doutorado, UFPE, 2008.
- OPPENHEIM, A. V.; WILLSKY, A. S. **Signals & Systems**. [S.I.]: Altiber, 1997.
- OTHMAN, N. A. et al. **Space Charge Distribution and Leakage Current Pulses for Contaminated Glass Insulator Strings in Power Transmission Lines**. IET Journals, 2016.
- PINHEIRO, W. **A Corrente de Fuga como Parâmetro Indicativo do Estado de Degradação de Materiais Poliméricos de Rede Compacta de Média Tensão, Instalado em Ambientes Agressivos**. Tese de Doutorado, USP, 2008.
- REDDY, J. N. **An Introduction to the Finite Element Method**. New York: McGraw-Hill, 1993.
- RIEDMILLER, M.; BRAUN, H. **A Direct Adaptive Method for Faster Backpropagation Learning: The RPROP Algorithm**. IEEE, 1993.
- ROSENBLATT, F. **The Perceptron: A probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain**. Psychological Review, 1958.
- RUMELHART, D. E.; HINTON, G. E.; WILLIAMS, R. J. **Learning Internal Representations by Error Propagation in: Paralled Distributed Processing**. MIT Press, 1986.

RYU, C. H.; KOO, J. Y.; LEE, B. W. **A Development of Diagnosis System Employed to High Voltage Insulator Considering Leakage Current**. CIGRE, 2010.

SADIKU, M. N. O. **Numerical Techniques in Eletromagnetics**. Florida: CRC Press, 2000.

SANTA-TEREZINHA. **Catálogo de Isoladores**, 2002. Disponível em: <[http://www.linhadetransmissao.com.br/tecnica/catalogo\\_santa\\_tereziinha/catalogo\\_transmissao\\_Isoladores\\_Vidro.pdf](http://www.linhadetransmissao.com.br/tecnica/catalogo_santa_tereziinha/catalogo_transmissao_Isoladores_Vidro.pdf)>. Acesso em: 14 setembro 2016.

SANTOS, G. S. M. **Aplicação de Redes Neurais para Diagnóstico de Poluição em Isoladores de Alta Tensão**. Dissertação de Mestrado, UFPE, 2008.

SILVA, I. N.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes Neurais Artificiais para Engenharia e Ciências Aplicadas**. [S.l.]: Artiliber, 2010.

SILVA, S. H. M. **Aplicação de Técnicas de Elementos Finitos para Mapeamento de Campos Elétricos sobre Cavidades Internas a Isoladores Poliméricos de 13,8 kV**. Dissertação de Mestrado, UFPE, 2013.

SILVESTER, P. P.; FERRARI, R. L. **Finite Elements for Electrical Engineers**. [S.l.]: Cambridge University Press, 1996.

SUDA, T. **Frequency Characteristics of Leakage Current Waveforms of a String of Suspension Insulator**. IEEE, 2005.

VILAR, P. B. et al. **Caracterização Térmica e Elétrica de Poluição Salina em Isoladores de Vidro**. SBSE, 2012.

VOLAT, C. **Comparison Between the Use of Surface and Volume Conductivity to Compute Potential Distribution Along Insulator in Presence of a Thin Conductive Layer**. IEEE, 2013.

XAVIER, J. A. R. **Aplicação de Modelos de Elementos Finitos para Mapeamento da Distribuição de Potencial em Espaçadores de Redes de Distribuição na Classe de Tensão de 13,8 kV**. Trabalho de Conclusão de Curso, UFPE, 2015.

## Anexo A – Redes *Perceptrons* e Processos de Treinamento

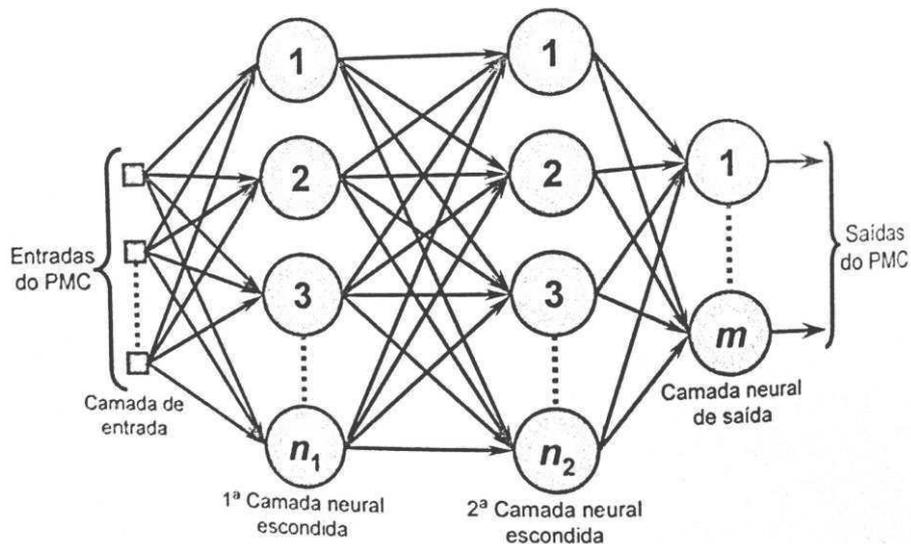
Neste anexo são apresentados detalhes sobre a rede *Perceptron* de múltiplas camadas e seus processos de treinamento. As informações contidas neste anexo foram retiradas de Riedmiller & Braun (1993), Hagan & Menhaj (1994), Haykin (2001), Silva, Spatti & Flauzino (2010).

### A. Redes *Perceptron* de Multicamadas

As redes *Perceptron* de múltiplas camadas (PMC) são caracterizadas pela presença de pelo menos uma camada intermediária (escondida) de neurônios, situada entre a camada de entrada e a respectiva camada neural de saída. Conseqüentemente, as redes PMC possuem no mínimo duas camadas de neurônios, os quais estarão distribuídos entre as camadas intermediárias e a camada de saída.

A rede PMC pertence à arquitetura *feedforward* de camadas múltiplas, cuja treinamento é efetivado de forma supervisionada. Conforme observado na Figura 28, o fluxo de informações na estrutura da rede se inicia na camada de entrada, percorre em seguida as camadas intermediárias, sendo então finalizado na camada neural de saída. Observa-se também que na rede PMC convencional inexistente qualquer tipo de realimentação de valores produzidos pela camada neural de saídas ou pelas próprias camadas neurais intermediárias.

Figura 28 – Ilustração de Rede *Perceptron* multicamadas.



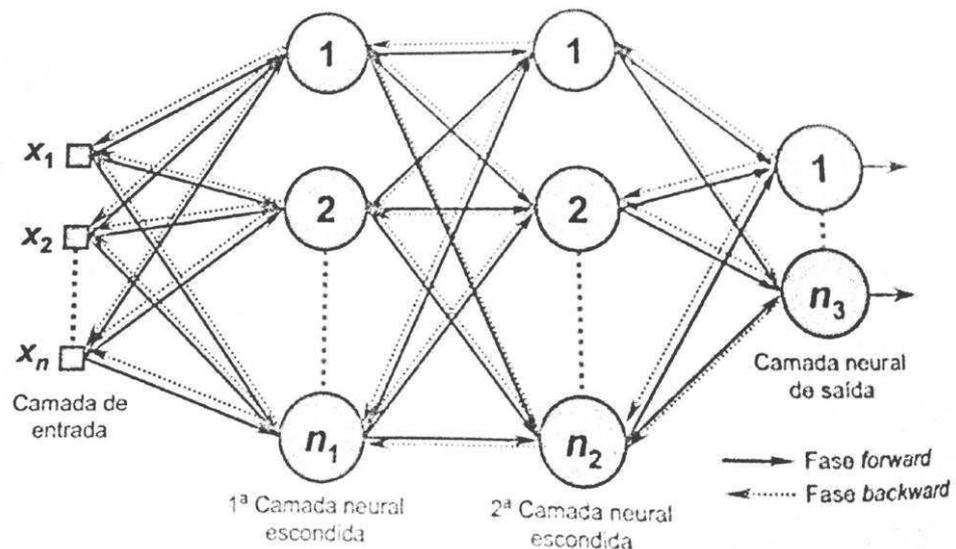
Fonte: SILVA, SPATTI & FLAUZINO, 2010.

O algoritmo de aprendizado aplicado no decorrer do processo de treinamento de redes OMC é denominado *backpropagation* ou algoritmo de retropropagação do erro.

### A.1. Processo de Treinamento do Perceptron Multicamada

O processo de treinamento de redes PMC utilizando o algoritmo *backpropagation*, conhecido também como regra Delta generalizada. É comumente realizado mediante as aplicações sucessivas de duas fases bem específicas. A ilustração de tais fases é mostrada na Figura 29, em que é considerada uma configuração de PMC constituída de duas camadas escondidas, composta de  $n$  sinais em sua camada de entrada, tendo ainda  $n_1$  neurônios na primeira camada neural escondida,  $n_2$  neurônios na segunda camada neural escondida e  $n_3$  sinais associados à camada neural de saída (terceira camada neural).

Figura 29 – Ilustração das duas fases de treinamento da rede PMC.



Fonte: SILVA, SPATTI & FLAUZINO ,2010.

A primeira fase a ser aplicada é denominada de “propagação adiante” (*forward*), na qual os sinais  $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$  de uma amostra do conjunto de treinamento são inseridos nas entradas da rede e são propagados camada a camada até a produção das respectivas saídas. Portanto, a aplicação desta fase visa tão somente obter as respostas da rede, levando-se em consideração apenas valores atuais de pesos sinápticos e limiares de seus neurônios, os quais permanecerão inalterados durante cada execução desta fase.

Logo em seguida, as respostas produzidas pelas saídas da rede são comparadas com as respectivas respostas desejadas que estejam disponíveis, pois conforme mencionado anteriormente, trata-se de um processo de aprendizado supervisionado. Da comparação entre os dados, obtém-se os erros e, a partir desses valores de erros, aplica-se a segunda fase do método *backpropagation*, denominada de “propagação reversa” (*backward*). Diferentemente da anterior, as alterações dos pesos sinápticos e limiares de todos os neurônios da rede são executados no decorrer desta fase.

Em suma, as aplicações sucessivas das fases *forward* e *backward* fazem com que os pesos sinápticos e limiares dos neurônios se ajustem automaticamente em cada iteração, implicando-se na gradativa diminuição da soma dos erros produzidos pelas respostas da rede frente àquelas desejadas.

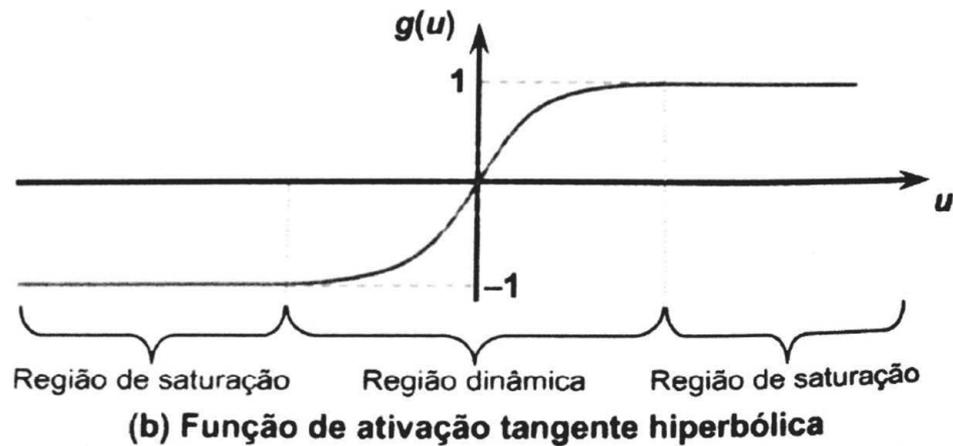
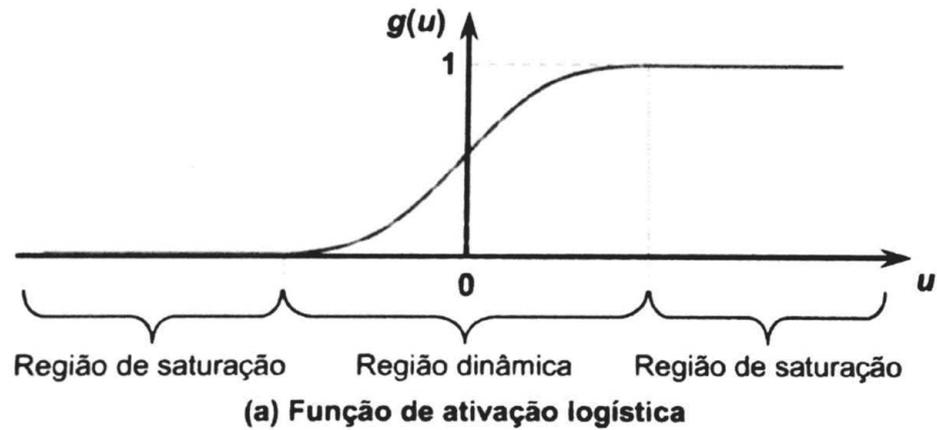
Diversas variações do método *backpropagation* têm sido desenvolvidas com o objetivo de tornar o processo de convergência mais eficiente. Entre tais aperfeiçoamentos, tem-se o método *resilient-propagation* e o Levenberg-Marquardt.

#### **A.1.1. Método Resilient-Propagation**

As funções de ativação do tipo logística, ou tangente hiperbólica, utilizada nos neurônios das redes PMC, frente aos seus domínios de definição, produzem valores limites 0 ou 1 (no caso da logística), ou -1 a 1 (no caso da tangente hiperbólica), para a maioria dos pontos, conforme se pode observar pela ilustração da Figura 30. Tal circunstância implica em saturar as saídas dos neurônios para esses valores limites se seus potenciais de ativação  $\{u\}$  possuírem valores elevados. Além disso, as derivadas parciais  $g'(u)$  produziram ainda valores próximos de zero, que implicariam na lentidão do processo de treinamento, pois o *backpropagation* depende também do cálculo de  $g'(u)$ .

Nesta condição, variações muito pequenas do gradiente da função erro da Equação (5), combinado com as faixas de saturação das funções de ativação, fazem com que o processo de convergência do algoritmo *backpropagation* se torne bem lento, pois haverá um gasto adicional de esforço computacional a fim de conduzir os valores da matriz de pesos do PMC para as regiões de variação dinâmica dessas funções de ativação.

Figura 30 – Ilustração dos intervalos de saturação e de variação dinâmica das funções logísticas e tangente hiperbólica.



Fonte: SILVA, SPATTI & FLAUZINO ,2010.

Considerando-se três camadas, o erro quadratico é definido como:

$$E(k) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{n_3} (d_j(k) - Y_j^{(3)}(k))^2 \quad (5)$$

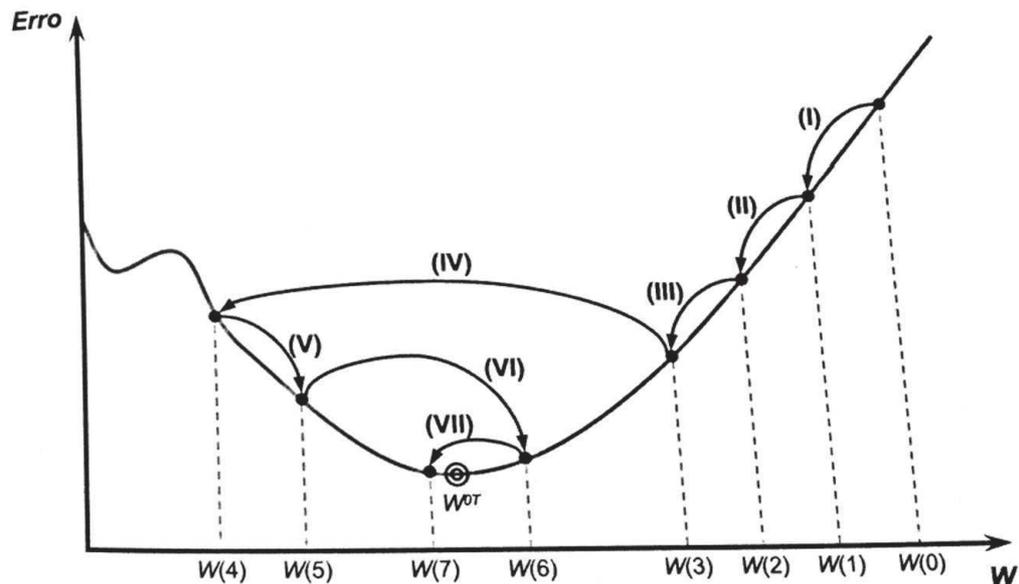
em que:

- $E(k)$  → massa equivalente de sal depositado;
- $d_j(k)$  → valor desejado;
- $Y_j^{(3)}$  → valor produzido pelo j-ésimo neurônio de saída da rede considerando-se a k-ésima amostra de treinamento;
- $n_3$  → número de neurônios na terceira camada, camada de saída.

Assim, o objetivo do método *resilient-propagation*, ao invés de considerar as variações das magnitudes do gradiente da função erro, levará somente em conta a variação do seu sinal. Desta forma, a taxa de aprendizagem do método se torna dinâmica, pois quando os sinais do gradiente forem os mesmos, considerando duas iterações sucessivas, significa que se pode incrementar a taxa de aprendizado em virtude de se estar relativamente distante de um ponto de mínimo (gradiente nulo) da função erro. Caso contrário, se os sinais do gradiente forem diferentes, significa então que o ponto de mínimo da função foi ultrapassado, e isto implica reduzir a taxa de aprendizagem a fim de se convergir suavemente para o mesmo, levando-se também em conta a precisão requerida ao problema.

Uma ilustração do processo de convergência envolvido com o método *resilient-propagation* é apresentado na Figura 31, em que os passos (I), (II), (III) e (V) implicam em incrementos positivos (crescentes) na taxa de aprendizado, pois possuem variações de sinais de gradiente também positivos; enquanto que os passos (IV), (VI) e (VII) implicam em incrementos negativos (decrescentes), pois suas variações de sinais são igualmente negativas.

Figura 31 – Ilustração do mecanismo de convergência do método *resilient-propagation*.



Fonte: SILVA, SPATTI & FLAUZINO, 2010.

Em termos matemáticos, a avaliação da condição de mudança de sinal do gradiente é dada pelas seguintes expressões:

$$\Lambda_{ji}^{(L)}(t) = \begin{cases} \eta^+ \cdot \Lambda_{ji}^{(L)}(t-1), & \text{se } \frac{\partial E(t-1)}{\partial W_{ji}^{(L)}} \cdot \frac{\partial E(t)}{\partial W_{ji}^{(L)}} > 0 \\ \eta^- \cdot \Lambda_{ji}^{(L)}(t-1), & \text{se } \frac{\partial E(t-1)}{\partial W_{ji}^{(L)}} \cdot \frac{\partial E(t)}{\partial W_{ji}^{(L)}} < 0 \\ \Lambda_{ji}^{(L)}(t-1), & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (6)$$

onde  $\Lambda_{ji}^{(L)}$  são consideradas as taxas de aprendizado individuais associadas a cada um dos elementos  $W_{ji}^{(L)}$  referentes às L-ésimas matrizes de pesos do PMC, sendo que  $(0 < \eta^- < 1)$  e  $(\eta^+ > 1)$  são constantes responsáveis por incrementar ou decrementar as taxas de aprendizado individuais de cada um dos pesos.

Finalmente, as matrizes de pesos do PMC são em tal situação alteradas da seguinte forma:

$$\Delta W_{ji}^{(L)}(t) = \begin{cases} -\Lambda_{ji}^{(L)}(t), & \text{se } \frac{\partial E(t)}{\partial W_{ji}^{(L)}} > 0 \\ +\Lambda_{ji}^{(L)}(t), & \text{se } \frac{\partial E(t)}{\partial W_{ji}^{(L)}} < 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (7)$$

Portanto, observa-se nesta expressão anterior que a alteração nas matrizes de pesos da rede fica somente em virtude das variações dos valores dos sinais das derivadas parciais, desconsiderando-se os valores de suas magnitudes.

### A.1.2. Método de Levenberg-Marquardt

O algoritmo *backpropagation* ajusta os valores das matrizes de pesos da rede PMC em relação à direção opostado gradiente da função erro quadrático. Entretanto, este algoritmo na prática tende a convergir muito lentamente, exigindo-se assim um elevado esforço computacional. Para contornar este inconveniente, várias técnicas de otimização têm sido incorporadas ao algoritmo *backpropagation* a fim de reduzir o seu

tempo de convergência e diminuir o esforço computacional requerido. Dentre as técnicas de otimização mais utilizadas para este propósito, destaca-se o algoritmo de Levenberg-Marquardt.

O algoritmo de Levenberg-Marquardt é um método gradiente de segunda ordem, baseado no método dos mínimos quadrados para modelos não-lineares, que pode ser incorporado ao algoritmo *backpropagation* a fim de potencializar a eficiência do processo de treinamento. Para este algoritmo, as funções erro quadrático e erro quadrático médio, podem ser expressas conjuntamente por:

$$V = \frac{1}{2p} \cdot \sum_{k=1}^p \sum_{j=1}^{n3} (d_j(k) - Y_j^{(3)}(k))^2$$

$$V = \frac{1}{2p} \cdot \sum_{k=1}^p (d(k) - Y^{(3)}(k))^T \cdot (d(k) - Y^{(3)}(k))$$

$$V = \frac{1}{2p} \cdot \sum_{k=1}^p E^T(k) \cdot E(k) \quad (8)$$

em que

$$E_M = \frac{1}{p} \cdot \sum_{k=1}^p E(k) \quad (9)$$

é o erro quadrático médio, composto por  $p$  amostras no conjunto de treinamento. O termo  $\{E(k) = d(k) - Y^{(3)}(k)\}$  denota o vetor erro em relação à  $k$ -ésima amostra de treinamento. Para uma amostra  $k$  específica, o erro é obtido por:

$$V = \frac{1}{2} \cdot E^T(k) \cdot E(k). \quad (9)$$

Enquanto o algoritmo *backpropagation* é um método de descida no gradiente da função erro quadrático a fim de minimizá-la, o algoritmo de Levenberg-Marquardt é uma aproximação do método de Newton. Por sua vez, a minimização de uma função  $V(\mathbf{z})$  em relação a um vetor paramétrico  $\mathbf{z}$  é dada pelo seguinte procedimento iterativo:

$$\Delta \mathbf{z} = -(\nabla^2 V(\mathbf{z}))^{-1} \cdot \nabla V(\mathbf{z}) \quad (10)$$

onde  $\nabla^2 V(\mathbf{z})$  denota a matriz Hessiana (matriz de derivadas de segunda ordem) e  $\nabla V(\mathbf{z})$  é a matriz Jacobiana (matriz de derivadas de primeira ordem) de  $V(\mathbf{z})$ . Assumindo que  $V(\mathbf{z})$  é uma função que executada soma de  $m$  funções quadráticas, para um vetor paramétrico  $\mathbf{z}$  composto por  $q$  elementos, tem-se então a seguinte expressão:

$$V(\mathbf{z}) = \sum_{i=1}^m e_i^2(\mathbf{z}) \quad (11)$$

assim, a partir da Equação (11), pode ser mostrado que:

$$\nabla V(\mathbf{z}) = \mathbf{J}^T(\mathbf{z}) \cdot \mathbf{e}(\mathbf{z}) \quad (12)$$

$$\nabla^2 V(\mathbf{z}) = \mathbf{J}^T(\mathbf{z}) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{z}) + \mu \cdot \mathbf{I} \quad (13)$$

onde  $\mathbf{I}$  é a matriz identidade,  $\mu$  é um parâmetro que ajusta a taxa de convergência do algoritmo de Levenberg-Marquardt e  $\mathbf{J}(\mathbf{z})$  é a matriz Jacobiana.

Inserindo os resultados das equações (12) e (13) na Equação (10), obtém-se a expressão iterativa do método de Levenberg-Marquardt, isto é, a Equação (14):

$$\Delta \mathbf{z} = (\mathbf{J}^T(\mathbf{z}) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{z}) + \mu \cdot \mathbf{I})^{-1} \cdot \mathbf{J}^T(\mathbf{z}) \cdot \mathbf{e}(\mathbf{z}). \quad (14)$$

Portanto, a característica principal deste algoritmo é a computação da matriz Jacobiana. A partir da Equação (14), a expressão iterativa do método Levenberg-Marquardt visando ajustar as matrizes de pesos do PMC passa a ser definida pela Equação (15):

$$\Delta \mathbf{W} = (\mathbf{J}^T(\mathbf{W}) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{W}) + \mu \cdot \mathbf{I})^{-1} \cdot \mathbf{J}^T(\mathbf{W}) \cdot \mathbf{E} \quad (15)$$

onde  $\mathbf{E} = [\mathbf{E}(1) \ \mathbf{E}(2) \ \dots \ \mathbf{E}(p)]^T$  é o vetor erro referente às  $p$  amostras de treinamento. Por intermédio dessas modificações, comprova-se que o método de Levenberg-Marquardt consegue conduzir o treinamento de redes PMC na ordem de 10 a 100

vezes mais rápido que o algoritmo *backpropagation* convencional. Entretanto, problemas de convergência podem ocorrer caso a matriz  $J(\mathbf{z})$  seja mal condicionada.