



UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
CENTRO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E INFORMÁTICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

GIRLENE LIMA RIBEIRO

APRIMORAMENTO DA CLASSIFICAÇÃO DE ISOLADORES POLIMÉRICOS POR MEDIÇÕES
TERMOGRÁFICAS E RADIAÇÃO UV USANDO PROCESSAMENTO DE IMAGENS E RNA

Campina Grande, Paraíba.
Março de 2017

GIRLENE LIMA RIBEIRO

APRIMORAMENTO DA CLASSIFICAÇÃO DE ISOLADORES POLIMÉRICOS POR MEDIÇÕES
TERMOGRÁFICAS E RADIAÇÃO UV USANDO PROCESSAMENTO DE IMAGENS E RNA

Dissertação apresentada à Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande em cumprimento às exigências do Programa de Mestrado em Ciências no Domínio da Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Processamento de Energia

Orientador:
Professor Edson Guedes da Costa, D.Sc.

Campina Grande, Paraíba.
Março de 2017

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA CENTRAL DA UFCG

R484a

Ribeiro, Girlene Lima.

Aprimoramento da classificação de isoladores poliméricos por medições termográficas e radiação UV usando processamento de imagens e RNA / Girlene Lima Ribeiro. – Campina Grande, 2017.

110 f. : il. color.

Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Engenharia Elétrica e Informática, 2017.

"Orientação: Prof. Dr. Edson Guedes da Costa".

Referências.

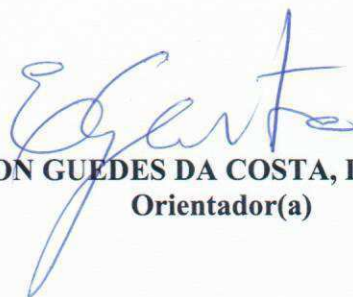
1. Isoladores Poliméricos. 2. Radiação UV. 3. Redes Neurais Artificiais. 4. Isoladores Poliméricos – Medições Termográficas – Radiação UV. 5. Processamento Digital de Imagens (PDI) – Redes Neurais Artificiais (RNAs). I. Costa, Edson Guedes da. II. Título.

CDU 621.315.6(043)

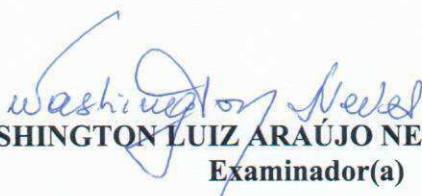
**"APRIMORAMENTO DA CLASSIFICAÇÃO DE ISOLADORES POLIMÉRICOS POR
MEDIÇÕES TERMOGRÁFICA E RADIAÇÃO UV USANDO PROCESSAMENTO DE
IMAGENS E RNA"**

GIRLENE LIMA RIBEIRO

DISSERTAÇÃO APROVADA EM 31/03/2017



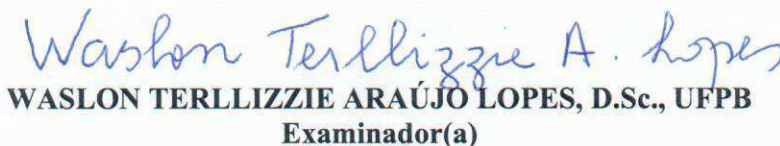
EDSON GUEDES DA COSTA, D.Sc., UFCG
Orientador(a)



WASHINGTON LUIZ ARAÚJO NEVES, Ph.D., UFCG
Examinador(a)



TARSO VILELA FERREIRA, D.Sc., UFS
Examinador(a)



WASLON TERLLIZZIE ARAÚJO LOPES, D.Sc., UFPB
Examinador(a)

CAMPINA GRANDE - PB

Dedico este trabalho à memória dos meus pais.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, meu companheiro de toda vida e a quem dedico todas as minhas realizações. Agradeço também, a mãe de Deus, minha fiel intercessora.

Agradecimentos à memória dos meus queridos pais por todo ensinamento e dedicação plena a mim e a meus irmãos. Agradeço, também, por toda intercessão para que minha vida siga os caminhos tão sonhados por nós.

Agradeço aos meus irmãos que constituem a melhor família que poderia ter. Em especial agradeço ao meu irmão Gustavo Ribeiro que compartilha comigo minhas vitórias, sempre sonhando comigo e me apoiando em tudo.

Agradeço a minha mãe do coração, Aparecida Medeiros, que sempre foi tão presente na minha vida, me aconselhando e me ajudando em todas as situações, por todo incentivo, cuidado e amor. Você foi um presente de Deus desde o primeiro momento!

Agradeço ao professor Edson Guedes, meu orientador, por ter confiado no meu trabalho e pelo seu acolhimento na UFCG. Agradeço-o, também, pela grande contribuição dada no desenvolvimento desta pesquisa, por todo tempo dedicado a me auxiliar em minhas dúvidas. Para mim foi uma honra ser orientada pelo Senhor!

Agradeço aos técnicos do LAT por toda a ajuda na montagem dos experimentos. Em especial a Igor, por sua boa vontade em me ajudar sempre e pela sua torcida para que meu trabalho desse certo.

Agradeço aos companheiros do LAT, por toda contribuição dada à realização deste trabalho. Agradeço, ao professor Tarso Vilela, por todos os direcionamentos e contribuições para o trabalho, sempre muito cordial. Agradeço, ainda, a Jalberth Fernandes, Raphael Borges e Jodavid pela disponibilidade em contribuir com o trabalho. Agradeço também, ao professor Ronimack Trajano pela sua confiança e seus conselhos.

Agradeço de forma especial a Camila Guedes, por ter estado sempre disposta a me ajudar, mesmo com seu tempo tão corrido. Agradeço, também, por seu acolhimento em Campina Grande e por sua amizade, que se tornou muito importante na minha trajetória durante o mestrado e que levarei para toda vida.

Agradeço a todos os amigos, sem citar nomes, mas em especial aqueles que estiveram muito próximos durante toda caminhada do mestrado e me incentivaram a

chegar até aqui, com a presença, carinho, cuidado e muita amizade. Esse título de Mestrado é de vocês também!

À CHESF, agradeço pelo fornecimento dos isoladores poliméricos, objetos de teste deste trabalho, e sem os quais o mesmo não seria possível. Da mesma forma agradeço ao CNPq e a UFCG por proporcionar subsídios necessários para realização da pesquisa.

RESUMO

Nesta pesquisa é desenvolvida uma metodologia para aprimoramento da classificação de isoladores poliméricos por medições termográficas e radiação UV utilizando o Processamento Digital de Imagens (PDI) e Redes Neurais Artificiais (RNAs). A metodologia é baseada na análise da ocorrência de descargas corona e nas variações de temperatura ao longo do isolador a fim de classificá-los quanto seu estado de degradação. Cada isolador utilizado foi submetido à tensão de 133 kV fase-terra durante um período de 30 minutos, com o objetivo de ocasionar aquecimento e evidenciar descargas corona nos isoladores. As medições foram realizadas utilizando um detector de corona para medição de UV e os dados de temperatura foram adquiridos utilizando-se um termovisor. As imagens adquiridas pelos instrumentos de monitoramento, durante os ensaios, foram submetidas a um processamento digital de imagem, para extrair informações de densidade de pixels, persistência das descargas e distâncias relativas das áreas de descargas ao isolador. A partir de informações obtidas de imagens de infravermelho (temperatura) foi aplicada a estatística descritiva e o teste discriminante de Fisher, para apresentar ao sistema de classificação, parâmetros objetivos e com alto nível de separabilidade. O sistema de classificação utilizou RNA para determinar o estado de degradação dos isoladores. A classificação foi realizada de forma individual e combinada, com vetores formados pelos atributos UV e infravermelho. O sistema desenvolvido permitiu o auxílio à tomada de decisões quanto à necessidade de intervenção ou não aos isoladores. A classificação dos isoladores, de forma individual, obteve acurácia média para temperatura de 80,00% e UV 74,05%. A classificação dos isoladores, de forma combinada (UV e infravermelho), obteve acurácia média de 92,58%, evidenciando o aprimoramento na classificação.

Palavras-chave: isoladores poliméricos, degradação, radiação UV, inspeção, infravermelho, redes neurais artificiais.

ABSTRACT

This research presents a methodology for the improvement of the classification of polymeric insulators by using thermographic measurements and UV radiation in combination with Digital Image Processing (DIP) and Artificial Neural Networks (ANNs). The methodology is based on the analysis of the occurrence of corona discharges and temperature variations along the insulator in order to classify their stage of degradation. Each insulator was subjected to the 133 kV phase-to-ground voltage over a period of 30 minutes, in order to cause heating and corona discharges in the insulators. The experiments were performed using a corona detector for UV measurement and the temperature data were acquired using a thermal imager. The images acquired by the monitoring instruments during the tests were subjected to digital image processing to extract information of pixel density, persistence of discharges and relative distances from the discharge areas to the insulator. From information obtained through infrared (temperature) images descriptive statistics and Fisher's discriminant test were applied to present objective parameters with high level of separability to the classification system. The classification system used ANN to determine the insulators degradation state. The classification was performed in individual and in combination ways, with vectors formed by UV and infrared attributes. The developed system helped on the decision making, concerning to the necessity of intervention or not to the insulators. The classification of the insulators, in an individual way, obtained accuracy for temperature of 80.00% and UV 74.05%. The classification of the isolators, combined (UV and infrared), obtained an average accuracy of 92.58%, evidencing the improvement in the classification.

Keywords: polymeric insulators, degradation, UV radiation, inspection, infrared, artificial neural networks.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 - Isolador cerâmico tipo disco.....	20
Figura 2.2 - Isolador Polimérico 69 kV.	21
Figura 2.3 - Isolador polimérico.	22
Figura 2.4 - Estrutura de selagem entre núcleo, revestimento e ferragem.	23
Figura 2.5 - Isolador de 69 kV, cujo trilhamento de núcleo evoluiu para superfície.	26
Figura 2.6 - Trilhamento de núcleo em isolador polimérico.	26
Figura 2.7 - Diagrama da degradação ambiental em isoladores poliméricos.....	27
Figura 2.8 - Processo de erosão em isolador polimérico.....	28
Figura 2.9 - Efeito corona em linha de transmissão.	29
Figura 2.10 - Espectro Eletromagnético.....	32
Figura 2.11 - Espectro típico de uma descarga corona no ar.....	32
Figura 2.12 - Princípio de funcionamento do detector de corona.....	33
Figura 2.13 - Imagem de um isolador captada por uma câmera UV.....	33
Figura 2.14 - Imagem termográfica de um isolador polimérico.....	35
Figura 2.15 - Hierarquia de tarefas do processamento digital de imagens.	37
Figura 2.16 - Representação da matriz de pixels de uma imagem digital.....	39
Figura 2.17 - Processo de amostragem e quantização de uma imagem digital.	39
Figura 2.18 - Análise de histogramas de imagens digitais.....	40
Figura 2.19 - Processo de segmentação.....	41
Figura 2.20 - Exemplo de <i>Thresholding</i>	43
Figura 2.21 - Exemplo de Dilatação com dois elementos estruturantes.....	44
Figura 2.22 - Neurônio biológico.....	51
Figura 2.23 - Neurônio artificial.	52
Figura 2.24 - Gráfico de fluxo de sinal (<i>Perceptron</i>).....	53
Figura 2.25 - Ilustração de fronteira de separação.....	53
Figura 2.26 - Estrutura de uma rede Neural.....	54
Figura 4.1 - Fotografia dos isoladores poliméricos fornecidos pela CHESF.....	64
Figura 4.2 - Simulação da montagem em laboratório.....	65
Figura 4.3 - Imagens parciais da montagem com o isolador e o transformador utilizados.....	66
Figura 4.4 - Fotografia da plataforma onde foram realizados os ensaios com o detector de corona.....	66
Figura 4.5 - Posicionamento das plataformas durante os ensaios.....	68
Figura 4.6 - Exemplo de histograma de uma imagem gerada pelo detector de corona.	70

Figura 4.7 - Etapas do processamento digital de imagens.....	70
Figura 4.8 - Quadro demarcado em 16 regiões.	71
Figura 4.9 - Exemplo da disposição dos quadros pertencentes a cada conjunto de dados.....	71
Figura 4.10 - Exemplo de das dimensões para o cálculo das distâncias.	72
Figura 4.11 - Gráfico da variação de temperatura ao longo do corpo do isolador 10.....	73
Figura 4.12 - (a)Modelo do isolador polimérico e (b) valores de temperatura ao longo do isolador.	74
Figura 4.13 - Estrutura da rede neural para a classificação da radiação infravermelha.....	77
Figura 4.14 - Estrutura da rede neural para a classificação da radiação UV.....	78
Figura 4.15 - Estrutura da rede neural para a classificação combinada.	78
Figura 5.1 - Exposição do núcleo do (a) isolador 10 e do (b) isolador 11.....	83
Figura 5.2 - Isolador 10 com ângulo de medição a 0° e distância a 10 m.....	85
Figura 5.3 - Gráfico típico do <i>boxplot</i>	85
Figura 5.4 - <i>Boxplot</i> do vetor de temperaturas do isolador 10 na posição 1.	86
Figura 5.5 - Gráfico do teste de Fisher.	87
Figura 5.6 - Gráfico da variância.....	88
Figura 5.7 - Gráfico do valor mínimo.....	88
Figura 5.8 - Resultado do processamento digital, imagem original (a), imagem segmentada (b).89	
Figura 5.9 - Apresentação dos quadros segmentados ao longo de 1 s.	90
Figura 5.10 - Soma das imagens em 1 s.....	90
Figura 5.11 - Imagem soma dos quadros processados da amostra do isolador 1.	90
Figura 5.12 - Gráfico da amostra de 20 s do isolador 1.....	91
Figura 5.13 - Gráfico da persistência de uma amostra do isolador 1.....	91
Figura 5.14 - Distância das áreas ao núcleo.....	92
Figura 5.15 - Distância das áreas a fase.....	93
Figura 5.16 - Estrutura da rede neural infravermelho.....	95
Figura 5.17 - Estrutura da rede neural UV.	98
Figura 5.18 - Estrutura da rede neural UV e Infravermelho.....	101

LISTA DE QUADROS

Quadro 3.1 - Resumo dos trabalhos apresentados na revisão bibliográfica.....	62
Quadro 4.1 - Conjunto de dados.	69
Quadro 4.2 - Número de dados para entrada do classificador.....	72
Quadro 4.3 - Número de curvas utilizadas.....	74
Quadro 4.4 - Parâmetros de classificação dos isoladores poliméricos.....	75
Quadro 5.1 - Resumo dos resultados das medições de descargas corona nos isoladores poliméricos.....	80
Quadro 5.2 - Classificação RNA infravermelha.....	94
Quadro 5.3 - Classificação RNA UV.....	97
Quadro 5.4 - Classificação combinada UV e infravermelho.....	100

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ATH	Alumina Trihidratada
CHESF	Companhia Hidro Elétrica do São Francisco
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
EPDM	Monômero de Etileno-propilenodieno
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
LAT	Laboratório de Alta Tensão
RNA	Redes Neurais Artificiais
OB	Objeto
BG	<i>Background</i>
UFCG	Universidade Federal de Campina Grande.
UV	Ultravioleta.

Sumário

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	MOTIVAÇÃO	16
1.2	OBJETIVOS	18
1.2.1	Objetivo Geral	18
1.2.2	Objetivos Específicos	18
1.3	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	19
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	20
2.1	ISOLADORES ELÉTRICOS	20
2.1.1	Isoladores Poliméricos	21
2.2	INFLUÊNCIAS NO PROCESSO DE DEGRADAÇÃO	25
2.2.1	Efeito Corona	28
2.3	MONITORAMENTO DE ISOLADORES	30
2.3.1	Detector de UV	31
2.3.2	Inspeção Termográfica	34
2.4	PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS	36
2.4.1	Aquisição de Imagens	38
2.4.2	Amostragem e Quantização	38
2.4.3	Pré-Processamento	40
2.4.4	Segmentação	40
2.5	ESTATÍSTICA DESCRITIVA	44
2.5.1	Mediana	45
2.5.2	Moda	45
2.5.3	Quartis	46
2.5.4	Assimetria	47
2.5.5	Curtose	47
2.5.6	Variância e Amplitude	48
2.6	DISCRIMINANTE LINEAR DE FISHER	49
2.7	REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	50
2.7.1	Neurônio Biológico	50
2.7.2	Neurônio Artificial	51
2.7.3	Redes Perceptron	52
2.7.4	Redes Perceptron Multicamadas	54
3	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	56
4	MATERIAL E MÉTODOS	64
4.1	MATERIAL	64
4.2	MÉTODOS	65
4.2.1	Montagem experimental	65
4.2.2	Medições	67
4.2.3	Imagens UV	68
4.2.4	Termografias	73
4.2.5	Sistema de classificação	76
5	RESULTADOS E ANÁLISES	80
5.1	ENSAIOS UV	80
5.2	CLASSIFICAÇÃO DOS ISOLADORES PELAS CURVAS DE TEMPERATURA	84
5.3	TRATAMENTO ESTATÍSTICO	85

5.4	PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS.....	89
5.5	CLASSIFICAÇÃO.....	93
5.5.1	Classificação Utilizando Parâmetros de Radiação Infravermelha.....	93
5.5.2	Classificação Utilizando Parâmetros da Radiação UV.....	97
5.6	CLASSIFICAÇÃO UV E INFRAVERMELHO COMBINADO.....	99
6	CONCLUSÃO.....	103
6.1	TRABALHOS FUTUROS.....	104
6.2	PUBLICAÇÕES.....	105
	REFERÊNCIAS.....	106

1 Introdução

A energia elétrica é uma das formas de energia mais utilizada no mundo. No Brasil, devido a seu potencial hídrico, a maior parte da energia elétrica é gerada pelas usinas hidrelétricas. Entretanto, devido as suas características, a maioria das usinas se localiza distante dos grandes centros consumidores, demandando elevados investimentos na construção de sistemas robustos de transmissão. Assim, o sistema compreendido desde a geração até o consumo pode ser considerado complexo, devido aos elevados investimentos, diversidade dos itens utilizados e a complexidade da sua manutenção. Manter o sistema em operação é um dos maiores desafios para as pessoas e órgãos que trabalham no sistema elétrico de potência.

A disponibilidade do fornecimento de energia é influenciada diretamente pelo desempenho dos isolamentos usados no sistema elétrico. Nas linhas de transmissão e de distribuição, o isolamento é realizado, utilizando o ar como meio isolante e isoladores, encontrados atualmente nos mais variados formatos e constituídos de diversos materiais. Assim, dentro de um sistema elétrico, em especial nas linhas de transmissão, o isolador é o principal equipamento responsável pelo isolamento elétrico.

De modo geral, os isoladores podem ser compostos por três tipos de materiais: porcelana, vidro e à base de polímeros. Devido às vantagens como, por exemplo, o peso reduzido e a aplicação de materiais poliméricos hidrofóbicos, frente aos outros materiais, os isoladores a base de polímeros ganharam grande aceitação e atualmente são largamente utilizados no sistema de transmissão.

Apesar das diversas vantagens inerentes aos isoladores poliméricos, as ações de agentes ambientais como a temperatura, umidade, poluição e radiação ultravioleta (UV) são nocivas ao seu material. O aumento excessivo da temperatura nos equipamentos elétricos pode representar indicativos de falha. Para isoladores poliméricos, variações da temperatura podem apontar a ocorrência de trilhamento do núcleo, erosão e descargas parciais. Problemas dessa natureza podem aumentar a vulnerabilidade do sistema de transmissão e de distribuição, ocasionando interrupções indesejáveis.

Por sua vez os fenômenos elétricos, como por exemplo, o efeito corona, que ocorrem na superfície dos condutores, nas ferragens e nos isoladores das Linhas de

Transmissão (LTs) devido à intensificação do campo elétrico, podem ocasionar perdas de energia em forma de calor, luz, e radiações eletromagnéticas. O fenômeno é considerado preocupante, podendo ocasionar prejuízos econômicos relacionados a reparos e substituições prematuras de equipamentos, redução na segurança e na confiabilidade do sistema e interrupção dos serviços (BORTHOT, 2010).

O monitoramento de isoladores é uma das partes essenciais para a manutenção preventiva. Um desligamento ou a sua propagação no sistema elétrico em decorrência de falha de planejamento ou de execução da manutenção ou operação de suas instalações, pode impor à concessionária de energia a penalidade de multa, segundo a Resolução Normativa nº 63/2004 da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL). Dessa forma, há uma maior preocupação por parte das concessionárias em manter a continuidade do sistema, realizando manutenções preventivas para garantir a qualidade do serviço prestado e se antecipar as possíveis falhas.

Estudos realizados apontam que o custo no serviço emergencial realizado no período diurno é 5,5 vezes maior que o praticado de maneira preventiva. Comparando a realização do serviço de maneira preventiva com a realização de maneira emergencial, de forma percentual, estima-se o custo de 548% (diurno) e 722% (noturno ou final de semana), maior na realização do serviço emergencial. Desse modo, são de grande relevância os estudos realizados no âmbito da manutenção preventiva, principalmente aplicando equipamentos e técnicas não invasivas (PRESSI, *et al.*, 2014).

Diversas técnicas de monitoramento e diagnóstico são empregadas no sistema elétrico. Para os isoladores, existem basicamente dois grupos: técnicas invasivas e não invasivas. A medição de corrente de fuga representa uma técnica invasiva, em que são analisados diretamente os parâmetros de operação do isolador. Dentre as técnicas não invasivas, destacam-se a medição de radiação infravermelha, a medição de radiação ultravioleta, ruído ultrassônico e medições a partir do espectro eletromagnético irradiado.

Especificamente para medições do efeito corona é utilizado um equipamento detector de UV e as imagens obtidas utilizando a câmera permitem quantificar a ocorrência das descargas corona (pixels/min) no equipamento. No caso da inspeção termográfica é utilizada a faixa do espectro infravermelho para medir temperaturas ou observar padrões de distribuição de temperatura, com o objetivo de extrair informações

relativas à condição operacional de um componente, equipamento ou processo (FERREIRA, 2007).

Embora o uso do isolamento polimérico tenha se popularizado durante a década de 80 e existam várias técnicas de monitoramento e diagnóstico, ainda assim é evidente a falta de critérios objetivos para determinar o nível de degradação desses materiais gerando uma falta de confiabilidade das técnicas utilizadas, suscitando o uso de técnicas de monitoramento mais eficazes e estudos mais aprofundados que determinem com mais clareza o nível de degradação e o tempo de vida útil do equipamento.

A manutenção preventiva ineficiente deixa margem a interrupções repetidas, podendo atingir grande parte dos consumidores. Portanto, ações de manutenção como forma de antecipação a possíveis falhas são necessárias, visto que, proporcionam melhores condições de operação dos equipamentos, reduzindo as ações corretivas no sistema e por consequência os gastos econômicos (BORTHOT, 2010).

1.1 Motivação

É essencial o aprimoramento das técnicas de monitoramento aplicadas aos sistemas de transmissão. A inspeção de uma linha de transmissão, seja com a finalidade de prevenir ou corrigir um problema, demanda custos. Em muitos casos, os custos podem ser minimizados com a implantação de um programa de manutenção bem definido e com aplicação de técnicas de diagnósticos mais eficientes, que antecipem as falhas e as corrijam em tempo hábil.

Existem diversas técnicas de monitoramento que contribuem de forma efetiva na manutenção preventiva e corretiva dos isoladores. Dentre as técnicas de monitoramento existem as técnicas não invasivas, como por exemplo, detecção de UV, termografias, medições de campo elétrico e medições de ultrassom. Porém, a inspeção quando realizada apenas com uma técnica de monitoramento isolada pode conduzir a erros nos diagnósticos. A utilização de informações complementares, provenientes de outras técnicas de monitoramento, proporciona maior confiabilidade no diagnóstico e evita intervenções no sistema de forma desnecessária.

O monitoramento de radiação UV e infravermelho são técnicas amplamente empregadas no diagnóstico de equipamentos no sistema elétrico. A termografia detecta o calor gerado pelo isolador, quando em operação. Contudo, a poluição que se acumula

na superfície do isolador ou pequenas imperfeições podem induzir a ocorrência de descargas superficiais que geram calor, dificultando o diagnóstico de defeitos internos que são mais difíceis de ser identificados. Os fenômenos da radiação UV e os efeitos da temperatura são fatores importantes no surgimento de falhas nos isoladores.

Dessa forma, o ideal é que o monitoramento seja realizado combinando técnicas. A combinação de técnicas, como a radiação infravermelha e UV, aumenta a confiabilidade na indicação de defeitos externos e internos ao isolador, a possível localização do defeito e o seu nível de criticidade. Pesquisas realizadas por Neri (2005) e Ferreira (2007) afirmam que a combinação das técnicas de infravermelho e UV no monitoramento de isoladores podem acarretar em diagnósticos mais precisos e eficientes.

As técnicas de monitoramento evoluíram significativamente ao longo do tempo graças aos recursos do processamento digital de sinais e da inteligência computacional, sendo possível analisar e determinar defeitos em isoladores. Contudo, ainda não foi possível definir um modelo objetivo que consiga determinar com confiança o tempo de vida útil dos isoladores poliméricos.

Diante das considerações apresentadas, a motivação desta pesquisa está em aprimorar a classificação de isoladores poliméricos de 230 kV, a partir de uma nova perspectiva, combinando técnicas de monitoramento UV e infravermelho, atrelado a técnicas de processamento digital de imagens, testes e análises estatísticas e inteligência computacional. As imagens adquiridas por meio dos instrumentos de medição serão processadas, selecionadas estatisticamente, combinadas e utilizadas como dados de entrada para um classificador.

Por se tratar de um método recente, existe a necessidade do desenvolvimento de pesquisas que demonstrem a confiabilidade e viabilidade técnica de combinação (UV e infravermelho) para diagnóstico do estado de isoladores poliméricos. Portanto, novas metodologias devem ser propostas com o intuito de aperfeiçoar as existentes, proporcionando subsídios objetivos à tomada de decisão quanto à retirada ou não do equipamento de operação.

Novas perspectivas quanto aos métodos de tomada de decisão devem elevar o nível de qualidade das técnicas de monitoramento, reduzindo os custos e atribuindo ao sistema elétrico de transmissão maior confiabilidade.

1.2 Objetivos

1.2.1 OBJETIVO GERAL

O objetivo deste trabalho é o aprimoramento da metodologia e dos processos de classificação de isoladores poliméricos em níveis de degradação.

1.2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Aplicação de técnicas de PDI: aquisição, pré-processamento, amostragem, quantização e segmentação, para tratamento das imagens UV, de modo a estimar a presença de descargas corona e a partir deste momento, extrair informações de densidade de pixels, persistência das descargas e distâncias relativas das áreas de descargas ao isolador;
- Realizar a modelagem e redução das informações contidas nos vetores relativos às imagens de infravermelho, utilizando técnicas da estatística descritiva: valor mínimo, segundo quartil, mediana, terceiro quartil, moda, assimetria, curtose, amplitude e variância;
- Aplicar o critério de Fisher para analisar a capacidade de separabilidade dos parâmetros de infravermelho, utilizados como entrada do sistema de classificação, evitando problemas, como excesso de dados ineficientes e vício do classificador;
- Analisar o desempenho da rede neural utilizando parâmetros isolados de radiação UV e infravermelho, de modo a comprovar a necessidade de classificar os isoladores poliméricos combinando as duas técnicas: UV e infravermelho;
- Apresentar e avaliar, outra perspectiva na classificação de isoladores poliméricos, utilizando a técnica de rede neural atrelada à combinação de parâmetros extraídos de imagens UV e infravermelho.

1.3 Organização do Trabalho

Este trabalho está organizado da seguinte forma:

- No Capítulo 2 será apresentada a Fundamentação Teórica. Sobre isoladores elétricos, técnicas de monitoramento de falhas em linha de transmissão, descargas corona, processamento de imagens e RNAs.
- No Capítulo 3 será abordada uma revisão bibliográfica destacando os trabalhos relevantes na área de monitoramento de isoladores, classificação e influências externas no desgaste do material.
- No Capítulo 4 será descrito o material utilizado, a metodologia empregada para medições em laboratório, o processamento dos dados adquiridos e o sistema de classificação.
- No Capítulo 5 serão discutidos os resultados e as análises.
- No Capítulo 6 serão apresentadas as conclusões e as sugestões de trabalhos futuros, com o intuito de continuação da linha de pesquisa.
- E por fim, serão apresentados os artigos que foram publicados, aceitos para publicação e submetidos.

2 Fundamentação Teórica

Neste capítulo serão apresentadas os embasamentos teóricos para compreensão do que é proposto e executado no decorrer do trabalho.

2.1 Isoladores Elétricos

Os isoladores são constituídos de materiais dielétricos e metálicos, os materiais dielétricos têm baixa perda dielétrica e grande capacidade de isolação. Os materiais metálicos usando nos isoladores apresentam alta resistência mecânica. Os isoladores elétricos possuem duas funções principais: a primeira é prover isolamento elétrico entre os cabos condutores e as partes aterradas do sistema, torres e outros equipamentos condutores, a segunda função é dar o suporte mecânico e prover a sustentação às estruturas (torres, postes, pórticos, etc.). Além disso, eles devem ser resistentes à deterioração química (ambiental) e aos desgastes causados por esforços elétricos.

Os isoladores podem ser classificados a partir de sua forma, função, material empregado na composição, nível de tensão, entre outros. Quanto ao material dielétrico empregado na fabricação, os isoladores podem ser classificados como vidro, cerâmico ou polimérico, conforme ilustrados nas Figuras 2.1 e 2.2.

A porcelana e o vidro são materiais que têm boas propriedades isolantes, são inertes para a maioria dos compostos químicos e tem elevada resistência ao calor resultante de arcos elétricos. Todavia, são densos e frágeis, o que torna os isoladores cerâmicos e de vidro pesados e laboriosos para as atividades de instalação e manutenção e, ainda, suscetíveis ao vandalismo e a quebra durante o manuseio (GORUR, 1999).

Figura 2.1 - Isolador cerâmico tipo disco de porcelana e vidro.



Fonte: Autora.

Os polímeros, bem como a cerâmica e o vidro, são materiais com boas propriedades isolantes. Os materiais constituintes da sua composição reúnem características superiores quando comparados aos isoladores de cerâmica ou vidro. Os isoladores poliméricos apresentam, como exemplo, menor peso, maior resistência à tração e ao vandalismo além da facilidade no manuseio, diminuindo a probabilidade de falhas causadas durante as instalações dos equipamentos.

Figura 2.2 - Isolador Polimérico 69 kV.



Fonte: Autora.

Os equipamentos isoladores não devem apresentar bolhas ou cavidades no seu interior ou rebarbas e protuberâncias na sua parte exterior. Estes tipos de falhas podem ser originadas durante o processo de manufatura e comprometem a operação correta do isolador.

No caso de falha do isolador, poderá ocorrer um curto circuito na linha de transmissão, provocando a atuação do sistema de proteção e, conseqüentemente, a interrupção do fornecimento de energia elétrica na região. Isso torna os isoladores um dos componentes mais críticos do sistema. Portanto, o comportamento elétrico e mecânico, dos isolamentos, afeta diretamente o desempenho e a confiabilidade dos sistemas de energia elétrica (GERMANO, 2010).

2.1.1 ISOLADORES POLIMÉRICOS

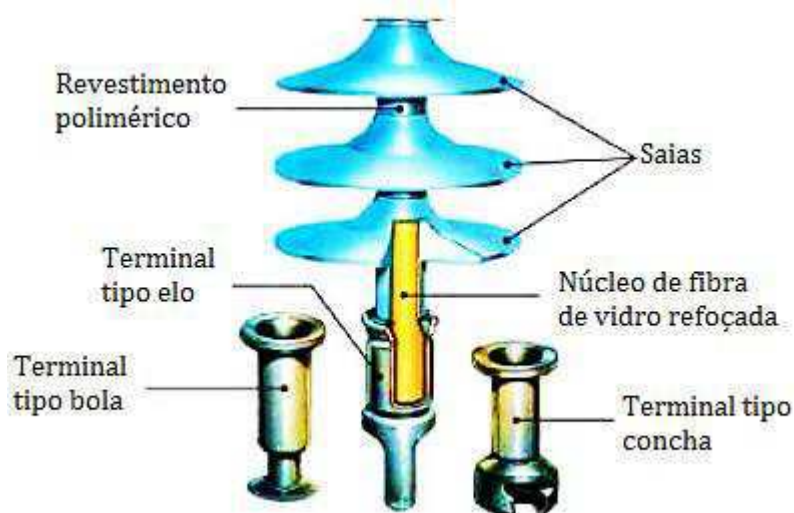
Durante a década de 40 os materiais orgânicos isolantes começaram a ser utilizados na fabricação de isoladores de alta tensão, com aplicação interna (*indoor*). No final da década de 50, as pesquisas buscavam isoladores mais leves, com características elétricas e mecânicas mais favoráveis para linhas de 1000 kV. Então, em 1959 foi lançada a primeira versão de isolador não cerâmico e posteriormente a primeira geração de isoladores poliméricos para linhas de transmissão (GORUR, 1999).

No entanto, ainda na década de 50, a primeira geração de isoladores poliméricos apresentou problemas de trilhamento elétrico, defeitos no revestimento, que ocasionavam deposição de poluentes, saias descolavam por efeito corona, entre outras não conformidades. Com a aplicação da alumina trihidratada (ATH) na composição dos polímeros, as falhas foram atenuadas e o uso dos isoladores poliméricos externos se tornou, de fato, viável. O uso da ATH contribuiu para o aumento da resistência ao trilhamento elétrico e à erosão no material polimérico. O fenômeno de trilhamento elétrico é um mecanismo de degradação superficial dos materiais dielétricos que produz trilhas visíveis, podendo causar a erosão do material isolante, que é a perda localizada e gradual de massa que ocorre pela ação de descargas superficiais (SILVA, 2014).

Novas gerações de isoladores poliméricos foram fabricadas. Eles cada vez mais se tornavam sofisticados e ganhavam espaço no mercado, e se constituíam em alternativa aos isoladores cerâmicos tradicionais (compostos de porcelana ou vidro) (GORUR, 1999). Desde a década de 80, com a sua primeira versão comercial, o isolador polimérico vem se tornando mais popular e substituindo gradativamente os isoladores de vidro e de porcelana.

O isolador polimérico é composto por um núcleo constituído de fibra de vidro reforçada, saias, revestimento polimérico e ferragens terminais. Na Figura 2.3 são apresentadas as partes essenciais de um isolador polimérico.

Figura 2.3 - Isolador polimérico.



Fonte: adaptado de LAPP, 2014.

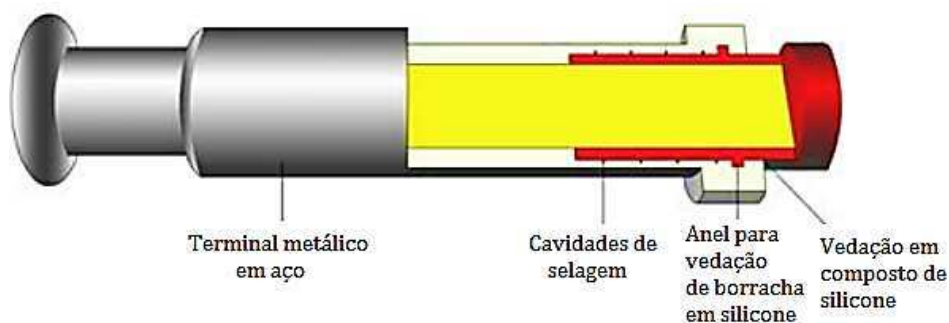
A função do núcleo do isolador polimérico é suportar os esforços mecânicos e elétricos originários do condutor. O núcleo é constituído de uma haste de fibra de vidro, um compósito contido em uma matriz polimérica e quando encontrado no interior de uma matriz de plástico produz um material que possui resistência específica muito alta (CALLISTER, 1999), dificultando a penetração de umidade e com resistência elevada a tração.

A função das saias é aumentar a distância de escoamento, a menor distância entre duas partes condutoras, medida sobre a superfície da isolação entre essas partes. As saias são compostas por material polimérico, com propriedades dielétricas apropriadas para o isolamento elétrico.

As ferragens são encarregadas de realizar a transmissão dos esforços mecânicos do condutor até o núcleo, realizando, desta forma, as junções do isolador à estrutura suporte, ao condutor ou a outro isolador. Podem ser de alumínio fundido, forjado ou usinado, aço ou ferro maleável.

A junção, chamada de selagem, entre as partes do núcleo, revestimento e terminal metálico é muito importante para evitar a entrada de umidade e iniciar um processo de degradação do núcleo. Na Figura 2.4 é apresentada a estrutura de selagem do isolador polimérico.

Figura 2.4 - Estrutura de selagem entre núcleo, revestimento e ferragem.



Fonte: Adaptado de SIKLOWATT, 2014.

O revestimento polimérico dos equipamentos elétricos é composto tradicionalmente de etileno, propileno, dieno, monomérico (EPDM) ou silicone (BISNATH, *et. al.*, 2006).

A borracha de silicone apresenta excelente desempenho diante das intempéries, principalmente em ambientes de elevado grau de poluição. A Companhia Hidrelétrica do

São Francisco (CHESF), no seu relatório anual 2014 de sustentabilidade (CHESF, 2014), afirma que, em áreas específicas de linhas de transmissão, tem conseguido reduzir as interrupções e melhorar a disponibilidade do sistema inserindo isoladores poliméricos em regiões de alta poluição. Um dos motivos principais dessa vantagem é o alto índice de hidrofobicidade presente na constituição do material polimérico à base de silicone.

Além da característica de hidrofobicidade, existem outras vantagens que estimulam o uso de isoladores poliméricos nas linhas de transmissão e distribuição de energia nos últimos anos. Os isoladores poliméricos têm se apresentado como uma alternativa aos isoladores cerâmicos pelos seguintes motivos:

- Baixo peso proporcionando o aumento da capacidade de transmissão das torres sem alterar suas dimensões;
- Maior relação resistência mecânica/peso;
- Superior desempenho em ambientes de elevada contaminação, pois sua estrutura carbônica estabelece ligações de baixa energia entre si que proporcionam um comportamento não quebradiço e com baixa energia livre na sua superfície, tornando-a altamente hidrofóbica. Particularmente, os isoladores de borracha de silicone possuem tensão suportável comparável ou melhor do que os cerâmicos;
- Facilidade de manuseio e instalação: o isolador polimérico possui dimensões compactas, resultando em isoladores que podem pesar até 90% menos que os convencionais, o que torna sua instalação rápida, simples, reduzindo o custo com as estruturas, o transporte, armazenamento e a mão de obra da instalação;
- Excelente desempenho sob poluição: o eficiente perfil e a maior distância de escoamento do isolador permitem reduzir a corrente de fuga e, portanto, as perdas de energia.
- Resistência ao vandalismo: as saias de silicone, associadas à elevada resistência do núcleo central, garantem um desempenho seguro dos isoladores em regiões com incidência de vandalismo.

Por ser um composto orgânico, a interação da superfície polimérica dos isoladores é afetada pelas condições ambientais, tais como: UV, poluição, umidade, temperatura e também pelas descargas elétricas em sua superfície (HALL, 1993). Dessa forma, outros fatores podem indicar a falta de confiabilidade quanto ao uso de tais equipamentos:

- Indeterminação de vida útil: não existe até o momento técnicas que determinem com precisão o tempo de vida útil dos isoladores poliméricos;
- Susceptibilidade a danos elétricos: efeito corona, corrente de fuga, descargas superficiais e descargas parciais;
- Maior dificuldade na detecção de falhas. Os tipos de falhas ocorridas em isoladores poliméricos podem ser originados por diversas causas, tais como defeito de fabricação, defeito mecânico e elétrico, erosão, formação do efeito corona, rupturas, defeitos provenientes da instalação, entre outros.

A falta de confiabilidade dificulta a previsão da vida útil do isolador polimérico, estimada com incertezas entre 30 e 40 anos. Por outro lado, os isoladores cerâmicos possuem expectativa de vida de 60 a 90 anos, vantagem relevante em relação aos isoladores poliméricos (NERI, 2005).

A utilização correta dos isoladores poliméricos, sobretudo em regiões poluídas, requer um conhecimento apurado dos fatores que atuam diretamente no processo de degradação do equipamento. Na seção seguinte serão abordados fenômenos ambientais e elétricos que afetam diretamente algumas características dos isoladores poliméricos.

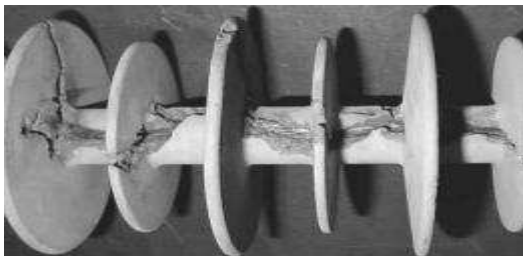
2.2 Influências no Processo de Degradação

O conceito de degradação de materiais dielétricos envolve as mudanças irreversíveis que ocorrem ao longo do tempo e que podem causar perda de desempenho, afetando as propriedades elétricas, dielétricas e fisicoquímicas do material (MONTANARI, 1993). Os isoladores, principalmente os que estão sujeitos à ação da umidade e as radiações UV, inerentes ao meio ambiente em que estão inseridos, podem sofrer degradações irreversíveis em seu material, os poluentes, de forma geral, também contribuem para o aceleração da degradação agravada pela associação dos efeitos ambientais aos efeitos elétricos como o corona.

Fatores ambientais e elétricos podem ocasionar problemas específicos, tais como o trilhamento de superfície, que se instala no material quando descargas na superfície do isolador causam pontos quentes em determinadas regiões, resultando em trajetos carbonizados que cruzam a superfície entre a alta tensão e os eletrodos do lado terra, como é ilustrado na Figura 2.5. Os trilhamentos são extremamente influenciados no

tamanho e na forma pelas condições ambientais externas a que o isolador está exposto (UGUR *et al.*, 1999).

Figura 2.5 - Isolador de 69 kV, cujo trilhamento de núcleo evoluiu para superfície.



Fonte: Costa, *et al.*, 2007.

A partir do trilhamento pode ocorrer a ruptura. Isto se caracteriza como um estado grave de degradação do isolador e acontece quando a distância de isolamento se torna pequena, podendo ocasionar um curto circuito. Nesse caso, a falha poderia ser evitada quando identificada, previamente, por inspeções com o termovisor (COSTA, *et al.*, 2007).

Um fator importante para o processo de trilhamento do núcleo é o surgimento de cavidades durante o processo de fabricação que inevitavelmente geram descargas parciais no interior do núcleo do isolador. O processo de trilhamento pode ocorrer durante qualquer etapa da vida útil do isolador. Na Figura 2.6 é apresentado um caso severo de trilhamento do núcleo em um isolador polimérico.

Figura 2.6 - Trilhamento do núcleo em isolador polimérico.



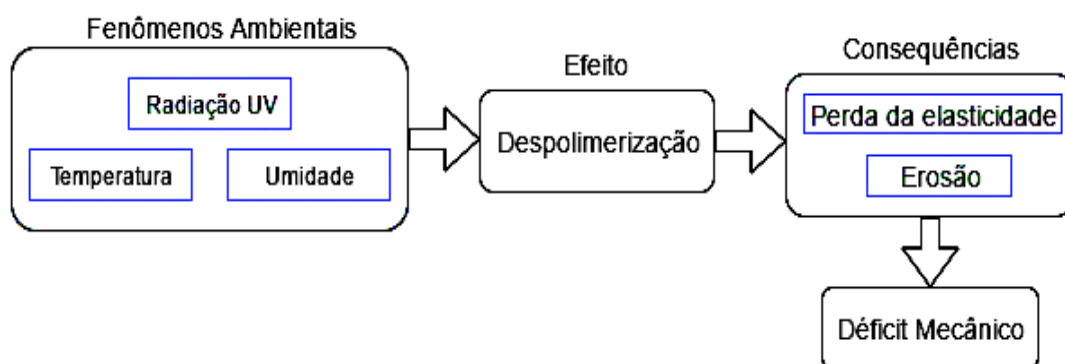
Fonte: Ferreira, 2007.

Outro problema preocupante é o efeito da despolimerização. Algumas propriedades físicas e químicas dos polímeros, como estabilidade térmica e a resistência a chamas, podem ser afetadas de maneira adversa por este tipo de degradação (CALLISTER, 1999). A despolimerização consiste na partição de uma macromolécula em moléculas mais simples, ocasionando perda do peso molecular. Várias das propriedades dos materiais poliméricos, incluindo a resistência mecânica, dependem do peso molecular.

Outro fator que contribui para o processo de degradação é a radiação UV. A radiação emitida possui energia suficiente para penetrar uma amostra de polímero e interagir com os átomos constituintes ou com seus elétrons. Como consequências, ligações químicas podem ser quebradas levando ao processo de despolimerização do material.

A degradação térmica corresponde à cisão de cadeias moleculares em temperaturas elevadas. Reações químicas podem ocorrer no polímero, resultando na formação de componentes gasosos e perda de peso molecular. A estabilidade térmica está relacionada principalmente à magnitude das energias de ligação entre os vários constituintes atômicos do polímero: maiores energias de ligação resultam em materiais termicamente mais estáveis (CALLISTER, 1999). O diagrama apresentado na Figura 2.7 exemplifica as etapas do processo de degradação ambiental.

Figura 2.7 - Diagrama da degradação ambiental em isoladores poliméricos.



Fonte: Autora.

Nos isoladores o processo de erosão do revestimento pode expor a fibra de vidro ocasionando imperfeições na superfície e reduzindo a espessura do revestimento que impede a entrada de umidade no núcleo. Conseqüentemente, propriedades elásticas e a resistência mecânica são afetadas, resultando na ocorrência de falhas. Na Figura 2.8 é

apresentado o processo de erosão, com danos reduzidos ao isolador. Além dos fenômenos ambientais, os isoladores poliméricos também estão sujeitos aos fenômenos elétricos. Os fenômenos de estresse elétrico combinados aos ambientais podem provocar erosão da superfície, formação de bandas secas, diminuição da hidrofobicidade, corrosão do material e outros danos aos isoladores.

Figura 2.8 - Processo de erosão em isolador polimérico.



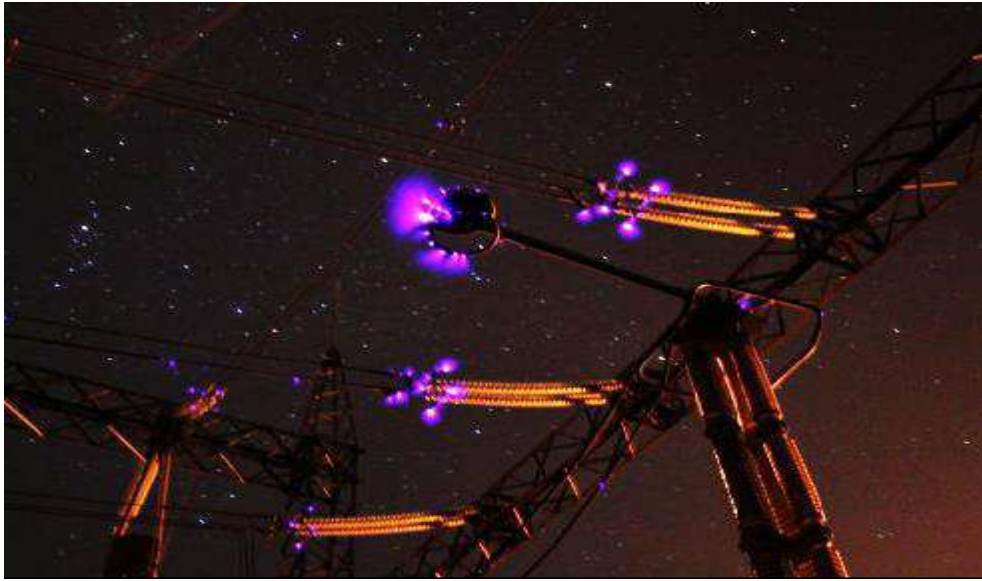
Fonte: Autora.

Pesquisas e experiências de campo apontam para uma forte relação entre o estresse elétrico, como o efeito corona, e o processo de envelhecimento em isoladores poliméricos (ADAMI *et al.*, 2008). Dessa forma, a seguir serão abordados o efeito corona e suas implicações para os isoladores poliméricos.

2.2.1 EFEITO CORONA

O termo descargas parciais envolve um amplo grupo de fenômenos de descarga, tais como descargas internas, superficiais e descargas corona. Descargas internas podem ocorrer nas cavidades em dielétricos sólidos ou nas bolhas em dielétricos líquidos; descargas superficiais podem ocorrer na interface de isolamentos ou condutores. Descargas corona são relativas a descargas em dielétricos gasosos se estão presentes elevados campos elétricos (CUENCA, 2005). De modo geral, o efeito corona pode ser definido como um fenômeno que ocorre em meios gasosos quando há intensificação do campo elétrico nas proximidades de um eletrodo e seu o gradiente elétrico excede um determinado limiar, mas as condições elétricas ainda não são suficientes para causar um arco elétrico (TANAKA; GREENWOOD, 1983). Na Figura 2.9 é ilustrado o efeito corona em uma linha de transmissão.

Figura 2.9 - Efeito corona em linha de transmissão.



Fonte: <<http://eletronicassim.blogspot.com.br/2016/05/efeito-corona.html>>.

Os gases em condições normais de temperatura e pressão são isolantes e a ocorrência do efeito corona se dá pelo processo de ionização dos átomos e moléculas constituintes, nas adjacências do eletrodo de alta tensão. O efeito forma pontos luminosos, ruídos audíveis e a formação de novos gases, em geral corrosivos, que agredem a estrutura física dos equipamentos elétricos e trazem malefícios a saúde humana (BARROS, 2011).

No caso dos isoladores poliméricos, a ocorrência das descargas corona no ar gera ozônio, o qual pode causar o fissuramento ou a erosão da isolação polimérica, minimizando as propriedades hidrofóbicas do revestimento e implicando em um déficit elétrico. Além disso, óxidos de nitrogênio combinados com vapor de água podem gerar ácidos e corroer metais formando depósitos condutores na isolação, provocando o trilhamento do material (MASON, 2005).

Existem diversas consequências ao relacionar o efeito corona ao desempenho do isolamento elétrico, entre elas é possível citar:

- Perdas de energia por propagação do calor devido às descargas;
- Erosão do material devido ao bombardeamento das partículas durante processo de ionização do ar;
- Interferências em sistemas de medição, controle e comunicação;
- Radiação ultravioleta;

- Formação de ácido nítrico na presença da umidade e de outros gases nocivos à saúde humana e prejudiciais aos equipamentos elétricos pelo seu caráter corrosivo.

Dependendo do grau de avaria causado pelas descargas corona, o isolador pode ser condenado e retirado de operação, muitas vezes de forma prematura. Dessa forma, a combinação dos fatores descritos afetam diretamente as características isolantes e mecânicas, acelerando o envelhecimento dos equipamentos em funcionamento.

A seguir será abordado o tópico sobre o monitoramento de isoladores direcionado às técnicas de detecção de corona e termografia.

2.3 Monitoramento de Isoladores

O monitoramento de isoladores pode ser realizado de diversas formas. A mais empregada é a inspeção visual, que consiste em uma forma subjetiva de avaliação. Existem diversos outros métodos de monitoramento como, por exemplo:

- Medição de ultrassom: consiste em uma técnica não invasiva, realiza a detecção das emissões acústicas das descargas corona, é uma alternativa viável aos métodos que possuem sensibilidade a campos eletromagnéticos. A medição é baseada no efeito mecânico proveniente das descargas elétricas, que empregam ruídos ultrassônicos;
- Medições de campos elétricos: consiste na análise da distribuição do campo elétrico ao longo do isolador influenciada pela permissividade e condutividade dos materiais, bem como pela geometria;
- Medição de corrente de fuga: Dentre as técnicas conhecidas, a medição de corrente de fuga é amplamente reconhecida como um dos principais parâmetros para avaliação do desempenho dos equipamentos (HOULGATE, 1993). Porém, é uma técnica invasiva, o que pode ser uma desvantagem frente a outras técnicas;
- Raio-X: a inspeção por raio-X é uma técnica eficiente na identificação de falhas internas ao isolador, como bolhas de ar. Devido ao fenômeno de descargas parciais nesta bolha, em alta tensão, ocorre a quebra da rigidez dielétrica originando um caminho de ar ligando a parte superior da bolha ao pino central;

- Detecção de UV: consiste em uma técnica não invasiva, analisa o nível de descargas corona emitidas no corpo do isolador indicando defeitos nas áreas atingidas pelas descargas;
- Termografia: consiste de uma técnica não invasiva, verifica defeitos internos no isolador que provocam aquecimento e pelo uso de câmeras de infravermelho são detectadas as mudanças de temperatura ao longo do corpo do isolador.

Dentre tantas técnicas que podem ser utilizadas para o monitoramento, a radiação ultravioleta e infravermelha tem se tornado cada vez mais empregadas na identificação de isoladores com defeitos. Portanto, neste capítulo serão abordadas com mais particularidade as técnicas de detecção de UV e inspeção termográfica.

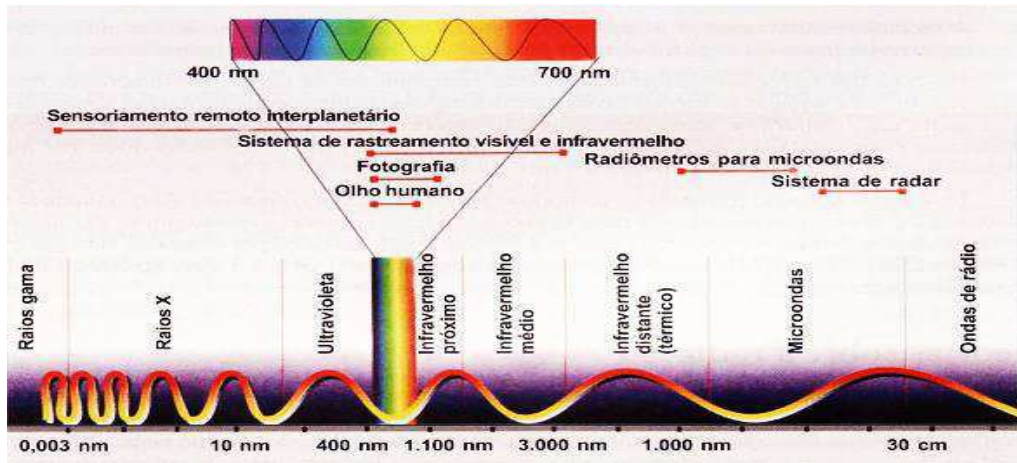
2.3.1 DETECTOR DE UV

A identificação do local onde ocorre a descarga corona de forma visual pela emissão de luz e pelo seu ruído audível é possível. Entretanto, tal procedimento restringe-se a ambientes silenciosos e com pouca luminosidade e com descargas relativamente intensas. Para detectar descargas de pequena intensidade é necessário utilizar um equipamento especial, o detector de ultravioleta (detector de corona) (FERREIRA, 2007). O efeito corona emite luz, principalmente na faixa de comprimentos de onda correspondente à radiação ultravioleta.

O espectro eletromagnético é o intervalo completo da radiação eletromagnética. As radiações eletromagnéticas cobrem uma ampla faixa de frequência e de comprimento de ondas que contém a região de raios cósmicos, raios gama, raios X, radiação ultravioleta, a região visível, infravermelho, micro-ondas e as ondas longas usadas na transmissão e recepção das ondas de rádio. Na Figura 2.10 é apresentado o espectro eletromagnético.

O efeito corona pode ser observado na forma de luz principalmente na faixa de comprimento de onda ultravioleta, variando entre 200 nm e 400 nm. Os seus picos concentram-se na faixa entre 340 nm e 380nm. A luz visível ocupa a faixa de 400 a 700 nm, enquanto a radiação UV está localizada no espectro eletromagnético em frequências acima da luz visível e com comprimentos de onda abaixo de 400 nm.

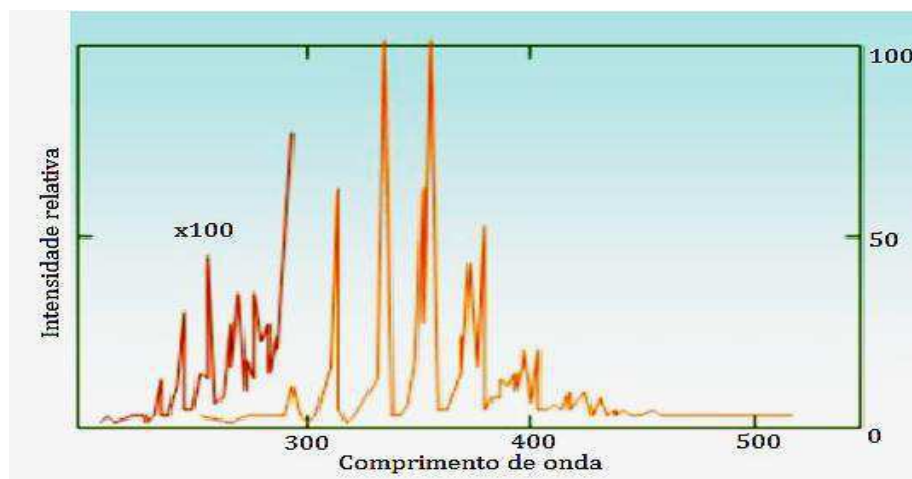
Figura 2.10 - Espectro Eletromagnético.



Fonte: Moreira, 2007.

O detector de corona capta radiação de 240 até 280 nm, nessa faixa a radiação solar não consegue atingir a superfície da terra, devido à camada de ozônio. Assim, o detector de corona pode captar descargas corona durante o dia (LINDNER *et al.*, 1999). O espectro de uma descarga corona pode ser observado na Figura 2.11. A curva em vermelho representa uma ampliação de 100 vezes na intensidade relativa entre os comprimentos de onda de 240 e 280 nm da curva em laranja.

Figura 2.11 - Espectro típico de uma descarga corona no ar.

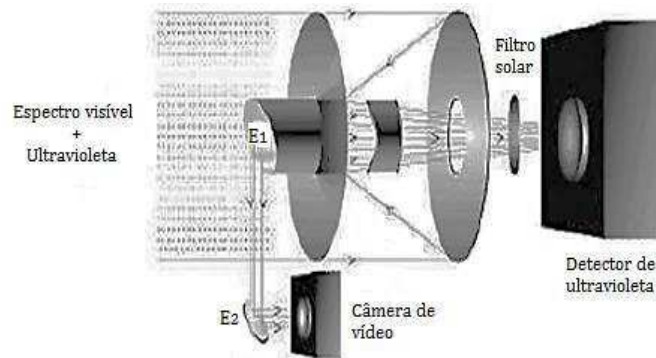


Fonte: Lindner *et al.*, 1999.

O detector de corona utiliza duas câmeras acopladas: uma comum e a outra para captar as imagens na faixa UV, em que ocorre a emissão de sinais de descarga corona, com filtros combinados eletronicamente. O detector de ultravioleta é capaz de detectar atividades corona e outras descargas superficiais que emitem radiação luminosa.

O processamento digital dos sinais é feito de modo independente. As câmeras são alinhadas para registrarem a mesma imagem e gerar um sinal de vídeo. Os sinais gerados podem ser exibidos separadamente ou de forma composta, permitindo a perfeita localização do ponto em que ocorre corona (LINDNER *et al.*, 1999). Na Figura 2.12 é ilustrado o princípio de funcionamento do detector de corona.

Figura 2.12 - Princípio de funcionamento do detector de corona.



Fonte: Lindner, 2004.

A partir da Figura 2.12, verifica-se que a imagem ultravioleta passa por um filtro de radiação solar de faixa estreita e vai diretamente para o detector de ultravioleta. A imagem visível é refletida pelos espelhos E1 e E2 e captada pela câmera de vídeo convencional. Na Figura 2.13 é mostrada uma imagem obtida durante ensaios com a câmera UV.

Figura 2.13 - Imagem de um isolador captada por uma câmera UV.



Fonte: Autora.

Além de filtros, o detector corona ainda possui um sistema de contagem de ocorrência de descargas, podendo quantificar a intensidade de descargas numa região em número de pontos de descarga por minuto (BARROS, 2011) conforme exemplificado

na Figura 2.13. O instrumento possui ganho variável, o aumento do ganho melhora significativamente a detecção da radiação ultravioleta, porém aumenta os ruídos ambientes. A distância também influencia na detecção das descargas. O ganho e a distância deve ser fixados para efeitos de comparação na posterior análise dos resultados.

2.3.2 INSPEÇÃO TERMOGRÁFICA

A inspeção termográfica possui um importante papel no monitoramento de equipamentos elétricos: quadros de comando, motores, isoladores, transformadores, entre outros. Ela atua como indicador de desempenho seja na fabricação ou no controle de qualidade. O trabalho de inspeção é realizado com todos os equipamentos em pleno funcionamento, pois a técnica não é invasiva e oferece ao operador segurança durante as medições. A técnica estabelece uma modalidade de manutenção preventiva e a sua correta execução pode aumentar o tempo de vida útil dos isoladores poliméricos, parte essencial do sistema elétrico.

A maioria dos componentes de um sistema mostra um aumento na temperatura quando apresentam defeitos (INFRATEMP, 2010). A termografia é uma forma de manutenção preventiva de inspeção de equipamentos elétricos e mecânicos, obtendo-se imagens de distribuição de calor (termogramas). No entanto, esta técnica é sensível às condições ambientais como: ventos fortes, nevoeiro, radiação solar e chuva. Posto isto, parece ser mais conveniente efetuar as medições térmicas durante a noite (QUEIRÓS, 2013).

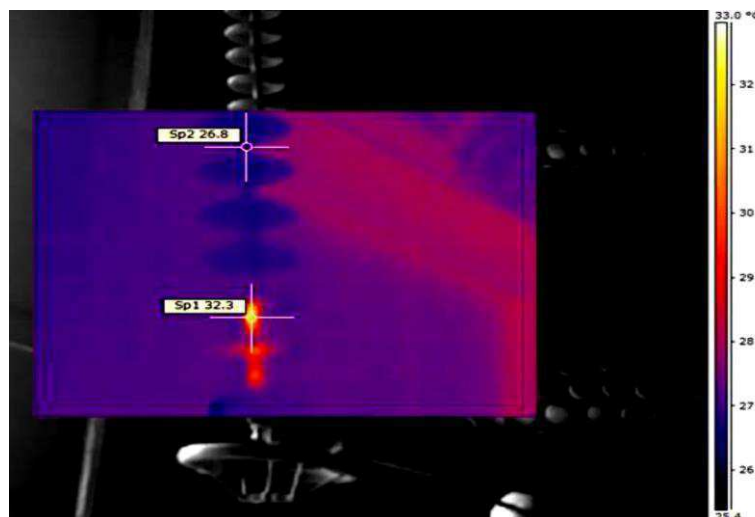
Os termovisores são compostos de uma câmera, uma unidade de vídeo e alguns deles apresentam *software* de processamento de imagens. A unidade de câmera engloba o receptor óptico, o mecanismo de varredura, vertical e horizontal, o detector e o resfriador. A unidade de vídeo contém o processador de sinal, monitor de vídeo e controle. Os resultados são apresentados instantaneamente, durante a inspeção, na forma de imagens térmicas ou termogramas.

A inspeção por termovisor é aplicada com o objetivo de identificar defeitos internos aos isoladores. Uma das dificuldades de inspeção por meio do detector de infravermelho são as pequenas variações na distribuição das temperaturas dos

equipamentos inspecionados dificultando os procedimentos de detecção e análises termográficas (BEZERRA, 2012).

Na Figura 2.14 é apresentada uma imagem gerada por meio de um equipamento termovisor no monitoramento de isoladores poliméricos. Pelo termograma é possível determinar a temperatura no isolador indicando o local de uma provável falha.

Figura 2.14 - Imagem termográfica de um isolador polimérico.



Fonte: Souza, 2016

Um aspecto importante na realização de inspeções termográficas é a emissividade do material, capacidade de emissão de energia por radiação da sua superfície. Todos os corpos com temperatura acima do zero kelvin possuem capacidade de emitir energia térmica. A emissividade é relação entre o poder emissivo de um corpo qualquer e a de um corpo negro, podendo ter um máximo igual à unidade (corpo negro), e um mínimo igual à zero (WANDERLEY NETO et al., 2006), quanto mais próximo a unidade estiver o valor de emissividade, de um corpo qualquer, maior a sua capacidade de emissão de energia. Um ajuste de emissividade equivocado no termovisor pode levar a conclusões equivocadas, prejudicando a tomada de decisão.

A termografia é uma técnica amplamente utilizada nas aplicações de testes não destrutivos, graças à evolução da tecnologia em diferentes áreas (computadores, sensores térmicos e câmeras) e também pela aceitação da técnica pela indústria no desenvolvimento de normas práticas e métodos de ensaio e o aumento de pessoal capacitado (IBARRA-CASTANEDO, *et al.*, 2013).

A termografia permite a identificação de amplas faixas de temperatura. Com a análise dos termogramas é possível identificar o perfil térmico do isolador, indicando possíveis falhas no equipamento.

O gradiente de temperatura e a detecção do efeito corona consistem nos métodos mais completos de avaliação de isoladores em funcionamento. A afirmação leva em consideração o efeito combinado da poluição, do estresse elétrico e das condições ambientais. O uso das duas técnicas combinadas possibilita uma avaliação mais criteriosa dos isoladores poliméricos, pois permite esclarecer situações duvidosas, como no caso de um defeito provocado por descargas superficiais ser confundido com um defeito interno (BEZERRA, 2012).

No próximo tópico serão abordados os conceitos relacionados ao processamento digital de imagens, tema bastante importante para tratamento dos dados extraídos dos procedimentos de monitoramento UV e infravermelho.

2.4 Processamento Digital de Imagens

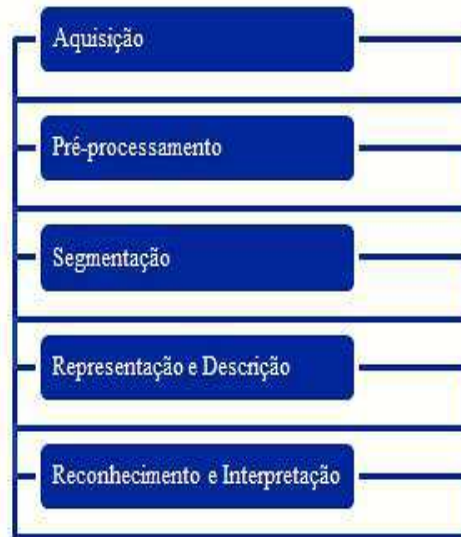
A imagem digital é uma função de intensidade de luz bidimensional, converter uma imagem para o formato digital significa transferir os elementos que a compõem para elementos representativos de cada pequeno fragmento original. A imagem pode ser representada por uma matriz bidimensional ou uma série de matrizes bidimensionais de números inteiros. O valor de brilho digitalizado é chamado de nível de cinza (Petrou & Bosdogianni, 1999). A imagem digital consiste em uma grade retangular igualmente espaçada e quantificada em níveis de cinza.

O avanço atual da digitalização de imagens atinge praticamente todas as áreas do conhecimento humano, como a medicina, sistemas de reconhecimento, sistemas de potência, entre outros. E desse modo, atribuindo os benefícios como a possibilidade de extração de determinadas informações e características inerentes às imagens, a ausência do processamento digital inviabilizaria uma maior objetividade quanto aos fenômenos ocorridos durante o processo de aquisição, visto que, quanto maior a interferência humana, maior o nível de subjetividade aplicado ao sistema. Na Figura 2.15 são apresentadas as etapas básicas do processamento digital.

O processamento de imagens é constituído basicamente nas etapas de aquisição, pré-processamento, segmentação, representação e descrição, e reconhecimento e

interpretação. A etapa de aquisição tem o objetivo de capturar a imagem real e convertê-la em imagem digital.

Figura 2.15 - Etapas de tarefas do processamento digital de imagens.



Fonte: Autora.

Em seguida, o pré-processamento tem como objetivo a otimização da imagem visando o sucesso das etapas seguintes. Em grande parte dos trabalhos são aplicadas transformações lineares e não lineares às imagens com objetivos variados: realce de contrastes, remoção de ruído, isolamento de regiões cuja textura indique a probabilidade de informações relevantes à aplicação, decorrelação e codificação das informações para transmissão da imagem, extração de características de imagem para segmentação, entre outras. Na Figura 2.15 é apresentada a hierarquia de tarefas do processamento digital de imagens.

A etapa da segmentação consiste em particionar uma imagem de entrada em regiões disjuntas ou objetos constituintes com algum significado para a aplicação. No processo de representação e descrição são selecionadas características do objeto de interesse, que contenham informações, tanto quantitativas como ilustrativas, que possam representar de forma efetiva o resultado obtido com a etapa de segmentação (CONSTÂNCIO, *et al.*, 2010).

Por fim, a etapa de reconhecimento e interpretação, ocorre de forma mais subjetiva, com a análise do operador especializado ou de forma objetiva com o auxílio de sistemas de reconhecimento de padrões. Os dois casos consistem na tomada de decisão ou conclusão a cerca do objeto estudado.

Não existe um modelo definitivo destinado a todas as aplicações necessárias ao processamento de imagens. Cada situação demanda uma adaptação das técnicas existentes ou até mesmo o surgimento de novas técnicas, visando solucionar problemas que constantemente surgem em diversos seguimentos das ciências naturais e disciplinas técnicas.

2.4.1 AQUISIÇÃO DE IMAGENS

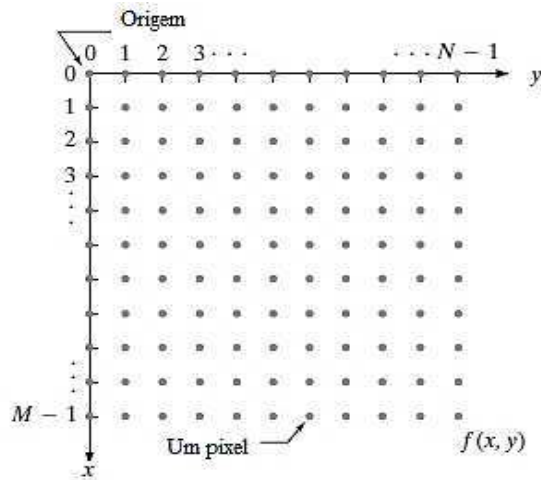
As imagens são geradas pela combinação de uma fonte de iluminação e reflexão a partir de elementos de uma cena que está sendo analisada (SANTOS, 2012). O sensor responsável pela captura da imagem funciona como a retina dos olhos, captando a luminosidade das imagens que são projetadas sobre ele continuamente. Alguns dispositivos possuem sensibilidade para captar a luz, por exemplo, da radiação na faixa do ultravioleta ao infravermelho. Após a captação, dispositivos transdutores convertem a energia luminosa que incide sobre ele em valores digitais armazenados em forma de valores numéricos.

Uma imagem digital é composta de um número finito de elementos, cada um dos quais tem um determinado local e valor, representando uma matriz. Esses elementos são conhecidos como elementos de imagem ou pixels (GONZALEZ, 2001).

2.4.2 AMOSTRAGEM E QUANTIZAÇÃO

O sinal de imagem, como o sinal de voz, é um sinal analógico. A imagem é uma informação contínua em amplitude e no espaço bisimensional X-Y. Antes de qualquer operação de processamento digital o sinal deve ser amostrado no espaço por um processo de amostragem bidimensional. Nesse caso, os períodos de amostragem são frequências espaciais horizontais e verticais (ALCAIM & OLIVEIRA, 2011). Como é mostrado na Figura 2.16, em que cada ponto da matriz é denominado de *pixel* e corresponde a uma porção da cena real.

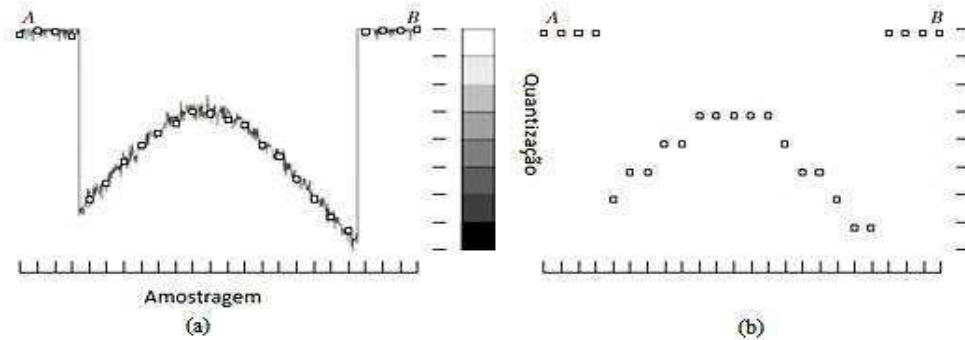
Figura 2.16 - Representação da matriz de pixels de uma imagem digital.



Fonte: Gonzalez, 2001.

Na Figura 2.17 (a) é apresentada a varredura dos níveis de cinza no segmento AB, caracterizando o processo de amostragem e na Figura 2.17 (b) a digitalização dos valores de amplitudes e suas coordenadas exemplificando o processo de quantização.

Figura 2.17 - Processo de amostragem e quantização de uma imagem digital.



Fonte: Gonzalez, 2001.

A amostragem no processo de digitalização é responsável por formar a matriz da imagem, ou seja, determina sua dimensão ou a quantidade de pontos que formaram a imagem. Por outro lado, o processo de quantização realiza a discretização da intensidade dos níveis de cinza da imagem, ou seja, a atribuição de valores discretos para um sinal contínuo cuja amplitude varia entre infinitos valores.

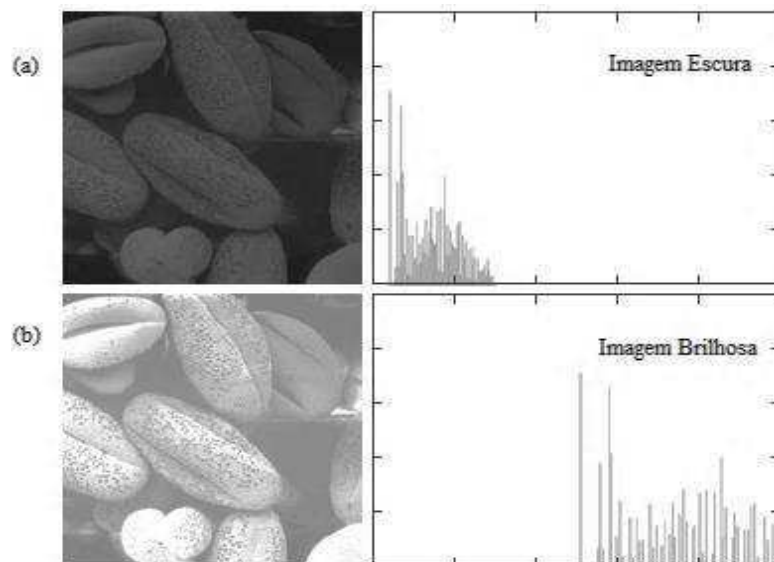
A qualidade de uma imagem digital é determinada em grande parte pelo número de amostras discretas utilizadas na amostragem e quantização (GONZALEZ, 2001).

2.4.3 PRÉ-PROCESSAMENTO

As técnicas utilizadas no pré-processamento têm como objetivo realizar operações matemáticas nos pixels das imagens. O intuito é manipular características presentes no processo de aquisição que dificultam as etapas seguintes de extração e análise das informações contidas no objeto de interesse.

Normalmente são utilizadas técnicas como transformações lineares e não lineares nos níveis de cinza, equalização e análise do histograma das imagens, operações aritméticas, vizinhança de pixel, filtros espaciais entre outros. Na Figura 2.18 é apresentado um exemplo de histograma durante o pré-processamento.

Figura 2.18 - Análise de histogramas de imagens digitais.



Fonte: adaptado de Gonsalez, 2001.

A equalização permite que os níveis do histograma abranjam uma faixa maior na escala de cinza, ou seja, uma distribuição mais homogênea dos tons de cinza das imagens.

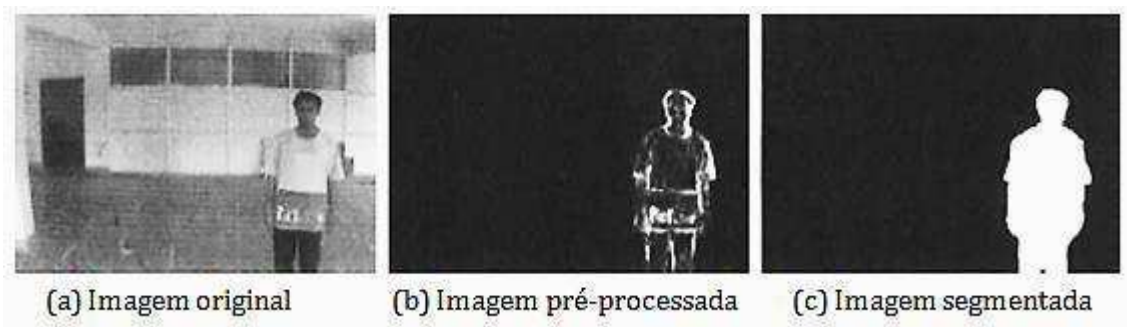
2.4.4 SEGMENTAÇÃO

A segmentação determina o eventual sucesso da análise da imagem (GONZALEZ, 2001). A função básica da etapa de segmentação consiste em dividir uma imagem em

suas unidades significativas, ou seja, nos objetos de interesse que a compõem. Esta etapa é uma das mais difíceis de implementar durante o processamento digital (ÔGE & HUGO, 1999). Assim, após a segmentação o resultado pode ser classificado como um conjunto de regiões e objetos.

Os métodos utilizados podem fazer uso das propriedades da descontinuidade ou similaridade. As técnicas que utilizam a propriedade da descontinuidade de maneira geral são: detecção de pontos isolados, detecção de linhas e detecção de bordas. Os limiares (*Thresholding*), crescimento de regiões (*Region Growing*), junção e separação (*Merge & Split*) e agrupamento (*Clustering*) utilizam a propriedade da similaridade. Na Figura 2.19 é mostrado o processo de segmentação de uma imagem fotográfica.

Figura 2.19 - Processo de segmentação.



Fonte: Acharya e Ray, 2005.

Uma das técnicas de similaridade bastante aplicada é o método de Otsu padrão (OTSU, 1979). Ele consiste em um método global de limiarização, utiliza duas distribuições, uma para o objeto (OB) e outra para o *background* (BG), para calcular o valor do limiar que minimiza a variância entre as duas distribuições.

O limiar de Otsu, binariza a imagem e assume duas classes, uma contendo os pixels do BG e outra os pixels do OB. O limiar ótimo pode ser obtido com a Equação 2.1.

$$T_{ot} = \arg \min \sigma_{\omega}^2. \quad (2.1)$$

Em que:

T_{ot} é o limiar ótimo;

σ_{ω}^2 é a variância entre classes.

A variância entre classes pode ser calculada com a Equação 2.2. O valor do limiar ótimo é obtido com a determinação do limiar que minimiza a variância entre as duas classes.

$$\sigma_{\omega}^2(T) = q_0(T)\sigma_0^2(T) + q_1(T)\sigma_1^2(T). \quad (2.2)$$

Em que:

T é o limiar mínimo de variância.

“0” e “1” denotam respectivamente o BG e OB;

$q_0(T)$ e $q_1(T)$ são probabilidades de um determinado nível de cinza da imagem pertencer ao BG ou ao OB;

$\sigma_0^2(T)$ e $\sigma_1^2(T)$ representam, respectivamente, as variâncias individuais do BG e do OB.

Estas grandezas podem ser obtidas pelas Equações 2.3, 2.4, 2.5 e 2.6.

$$q_0(T) = \sum_{i=1}^T P(i). \quad (2.3)$$

$$q_1(T) = \sum_{i=T+1}^k P(i). \quad (2.4)$$

$$\sigma_0^2(T) = \sum_{i=1}^T [i - \mu_0(T)]^2 \frac{P(i)}{q_0(T)}. \quad (2.5)$$

$$\sigma_1^2(T) = \sum_{i=T+1}^k [i - \mu_1(T)]^2 \frac{P(i)}{q_1(T)}. \quad (2.6)$$

Em que:

k é o número de níveis de cinza da imagem;

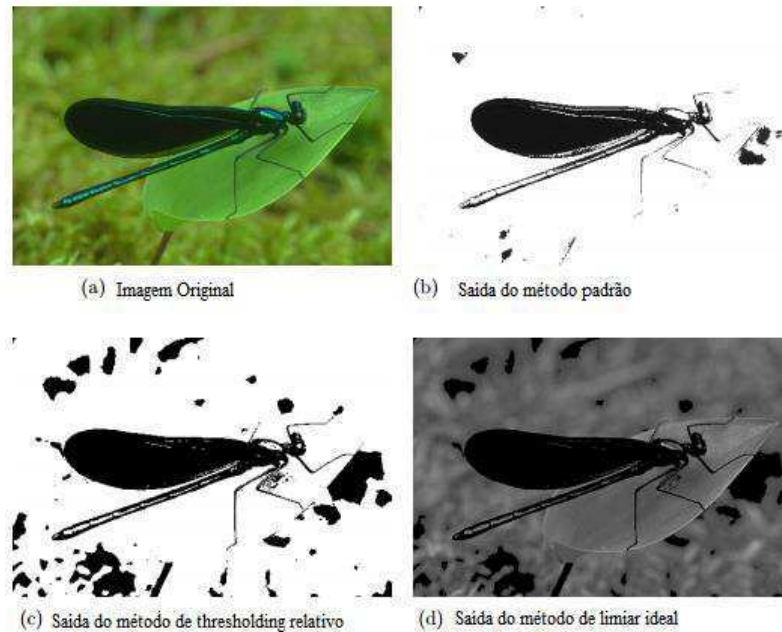
μ_0 e μ_1 as médias dos níveis de cinza da imagem de cada classe;

P(i) a probabilidade de ocorrência do nível de cinza “i”.

Na Figura 2.20 são ilustrados resultados para a variação do *Thresholding*, onde a imagem (a) é original, (b) é a aplicação do método de Otsu, (c) apresenta uma variação

no limiar ótimo determinado pelo método de Otsu padrão e (d) apresenta o resultado para o limiar ótimo determinado pelo método do limiar ideal.

Figura 2.20 - Exemplo de *Thresholding*.



Fonte: Almuhairei, 2010.

A discriminação do OB deve ser melhorada por derivação de um limiar com uma série de amostras de valores do BG tomado perto o suficiente do objeto para excluir mais efetivamente o BG. Considerando estes dois níveis, a discriminação poderia ser conseguida assumindo uma diferença de contraste existente, a dificuldade está na escolha ótima das localizações de amostragens do BG. A técnica de Otsu se torna cada vez mais motivo de estudos, tendo em vista que o método é eficaz e aplicado em várias áreas do conhecimento humano.

Outra aplicação bastante utilizada durante a etapa de segmentação é a técnica de morfologia. O estudo morfológico concentra-se na estrutura geométrica, ou seja, nas formas das imagens como também na teoria dos conjuntos. A morfologia pode ser aplicada em áreas distintas do processamento de imagens, como realce, filtragem, segmentação, esqueletização e outras afins. As duas técnicas básicas da morfologia matemática são denominadas de:

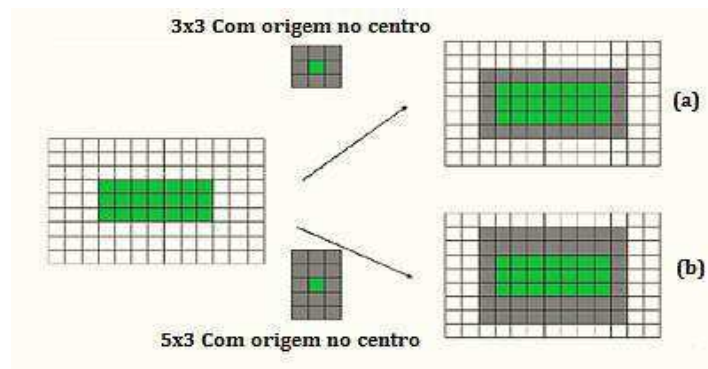
- Dilatação: que consiste na união de deslocamentos, definidos por um elemento estruturante. Em uma imagem binária, para cada pixel preto, se o número de

vizinhos brancos for maior do que um valor limiar, N , o pixel é invertido. Espaços pequenos serão eliminados, unindo os objetos, ou seja, a imagem é aumentada.

- Erosão: que consiste em uma transformação morfológica que combina dois conjuntos usando a subtração. Ela é expressa como a interseção. Para cada pixel branco, se o número de vizinhos brancos for menor do que um valor limiar, N , o pixel é invertido, acontecendo o contrario da dilatação, onde os objetos na imagem terão sua área reduzida.

Na Figura 2.21 é ilustrado um exemplo de operação de dilatação com dois elementos estruturantes diferentes. A imagem (a) utiliza um elemento com dimensões 3x3 e a imagem (b) utiliza o elemento com dimensões 5x3. Os dois exemplos possuem o centro do elemento estruturante condizente com a condição de dilatação, o elemento estrutural define a nova forma da imagem de saída.

Figura 2.21 - Exemplo de Dilatação com dois elementos estruturantes.



Fonte: Santos, 2012.

Na próxima seção serão apresentadas de modo geral medidas estatística descritivas, utilizadas na sumarização de dados coletados durante a pesquisa.

2.5 Estatística Descritiva

Neste tópico serão discutidas medidas estatísticas descritivas utilizadas durante o desenvolvimento da pesquisa: mediana, moda, quartis, assimetria, curtose, amplitude e variância. A estatística descritiva possui o objetivo básico de sintetizar vetores de dados que por meio de um ou alguns valores possam representar todos os dados do conjunto. Todo o conjunto é resumido em valores que representam uma visão global.

Assim, a estatística organiza e descreve os dados de três maneiras: em forma de quadros, de gráficos e de medidas descritivas.

2.5.1 MEDIANA

A mediana retorna o centro de um histograma, com a metade dos valores dos dados para a esquerda da mediana e a outra metade à direita da mediana. A vantagem de utilizar a mediana como uma medida de tendência central é que ela não é influenciada por valores extremos (MANN, 2010).

O cálculo da mediana é composto de dois passos básicos: ordenar os dados e encontrar o termo do meio. Portanto, é possível calcular a posição da mediana de maneira simples, por exemplo, se a quantidade dos dados for ímpar a posição do valor de mediana é dado pela Equação 2.7 (GUIMARÃES, 2008).

$$M = \frac{n + 1}{2}. \quad (2.7)$$

Em que:

M é a mediana;

n o número de amostras.

Caso o número de observações de um determinado conjunto seja par, a mediana será a média das duas observações centrais.

Dessa forma, em muitos casos utiliza-se a mediana como uma medida da tendência central para os conjuntos de dados que contêm valores discrepantes.

2.5.2 MODA

A moda é o valor mais frequente ou comum em um determinado conjunto de dados. Enquanto um conjunto de dados possui apenas uma média e uma mediana, no caso da moda podem existir mais de um valor comum referente ao conjunto. Nesse caso, a moda pode ser definida como: unimodal, quando existe apenas um valor, bimodal quando existem dois valores e multimodal quando existem mais de dois valores (MANN, 2010).

Em se tratando de distribuições de classes de valores, a moda pertence à classe de maior frequência. O cálculo da moda é dado pela Equação 2.8 (GUIMARÃES, 2008).

$$M_o = L + t \frac{f_1}{f_1 + f_2}. \quad (2.8)$$

Em que:

M_o é a moda;

L é o extremo inferior da classe em que está a moda;

t é a amplitude desta classe;

f_1 e f_2 correspondem as frequências das classes adjacentes à classe da moda, respectivamente.

2.5.3 QUARTIS

Os quartis determinam a posição de um valor único em relação a outros valores em uma amostra ou em um conjunto de dados. Eles são definidos como três medidas de síntese que dividem um conjunto em quatro partes iguais. O primeiro quartil é o valor do meio termo entre as observações que são menores que a mediana. O segundo quartil é o mesmo que a mediana de um conjunto de dados. O terceiro quartil é o valor do meio termo entre as observações que são maiores que a mediana (MANN, 2010).

O valor do segundo quartil corresponde a mediana do conjunto de dados. O cálculo do primeiro e terceiro quartil é feito segundo a Equação 2.9.

$$Q_1 = \frac{n}{4} \text{ e } Q_3 = \frac{3n}{4}. \quad (2.9)$$

Em que:

Q_1 e Q_3 são os primeiros e terceiros quartis respectivamente;

N o número de amostras.

Embora, essas medidas não sejam de tendência central elas podem ser consideradas medidas de posição, uma vez que fornecem pontos à esquerda ou à direita dos quais são encontradas frações da frequência total (GUIMARÃES, 2008).

2.5.4 ASSIMETRIA

A assimetria permite distinguir a forma da distribuição de frequência dos dados. Em uma distribuição simétrica, a média, a moda e a mediana coincidem, os quartis ficam equidistantes da média, diferentemente da distribuição assimétrica. Uma distribuição é assimétrica quando uma das “caudas” de um determinado histograma é mais alongada para direita ou para esquerda. É negativamente assimétrica se o valor de assimetria for menor que zero e positivamente assimétrica se o valor for positivo (LARSON & FARBER, 2010). A assimetria para as estimativas do parâmetro é calculada por meio da Equação 2.10 (HAUSCHILD & MOSCH, 1992).

$$S_k = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^3}{\sigma^3}. \quad (2.10)$$

Em que:

S_k é a assimetria (*Skewness*);

x_i são os valores que compõem o conjunto;

μ é a média;

σ é o desvio padrão.

2.5.5 CURTOSE

Entende-se por curtose o grau de achatamento de uma distribuição em comparação com uma distribuição normal padrão, também conhecida como distribuição de Gauss. Com referência ao grau de achatamento de uma curva, podem-se ter três tipos de curva: mesocúrtica, leptocúrtica e platicúrtica. A curva mesocúrtica é a curva básica que apresenta um grau de achatamento padrão equivalente ao da curva normal. No entanto a curva leptocúrtica apresenta um alto grau de afilamento, superior ao normal, sendo uma curva mais fechada. Por outro lado, a curva platicúrtica apresenta um alto

grau de achatamento, superior ao normal sendo mais aberta (SINDELAR, *et al.*, 2014). Para se calcular a curtose, utiliza-se a Equação 2.11 (HAUSCHILD & MOSCH, 1992).

$$K_u = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^4}{\sigma^4}. \quad (2.11)$$

Em que:

K_u é a curtose (*Kurtosis*);

x_i são os valores que compõem o conjunto;

μ é a média;

σ é o desvio padrão.

2.5.6 VARIÂNCIA E AMPLITUDE

A variância é a medida que determina o grau de dispersão (ou de concentração) de probabilidade em torno da média. Quanto maior a amplitude, mais heterogêneo será o conjunto de dados. A amplitude é a diferença entre o maior valor e o menor valor de um determinado conjunto.

A utilização das medidas da estatística descritiva auxilia na sumarização das informações disponíveis sobre o comportamento da variável em questão, ou seja, resumir todo o conjunto por meio de um ou alguns valores que possam ser representativos para todos os dados. Ao utilizar um único valor obtém-se uma redução significativa do conjunto de dados e, conseqüentemente uma redução no esforço computacional.

Entretanto, selecionar de forma criteriosa os parâmetros utilizados para representar um determinado conjunto de características é muito importante para garantir o bom desempenho do classificador. A seguir, será abordado o teste discriminante de Fisher, utilizado para selecionar os parâmetros mais influentes de um determinado conjunto de dados estatísticos.

2.6 Discriminante linear de Fisher

O Discriminante de Fisher foi originalmente proposto por Fisher para resolver um problema de taxonomia (FISHER, 1936). A análise discriminante linear de Fisher é utilizada por vezes para quantificar a capacidade de separabilidade de características individuais, considerando as características estatisticamente independentes (THEODORIDIS & KOUTROUMBAS, 2009). O modelo proposto por Fisher tem a finalidade de determinar uma função que proporcione a melhor separação entre as classes de um conjunto.

O teste de Fisher analisa a variância intra-classe e a variância entre-classes. O objetivo consiste em buscar valores maiores da razão entre as medidas de variância das classes envolvidas, isto é, quanto menor a variância dentro da classe e maior a variância entre as classes, melhor será o nível de separabilidade dos dados, minimizando assim, eventuais sobreposições de classes.

Para descrever o método, seja $X = \{x_1, \dots, x_n, \dots, x_N\}$ um conjunto composto por N amostras. As amostras podem ser divididas em dois conjuntos X_1 e X_2 . O conjunto X_1 possui n_1 amostras pertencentes à classe C_1 e o conjunto X_2 contém n_2 amostras pertencentes à classe C_2 . O k varia de acordo com o processo de iteração. S_B é a variância entre as classes (C_1, C_2, \dots, C_i) e S_W é a variância dentro de cada classe. As Equações 2.12, 2.13 de S_B e S_W são:

$$S_B^k = \sum_{i=1}^c \frac{n_i}{n} (m_i^k - m^k)^2. \quad (2.12)$$

$$S_W^k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c \sum_{x_i} \frac{n_i}{n} (x^k - m_i^k)^2. \quad (2.13)$$

Em que:

x^k é o valor da característica;

k é a característica dentro do conjunto X ;

m_i^k é a média da característica k na classe C_i ;

m^k é a média total das características k .

O teste discriminante de Fisher é apresentado na Equação 2.14.

$$J_f = \frac{S_B^k}{S_W^k}. \quad (2.14)$$

Um maior valor da razão de Fisher, tal como é mostrada na Equação 2.14, significa uma medida maior de separabilidade entre as classes do grupo estudado. Logo, busca-se determinar para compor o conjunto final os parâmetros que apresentarem maiores valores de Fisher. Utilizando o teste, acredita-se que o classificador terá um desempenho otimizado e mais confiável.

2.7 Redes Neurais Artificiais

As Redes Neurais Artificiais (RNA) inicialmente foi desenvolvida por McCulloch e Pitts em 1943, quando publicaram o primeiro modelo de redes neurais similares ao cérebro humano. Logo em seguida Hebb em 1949, apresentou o primeiro modelo de rede neural com características de auto-organização e Roseblatt em 1958 desenvolveu o modelo Perceptron de aprendizado supervisionado.

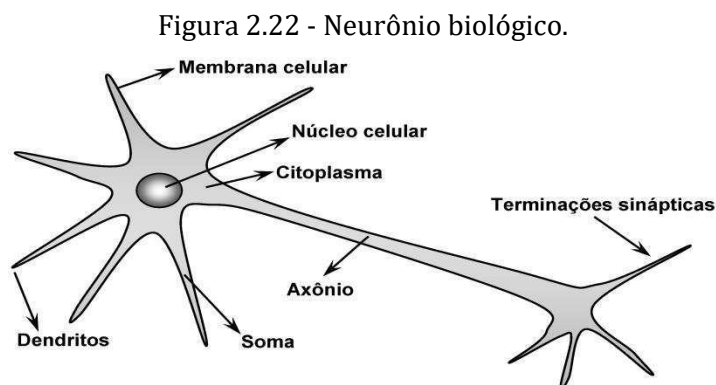
Embora os primeiros trabalhos com RNA tenham sido publicados há mais de 50 anos, o tema começou a ser fortemente difundido no início dos anos 1990, período posterior à publicação realizada por Rumelhart, Hinton e Williams, em 1982 do método *Backpropagation*. Os métodos evoluíram ao longo do tempo e suas aplicações são diversas: classificação de padrões, reconhecimento de faces em visão computacional, identificação de anomalias em imagens médicas, entre outros.

A estrutura das redes neurais artificiais foi desenvolvida a partir de modelos conhecidos de sistemas nervosos biológicos e do próprio cérebro humano. Os elementos computacionais ou unidades processadoras, denominadas neurônios artificiais, são modelos simplificados dos neurônios biológicos (SILVA, 2010).

2.7.1 NEURÔNIO BIOLÓGICO

As atividades elétricas que acontecem no neurônio biológico, na maioria das vezes, ocorrem por meio de rápidos pulsos de tensão, também conhecidos por

potenciais de ação. A razão para transmissão em pulsos elétricos decorre principalmente da estrutura física do axônio, longo e afilado, e suas propriedades elétricas são representadas por uma alta impedância e capacitância distribuídas por toda sua composição. A partir da Figura 2.22 é possível observar a estrutura do neurônio.



Fonte: Silva, 2010.

Inicialmente na Figura 2.22, são apresentados os dendritos, cuja sua principal função é captar de forma contínua os impulsos enviados de vários outros neurônios. Estima-se que a rede neural biológica seja composta por cerca de 100 bilhões de neurônios conectados por ligações sinápticas.

Logo em seguida, vem o corpo celular responsável por processar todas as informações apresentadas pelos dendritos, que indicará se o neurônio irá ou não disparar um impulso elétrico ao longo do axônio, elemento cuja função é a transmissão dos impulsos elétricos advindos do corpo celular. As terminações sinápticas são responsáveis por viabilizar a transferência de impulsos elétricos do axônio de um determinado neurônio para os dendritos de outros neurônios mais próximos (SILVA, 2010).

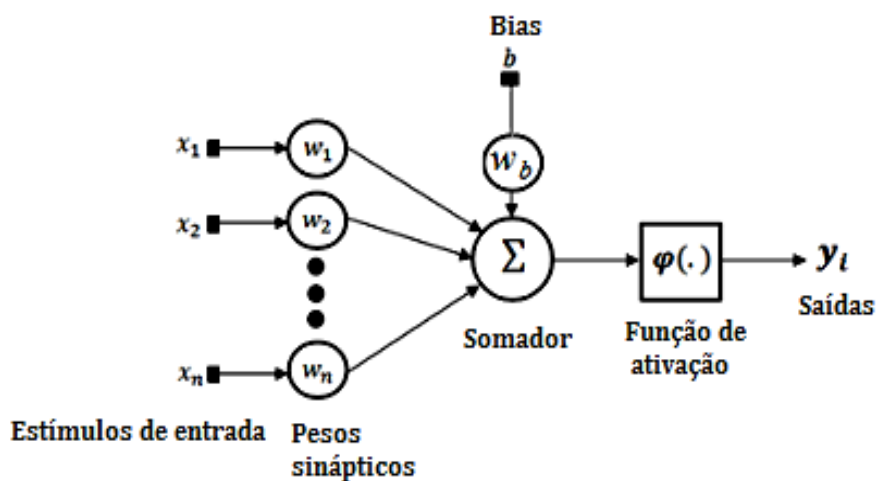
2.7.2 NEURÔNIO ARTIFICIAL

Os neurônios artificiais podem ser entendidos como unidades de processamento. O seu funcionamento consiste em receber os sinais que são apresentados nas entradas e multiplicá-los pelos seus respectivos pesos sinápticos, determinando o nível de

influência de cada sinal na saída do sistema. Os resultados obtidos serão a soma ponderada de suas entradas, realizada pelo somador (combinador linear).

Na Figura 2.23 o limiar de ativação é apresentado, denominado Bias, que tem por objetivo controlar os limites dos valores de saída do somador, aumentando os graus de liberdade da rede neural. O objetivo da função de ativação é modelar a saída da unidade, limitando seus valores de amplitude, sua entrada será o resultado obtido pelo somador. (HAYKIN, 2001).

Figura 2.23 - Neurônio artificial



Fonte: Haykin, 2001.

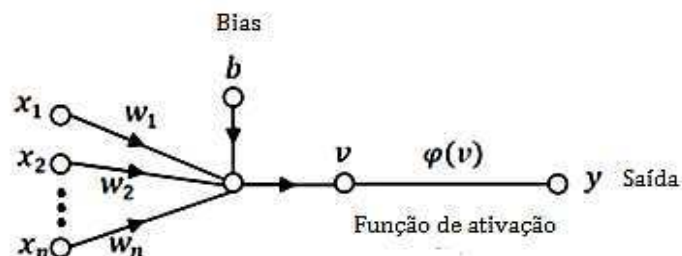
As redes neurais trabalham como organismos paralelos distribuídos. Seu funcionamento estipula determinadas funções de transferência, utilizadas no funcionamento de neurônios artificiais (HAYKIN, 2001). Geralmente as funções de transferência utilizadas são do tipo: degrau, linear por partes ou sigmoideal. O uso dessas funções irá depender do problema ou aplicação proposta. A partir do modelo apresentado é possível construir diversos tipos de redes neurais artificiais formadas por um conjunto de unidades de neurônios artificiais.

2.7.3 REDES PERCEPTRON

O modelo de rede *perceptron* é a forma mais simples de configuração de uma rede neural artificial. O sistema consiste de um único neurônio e uma única camada, porém, o neurônio pode ser constituído de n entradas. O modelo é utilizado em caso de

separabilidade entre duas classes, caso o número de classes aumente ocorrerá erro. Na Figura 2.24 é apresentado o modelo de *perceptron* simples de única camada.

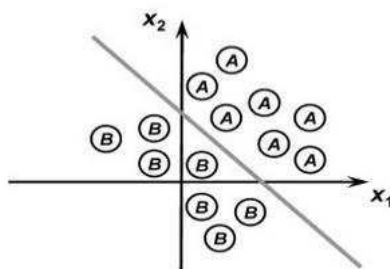
Figura 2.24 - Gráfico de fluxo de sinal (*Perceptron*)



Fonte: Adaptada de Haykin, 2001.

O funcionamento da rede *Perceptron* é idêntico ao funcionamento descrito para o neurônio artificial, as entradas x_n representam as informações do processo a ser mapeado, cada uma das entradas terá um peso sináptico ponderado w_n que representará a importância de cada sinal em relação ao valor de saída desejado y . O resultado da somatória das entradas ponderadas será somado ao limiar de ativação bias e então repassado como argumento da função de ativação φ , a qual terá como resultado a saída desejada. As classes apresentadas ao *perceptron* necessitam ser linearmente separáveis, resultando em um hiperplano como o ilustrado na Figura 2.25.

Figura 2.25 - Ilustração de fronteira de separação.



Fonte: Silva, 2010.

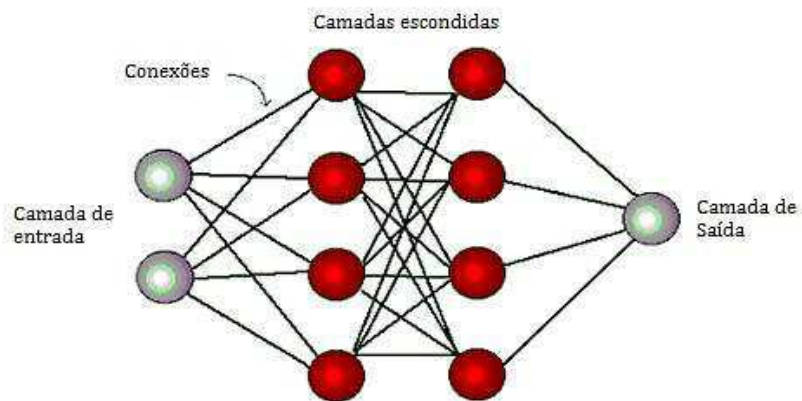
O *perceptron* utiliza o treinamento supervisionado, ou seja, para cada sinal de entrada tem-se uma respectiva saída. Para classificação de padrões existirá apenas duas possibilidades de saídas e cada resultado será associado a uma das classes a ser reconhecida pelo *perceptron*.

2.7.4 REDES *PERCEPTRON* MULTICAMADAS

As soluções de problemas utilizando RNAs são bastante atrativas por desempenharem resultados de modelamento superiores aos convencionais. Uma rede neural aprende de acordo com ajustes fornecidos através dos pesos atribuídos a cada iteração.

A arquitetura da rede neural *Perceptron* multicamadas (*multilayer Perceptron* – MLP) é do tipo *feedforward*, ou seja, a rede não é realimentada e têm neurônios agrupados em camadas. O sinal percorre a rede em uma única direção, da entrada para a saída. Os neurônios da mesma camada não são conectados. O algoritmo de aprendizado utilizado no sistema de treinamento é baseado na regra delta generalizada ou *back-propagation*. O algoritmo se baseia na retro propagação dos erros para realizar os ajustes de pesos das camadas intermediárias. Os MLP consistem em um conjunto de neurônios dispostos em k camadas e classificados em três camadas: entrada, saída (última camada da rede) e escondidas (todas as demais). Na Figura 2.26 é representada a estrutura de uma RNA.

Figura 2.26 - Estrutura de uma rede Neural.



Fonte: Abdalla, 2013.

O treinamento de redes utilizando o algoritmo é comumente realizado mediante as duas fases, *forward* ou propagação a diante e *backward* ou propagação reversa, as quais induzem uma mudança automática nos pesos sinápticos e limiares para cada iteração. Esse fato implica em uma gradativa diminuição da soma dos erros produzidos pela resposta da rede frente àquelas desejadas (SILVA, 2010).

O algoritmo *backpropagation* segue uma abordagem de aprendizagem supervisionada devido à utilização de pares de valores (amostra de entrada, saída desejada). A rede *perceptron* de múltiplas camadas possui três principais características descritas como (HAYKIN, 2001):

- A função de ativação definida nos neurônios de uma rede MLP é do tipo não-linear, com funções diferenciáveis;
- A rede MLP deve conter uma ou mais camadas escondidas;
- Uma rede MLP possui um alto grau de conectividade devido às muitas conexões sinápticas.

Ao comparar a rede *Perceptron* apresentada na Figura 2.24 com a topologia MLP mostrada na Figura 2.26 é possível identificar a diferença em relação às camadas escondidas, como também, em relação à camada de saída que comporta diversos neurônios. Na configuração MLP os sinais são apenas apresentados à camada de entrada, contudo as informações inerentes ao processo e relevantes para o resultado final são extraídas por meio da camada escondida.

O algoritmo *backpropagation* é o sistema de aprendizagem mais utilizado para o treinamento de redes neurais artificiais através de ajustes de pesos (LECUN, *et al.*, 1998). A aprendizagem da rede neural ocorre quando é encontrada uma solução geral para um conjunto de problemas e seu desempenho é otimizado por meio do processo iterativo de ajustes de pesos durante a etapa de treinamento.

A vantagem de utilização uma rede neural para realizar o reconhecimento e classificação de padrões consiste em que a rede pode construir fronteiras não lineares entre as diferentes classes de um grupo de entrada e apresentar um método prático para resolver problemas complexos e que necessitem de diagnósticos precisos.

No próximo capítulo será apresentada uma revisão bibliográfica consistente acerca do monitoramento de isoladores, dando ênfase a técnicas de PDI e classificação.

3 Revisão Bibliográfica

Os isoladores poliméricos são submetidos constantemente a agentes degradantes ambientais, tais como calor, umidade, radiação UV, poluição, entre outras. A incerteza do comportamento dos isoladores ao longo do tempo provoca preocupação quanto ao seu tempo de vida útil. Diante da importância do tema apresentado neste capítulo, serão comentados os principais estudos realizados ao longo do tempo, referentes às avaliações de técnicas de monitoramento, processamento digital de imagens e classificação do nível de degradação de isoladores.

Imakoma e outros (1994) estudaram a degradação de revestimentos poliméricos por meio da radiação ultravioleta. Os aspectos avaliados foram: estrutura da superfície, hidrofobicidade, a relação entre a sílica e a alumina na superfície da amostra, por meio da análise da energia de dispersão e as ligações químicas do revestimento. O autor enfatizou que a borracha de silicone pode manter sua hidrofobicidade por um longo período de tempo. Porém, sob condições severas de radiação ultravioleta, a hidrofobicidade pode ser afetada severamente. O trabalho limitou-se a caracterização química das amostras.

Blackmore e outros (1997) realizaram experimentos para determinar o nível de oxidação do polímero e o desgaste do revestimento do isolador utilizando a espectroscopia de infravermelho com Transformada de Fourier. No trabalho foram utilizadas amostras de isoladores poliméricos de 275 kV. Os autores constataram, a partir dos resultados obtidos, que as descargas superficiais e os agentes ambientais são os principais causadores de degradação do revestimento de isoladores poliméricos. Portanto, o monitoramento da evolução do desgaste e da oxidação na superfície pode ser um método eficaz para controlar as condições de isoladores poliméricos. As conclusões são relevantes considerando o período de realização do trabalho.

Pinnangudi e outros (2002) realizaram experimentos com isoladores poliméricos, visto a necessidade existente de se estabelecer a correlação entre a magnitude da descarga parcial (PD) e a expectativa de vida da isolação. Para tanto, foram utilizados um detector de descargas parciais convencional (em pC) e uma câmera de detecção de radiação ultravioleta. As imagens obtidas com a câmera UV foram processadas para determinar a área da região das descargas e sua intensidade.

Finalmente, foi feita uma correlação entre os dados obtidos por meio do processamento das imagens e a energia associada à descarga captada pelo detector de PD. Os autores concluíram que foi possível realizar a correlação entre a imagem e a energia associada às descargas, porém, destacam a necessidade de estudos mais aprofundados para determinar a expectativa de vida dos isoladores poliméricos a partir dos dados obtidos nos experimentos.

Bologna e outros (2002) avaliaram técnicas de inspeção de isoladores de alta tensão utilizando imagens de infravermelho e ultravioleta. No trabalho foram utilizadas duas amostras de isoladores poliméricos danificadas, a primeira com trilhamento criado artificialmente ao longo do núcleo e a segunda apresentando erosão superficial adquirida em campo. Nos ensaios foram utilizados uma câmera UV e um termovisor. Os experimentos indicaram que os danos causados pelo trilhamento podem ser detectados utilizando tanto a técnica UV quanto o infravermelho. Também, constatou-se que a sensibilidade das técnicas é aumentada pela presença da umidade na superfície do isolador, indicando a influência da variação de umidade durante as medições.

No trabalho realizado por Neri (2005), também foram analisadas técnicas de medições de emissão de radiação UV, infravermelho e descargas parciais. O material utilizado foram seis unidades de isoladores para linhas de 69 kV. Inicialmente, os isoladores passaram por um envelhecimento artificial de suas características elétricas e por medições de descargas parciais. Posteriormente, foram realizados ensaios para medição de temperatura na superfície dos isoladores a seco e com aplicação de névoa limpa, cada ensaio teve duração de até 4 horas.

Na avaliação dos seus resultados, Neri (2005) associa o efeito de descargas corona nos isoladores a defeitos externos e afirma que com o uso da termografia foi possível observar o aumento da temperatura nas proximidades dos defeitos em alguns casos. Além disso, em suas conclusões, o autor destaca a importância do uso combinado das técnicas de radiação UV e radiação de infravermelho, pois existem situações em que o aquecimento provocado pelas descargas de corona é confundido com um defeito interno. Sendo a recíproca verdadeira, tendo em vista que um defeito interno, por exemplo, um trilhamento do núcleo, não será identificado pelo detector de corona.

Amin (2006) não utilizou técnicas de inspeção de isoladores. Porém, realizou estudos laboratoriais com o objetivo de determinar a vida útil de isoladores poliméricos sob condições de radiação ultravioleta, variação de temperatura, névoa salina, estresse

elétrico e umidade. As amostras foram analisadas visualmente e por meio da topografia do material de cada amostra utilizada. Quatro amostras foram colocadas separadamente em recipientes fechados e expostas a diferentes intensidades de radiação ultravioleta, névoa salina, estresses elétricos e variações de temperatura. Os parâmetros foram analisados individualmente. A degradação das amostras não causou danos visíveis, entretanto, o autor enfatiza que o resultado poderia ser diferente se os parâmetros de temperatura, radiação ultravioleta e umidade fossem analisados conjuntamente, não alcançando resultados relevantes quanto à determinação da vida útil do equipamento.

Uma das causas de falhas dos isoladores poliméricos é o trilhamento de núcleo. Ferreira (2007) propôs, em sua dissertação, uma técnica de criação de indícios de trilhamento de núcleo em laboratório que mostrou certa eficiência na metodologia. Realizou, ainda, observações dos indicadores físicos da origem e propagação do trilhamento de núcleo. Da mesma forma que Neri (2005), também fez uso da câmera UV para inspeção das descargas corona nas proximidades do isolador e termovisor.

Além disso, várias configurações de anéis de equalização foram avaliadas por Ferreira (2007), de modo a avaliar a influência deles nos ensaios. Os resultados demonstraram que a não utilização de anéis de equalização é totalmente desaconselhada e que o anel recomendado pelo fabricante diminuiu sensivelmente os níveis de corona, mas não os gradientes térmicos. Além disso, constatou que a forma de instalação do anel não influencia fortemente os padrões de temperatura e descargas corona. Assim, o autor projetou, construiu e avaliou um anel otimizado para ser aplicado em isoladores poliméricos de 230 kV, o qual apresentou melhorias no desempenho dos isoladores, apresentando-se como alternativa viável e funcional.

Gianelli (2008), estudou o efeito corona em isoladores poliméricos submetidos à poluição salínica. Para tanto, utilizou isoladores retirados de linhas de transmissão com histórico de falhas e altos índices de desligamento, coletando amostras de suas saias para as superfícies poluídas e superfícies que passaram por limpeza superficial com água destilada. Os resultados obtidos se apresentaram coerentes, pois os ângulos de contato tendem a aumentar com a limpeza da superfície da amostra. Entretanto, foi constatado que em regiões próximas ao terminal fase o ângulo de contato era menor. Isto ocorre por causa dos elevados campos eletromagnéticos presentes e a localização da região ser pouco exposta às chuvas. Além disso, Gianelli (2008) apresentou uma nova metodologia de inspeção de isoladores de 69 kV utilizando a câmera UV e constatou que

o efeito corona se faz mais presente em temperaturas não superiores a 29°C e com umidade relativa do ar superior a 75%.

Com o intuito de estudar o efeito da contaminação em isoladores desgastados Xingliang (2010) utilizou a técnica de inspeção por infravermelho. Foram realizados testes laboratoriais com 12 amostras de isoladores de porcelana submetidos à tensão de 127 kV. As amostras foram revestidas com diferentes níveis de poluição, colocadas para secar durante 24 horas e logo depois pulverizadas com água para simular os efeitos ambientais. Os dados adquiridos em laboratório não apresentaram resultados relevantes devido ao curto período de degradação aplicada ao isolador. Entretanto, ensaios de campo também foram realizados. Durante a análise das medições em campo, o autor ressalta que a cor do isolador pode ser um inconveniente durante as medições. Além disso, segundo o autor, o modo como as cadeias de isoladores são instaladas oferecem obstáculos para a radiação infravermelha. A distância de medição também é colocada como um fator determinante durante as medições, conforme esperado. De modo geral, é possível constatar que o trabalho apresenta problemas que poderiam ser solucionados com a combinação de técnicas de processamento digital de imagem, proporcionando melhores condições de análise das imagens adquiridas com o equipamento de medição.

Barros (2011), em seu trabalho busca analisar o efeito corona para diagnóstico do estado de isoladores poliméricos. Os níveis de corona foram correlacionados com os níveis de degradação dos isoladores poliméricos. A classificação dos níveis de degradação dos isoladores poliméricos pode ser fator decisivo no aprimoramento da manutenção preditiva no que diz respeito à determinação do tempo de vida de isoladores.

Barros (2011) utilizou três isoladores para LT de 69 kV. O monitoramento foi realizado com a câmera UV e um detector digital de descargas parciais. Experimentos foram realizados para analisar os efeitos da distância entre a câmera e o objeto concluindo, portanto, que a distância é fator decisivo quanto à contagem de descargas captadas pela câmera. Barros (2011) afirma que a umidade é um fator determinante na inspeção de isoladores com câmera UV. O trabalho incluiu também a proposta de uma técnica de processamento das imagens adquiridas pela câmera UV com o objetivo de quantificar o efeito corona para determinar o nível de degradação dos isoladores estudados.

Para determinar o grau de envelhecimento e vida útil de isoladores poliméricos, diferentes métodos laboratoriais foram empregados ao longo do tempo. Liu (2012) utilizou técnicas de infravermelho para realizar uma avaliação da hidrofobicidade em diferentes níveis de envelhecimento do isolador polimérico. O comportamento dinâmico da gota de água e as propriedades infravermelhas de descargas superficiais foram investigados para a avaliação da propriedade hidrofóbica do revestimento de silicone dos isoladores. Para tal, fez-se necessária a utilização de algoritmos de PDI. A relação entre a identificação do padrão de descarga da região térmica e o nível de envelhecimento dos isoladores foi estabelecida. Com o aumento do nível de envelhecimento, ambos, a energia térmica emitida pelas descargas e o número de pontos de descarga, geraram um aumento térmico, influenciando na interação entre a gota e a superfície do isolador e prejudicando de forma direta a propriedade de hidrofobicidade do material.

Wang (2014) propôs um método de detecção da magnitude de descargas corona utilizando técnicas de PDI e um sistema adaptável de inferência *Neuro-Fuzzy* (ANFIS). O objeto de teste foram isoladores poliméricos de 110 kV. O método considera como essenciais à pesquisa os fatores da distância e do valor do ganho definido no instrumento de detecção de corona. A partir dos estudos, Wang (2014) concluiu que o resultado obtido da área de radiação emitida aumenta com a intensidade das descargas. Para o modelo de estimativa de magnitude de descarga desenvolvido na faixa de ganho de 50 a 80%, com o algoritmo ANFIS, os testes mostraram que o projeto tem capacidade de predição elevada, precisão e generalização.

Com o objetivo de propor uma metodologia para classificação dos níveis de degradação de isoladores poliméricos, Guedes (2015) analisou o fenômeno de radiação UV emitida pelos isoladores na aplicação de esforços elétricos aliado à lógica *Fuzzy*. O material utilizado nos experimentos foram nove isoladores de 230 kV. Em relação ao processamento aplicado as imagens adquiridas pela câmera UV com o objetivo de quantificar as descargas corona, os resultados apresentaram correlação com as contagens de pixel/minuto apresentadas pela câmera. Com o modelo da lógica *Fuzzy* foi possível associar a concentração de pixels do efeito corona com a influência da umidade. Dessa forma, a tomada de decisão dos inspetores torna-se mais eficiente.

Jin e Zhang (2015) realizaram um reconhecimento do grau de contaminação de isoladores cerâmicos, utilizando parâmetros combinados de infravermelho, ultravioleta

e PDI. O trabalho é agrupado em conjuntos de dados com graus de umidade relativa com valores de 80, 85 e 90%. As imagens são capturadas, processadas e os parâmetros estatísticos são extraídos para os dois modelos de imagens. Durante as gravações de ultravioleta, os vídeos têm uma taxa de 25 quadros por segundo. O intervalo utilizado para os vídeos é de 4 segundos formando um conjunto de 100 quadros.

Com o intuito de comprovar a capacidade de diferenciação dos parâmetros extraídos das imagens ultravioleta e infravermelho são utilizados o teste de Fisher e algoritmos de Análise do Componente Principal do Kernel (ACPK). No caso da classificação do nível de contaminação, os autores utilizam um classificador RNA combinado ao algoritmo de otimização de enxames de partículas (PSO). O trabalho indica que a fusão dos parâmetros ultravioleta e infravermelho melhora, de forma significativa, a classificação em relação à classificação feita com parâmetros individuais. O parâmetro individual de ultravioleta apresenta acurácia de 75,83%, o infravermelho de 81,67%, no entanto os parâmetros combinados apresentam acurácia de 96,67%.

Oliveira Neto (2015) utilizou técnicas de PDI para determinar o número de descargas parciais presentes nas imagens, as áreas das fâculas e as distâncias das fâculas para a ferragem fase-terra do isolador. Além disso, sugeriu a divisão do isolador em regiões específicas e a divisão do quadro em áreas correlacionadas a estas regiões de acordo com o grau de preocupação de onde estão ocorrendo as descargas detectadas. Foram realizados ensaios com isoladores poliméricos de 230 kV, em tensão nominal, e para detecção das imagens foi utilizada a câmera de raios ultravioleta.

Além disso, Oliveira Neto (2015) comprovou, em seus resultados, a aplicabilidade da rotina utilizada na pesquisa para avaliar o estado de degradação e o grau de preocupação da ocorrência de descargas superficiais em isoladores poliméricos utilizando técnica de PDI.

Souza (2016) analisou oito isoladores poliméricos para linhas de transmissão de 230 kV, a fim de classificá-los quanto ao nível de degradação sofrido pelos isoladores, utilizando, para tanto, medições de radiação infravermelha. Durante os ensaios foram adquiridos termogramas que, posteriormente, foram processados no formato RGB com o objetivo de extrair características. O processamento das imagens proporcionou à pesquisa uma boa relação entre os valores de temperatura e as cores presentes nas imagens em RGB. Por fim, o autor fez uso de RNA para a classificação dos níveis de degradação dos isoladores estudados.

Souza (2016) constatou, ainda, que existe a necessidade do monitoramento dos isoladores em diferentes ângulos, tendo em vista que as temperaturas variam significativamente ao variar o ângulo de medição para o mesmo isolador.

Albano (2016) buscou a caracterização da atividade de banda seca e descargas na superfície do isolador por meio da análise de dados visuais, imagem de infravermelho e dados elétricos. Fez uso de análise de imagens termográficas e processamento digital de imagem. Os ensaios realizados foram de *flashover*, além disso, sinais de corrente de fuga e tensão foram registrados e comparados com as imagens adquiridas com a câmera digital de alta resolução, com o objetivo de determinar as perdas de calor associadas a correntes de fuga e estimar a distorção do gradiente da tensão ao longo do isolador. As variações de temperatura na imagem infravermelha ao longo do isolador revelam detalhes da formação de bandas secas que seriam invisíveis normalmente.

Segundo Albano (2016), a nova proposta de ensaios utilizando o processamento de sinais dos dados permitiu quantificar não apenas as condições do *flashover*, como também foram possíveis uma determinação mais precisa das variações de tempo e localização das bandas secas e atividades de descarga durante o ensaio.

A partir da revisão bibliográfica apresentada, constatou-se que os fenômenos da radiação UV e os efeitos da temperatura na degradação dos isoladores poliméricos estão sendo estudados em diversas pesquisas, porém, o estudo dos fenômenos combinados ainda é bastante discreto. Além disso, os resultados obtidos ao longo do tempo, na busca da modelagem de um sistema que consiga analisar e determinar defeitos em isoladores poliméricos com a menor intervenção humana possível evoluiu significativamente, graças aos recursos do processamento digital de sinais e inteligência computacional, mas, ainda não foi possível definir um modelo objetivo que consiga determinar com confiança o tempo de vida útil dos isoladores poliméricos.

A fim de sintetizar as contribuições dos trabalhos supracitados, a seguir é apresentada uma tabela com as principais referências e contribuições abordadas nesta revisão bibliográfica. Adicionalmente, no Quadro 3.1 também é destacada a contribuição da atual pesquisa.

Quadro 3.1 - Resumo dos trabalhos apresentados na revisão bibliográfica.

Ano	Pesquisadores	Contribuição	UV	IF	PI	SC
1994	Imakoma e outros	Estudaram a degradação de revestimentos poliméricos por meio da radiação ultravioleta.	■			
1997	Blackmore e outros	Estudaram o desgaste do revestimento de isoladores utilizando a espectroscopia de infravermelho com transformada de Fourier.		■		
2002	Pinnangudi e outros	Buscaram estabelecer a correlação entre PD e a expectativa de vida da isolação.	■		■	
2002	Bolongna e outros	Avaliaram técnicas de inspeção de isoladores de alta tensão	■			
2005	Neri	Avaliou técnicas de inspeção para detectar isoladores defeituosos ou na iminência de falhar.	■	■		
2006	Amin	Avaliou técnicas de inspeção de isoladores e análises laboratoriais.	■	■		
2007	Ferreira	Desenvolveu uma técnica de criação de indícios de trilhamento de núcleo em laboratório	■	■		
2008	Gianelli	Estudou o efeito corona em isoladores poliméricos submetidos à poluição salínica.	■			
2010	Xingliang	Estudou o efeito da contaminação em isoladores desgastados.		■		
2011	Barros	Analisou o efeito corona para diagnóstico do estado de isoladores poliméricos.	■		■	
2012	Liu	Utilizou técnicas de infravermelho com o uso de algoritmos de PDI.		■	■	
2014	Wang	Propôs um método de detecção de descargas corona utilizando técnicas de PDI e um sistema Neuro-Fuzzy.	■		■	■
2015	Guedes	Analisou o fenômeno de radiação UV emitida pelos isoladores na aplicação de esforços elétricos aliado à lógica Fuzzy.	■		■	■
2015	Jin e Zhang	Realizaram um reconhecimento do grau de contaminação de isoladores cerâmicos	■	■	■	■
2015	Oliveira Neto	Utilizou técnicas de PDI para detectar descargas presentes nas imagens UV.	■		■	
2016	Souza	Para a classificação RNA constatou que existe a necessidade do monitoramento dos isoladores em diferentes ângulos.		■	■	■
2016	Albano	Caracterizou a atividade de banda seca e descargas na superfície do isolador.		■		
2017	Ribeiro	Realizou reconhecimento do grau de criticidade de isoladores poliméricos.	■	■	■	■
UV: Ultravioleta.						
IF: Infravermelho.						
PI: Aplicação do processamento de imagens.						
SC: Sistema classificador.						

Fonte: Autora.

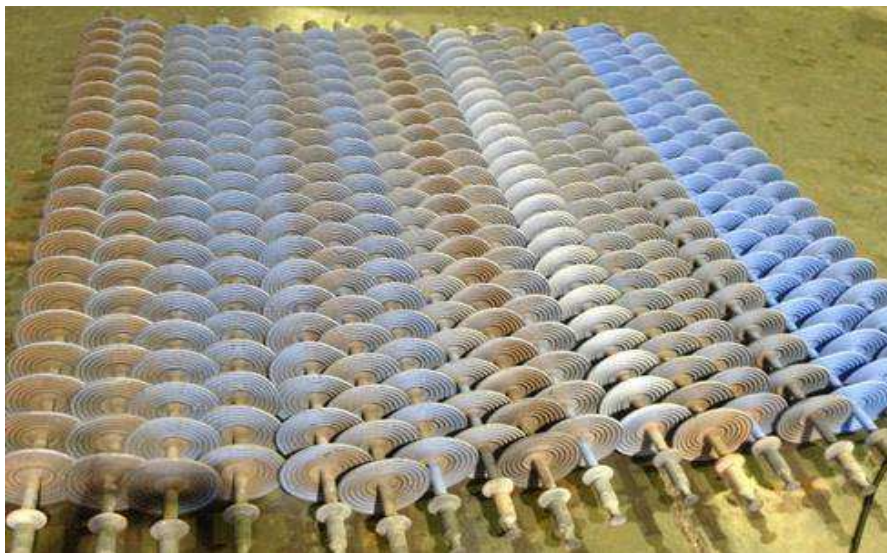
4 Material e Métodos

Com objetivo de analisar a ocorrência das descargas corona e as variações de temperatura nos isoladores poliméricos de forma combinada, serão abordadas neste capítulo a metodologia para o monitoramento dos isoladores ensaiados em laboratório e a metodologia aplicada ao processamento dos dados obtidos durante os ensaios, a fim de classificá-los quanto seu estado de degradação.

4.1 Material

O material utilizado nos experimentos foram oito isoladores poliméricos, extraídos de um conjunto de 16 isoladores de 230 kV com revestimento de borracha de silicone. Os isoladores foram fornecidos pela Companhia Hidro Elétrica do São Francisco (CHESF) e possuem grau variado de degradação. Os isoladores estudados são apresentados na Figura 4.1.

Figura 4.1 - Fotografia dos isoladores poliméricos fornecidos pela CHESF.



Fonte: Guedes, 2015.

Os isoladores pesam 8,8 kg, medem 2,4 m de comprimento e possuem 21 aletas. Seus terminais são do tipo concha/bola. Podem suportar uma carga mecânica de 222 kN

e possuem distância de arco a seco de 2,08 m e distância de escoamento de 6,534 m (LAPP, 2014).

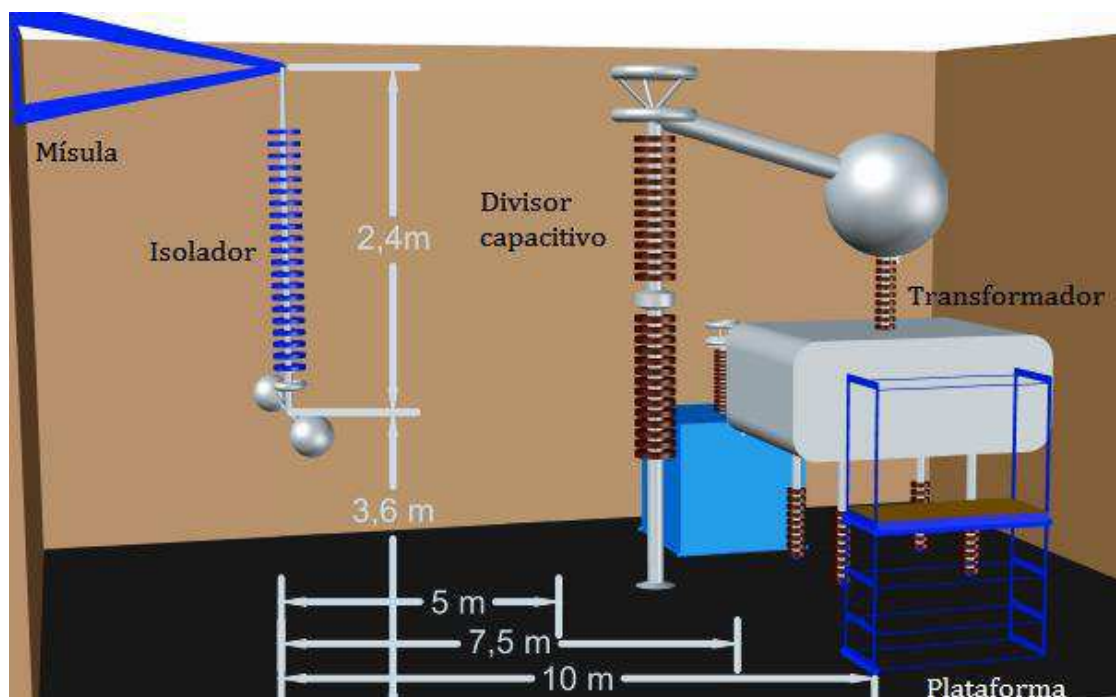
4.2 Métodos

4.2.1 MONTAGEM EXPERIMENTAL

Os ensaios para aquisição das imagens do efeito corona foram realizados no Laboratório de Alta Tensão da Universidade Federal de Campina Grande (UFCG).

Cada isolador foi instalado em uma estrutura similar a uma mísula de uma torre de transmissão com 6 m de altura do chão, atentando para as limitações impostas pelo local. A mísula de sustentação tem 2,5 m de comprimento e possui a forma de uma pirâmide de base retangular de 1 m por 60 cm. Uma barra metálica de 4 cm de diâmetro e 3 m de comprimento foi conectada no outro terminal do isolador com o objetivo de simular um condutor. Nas extremidades da barra foram acopladas esferas ocas, com 15 cm de diâmetro, visando amenizar o campo elétrico na região e evitar interferências nas medições. O isolador ficou posicionado a 3,6 m de altura do solo. Na Figura 4.2 é apresentada a estrutura parcial do experimento.

Figura 4.2 - Simulação da montagem em laboratório.



Fonte: Autora.

A conexão do divisor capacitivo ao isolador foi realizada por meio de um tubo metálico flexível com 10 cm de diâmetro mostrado na Figura 4.3. Durante os ensaios foi utilizado um transformador de alta tensão de 600 kV / 600 kVA. O detector de corona foi posicionado em uma estrutura fixa (plataforma) para garantir que as imagens gravadas possuíssem o máximo de estabilidade possível.

A seguir, na Figura 4.4 é ilustrada uma das plataformas utilizadas durante as medições juntamente com o detector de corona.

Figura 4.3 - Imagens parciais da montagem com o isolador e o transformador utilizados.



Fonte: Guedes, 2015

Figura 4.4 - Fotografia da plataforma onde foram realizados os ensaios com o detector de corona.



Fonte: Souza, 2016.

4.2.2 MEDIÇÕES

Inicialmente, o isolador foi submetido a uma tensão de 133 kV fase-terra, que corresponde a 100% da tensão nominal do isolador. As medições foram realizadas apenas com o detector de corona. Os termogramas utilizados na pesquisa foram provenientes da base de dados desenvolvida por Souza (2016). Os parâmetros de configuração dos dois instrumentos, termovisor e do detector de corona, são apresentados a seguir.

Após a energização do isolador polimérico se faz necessário um período de tempo até que se iniciem as medições por termografia. O equipamento está sujeito a uma inércia térmica, ou seja, após o incremento ou decremento de corrente deve ser respeitado um intervalo de tempo para que o equipamento atinja um equilíbrio térmico. Em relação à aquisição das imagens utilizadas no trabalho, o intervalo padronizado foi de 2 horas.

Segundo Souza (2015) antes de inicializar cada medição foi necessária a configuração dos parâmetros de cada equipamento:

- Termovisor:
 - ✓ Emissividade: 0,95 (Manual de Termografia Flir Systems, 2004);
 - ✓ Distância: variou entre 5 m, 7,5 m e 10 m;
 - ✓ Temperatura refletida do objeto: 2°C (Manual de Termografia Flir Systems, 2004);
 - ✓ Temperatura ambiente (medição realizada pelo termohigrômetro a cada ensaio);
 - ✓ Umidade (medição realizada pelo termohigrômetro em cada ensaio).
- Detector de corona:
 - ✓ O ganho de imagem foi configurado em 150, pois, a região linear da curva do ganho se encontra entre 120 e 160, fora desse intervalo o nível de ruído adicionado aos resultados das medições pode ser elevado (BARROS, 2011);
 - ✓ As funções de enquadramento do equipamento e de exibição do número de descargas por minuto na tela durante o ensaio devem permanecer sempre acionadas;

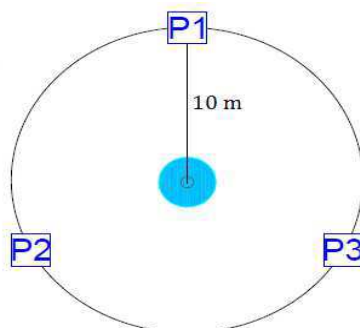
✓ Distância: variou entre 5 m, 7,5 m e 10 m.

Considerando que o efeito corona e as medições termográficas são afetados diretamente tanto pela temperatura ambiente quanto pela umidade relativa do ar, durante todos os ensaios tais grandezas foram monitoradas utilizando um termohigrômetro da *Mimipa* modelo MT-241, incerteza de 5%.

O procedimento se repetiu para os isoladores poliméricos em bom estado e para os isoladores com estado de degradação médio e crítico. Todos os dados obtidos durante os experimentos foram armazenados em um banco de dados para posterior tratamento.

As plataformas estão espaçadas de 120° em torno do isolador. As medições foram realizadas de três ângulos diferentes a fim de monitorar toda circunferência do isolador. Em cada ângulo foram posicionadas plataformas que auxiliaram na estabilidade dos equipamentos utilizados nas medições e na segurança do operador. Na Figura 4.5 são apresentadas as três posições utilizadas nos ensaios para apenas uma distância.

Figura 4.5 - Posicionamento das plataformas durante os ensaios.



Fonte: Guedes, 2015.

4.2.3 IMAGENS UV

O processamento das imagens UV foi parcialmente manual, no presente trabalho não foram desenvolvidas técnicas para detecção automática do isolador. Sendo assim, foi necessário à intervenção do operador na identificação do núcleo e da ferragem fase do isolador.

Durante a aquisição das imagens UV foram obtidos 72 vídeos, para os oitos isoladores, nas distâncias de 5 m, 7,5 m e 10 m e para os três ângulos de medição. Para cada vídeo, o tempo mínimo foi 40 segundos e máximo de três minutos e 40 segundos.

Para apresentar ao classificador as mesmas quantidades de entrada para cada saída (Bom, Médio e Crítico), foi realizada a fragmentação dos vídeos em amostras. Os vídeos foram fragmentados em intervalos de 20 segundos para compor um conjunto de 135 amostras. O conjunto de amostras foi dividido igualmente em três classes: 45 com Nível de Degradação Baixo, 45 com Nível de Degradação Médio e 45 com Nível de Degradação Crítico. Os vídeos possuem uma taxa de amostragem de 30 quadros por segundo, resultando em 600 quadros para cada amostra de 20 segundos. Ao multiplicar a quantidade do conjunto de amostra (135) pelos 600 quadros o resultado total de dados UV processados é de 81 000 quadros. No Quadro 4.1 são apresentados os números que compõem o conjunto de dados.

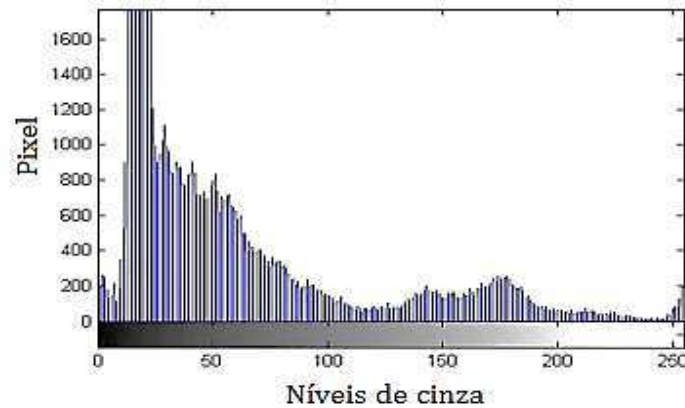
Quadro 4.1 - Conjunto de dados.

Variações de distância e posição	Isoladores	Vídeos	Amostras (20 s)	Quadros/amostra	Total de quadros
9	8	72	135	600	81 000

Fonte: Autora.

A plataforma utilizada no processamento dos quadros extraídos dos vídeos foi o *Matlab®*. Durante a etapa da segmentação foi utilizada a análise do histograma para cada vídeo e por meio do método de *Otsu* foi possível determinar um limiar global dos pixels pretos e brancos possibilitando a separação entre o plano de fundo e o objeto. O valor do limiar varia de 0 a 100%, que corresponde no histograma aos valores de 0 a 255 no eixo x. O eixo y corresponde à frequência de pixel da imagem, de acordo com a Figura 4.6.

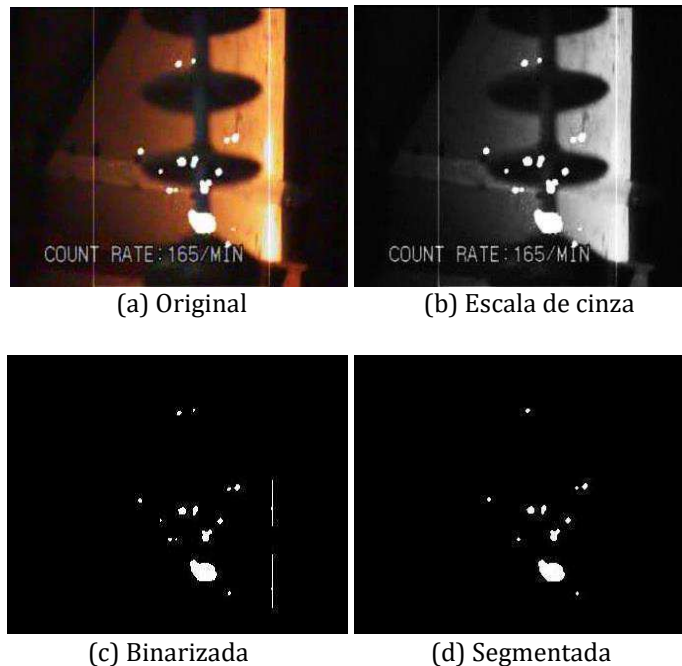
Figura 4.6 - Exemplo de histograma de uma imagem gerada pelo detector de corona.



Fonte: Autora.

Na Figura 4.7 (a) é apresentada a imagem original gerada pelo detector de corona. Inicialmente, as imagens foram convertidas para escala de cinza, com níveis variando entre 0 (preto) e 255 (branco), como é mostrado na Figura 4.7 (b).

Figura 4.7 - Etapas do processamento digital de imagens.



Fonte: Autora.

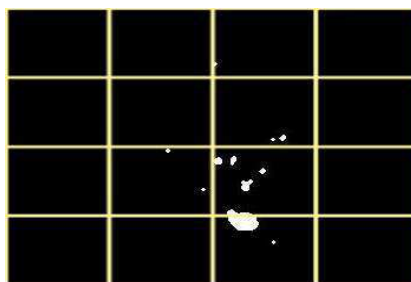
Para extrair o objeto de fundo das imagens, foi realizada a binarização, onde o valor 1 é atribuído à região mais clara da imagem (corona) e o valor 0 à região mais escura, variando o limiar ótimo de binarização. O processo é apresentado na Figura 4.7 (c). Na etapa seguinte, uma máscara foi implementada e aplicada ao processamento.

Esse recurso funciona como uma película que é colocada sobre a imagem original e permite a manipulação apenas dos elementos que não foram ocultados pela máscara.

A utilização da máscara é justificada pela existência da função de enquadramento na câmera UV, que desconsidera nos seus cálculos totais, de contagem de pixels as descargas que estiverem fora da região de enquadramento. Por fim, dependendo do plano de fundo da imagem a ser processada, foi incluído na segmentação o processo de morfologia matemática. Na Figura 4.7 (d) é exposto o processo de segmentação.

Cada amostra durante o processamento foi preparada para a extração dos atributos. Como resultados do processamento têm-se os 600 quadros. Para permitir as análises de densidade de pixel, persistência dos pixels, a distância da área das fâculas e suas influências no processo de degradação, como também, por facilidade de processamento, os quadros foram demarcados em 16 regiões, utilizados posteriormente como entrada do classificador, como exemplificado na Figura 4.8.

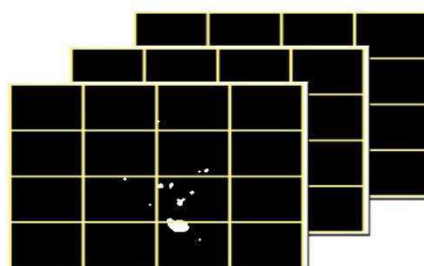
Figura 4.8 - Quadro demarcado em 16 regiões.



Fonte: Autora.

Após a demarcação dos quadros foi calculado o atributo da persistência dos pixels ao longo dos 20 s em cada região. Na Figura 4.9 é apresentada a configuração dos quadros no instante em que são realizados os cálculos dos parâmetros.

Figura 4.9 - Exemplo da disposição dos quadros pertencentes a cada conjunto de dados.



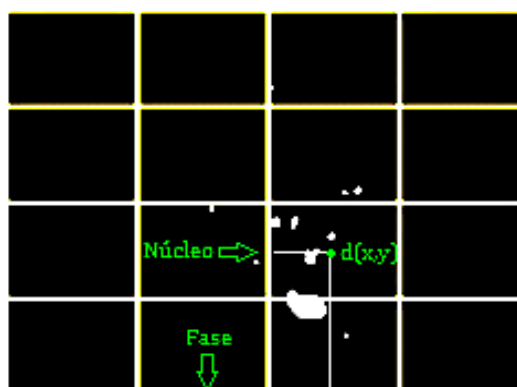
Fonte: Autora.

O cálculo foi realizado para a primeira região de cada quadro, em seguida para a segunda região de cada quadro e assim por diante até englobar as 16 áreas e os 600 quadros. O cálculo por área foi realizado para todos os quadros automaticamente, resultando em 16 valores.

O cálculo da densidade de pixel foi realizado a cada segundo englobando 30 quadros em cada iteração. Em cada segundo existem 16 valores de densidade de pixels relacionados às áreas demarcadas, resultando em uma matriz de 320 valores.

Foram calculados 32 valores de distância, sendo 16 valores de distâncias entre as áreas da fâcula e o núcleo do isolador e 16 valores entre a área da fâcula e a ferragem fase do isolador. O processo pode ser observado na Figura 4.10.

Figura 4.10 - Exemplo de das dimensões para o cálculo das distâncias.



Fonte: Autora.

Durante o cálculo, caso a fase do isolador não seja apresentada na imagem o valor considerado será a última linha da matriz. Todos os valores de distâncias foram considerados com o objetivo de indicar para o classificador a influência de cada área no processo de degradação dos isoladores. O produto final do processamento das imagens UV para entrada no classificador pode ser verificado no Quadro 4.2.

Quadro 4.2 - Número de dados para entrada do classificador.

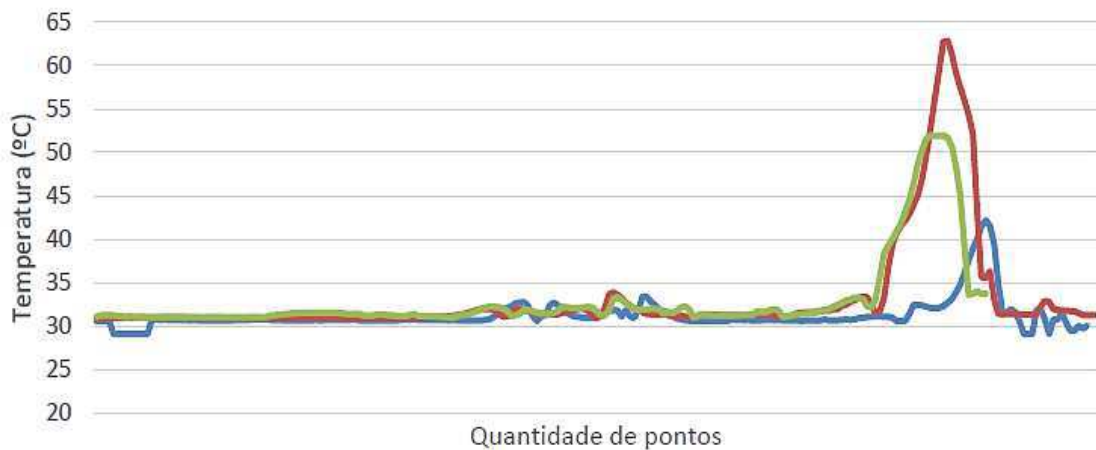
Amostras	Densidade de pixel	Persistência/amostra	Distância núcleo e fase
135	320	16	32
Total/amostra			368
Total de dados			49680

Fonte: Autora.

4.2.4 TERMOGRAFIAS

No caso das termografias a aquisição das imagens foi realizada por meio do equipamento termovisor. A identificação do vetor de temperatura foi realizada com o auxílio dos *softwares* FLIR *Quick Report* e *Matlab*®. O primeiro *software* foi utilizado para gerar a matriz de temperatura da imagem enquanto o segundo *software* foi empregado para realizar os cortes nas imagens, conforme Souza (2016). O produto final do processamento são vetores assim como os descritos na Figura 4.11. A curva em azul representa a medição do isolador 10 no ângulo 0° e na distância de 5 m, a curva em vermelho faz referencia ao ângulo de 120° na distância de 5 m e a curva em verde refere-se ao ângulo de 240° na distância de 5m.

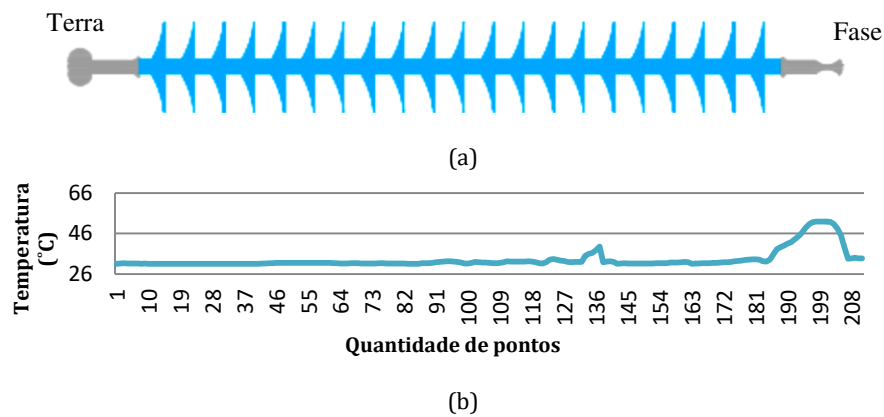
Figura 4.11 - Gráfico da variação de temperatura ao longo do corpo do isolador 10.



Fonte: Souza, 2016.

Os vetores correspondem aos valores de temperatura ao longo do corpo do isolador. Na Figura 4.12 (a) é mostrado o modelo estrutural do isolador e na Figura 4.12 (b) o vetor de temperatura ao longo do isolador. Os vetores foram manipulados durante todo processamento de dados para extração dos atributos: valor mínimo, segundo quartil, mediana, terceiro quartil, moda, assimetria, curtose, amplitude e variância. Os atributos foram selecionados por meio da análise discriminante de Fisher e utilizados como entrada para o classificador.

Figura 4.12 - (a) Modelo do isolador polimérico e (b) valores de temperatura ao longo do isolador.



Fonte: Autora.

Foram realizadas medições de 72 imagens (Tipo 1) oriundas da variação das distâncias (5, 7,5 e 10 m) e dos ângulos (0°, 120° e 240°). Devido à insuficiência de isoladores que satisfaçam a condição de Bom, Médio e Crítico fez-se necessário a utilização do mesmo banco de isoladores. Assim, 25 novas medições (Tipo 2) com os isoladores já utilizados foram feitas, contudo, as condições de ensaio eram diferentes, pois a umidade, a temperatura e a tensão aplicada sofreram pequenas variações. Para completar o conjunto de dados de 135 vetores, foram realizadas 38 simulações computacionais baseadas nos padrões dos vetores já existentes. No Quadro 4.3 é apresentado o número de curvas originadas dos ensaios (Tipo 1 e Tipo 2) e as curvas simuladas computacionalmente.

Quadro 4.3 - Número de curvas utilizadas.

Curvas	Saídas			
	Bom	Médio	Crítico	Total de dados
Curvas Tipo 1	45	18	9	72
Curvas Tipo 2	0	18	7	25
Curvas Simuladas	0	9	29	38
Curvas Totais				135

Fonte: Autora.

As curvas foram analisadas e classificadas, a fim de fornecer os parâmetros para o treinamento supervisionado. A classificação foi baseada nas normas e recomendações de

associações profissionais, como, a *International Electrical Testing Association* (EPPERLY et al, 1999, p. 34) que estabelece critérios para avaliação de isoladores (SOUZA, 2015). Os critérios de classificação podem ser observados no Quadro 4.4.

Quadro 4.4 - Parâmetros de classificação dos isoladores poliméricos.

Temperatura	Critério de criticidade		
	Bom	Médio	Crítico
Diferença de temperatura no isolador	< 4°	4° a 15°	> 15°
Diferença de temperatura isolador ambiente	< 4°	4° a 20°	> 20°

Fonte: EPPERLY et al, 1999, p. 34.

Os vetores foram sumarizados utilizando métodos da estatística descritiva: valor mínimo, segundo quartil, mediana, terceiro quartil, moda, assimetria, curtose, amplitude e variância.

Os dados que compõe o vetor necessitam ser ordenados para que em seguida sejam calculados os quartis. A moda é dada pelo valor mais frequente da amostra, indicada para representar conjuntos que apresentam valores discrepantes (*outliers*), pois não é influenciada por valores que se encontram na extremidade da distribuição, evitando que os dados sejam mascarados.

Os quartis indicam a distribuição dos valores de temperatura em relação ao grupo. As informações apresentadas pelos quartis são: valores de mínimo, o 1º quartil que representa o valor que cobre 25% dos dados, a mediana que separa os dados em 50% abaixo do seu valor e 50% acima, o 3º quartil indica que 75% dos dados estão localizados abaixo dele e por fim o valor máximo do vetor avaliado.

A assimetria indica uma primeira interpretação referente à distribuição dos dados estudados. Por exemplo, se a distribuição de temperatura apresenta concentração em classes elevadas, nesse caso, a assimetria será negativa, podendo-se interpretar que o isolador possui uma discrepância na distribuição de temperatura ao longo do seu corpo. Dessa forma, com a assimetria é possível identificar se os dados são simétricos ou concentrados a esquerda ou direita.

A curtose representa o formato dos dados. Por meio dos valores de curtose é possível verificar se os dados estão mais concentrados ou mais dispersos em relação às medidas de tendência central, é uma medida que complementa a caracterização dos atributos extraídos do vetor em questão.

A informação de amplitude dos vetores de temperatura pode atribuir ao sistema de classificação padrões mais heterogêneos, auxiliando na separação das classes apresentadas. No caso da variância a informação apresentada ao classificador é o nível de dispersão dos valores do conjunto em relação ao valor central.

Para determinar os parâmetros que correspondem melhor às expectativas de separabilidade das classes em relação aos dados utilizados na pesquisa, foi aplicado o teste de Fisher. Informações confusas comprometem a precisão do reconhecimento das classes e aumentam de forma desnecessária a complexidade do classificador.

Após a extração dos parâmetros estatísticos será formado o vetor parcial de entrada do classificador, visto que o vetor completo será constituído da combinação do vetor parcial de temperatura e os parâmetros inerentes ao processamento UV.

4.2.5 SISTEMA DE CLASSIFICAÇÃO

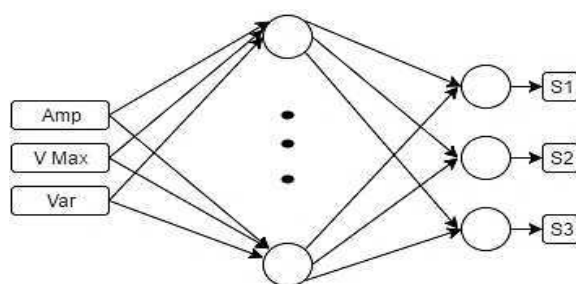
O sistema de classificação utilizado na pesquisa foi a RNA com o objetivo de determinar o estado dos isoladores poliméricos a partir do nível de degradação apresentado e com isso reduzir a subjetividade durante o processo de tomada de decisão. As entradas do classificador foram modeladas pelos resultados obtidos do processamento e tratamento estatístico das imagens UV e termográficas.

A classificação foi realizada combinando em vetores os resultados do processamento das duas técnicas de monitoramento (UV e infravermelho). Para efeitos de comparação, os parâmetros UV e de infravermelho também foram classificados individualmente. As redes neurais foram implementadas no *toolbox* do *software Matlab®* utilizando a configuração do tipo padrão (*patternnet*). Arquitetura é *feed-forward* de duas camadas, com função de transferência *sigmoide*. A rede é treinada utilizando o algoritmo de *backpropagation*. A partir da realização de testes foi possível determinar o número de neurônios da camada escondida, analisando qual número de neurônios proporcionava o melhor desempenho da rede. Os conjuntos de dados

(individuais e combinado) foram divididos em 15% para teste, 15% para validação e 70% para treinamento. Todos os dados foram normalizados.

O primeiro estágio de testes com a rede neural tratou da classificação individual infravermelha, em que foram utilizados três vetores de entrada compostos pelos resultados do teste de Fisher. Os parâmetros que constituíram os vetores foram: amplitude (Amp), valor máximo (V Max) e variância (Var). Na Figura 4.13 é ilustrada a estrutura da rede neural, com a camada de entrada, camada escondida e a camada de saída.

Figura 4.13 - Estrutura da rede neural para a classificação da radiação infravermelha.

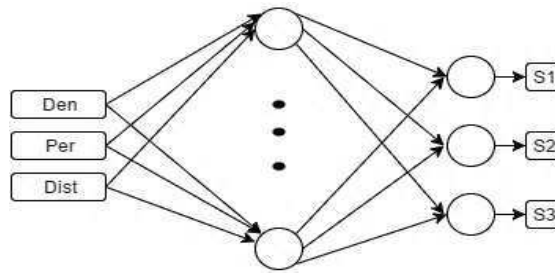


Fonte: Autora.

A rede neural foi composta por 135 vetores divididos igualmente em três classes: 45 com Nível de Degradação Baixo, 45 com Nível de Degradação Médio e 45 com Nível de Degradação Crítico. A camada escondida foi composta por 10 neurônios e a camada de saída por três neurônios representando as saídas desejadas: bom (S1), médio (S2) e crítico (S3).

No segundo estágio de testes foram utilizados três vetores de entrada formados pelos resultados do processamento de imagens UV. Os parâmetros que constituíram os vetores foram: densidade de pixel (Den), persistência (Per), distâncias (Dist). Na Figura 4.14 é ilustrada a estrutura da rede neural, com a camada de entrada, camada escondida e a camada de saída.

Figura 4.14 - Estrutura da rede neural para a classificação da radiação UV.

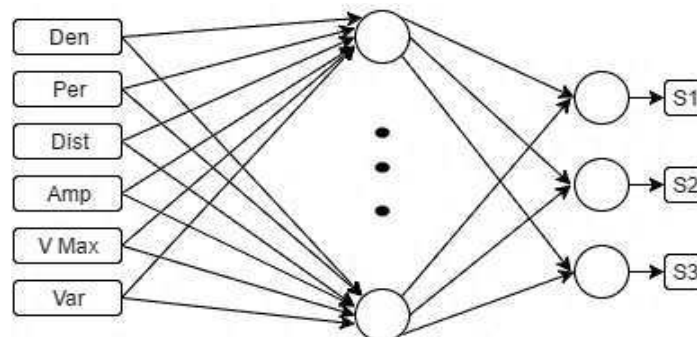


Fonte: Autora.

A entrada da rede neural foi composta por 135 vetores divididos igualmente, 45 com Nível de Degradação Baixo, 45 com Nível de Degradação Médio e 45 com Nível de Degradação Crítico. Quanto à camada de entrada, a dimensão de cada vetor foi de 368×1 , composto pelos três parâmetros: densidade de pixel (Den), persistência (Per), distâncias (Dist), resultando em uma matriz de entrada de 368×135 . A camada escondida foi composta por 30 neurônios e a camada de saída por três neurônios representando as saídas desejadas: bom (S1), médio (S2) e crítico (S3).

O terceiro estágio de testes contou com uma rede neural composta por seis vetores de entrada formados pelos resultados do processamento de imagens UV e pelos dados de infravermelho. Nesse caso a classificação foi combinada utilizando parâmetros inerentes aos dois fenômenos. Os parâmetros utilizados foram densidade de pixel (Den), persistência (Per), distâncias (Dist), amplitude (Amp), valor máximo (V Max) e variância (Var). Na Figura 4.15 é ilustrada a estrutura da rede neural, com a camada de entrada, camada escondida e a camada de saída.

Figura 4.15 - Estrutura da rede neural para a classificação combinada.



Fonte: Autora.

A entrada da rede neural foi composta por 135 vetores divididos em três conjuntos: 45 com Nível de Degradação Baixo, 45 com Nível de Degradação Médio e 45 com Nível de Degradação Crítico. A dimensão de cada vetor da camada de entrada foi de 371x1, composto pelos seis parâmetros descritos anteriormente, resultando em uma matriz de entrada de 371x135. A camada escondida foi composta por 50 neurônios e a camada de saída por três neurônios representando as saídas desejadas: bom (S1), médio (S2) e crítico (S3).

A definição dos parâmetros utilizados durante o treinamento da rede supervisionada nas etapas individuais foi determinada verificando os resultados anteriores obtidos por Guedes (2015) e analisando as curvas de temperatura do banco de dados construído por Souza (2016). Para a classificação combinada, as amostras de treinamento foram selecionadas considerando os resultados das etapas de classificação individuais (UV e Infravermelho), analisando os resultados divergentes e determinando o resultado pelo método do pior caso.

Neste capítulo foi visto o material utilizado e o método aplicado durante o desenvolvimento da pesquisa. Os métodos envolveram a montagem experimental, medições, processamento digital das imagens UV e das termografias, o tratamento estatístico aplicado às termografias e a metodologia do sistema de reconhecimento de padrões utilizando redes neurais.

No próximo capítulo serão apresentadas as análises e discussões dos resultados obtidos experimentalmente nos ensaios com os isoladores poliméricos. Serão também apresentados os resultados obtidos com o PDI, o tratamento estatístico, bem como a aplicação do sistema de RNA proposto para classificação dos isoladores.

5 Resultados e Análises

Neste capítulo serão abordados os resultados do tratamento estatístico dos dados de temperatura, o desempenho da rede neural e a classificação dos isoladores estudados de forma isolada. A pesquisa aborda o processamento digital de imagens, o teste de Fisher para seleção dos parâmetros estatísticos de temperatura e o desempenho da rede neural, aplicada na combinação dos parâmetros extraídos das dados obtidos por meio das técnicas de radiação UV e infravermelha.

5.1 Ensaios UV

Os ensaios foram realizados, inicialmente, utilizando os isoladores poliméricos classificados como novos por Guedes (2015) como objeto de teste, de modo a utilizá-los como referência para as demais medições. As medições foram realizadas nas três plataformas, com distância de observação de 5, 7,5 e 10 m e o ganho UV da câmera detectora permaneceu em 150 durante todos os ensaios. Os valores de temperatura e umidade foram constantemente monitorados. As médias das descargas corona medidas podem ser observadas no Quadro 5.1.

Quadro 5.1 - Resumo dos resultados das medições de descargas corona nos isoladores poliméricos.

Isolador	Ângulo (°)	Distância (m)	Umidade (%)	Temperatura (°C)	Densidade de Pixel (Pontos/minuto)
1	0	5 m	60	26	4030
		7,5 m	60	26	1038
		10 m	60	26	740
	120	5 m	60	26	5054
		7,5 m	60	26	3847
		10 m	60	26	939
	240	5 m	60	26	2722
		7,5 m	60	26	854
		10 m	60	26	625
3	0	5 m	65	25,9	1091

(Continuação)

Isolador	Ângulo	Distância	Umidade	Temperatura	Densidade de Pixel
3		7,5 m	65	25,9	583
		10 m	65	25,9	468
		120	5 m	65	25,9
	240	7,5 m	65	25,9	911
		10 m	65	25,9	898
		5 m	65	25,9	845
		7,5 m	65	25,9	445
		10 m	65	25,9	270
		0	5 m	65	25,9
5		7,5 m	65	25,9	1000
		10 m	65	25,9	1625
		120	5 m	65	25,9
	240	7,5 m	65	25,9	1461
		10 m	65	25,9	712
		5 m	65	25,9	1468
		7,5 m	65	25,9	666
		10 m	65	25,9	424
		0	5 m	74	26,4
7		7,5 m	74	26,4	3537
		10 m	74	26,4	1663
		120	5 m	74	26,4
	240	7,5 m	74	26,4	5994
		10 m	74	26,4	2219
		5 m	74	26,4	1370
		7,5 m	74	26,4	863
		10 m	74	26,4	874
		0	5 m	74	26,4
8		7,5 m	74	26,4	10899
		10 m	74	26,4	3388
		120	5 m	74	26,4
	7,5 m	74	26,4	6424	

(Conclusão)

Isolador	Ângulo	Distância	Umidade	Temperatura	Densidade de Pixel	
8	240	10 m	74	26,4	3698	
		5 m	74	26,4	5882	
		7,5 m	74	26,4	4005	
		10 m	74	26,4	3165	
10	0	5 m	53	25,8	511	
		7,5 m	53	25,8	810	
		10 m	53	25,8	408	
	120	5 m	53	25,8	1744	
		7,5 m	53	25,8	558	
		10 m	53	25,8	778	
	240	5 m	53	25,8	1272	
		7,5 m	53	25,8	877	
		10 m	53	25,8	1113	
	11	0	5 m	70	25,8	1224
			7,5 m	70	25,8	1159
			10 m	70	25,8	546
120		5 m	70	25,8	2836	
		7,5 m	70	25,8	1027	
		10 m	70	25,8	831	
240		5 m	70	25,8	1006	
		7,5 m	70	25,8	829	
		10 m	70	25,8	437	
16		0	5 m	74	26,4	502
			7,5 m	74	26,4	363
			10 m	74	26,4	394
	120	5 m	74	26,4	348	
		7,5 m	74	26,4	233	
		10 m	74	26,4	223	
	240	5 m	74	26,4	121	
		7,5 m	74	26,4	433	
		10 m	74	26,4	812	

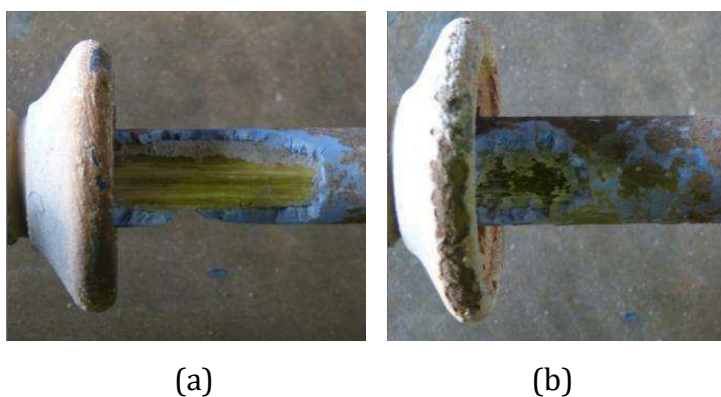
Fonte: Autora.

Diante da análise dos resultados da medição das descargas (UV) para os isoladores 1, 3 e 16, evidenciou-se pouca atividade da radiação UV, realizada por medição com a câmera UV.

Quando se analisa fisicamente o isolador 5 observa-se que ele apresenta erosão no núcleo, contudo não há exposição do núcleo. Em comparação com os demais, o isolador 5 apresenta maior erosão em seu revestimento e apresentou descargas corona compatíveis com a intensidade da exposição do seu núcleo. Assim, pode-se configurar a erosão como um fator determinante à atividade das descargas (UV).

Na análise física dos isoladores 10 e 11, constatou-se a existência de exposição de núcleo, conforme pode ser vista na Figura 5.1. Além da existência de exposição de núcleo, os isoladores apresentaram deposição de poluição. Na análise da atividade de descargas (UV), o isolador 10, embora com exposição de núcleo mais acentuada, mostrou resultados de emissão de UV menor do que o isolador 11. Em uma análise mais detalhada, constatou-se que os níveis de umidade no momento da medição eram diferentes. A umidade medida para o isolador 10 era 53% e para o isolador 11 foi de 70%. Assim os resultados dos níveis de radiação tornam-se coerentes, pois a umidade é fator decisivo na formação do efeito corona.

Figura 5.1 - Exposição do núcleo do (a) isolador 10 e do (b) isolador 11.



Fonte: Guedes 2015.

Na análise física do isolador 7 não foi detectado defeito externo aparente. No entanto, foi evidenciada uma atividade considerável da radiação UV, realizada por medição com a câmera UV. O isolador 7 possui um dos maiores valores de umidade (74%) aliado ao maior valor de temperatura (26,4°C). Os valores medidos foram coerentes com as distâncias.

Na análise física do isolador 8 não foi detectado defeito externo. Porém, foi evidenciada uma alta atividade da radiação UV, realizada por medição com a câmera UV. O isolador possui um dos maiores valores medidos de umidade, 74% aliado ao maior valor de temperatura, 26,4°C. Os valores medidos foram coerentes com as distâncias.

Além das análises acima, o Quadro 5.1 expõe incoerências nos isoladores 5, 10 e o 16, com respeito à distância de medição. Os níveis de descargas (UV) medidos, para a distância de 10 m, eram superiores aos níveis de 5 m. Uma justificativa para a incoerência reside na própria medição ou no processo de formação das descargas. No processo de medição, mesmo mantendo a distância, podem ocorrer desvios de posicionamento da câmera (distância angular) e desse modo a fonte geradora de corona pode ter ficado oculta à câmera. Os níveis de atividades de descargas com emissão de UV (corona) podem apresentar variações no tempo, pois o próprio corona é um fator inibidor de formação de novas descargas (NAIDU, 1996).

Desse modo, constata-se a relevância da medição ser realizada a partir de três posições distintas e igualmente distanciadas de 120°, bem como da medição ser realizada em distâncias variadas, por exemplo, 5, 7,5 e 10m, para ensaios em laboratório. Usar tempo de medição mais longo também colabora para diminuir as incoerências durante as medições.

5.2 Classificação dos isoladores pelas curvas de temperatura

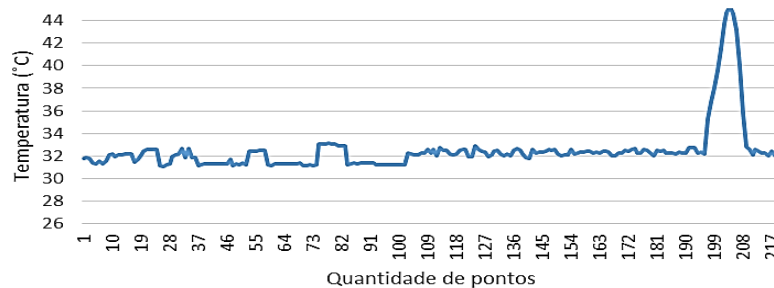
O objetivo de utilização da classificação dos isoladores pelas curvas de temperatura é fornecer os parâmetros para o treinamento supervisionado. A classificação foi baseada nas normas e recomendações de associações profissionais, resumidas no Quadro 4.4, do Capítulo 4.

No total foram analisadas 135 curvas. As curvas foram separadas igualmente em três classes; 45 amostras (curvas) apontaram para a condição operacional BOM; 45 amostras (curvas) apontaram para a condição operacional Média; e 45 amostras (curvas) apontaram para a condição operacional Crítico.

5.3 Tratamento estatístico

O objetivo de utilização da estatística descritiva é oferecer à rede neural valores específicos do vetor de temperatura. Os valores podem conter informações relevantes das amostras e ao mesmo tempo, reduzir de forma eficiente a quantidade de dados a serem processados e, desse modo, minimizar o esforço computacional da rede. Como exemplo, tem-se a Figura 5.2 que representa o gráfico do vetor de temperatura, ao longo do isolador 10 na posição 1.

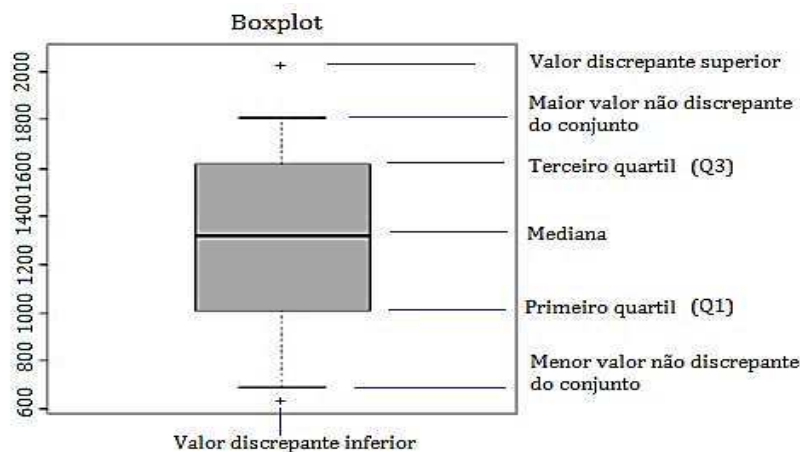
Figura 5.2 - Isolador 10 com ângulo de medição a 0° e distância a 10 m.



Fonte: SOUZA, 2016.

Os primeiros dados extraídos do vetor de temperatura são os quartis. Um gráfico típico do *boxplot* é exemplificado na Figura 5.3. No gráfico é apresentado o resumo das cinco medidas extraídas. O gráfico tem a forma de uma caixa e agrega uma série de informações sobre o comportamento da distribuição dos dados.

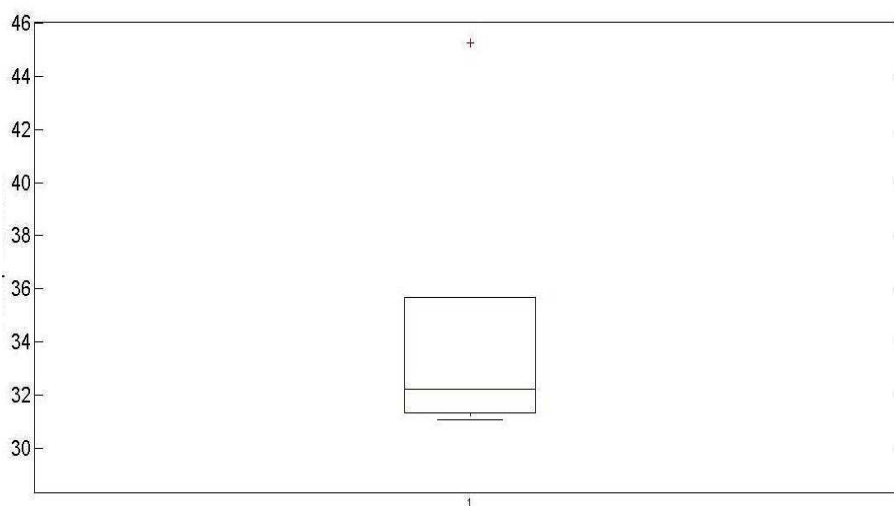
Figura 5.3 - Gráfico típico do *boxplot*.



Fonte: Autora.

O gráfico *boxplot* apresentado na Figura 5.4 é plotado a partir do vetor de temperatura do isolador 10, com ângulo de medição a 0° e distância a 10 m. Os valores mínimo e máximo são normalmente representados por retas paralelas ao retângulo. Neste caso, pode-se ver a reta que representa o valor mínimo. A reta superior não é exibida, pois o limite superior foi considerado um ponto discrepante, isto é, um valor de temperatura bem superior ao padrão. O valor é representado no gráfico pelo símbolo + e devido a sua importância durante a análise da variação de temperatura ao longo de todo isolador o valor não foi descartado.

Figura 5.4 - *Boxplot* do vetor de temperaturas do isolador 10 na posição 1.



Fonte: Autora.

No *boxplot* da Figura 5.4, o centro da distribuição é indicado pela linha da mediana. A dispersão é representada pela altura do retângulo entre Q1 e Q3. O retângulo, que contempla Q1 e Q3, engloba aproximadamente 100% dos valores do vetor temperatura, do conjunto de dados. A posição da linha mediana no retângulo informa sobre a assimetria da distribuição. A distribuição apresentada possui assimetria positiva, pois a mediana se aproxima do primeiro quartil. O valor de assimetria foi de 4,27°C.

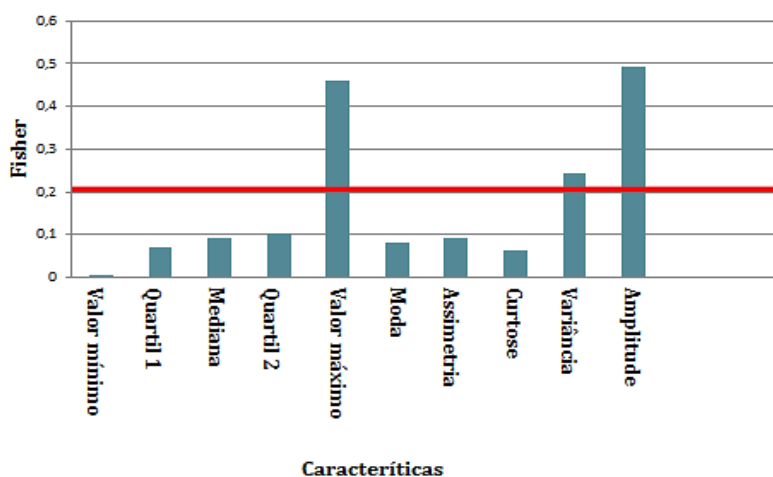
Quando se analisa o vetor dos valores de temperatura do Isolador 10 com ângulo de medição a 0° e distância a 10 m, é possível determinar a moda. Na mesma distribuição, vista na Figura 5.4, foi determinado o valor da moda de 31,26°C.

O valor de curtose do vetor de temperaturas do Isolador 10 com ângulo de medição a 0° e distância a 10 m. O momento da curtose apresentou uma distribuição do tipo leptocúrtica de valor 21,93°C, indicando uma concentração de valores em torno do centro da mesma. Além disso, foram calculados os valores de variância e amplitude. O resultado para a variância foi de 4,84 °C² e para amplitude foi de 14,18°C.

O mesmo procedimento utilizado no Isolador 10, com ângulo de medição a 0° e distância a 10 m, foi realizado para todas as 135 amostras. Os vetores com informações estatísticas, valor mínimo, segundo quartil, mediana, terceiro quartil, moda, assimetria, curtose, amplitude e variância, foram normalizados e logo após foram organizados por classes.

Após a realização dos procedimentos anteriores foi aplicada ao conjunto de dados a análise discriminante de Fisher. O primeiro grupo é formado pelos vetores da classe com Nível de Degradação Baixo. As informações contidas nos vetores são os valores normalizados das características estatísticas. O segundo e o terceiro grupo contêm os isoladores, com suas características estatísticas, classificados como Médio e Crítico, respectivamente. Na Figura 5.5 é mostrado o resultado do teste de Fisher para as 135 amostras.

Figura 5.5 - Gráfico do teste de Fisher.



Fonte: Autora.

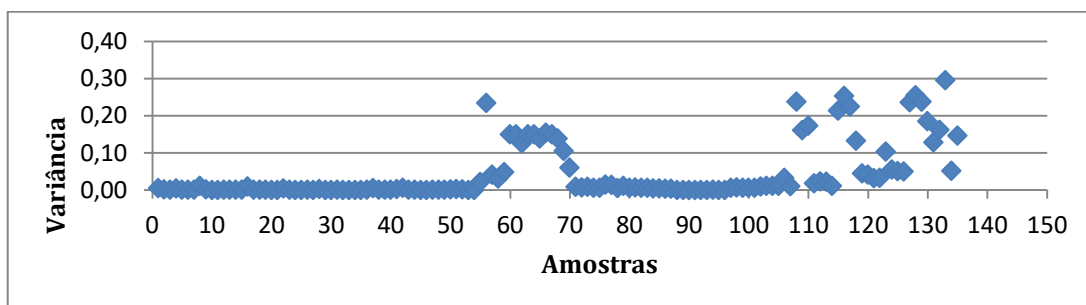
O valor de Fisher é representado pela razão das variâncias entre classes e da variância interna a cada classe. A análise discriminante de Fisher, no presente trabalho, tem por objetivo avaliar a qualidade dos dados apresentados ao classificador, de

maneira que, quanto maior o valor de Fisher maior será a capacidade de separabilidade entre as classes.

Devido as particularidade do caso, escolheu-se o limiar no valor de 0,2 como referência. Para valores acima deste limiar, a característica é considerada capaz de representar os vetores de temperatura de maneira eficiente. Pela análise visual do gráfico da Figura 5.5, constatou-se que os valores obtidos com o teste de Fisher para todas as amostras selecionadas são relativamente pequenos, indicando um nível de separabilidade baixo. Conseqüentemente, os dados influenciam diretamente no desempenho da rede neural.

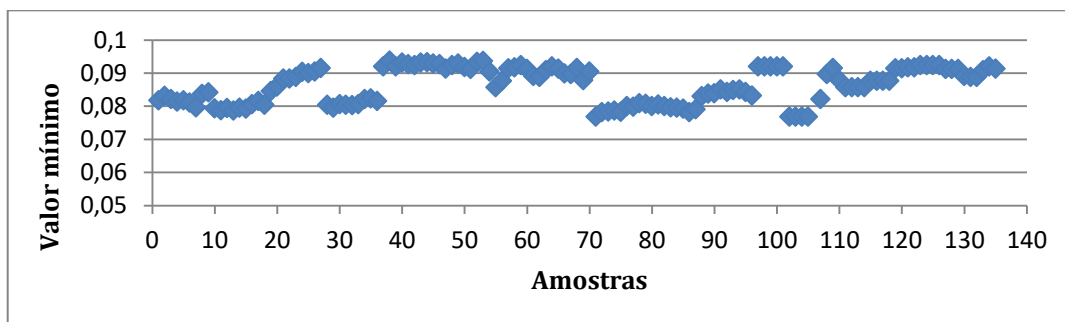
Na Figura 5.6 é apresentado o gráfico das distribuições de variância, representando a característica com maior valor de Fisher. Na Figura 5.7 é apresentado o gráfico da distribuição do valor mínimo considerado inconsistente pelo teste. Sendo possível assim, observar nos gráficos a eficiência da análise discriminante de Fisher, considerando os 135 vetores.

Figura 5.6 - Gráfico da variância.



Fonte: Autora.

Figura 5.7 - Gráfico do valor mínimo.



Fonte: Autora.

Durante a análise do gráfico da variância, na Figura 5.6, é possível constatar que os valores são mais diferenciáveis e capazes de retratar com mais fidelidade os vetores de temperatura. No caso do parâmetro de valor mínimo, Figura 5.7, os dados são nitidamente confusos, dificultando a separabilidade das classes.

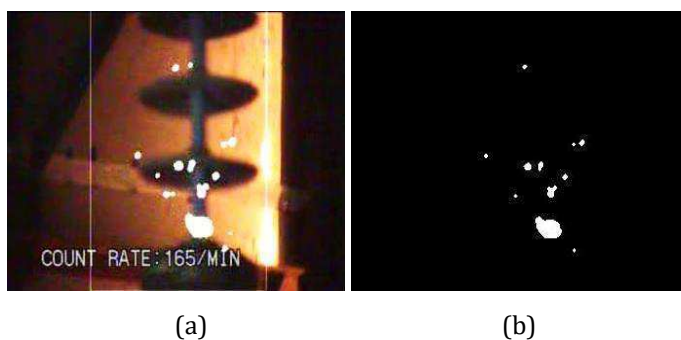
O propósito da aplicação da análise de Fisher foi determinar quais são as características estatísticas relevantes, para serem inseridas no sistema de classificação final e conseqüentemente minimizar o vício do classificador e os esforços computacionais no momento da classificação.

5.4 Processamento Digital de Imagens

O objetivo do processamento das imagens, neste trabalho, é a obtenção de atributos capazes de modelar o processo de formação de descargas nos isoladores. Na Figura 5.8 (a) é possível observar uma das imagens capturadas, para o isolador 8, durante medições das descargas corona utilizando a câmera UV, e o resultado do processamento digital é ilustrado na Figura 5.8 (b).

O sistema proposto no Capítulo 4, item 4.2.3, resultou na extração das fâculas como mostrado na Figura 5.8 (b). Como é possível observar no exemplo, as técnicas (Método de Otsu e algoritmos morfológicos) aplicadas ao processamento das imagens foram realizadas com eficiência, tendo em vista que o objetivo principal é a localização das descargas corona nas imagens capturadas, sem o *shape* (modelo gráfico do isolador).

Figura 5.8 - Resultado do processamento digital, imagem original (a), imagem segmentada (b).



Fonte: Autora.

As amostras dos vídeos foram feitas com duração de 20 s. Em cada segundo são capturados 30 *frames* ou quadros. Os próximos resultados são referentes aos atributos

extraídos de imagens após a segmentação das descargas por 1 s. Exemplificado na Figura 5.9, é possível ver os 30 quadros segmentados da amostra do isolador 1.

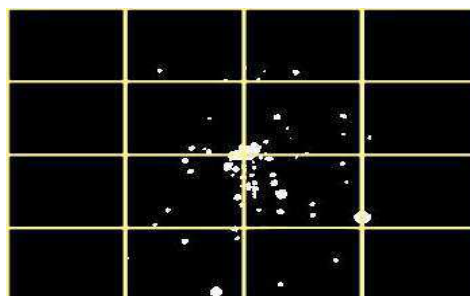
Figura 5.9 - Apresentação dos quadros segmentados ao longo de 1 s.



Fonte: Autora.

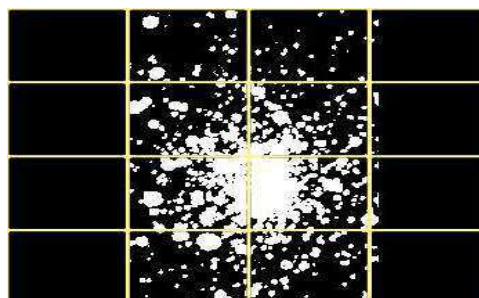
Os 30 quadros foram somados e a densidade de pixel foi determinada para cada segundo da amostra. O resultado ao fim do processo para um segundo da amostra é ilustrado na Figura 5.10 e na Figura 5.11 é mostrado o resultado da soma dos quadros com a densidade de pixel para 20 s do isolador 1.

Figura 5.10 - Soma das imagens em 1 s.



Fonte: Autora.

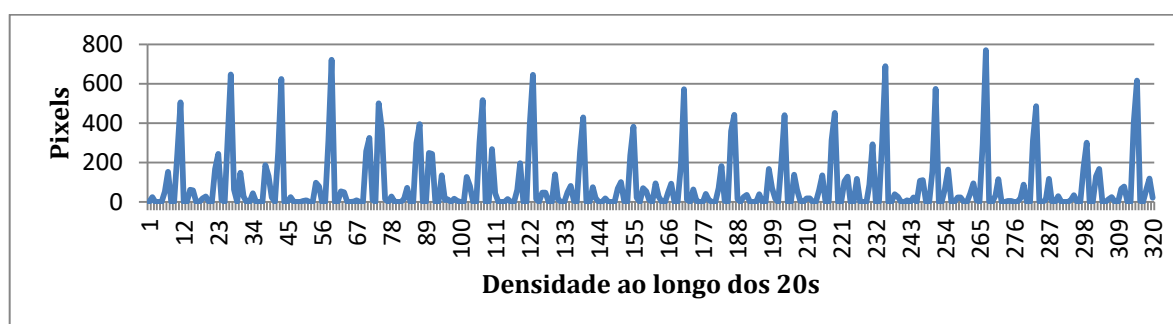
Figura 5.11 - Imagem soma dos quadros processados da amostra do isolador 1.



Fonte: Autora.

Como explicado no item 4.2.3, a cada segundo foram contabilizados os valores de densidade de pixels para as 16 áreas demarcadas. O processo foi realizado ao longo dos 20 s, totalizando um vetor com 320 valores. Na Figura 5.12 é mostrado o gráfico da amostra resultante dos 20s para o isolador 1. É possível verificar que a persistência das descargas, ou seja, a frequência de pixel presente ao longo do tempo analisado, encontra-se abaixo do valor de 800 pixels, no entanto, os valores predominantes durante toda a medição estão abaixo dos 200 pixels.

Figura 5.12 - Gráfico da amostra de 20 s do isolador 1.

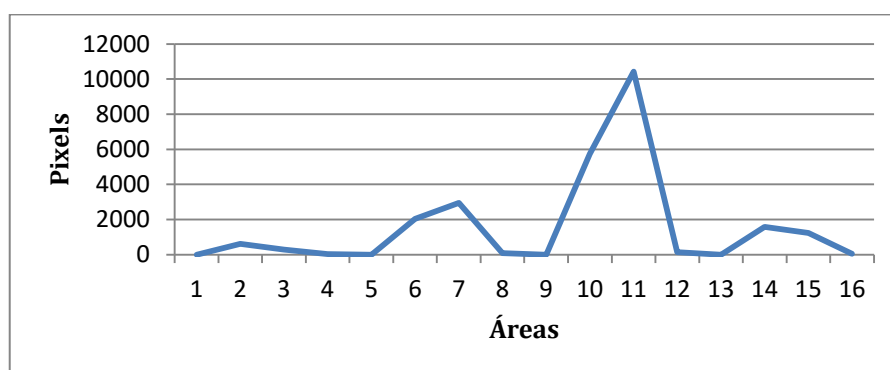


Fonte: Autora.

O resultado apresentado no gráfico da Figura 5.12 reflete a condição da amostra que se encontra com nível baixo de degradação. Como realizado para o isolador 1, todos os valores dos demais isoladores foram computados para a entrada do classificador.

Como explicado no item 4.2.3 e quando se analisa o número da persistência ao longo dos 20 s, têm-se 16 valores para cada amostra, o calculo é realizado considerando os 600 quadros. Na Figura 5.13 é possível observar o gráfico dos valores de persistência das descargas nas 16 áreas demarcadas.

Figura 5.13 - Gráfico da persistência de uma amostra do isolador 1.



Fonte: Autora.

A partir do gráfico da Figura 5.13 é possível observar que a maior concentração de pixel está nas áreas 10 e 11 que se localizam próximas à ferragem fase do isolador. Os valores indicados no gráfico em torno de 10 000 pixels decorrem da consideração da soma de todos dos 600 quadros.

Os empregos da densidade de pixels ao longo do tempo e da persistência por área têm como objetivo apresentar à rede atributos diferenciáveis. Em parte, isto é obtido utilizando-se a densidade de pixels ao longo de todo período e não apenas no instante final do processo. Desse modo, a rede pode se tornar mais efetiva. Contudo, com o aumento do número de dados a complexidade do processo aumenta consideravelmente e as expectativas de acertos elevados do classificador podem ser atenuadas.

Com o objetivo de relacionar as influências da distância das descargas no processo de degradação, foram utilizadas as distâncias da área ao núcleo do isolador e a distância da área à ferragem fase do isolador. Também foram utilizadas a densidade de pixels e a persistência ao longo do tempo para cada área.

Na Figura 5.14 é possível observar graficamente os valores das distâncias área/núcleo e a sua posição em relação ao isolador, representado pela curva à direita do gráfico. Na Figura 5.15 são apresentados graficamente os valores das distâncias área/fase e a sua posição em relação ao isolador.

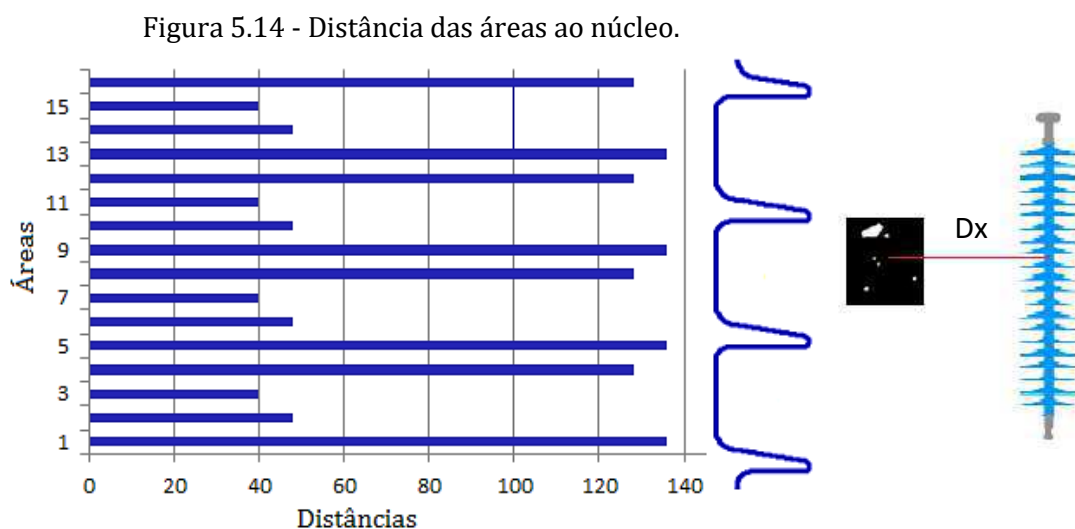
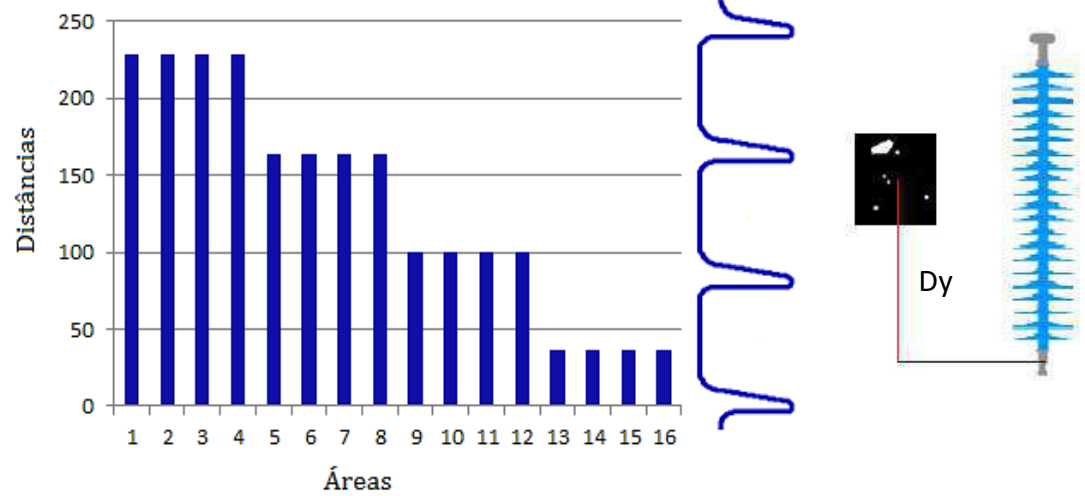


Figura 5.15 - Distância das áreas a fase.



Fonte: Autora.

Ao analisar as Figura 5.13, Figura 5.14 e Figura 5.15 é possível notar que as áreas com maior concentração de pixel se encontram com pequenas distâncias área/núcleo e área/ferragem, indicando um processo de degradação mais grave que nas demais áreas estudadas. Os valores foram determinados e inseridos como atributo de classificação. Como realizado para o isolador 1, todos os valores dos demais isoladores foram computados para a entrada do classificador.

5.5 Classificação

Um sistema de redes neurais foi desenvolvido e treinado neste trabalho, a fim de estimar o estado de degradação dos isoladores poliméricos baseado nos valores de radiação infravermelha e UV medidos durante os ensaios. Para a radiação infravermelha, os atributos de entrada da rede foram: valor máximo, amplitude e variância. Para a radiação UV, os atributos de entrada da rede foram: densidade de pixel, persistência e distância (área/núcleo e área/ferragem fase).

5.5.1 CLASSIFICAÇÃO UTILIZANDO PARÂMETROS DE RADIAÇÃO INFRAVERMELHA

Os primeiros dados a serem avaliados foram as curvas de temperatura do núcleo dos isoladores. A análise foi realizada a fim de determinar as saídas do classificador,

tendo em vista que o treinamento da rede foi supervisionado. Os isoladores foram classificados de acordo com o Quadro 4.4.

Os isoladores que apresentaram diferenças de temperatura na faixa de 1°C a 4°C foram classificados como Nível de Degradação Baixo. O Nível de Degradação Médio foi atribuído aos isoladores que apresentaram diferença de temperatura entre 4°C a 15°C. Nos isoladores considerados com Nível de Degradação Crítico, as diferenças de temperatura foram maiores de 15°C.

Para cada isolador foram adquiridas nove imagens gerando nove vetores de temperatura, resultando em 72 imagens originadas (Tipo 1) da variação das distâncias (5, 7,5 e 10 m) e dos ângulos (0°, 120° e 240°). O conjunto de dados medidos possui 72 vetores. O conjunto de dados de 135 vetores foi completado com 25 Medições (Tipo 2) e com a simulação computacional de 38 curvas baseadas nos padrões dos vetores já existentes. Os números de medições são apresentados de forma detalhada no Quadro 4.3 do Capítulo 4.

No Quadro 5.2 é apresentada a classificação dos isoladores analisados. A numeração dos isoladores no Quadro 5.2 faz parte da numeração geral do conjunto de isoladores cedidos pela CHESF.

Quadro 5.2 - Classificação RNA infravermelha.

Isolador	Entrada	Classificação da RNA
1, 3, 5, 7	Bom	Bom
8	Médio	Bom
10	Crítico	Médio
11	Médio	Médio
16	Bom	Bom
Simulação (M)	Médio	Médio
Simulação (C)	Crítico	Crítico

Fonte: Autora.

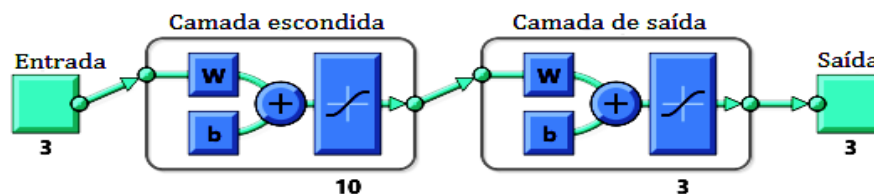
A indicação de simulação (M) baseada nos isoladores classificados como “MÉDIO” e simulação (C) baseada nos isoladores classificados como “CRÍTICO”, por meio da análise das curvas de temperaturas. Com a intenção de comparar os resultados obtidos, a seleção dos oito isoladores foi baseada em Guedes (2015) e Souza (2016).

Nos resultados do Tratamento Estatístico e análise discriminante de Fisher, determinou-se que os atributos mais relevantes para a classificação foram variância, valor máximo e amplitude. Dessa maneira, os dados de entrada da rede formaram uma matriz de dimensão 3x135, os três atributos e 135 amostras de vetores de temperatura.

O número de neurônios utilizados na camada escondida foi de 10, sendo o número que apresentou melhor desempenho da rede durante os testes. Após o teste a estrutura da rede ficou com uma matriz de dimensão 3x135. A camada de entrada da rede é formada por três neurônios, a camada escondida com dez neurônios e a camada de saída com três neurônios referentes às classes de degradação. Na Figura 5.16 é apresentada a configuração da rede.

A rede foi implementada no *toolbox* do *software Matlab®* utilizando a configuração do tipo padrão (*patternnet*). Arquitetura é *feed-forward* de duas camadas, com função de transferência *sigmoide*. A rede é treinada utilizando o algoritmo de *backpropagation*, como descrito no item 4.2.5 do Capítulo 4.

Figura 5.16 - Estrutura da rede neural infravermelho.



Fonte: *Matlab*, 2015.

O processo de classificação foi repetido 99 vezes e apresentou uma acurácia média de 80,00%, de acerto. Para o caso de acurácia de 100% da rede, cada classe possui aproximadamente 33%. A rede apresentou um acerto de 33,30% para as amostras com nível bom de degradação. Em relação às amostras com nível médio, a rede teve um acerto de 13,30% e para as amostras com nível crítico, a rede obteve um acerto de 33,40%.

Outra forma de analisar os resultados é considerar a quantidade de isoladores classificados corretamente pela rede. Aproximadamente 45 isoladores foram classificados com Nível de Degradação Baixo, 18 isoladores com Nível de Degradação Médio e 45 isoladores com Nível de Degradação Crítico. O termo aproximadamente decorre da análise pela média dos acertos.

Quando se analisaram os não acertos, a rede classificou aproximadamente 17 amostras que apresentam Nível de Degradação Médio como sendo amostras com Nível de Degradação Baixo. E aproximadamente 10 amostras que apresentam Nível de Degradação Médio como sendo amostras com Nível de Degradação Crítico. O limiar da temperatura entre as classes pode ter induzido a erros, tendo em vista que, as variações entre os vetores de temperatura são discretas, apesar, do nível de variação se encontrar dentro dos limites acima de 4°C a 15°C necessários para classificação de Nível de Degradação Médio.

Como exemplo de uma análise mais pontual, na composição do banco de vetores (135) o isolador 8 tem 17 amostras de vetores. Os vetores foram classificados com Nível de Degradação Baixo, entretanto, sua maior variação de temperatura é 4°C que está dentro dos limites para ser considerada com nível médio. A variação de 4°C é muito pequena e pode ter confundido a rede. O isolador 11 tem 10 amostras de vetores, sendo classificados com Nível de Degradação Crítico indicando um erro mais acentuado da rede, pois a maior variação de temperatura do vetor é 8°C e o limiar para atingir a classe de nível crítico necessita ser acima de 15°C.

Diante desse fato, constata-se que a rede necessita de outros atributos que possam ser associados aos parâmetros de radiação infravermelha, ocasionando um refinamento ou melhoria na classificação e otimizando os resultados apresentados na saída da rede.

Outro modelo de conjunto de dados foi testado. A matriz de entrada foi formada pelos parâmetros de variância, amplitude, valor máximo e temperatura ambiente. A acurácia média obtida foi de 74,31%, para 99 repetições. O resultado da inclusão do parâmetro de temperatura ambiente ao conjunto se mostrou menos eficaz. Uma das possíveis causas são os valores de temperatura ambiente que não sofreram grandes variações durante os ensaios, ou seja, apresentam um nível baixo de separabilidade.

Além disso, é importante enfatizar que a metodologia utilizada se baseia na análise de temperatura que na sua maioria corresponde a defeitos internos ao isolador, à entrada da rede. E esta análise foi correlacionada com os valores do Quadro 4.4, que corresponde ao treinamento da rede. Portanto, a classificação realizada não pode ser tomada como parâmetro único ou exclusivo para a determinação do estado operacional do isolador polimérico.

5.5.2 CLASSIFICAÇÃO UTILIZANDO PARÂMETROS DA RADIAÇÃO UV

A classificação dos isoladores poliméricos por meio da radiação UV, para o treinamento da rede, foi realizada baseada na classificação realizada por Guedes (2015). Para cada isolador foram adquiridos nove vídeos, resultando em 72 vídeos originados da variação das distâncias (5, 7,5 e 10 m) e dos ângulos (0°, 120° e 240°). Os vídeos foram fragmentados em intervalos de 20 segundos para compor um conjunto de 135 amostras dividido em três conjuntos: 45 com Nível de Degradação Baixo, 45 com Nível de Degradação Médio e 45 com Nível de Degradação Crítico. O procedimento é detalhado no item 4.2.3 do Capítulo 4.

Nos resultados do Processamento digital de imagens, determinou-se que os atributos utilizados na classificação dos isoladores foram densidades de pixel, persistências e distâncias (área/núcleo e área/ferragem fase).

Dessa forma, no Quadro 5.3 é possível observar a classificação realizada pela RNA, bem como a classificação utilizada para o treinamento. A numeração dos isoladores no Quadro 5.3 faz parte da numeração geral do conjunto de isoladores cedidos pela CHESF.

Quadro 5.3 - Classificação RNA UV

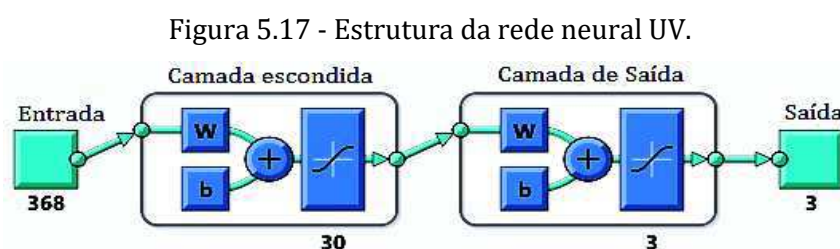
Isolador	Classificação de entrada	Classificação da RNA
1	Bom	Bom
3	Bom	Médio
5	Médio	Médio
7	Bom	Crítico
8	Crítico	Crítico
10	Médio	Bom
11	Médio	Médio
16	Bom	Bom

Fonte: Autora.

Com a intenção de comparar os resultados obtidos, a seleção dos oito isoladores foi baseada em Guedes (2015) e Souza (2016). A classificação final foi determinada

considerando o pior caso de classificação para cada conjunto de amostras referentes a cada isolador.

O número de neurônios utilizados na camada escondida foi de 30, sendo o número que apresentou melhor desempenho da rede durante os testes. Após o teste a estrutura da rede ficou com uma matriz de dimensão 368x135. A camada de entrada da rede é formada por 368 neurônios, a camada escondida com 30 neurônios e a camada de saída com três neurônios referentes às classes de degradação. Na Figura 5.17 é apresentada a configuração da rede.



Fonte: *Matlab*, 2015.

O processo de classificação foi repetido 99 vezes e apresentou uma acurácia média de 74,05% de acerto. Para a acurácia de 100% da rede, cada classe possui aproximadamente 33%. A rede apresentou um acerto de 25,18% para as amostras com Nível de Degradação Baixo. Em relação às amostras com Nível de Degradação Médio, a rede teve um acerto de 28,14% e para as amostras com Nível de Degradação Crítico, a rede obteve um acerto de 20,73%.

Analisando a quantidade de isoladores classificados corretamente pela rede é possível constatar que aproximadamente 34 isoladores foram classificados com Nível de Degradação Baixo, 38 isoladores com Nível de Degradação Médio e 28 isoladores com Nível de Degradação Crítico. O termo “aproximadamente” decorre da análise pela média dos acertos.

Ao se analisar os não acertos é possível constatar que a rede classificou aproximadamente 17 amostras que apresentam Nível de Degradação Crítico como sendo amostras com Nível de Degradação Médio. Aproximadamente 11 amostras que apresentam Nível de Degradação Bom como sendo amostras com Nível de Degradação Médio e sete amostras com Nível de Degradação Médio como sendo amostras com Nível de Degradação Bom.

Como exemplo de uma análise mais pontual, na composição do banco de amostras (135) os isoladores que apresentaram classificações diferentes foram: o isolador 3, o isolador 7 e o isolador 10. O isolador 3 apresentou Nível de Degradação Médio, o isolador 7 Nível de Degradação Crítico e o isolador 10 Nível de Degradação Bom. Uma possível causa está no número de medições realizadas, Guedes (2015) realizou medições em três ângulos na distância de 10 m, a presente pesquisa realizou medições em três ângulos e três distâncias diferentes. Esse fato pode ter ocasionado refinamento dos resultados, ou seja, um isolador que anteriormente foi considerado com Nível de Degradação Médio, na presente classificação, foi realocado para um nível de menor criticidade.

Outro fator preponderante está nos valores de umidade que foram menores quando comparados ao nível de umidade medida por Guedes (2015), implicando em um número menor de descargas. Para os isoladores que apresentaram nível de criticidade maior que o esperado, o nível de degradação do isolador também pode ter sido agravado ao longo do tempo ocasionando as diferenças de classificação entre as pesquisas.

Diante desse fato, constata-se que a rede necessita de outros atributos que possam ser associados aos parâmetros de radiação UV, para desse modo, ocasionar um refinamento ou melhoria na classificação, otimizando os resultados apresentados na saída da rede.

5.6 Classificação UV e Infravermelho Combinado

Pelo exposto nos itens 5.4 e 5.5 e com o intuito de aprimorar os escores para garantir uma maior confiabilidade da classificação, o sistema de reconhecimento de padrões foi implementado de forma combinada utilizando os parâmetros UV e infravermelho.

A utilização dos parâmetros de radiação UV pode adicionar ao sistema RNA uma maior confiabilidade, para tanto, foi realizada a classificação individual dos parâmetros UV e infravermelho, com o objetivo de analisar o comportamento da rede e comparar com a classificação combinada dos dois fenômenos.

Nos resultados do Processamento digital de imagens e do Tratamento estatístico, determinou-se que os atributos utilizados na classificação dos isoladores foram os dados de UV: densidades de pixels, persistências, distâncias (área/núcleo e área/ferragem

fase) e dados de infravermelho: variância, amplitude e valor máximo. O conjunto de 135 amostras foi dividido em três conjuntos: 45 com Nível de Degradação Baixo, 45 com Nível de Degradação Médio e 45 com Nível de Degradação Crítico.

No Quadro 5.4 é possível observar a classificação realizada pela RNA para os três conjuntos de dados: classificação UV, classificação infravermelha e classificação combinada (UV e infravermelho). A numeração dos isoladores no Quadro 5.4 faz parte da numeração geral do conjunto de isoladores cedidos pela CHESF. Com a intenção de comparar os resultados obtidos, a seleção dos oito isoladores foi baseada em Guedes (2015) e Souza (2016).

A matriz utilizada durante o treinamento da rede foi baseada nas classificações individuais realizadas com os parâmetros de UV e infravermelho. A classificação final foi determinada considerando o pior caso de classificação para cada conjunto de amostras referentes a cada isolador.

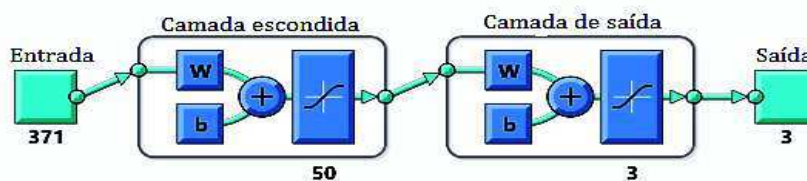
Quadro 5.4 - Classificação combinada UV e infravermelho.

Isolador	Infravermelho	UV	Treinamento	Combinada
1	Bom	Bom	Bom	Bom
3	Bom	Médio	Médio	Médio
5	Bom	Médio	Médio	Médio
7	Bom	Crítico	Crítico	Crítico
8	Bom	Crítico	Crítico	Crítico
10	Médio	Bom	Médio	Médio
11	Médio	Médio	Médio	Médio
16	Bom	Bom	Bom	Bom

Fonte: Autora.

O número de neurônios utilizados na camada escondida foi de 50, sendo o número que apresentou melhor desempenho da rede durante os testes. Após o teste a estrutura da rede resultou em uma matriz de dimensão 371x135. A camada de entrada da rede é formada por 371 entradas, a camada escondida com 30 neurônios e a camada de saída com três neurônios referentes às classes de degradação. Na Figura 5.18 é apresentada a configuração da rede.

Figura 5.18 - Estrutura da rede neural UV e Infravermelho.



Fonte: *Matlab*, 2015.

O processo de classificação foi repetido 99 vezes e apresentou uma acurácia média de 92,58% de acerto. Para o caso de acurácia de 100% da rede, cada classe possui aproximadamente 33%. A rede apresentou um acerto de 29,62% para as amostras com Nível de Degradação Baixo. Em relação às amostras com Nível de Degradação Médio, a rede teve um acerto de 31,11% e para as amostras com Nível de Degradação Crítico, a rede obteve um acerto de 31,85%. Em termos de número de isoladores, tem-se que o classificador acertou aproximadamente 125 amostras e errou em 10.

Uma análise mais pontual pode ser realizada, o isolador 1 não apresentou defeitos externos e internos para a inspeção visual e a classificação. Não foi apresentado divergência quanto ao estado de degradação do isolador inserido na classe “BOM”.

A classificação realizada considerando o pior caso pode se tornar muito enérgica. No caso do isolador 3, sua classificação foi “BOM” pelo infravermelho, “MÉDIO” pela UV e permaneceu “MÉDIO” com a classificação combinada. Nesse caso, a classificação poderia ser discretamente mediana, considerando que o nível de descargas do isolador 3 e as variações de temperatura não são relativamente altas.

O isolador 5 apresenta defeito externo moderado de acordo com uma análise visual e a classificação UV e combinada indica o estado de criticidade “MÉDIO” apresentando uma boa correlação entre a classificação e o estado físico do isolador. Segundo a classificação individual infravermelho, o isolador apresenta um estado de criticidade “BOM”, indicando a integridade do núcleo do isolador apresentando e uma boa correlação entre a classificação e as medições de temperatura realizadas.

O isolador 7 foi classificado como “CRÍTICO”, seus valores de medição de descargas confirmam a classificação, mesmo sendo classificado por Guedes (2015) como “BOM”. A diferença decorre do número de descargas e dos valores de umidade medidos durante os ensaios. No caso do isolador 8, sua classificação indica um defeito externo, decorrentes das medições de UV. No entanto, durante avaliações visuais, objetivando a correlação da classificação e dos defeitos, não foi possível identificar as possíveis falhas.

A classificação UV do isolador 10 não indica defeitos externos. Contudo, no momento em que é feita a correlação do defeito visual com a classificação são constatadas a existência de defeitos externos e a falha da identificação do defeito pela rede. As medições de UV foram realizadas em condições de baixa umidade, esse fato pode mascarar as medições levando o classificador ao erro. Além disso, a classificação individual (infravermelho) diagnosticou defeitos internos como “MÉDIO”, indicando nesse caso um erro considerável da RNA, pois as variações de amplitudes das curvas de temperatura apresentadas foram significativamente altas e capazes de inserir o isolador na classe “CRÍTICO”.

Para o caso do isolador 10, é possível levantar a hipótese que, caso os valores medidos de UV não fossem mascarados pelo fator da umidade, o isolador 10 poderia ter sido diagnosticado como “CRÍTICO” durante a classificação combinada. Desse modo, a rede iria dispor de atributos mais consistentes durante a classificação.

Os isoladores 11 e 16 foram classificados conforme o esperado. O isolador 11 pertencente à classe de nível médio, apresentando defeitos internos e externos, porém de maneira moderada. O isolador 16 classificado com nível bom não apresenta defeitos visuais e segundo a classificação, também não apresenta defeitos internos.

Analisando o resultado obtido com o sistema RNA desenvolvido para a classificação de isoladores poliméricos e considerando a influência da radiação UV e infravermelha de forma combinada, constata-se a aplicabilidade e eficácia de seu uso.

Neste capítulo foram analisados isoladores poliméricos de 230 kV, com distintos níveis de degradação. As imagens UV foram processadas e forneceram a rede informações relacionadas ao comportamento das descargas corona em cada isolador estudado. Além disso, vetores de temperatura foram analisados e tratados estatisticamente para fornecerem parâmetros classificáveis e confiáveis durante o processo da tomada de decisão. Por fim, foi implementado um sistema de redes neurais a depender do nível de degradação dos isoladores, a partir da medição das descargas corona e dos dados de temperatura.

No próximo capítulo serão apresentadas as conclusões a respeito da aplicação da técnica de processamento digital, estatística descritiva e teste de Fisher. Outras conclusões apresentadas serão sobre a utilização da técnica de rede neural na classificação de parâmetros isolados de radiação UV e infravermelho, bem como a classificação dos parâmetros combinados (UV e infravermelho).

6 Conclusão

A falta de critérios confiáveis e objetivos para análise do nível de degradação do isolador polimérico dificulta o diagnóstico quanto ao seu tempo de vida útil. Para tanto, foi implementado um sistema de reconhecimento de padrões que combina as técnicas de infravermelho e UV para aquisição de diagnósticos mais precisos e eficientes. A metodologia e os processos de classificação de isoladores poliméricos mostraram efetividade na classificação dos níveis de degradação. A classificação com IF apresentou uma taxa de acerto de 74,05% e a classificação com UV apresentou 80,00%, quando se utilizou a classificação com parâmetros combinados (IF e UV) a taxa de acerto foi de 92,58%.

A aplicação de técnicas de PDI possibilitou a aquisição, pré-processamento, amostragem, quantização e segmentação, para tratamento das imagens UV, de modo a estimar a presença de descargas corona, e conseqüentemente possibilitou a extração das informações de densidade pixel, persistência das descargas e distâncias relativas das áreas de descargas ao isolador. Conclui-se assim que a aplicabilidade da técnica na extração de atributos foi efetiva, pois o processamento foi realizado em 81.000 quadros e o resultado final (Classificação combinada) apresentado pelo classificador foi satisfatória, apesar da grande quantidade de dados apresentados a rede.

A utilização das técnicas de estatística descritiva (valor mínimo, segundo quartil, mediana, terceiro quartil, moda, assimetria, curtose, amplitude e variância) reduziu e modelou, de forma eficiente, as informações contidas nos vetores relativos às imagens de infravermelho, e desse modo, permitiu que esses parâmetros fossem utilizados como dados de entrada do classificador.

O critério de Fisher foi aplicado para analisar a capacidade de separabilidade dos parâmetros de infravermelho, utilizados como entrada do sistema de classificação. A aplicação do teste evitou problemas, como excesso de dados ineficientes e vício do classificador. Os parâmetros que apresentaram maior grau de separabilidade foram valor máximo, amplitude e variância.

A classificação dos isoladores realizada de forma individual obteve resultado pouco expressivo. A rede neural apresentou acurácia média para 100 testes de 80,00%

para os dados de temperatura e no caso da classificação UV a acurácia média foi de 74,05%. Os índices evidenciam a necessidade da aplicação das técnicas de classificação com parâmetros combinados.

A classificação realizada, utilizando a técnica de rede neural atrelada à combinação de parâmetros extraídos de imagens UV e infravermelho, permitiu um substancial aumento no índice de classificação dos isoladores. O valor obtido da média de 100 testes foi 92,58%.

6.1 Trabalhos Futuros

- Aprimorar o sistema de processamento digital de imagens, para que os atributos das distâncias (área/núcleo e área/ferragem fase) sejam determinados por meio do próprio centro das fâculas de cada área, substituindo a metodologia empregada na presente pesquisa, objetivando o aperfeiçoamento do processo de classificação;
- Otimizar a técnica de PDI para identificação automática do isolador e desse modo identificar as áreas de concentração de descargas corona com maior relevância para o sistema de classificação;
- Associar a medição de descargas UV e radiação infravermelha a outras técnicas de inspeção não invasivas, como a medição de ruído ultrassônico;
- Refinar a classificação aumentando os possíveis níveis de degradação que o método é capaz de identificar e com isso diminuir equívocos durante a classificação, causados pela utilização de limiares imprecisos;
- Avaliar a viabilidade da utilização do *Particle Swarm Optimization* (PSO) ou Algoritmo de Enxame de Partículas, como proposta viável para minimizar o esforço computacional, ajustando os parâmetros de entrada da RNA. Além disso, comparar os resultados obtidos com a classificação final aos resultados apresentados nesta pesquisa.

6.2 Publicações

Até o presente momento e durante o desenvolvimento da pesquisa, alguns artigos foram publicados, submetidos e aceitos para publicação. Os artigos são:

- GUEDES, C. P. G.; COSTA, E. G.; GERMANO, A. D.; RIBEIRO, G. L. **Classification of the Degradation Condition of Polymeric Insulators by UV Radiation Levels (Corona) and Fuzzy Logic**. In: 19th International Symposium on High Voltage Engineering – ISH 2015, Pilsen. **(PUBLICADO)**
- RIBEIRO, G. L.; COSTA, E. G.; GUEDES, C. P. G.; SOUZA, R. T.; OLIVEIRA NETO, A. B. **Detecção e Extração de Ruídos Corona em Isoladores Poliméricos Aplicando Técnicas de Segmentação de Imagens**. The XI Latin-American Congress Electricity Generation and Transmission - CLAGTEE 2015. **(PUBLICADO)**

Referências

- ABDALLA, L. S.; VOLOTÃO C. F. S. **Estudo da Configuração de Diferentes Arquiteturas de Redes Neurais Artificiais MLP para Classificação de Imagens Ópticas**. XVI SBSR - Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Foz do Iguaçu - PR, Brasil. INPE, 2013.
- ACHARYA, T.; RAY, A. K. **Image Processing: Principles and Applications**. New Jersey: A JOHN WILEY & SONS, 2005.
- ADAMI, J. F.; PARENTONI, M. F. C.; MARTINEZ, M. L. B.; SILVEIRA, P. M.; DALLBELO, A. C. **Sistema Remoto de Detecção e Identificação de Defeitos em Cadeias de Isoladores de Linhas de Transmissão**. SBSE - Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos. Belo Horizonte - MG, 2008.
- ALBANO, M.; HADDAD, A.; GRIFFITHS, H.; WATERS, R.T.; HICKS, Y. A.; SARATHI, R. **Dry-band and Discharge Activity Characterization Using Visual and IR Data Analysis**. DOI: 10.1109/ICHVE.2014.7035414. 09. February, 2015.
- ALCAIM, A.; OLIVEIRA, C. A. S. **Fundamentos do Processamento de Sinais de Voz e Imagem**. Engenho Novo - RJ. Editora Interciência e Editora PUC RIO, 2011.
- ALMUHAIRI, H. **Objective Methods of Evaluating Colour Image Segmentation**. Tese de Doutorado. School of Computer Science and Electronic Engineering - University of Essex. Julho, 2010.
- AMIN, M.; AKBAR, M.; MATSUOKA, R. **Effect of UV- Radiation, Temperature and Salt Fog on Polymeric Insulators**. 1-4244-0189-5/06/2006 IEEE.
- ANEEL - Agência Nacional de Energia Elétrica. **Resolução nº 63/2004**, Brasília - DF, 2004.
- BARROS, W. P. P. **Análise do Efeito Corona para Diagnóstico de Isoladores Poliméricos**. Dissertação de mestrado. Campina Grande: Universidade Federal de Campina Grande, 2011.
- BEZERRA, R. C.; MELLO, D. R.; PORFIRIO, D. M.; ARAÚJO, F. E. R.; TEIXEIRA, J. M. T.; PINHEIRO, J. C. **Avaliação de Isoladores Poliméricos em Linha de Transmissão de 138 KV- Estudo de Caso**. SBSE - Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos. Goiania - GO, 2012.
- BISNATH, S.; BRITTEN, A. C.; MARSHALL, E.; PILLAY, T.; REYNDERS, J. **The Fundamentals and Practice of Overhead Line Maintenance**. South Africa: Crown Publication, 2006.
- BLACKMORE, P.; BIRTWISTLE, D.; CASH, G.; GEORGE, G. **In-Situ Condition Monitoring of EPDM Composite Insulators Using Fourier Transform Infra- Red Spectroscopy**.

Proceedings of the 5th International Conference on Properties and Applications of Dielectric Materials. May, 1997, Seoul, Korea. IEEE.

BOLONGNA, F.; MAHATHO, N.; HOCH, D. A. **Infra-Red and Ultra-Violet Imaging Techniques Applied to The Inspection of Outdoor Transmission Voltage Insulators**. Africon, 2002, IEEE.

BORTHOT, J. C. L. **EFEITO CORONA - Porque Depois da Tempestade Vem a Bonança. Pesquisa e Desenvolvimento Tecnológico**. Revista: Informativo do Programa de Gestão Estratégica de Tecnologia da CEMIG, N° 6. Belo Horizonte - MG, p. 17-21, 2010.

CALLISTER. JR W. D. **Ciência e Engenharia dos Materiais: Uma Introdução**. Salt Lake City. Janeiro de 1999.

CHESF - Companhia Hidrelétrica do São Francisco. **Relatório Anual e de Sustentabilidade**, 2014.

COSTA, E. G.; FERREIRA, T. V.; NERI, M. G. G. **Trilhamento e Erosão em Núcleos de Isoladores Poliméricos**. SNPTE - Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica. Rio de Janeiro - RJ, 2007.

CUENCA, W. M. H. **Caracterização dos Sinais de Descargas Parciais em Equipamentos de Alta Tensão a partir de Modelos Experimentais**. Tese de Doutorado. Programa de Engenharia Elétrica, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro - RJ, 2005.

CONSTÂNCIO, V. T.; NETO, O. J. C.; BEZERRA, J. C. **Técnicas de Segmentação para Identificação de Cenas**. Engenharia de Computação em Revista. Belém - PA, Brasil: Instituto de Estudos Superiores da Amazônia (IESAM), 2010.

FERREIRA, T. V. **Estudo do Trilhamento de Núcleo em Isoladores Poliméricos**. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, PB, 2007.

FISHER, R. A. **The Use of Measurements in Taxonomic Problems** - Annals of Eugenics, v. 7:176-184, 1936.

FLIR, **Manual de Termografia**, 2004.

GERMANO, A. D. **Análise Da Degradação De Isolamentos Elétricos**. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande - PB, 2010.

GIANELLI, B. F. **Caracterização do Efeito Corona em Isoladores Poliméricos do Tipo Bastão Submetidos à Poluição Salínica**. Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual Paulista - Faculdade de Ciências, 2008.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Digital Image Processing**. 2. ed. New Jersey: Prentice-Hall, 2001.

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

GUEDES, C. P. G. **Classificação das Condições de Degradação de Isoladores Poliméricos Pelos Níveis de Radiação UV q a Lógica Fuzzy**. Dissertação de mestrado. Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande - PB, 2015.

GUIMARÃES, P. R. B. **Métodos Quantitativos Estatísticos**. Curitiba: IESDE Brasil S.A., 1ª edição, 2008.

HALL, J. F. **History and Bibliography of Polymeric Insulators of outdoor Applications**. IEEE Transactions Power Delivery, 8ª edição, 1993.

HAUSCHILD, W.; MOSCH, W. **Statistical Techniques for High-voltage Engineering**. Peregrinus, 1992. ISBN 9780863412059.

HAYKIN, S. **Redes Neurais: Princípios e práticas**. 2ª edição. Porto Alegre: Bookman, 2001.

HOULGATE, R. G. **Natural Testing of Composite Insulators at Dungeness Insulator Testing Station**. Non-ceramic outdoor insulation international workshop. Paris: April 1993.

IBARRA-CASTANEDO, C.; TARPANI J. R.; MALDAGUE X. P. V. **Nondestructive Testing with Thermography**. European Journal of Physics. November, 2013, doi:10.1088/0143-0807/34/6/S91.

IMAKOMA, T.; SUZUKI Y.; FUJII O.; NAKAJIMA I. **Degradation of Silicone Rubber Housing by Ultraviolet Radiation**. Rocardings of the 4th International Conference on Properties and Applications of Dielectric Materials. July, 1994, Brisbane Australia. IEEE.

INFRATEMP - Soluções para Processos Industriais. **Termometria Infravermelha Teoria Básica**, 2010.

JIN, L.; ZHANG, D. **Contamination Grades Recognition of Ceramic Insulators Using Fused Features of Infrared and Ultraviolet Images**. Energies 2015, 8, 837-858; doi: 10.3390/en8020837. January, 2015.

LAPP INSULATORS. Rodurflex High-voltage Insulators. Disponível em: <<http://www.lappinsulator.com/downloadcenter/catalogs.asp>>. Acesso em: 14 dez. 2014.

LARSON, R.; FARBER, B. **Elementary Statistics**. Editora: Perason. São Paulo - SP, 2010.

LECUN, Y.; BOTTOU, L.; BENGIO, Y.; HAFFNER, P. **Gradient-based learning applied to document recognition**. Proceedings of the IEEE, v.86, n.11, p.2278-2324, 1998.

LINDNER, M. **Third UV Inspection User's Group Meeting**. Orlando, Florida, USA. 2004.

LINDNER, M. et al. **Daylight Corona Discharge Imager**. High Voltage Engineering, v. 4, p. 349 – 352, 23-27 Aug. 1999. ISSN 467.

LIU, Y.; DUB. X.; YANG Z. **Infrared Characteristics of Surface Discharges in Dynamic Dropping Test for Hydrophobicity Evaluation of Polymeric Insulator**. International Conference on High Voltage Engineering and Application, Shanghai, China, September 17-20, 2012.

MANN, P. S. **Introductory Statistics**. Eastern Connecticut State University. John Wiley & Sons, INC, 2010.

MASON, H. M. **Enhancing the Significance of PD Measurements**. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, v. 2, p. 876-888, 1995.

MONTANARI, G. C.; SIMONI, L. **Aging Phenomenology and Modeling**. IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 28, n. 5, p. 775-776, 1993.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação**. 3ª Edição, Editora: Universidade Federal de Viçosa, 2007.

NAIDU, M. S.; KAMARAJU, V. **High Voltage Engineering**. McGraw-Hill, 1996.

NERI, M. G. G. **Avaliação de Técnicas de Monitoramento de Isoladores Poliméricos**. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, PB, 2005.

OLIVEIRA NETO A. B.; BRITO K. B.; DIAS B. A.; COSTA E. G.; FERREIRA T. V. **Attribute Extraction for Automatic Classification of Polymeric Insulators Based on Ultraviolet Imaging**. The International Symposium on High Voltage Engineering, Pilsen, Czech Republic, 2015.

ÔGE, M. F.; HUGO, V. N. **Processamento Digital de Imagens**. Rio de Janeiro: BRASPORT, 1999.

OTSU, N. **A Threshold Selection Methods from Grey-Level Histograms**. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 9, pp. 62-66, 1979.

PETROU, M.; BOSDOGIANNI, P. **Image Processing: The Fundamentals**. West Sussex, England: John Wiley & Sons Ltd, 1999.

PINNANGUDI, B. M.; GORUR, R. S.; KROES, A. J. **Energy Quantification of Corona Discharges on Polymeric Insulators**. Annual Report Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena, 2002.

PRESSI, R. A.; RESENER, M.; RAMOS, M. **Avaliação Econômica da Inspeção Preventiva de Isoladores de Linhas de Transmissão Através da Emissão de Carona**. AES Sul Distribuidora Gaúcha de Energia S.A. CIDEL – Congresso Internacional de Distribuição Elétrica, Buenos Aires, Argentina, 2014.

QUEIRÓS, J. P. M. **Análise Comparativa do Comportamento Dielétrico dos Isoladores Compósitos com Isoladores em Materiais Convencionais**. Faculdade de Engenharia Universidade do Porto. Mestrado Integrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores, 2013.

SANTOS, A. M. **Segmentação Adaptativa Baseada em Histograma de Imagens Sanguíneas**. Recife - PE, Brasil: Escola Politécnica de Pernambuco - Universidade de Pernambuco, 2012.

SILVA, I. V.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes Neurais Artificiais para Engenharia e Ciências Aplicadas**. São Paulo: ARTLIBER, 2010.

SILVA, R. F. **Trilhamento Elétrico Sobre Materiais Poliméricos Pela Análise Da Energia Absorvida Devido As Descargas Elétricas Superficiais**. Curitiba, PR, brasil: Universidade Federal Do Paraná, 2014.

SINDELAR, F. C. W.; CONTO S. M.; AHLERT L. **Teoria e Prática em Estatística para Cursos de Graduação**. Editora da Univates, 2014.

SIKLOWATT – Energia sem fronteira. **Catálogo de Transmissão Isoladores Poliméricos**. 2014.

SOUZA, B. A. **Monitoramento e Diagnóstico de Isoladores Poliméricos Utilizando Processamento Digital de Imagens Termográficas**. Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande – PB, 2016.

TANAKA, T.; GREENWOOD, A. **Advanced Power Cable Technology**. [S.l.]: CRC press, Inc., 1983.

THEODORIDIS, S.; KOUTROUMBAS, K. **Pattern Recognition**. 4. ed. San Diego, California: Elsevier, 2009.

UGUR, M.; UCAN, O. N.; KUNTMAN, A.; OZMEN A.; MEREV, A. **Analysing the 2-D surface tracking patterns by using Cellular Neural Networks**. Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena, 1999.

XINGLIANG, J.; XIA, Q. **Influence of Contamination on Deteriorated Insulators Detection with Infrared Imaging Method**. 978-1-4244-8286- 3/10/2010 IEEE.

WANDERLEY NETO, E. T. **Monitoramento e Diagnóstico de Para-Raios a ZnO através de Redes Neurais Artificiais**. Tese de Doutorado, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande - PB, 2007.

WANG, S.; LV, F.; LIU, Y. **Estimation of Discharge Magnitude of Composite Insulator Surface Corona Discharge Based on Ultraviolet Imaging Method**. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation Vol. 21, No. 4; 2014.