

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E NATURAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

Carlos Takeshi Kudo Yasojima

Uma solução fuzzy para geração de alertas de inspeção em transformadores de alta potência, a partir da análise das descargas parciais: um estudo de caso num SEP da Eletronorte-Eletróbrás

Belém

2013

Carlos Takeshi KudoYasojima

Uma solução fuzzy para geração de alertas de inspeção em transformadores de alta potência, a partir da análise das descargas parciais: um estudo de caso num SEP da Eletronorte-Eletróbrás

Dissertação de Mestrado apresentada para obtenção do grau de Mestre em Ciência da Computação.
Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação.
Instituto de Ciências Exatas e Naturais.
Universidade Federal do Pará

Belém

2013

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação
(CIP) Sistema de Bibliotecas da UFPA

Yasojima, Carlos Takeshi Kudo, 1989-

Uma solução fuzzy para geração de alertas de inspeção em transformadores de alta potência, a partir da análise das descargas parciais: um estudo de caso num sep da Eletronorte-Eletróbrás / Carlos Takeshi Kudo Yasojima. - 2013.

Orientador: Antonio Morais da Silveira;

Coorientadora: Terezinha Ferreira de Oliveira.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Pará,
Instituto de Ciências Exatas e Naturais, Programa de Pós-Graduação
em Ciência da Computação, Belém, 2013.

1. Transformadores elétricos. 2. Lógica fuzzy. 3. Descargas elétricas. 4. Sistema de energia elétrica. I. Título.

CDD 22. ed. 621.314

Carlos Takeshi KudoYasojima

Uma solução fuzzy para geração de alertas de inspeção em transformadores de alta potência, a partir da análise das descargas parciais: um estudo de caso num SEP da Eletronorte-Eletróbrás

Dissertação de Mestrado apresentada para obtenção do grau de Mestre em Ciência da Computação.

Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação.

Instituto de Ciências Exatas e Naturais.

Universidade Federal do Pará

Banca Examinadora

Prof. Dr. Antonio Morais da Silveira
Instituto de Computação – UFPA - Orientador

Profa. Dra. Terezinha Ferreira de Oliveira
Instituto de Estatística – UFPA –Co-Orientador

Prof. Dr. Jefferson Magalhães de Morais
Instituto de Computação – UFPA – Membro-PPGCC/UFPA

Profa. Dra. Marinalva Cardoso Maciel
Instituto de Estatística – UFPA – Membro –PPGME/UFPA

Prof. Dr. Roberto Célio Limão de Oliveira
Instituto de Tecnologia – UFPA – Membro-PPGEE/UFPA

Belém

2013

Dedico aos meus pais, meu irmão e minha namorada,
obrigado.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a minha família pelo apoio e dedicação incondicional que me deu forças de seguir firme até aqui e ajudaram-me na realização de mais uma etapa na minha vida.

A Waneila, pelo companheirismo e a dedicação nesta jornada, nos momentos difíceis e felizes.

Aos velhos amigos e amigos realizados durante estes 2 anos, por tornar essa jornada árdua mais agradável.

Agradeço também pelo suporte fornecido pela UFPA(PPGCC) e Eletronorte, em especial aos especialistas do laboratório do ENAT, que contribuíram de forma fundamental para a realização deste trabalho.

Aos professores e orientadores desta dissertação, Moraes e Terezinha, por sempre terem buscado me estimular e oferecer-me as melhores condições de diálogo, reflexão e aprendizagem, incentivando-me, dia após dia na construção deste trabalho, e sendo, para mim, verdadeiros mentores, por suas instruções e contribuições. Minha profunda gratidão.

A todos aqueles que de alguma forma tenham influenciado a construção desta Dissertação.

RESUMO

No sistema elétrico, problemas no fornecimento de energia são comuns, causados principalmente por falhas em equipamentos como os transformadores de potência. Portanto, há uma grande necessidade de avaliá-los de forma periódica para a realização de manutenções preventivas e, assim procurar evitar a interrupção do serviço.

As descargas parciais possuem informações úteis sobre a condição operacional do equipamento de onde são captadas. O estudo de descargas parciais vem sendo intensificado não somente na área acadêmica e divisões de pesquisa, como também em setores industriais, na busca de soluções não invasivas que contribuam para a melhoria da eficácia operacional desses equipamentos.

Dentro deste contexto, esta dissertação apresenta um estudo exploratório de descargas parciais em transformadores de potência a partir da aplicação de uma metodologia utilizando técnicas estatísticas e, com o conhecimento adquirido, propõe uma solução usando lógica fuzzy para a classificação do estado do transformador em diferentes situações operacionais. Através de variáveis ambientais e do sistema elétrico, foi possível identificar que a potência reativa de 230kV e o período do dia possuem forte relação com os potenciais das descargas parciais que ocorrem nos transformadores de potência. A obtenção deste conhecimento permitiu a construção da base de regras da solução fuzzy proposta, contribuindo para o processo de tomada de decisão dos especialistas da área no diagnóstico de transformadores na programação das manutenções preventivas nesses equipamentos.

PALAVRAS-CHAVE: Descargas Parciais, Potência Reativa, Lógica Fuzzy, Análise Estatística

ABSTRACT

In the electric system, problems in energy supply are common, caused mainly by failures on equipments like the power transformers. Therefore, there is a great demand to evaluate them periodically to perform preventive maintenances and thus seek to avoid the interruption of service.

Partial discharges possess useful information regarding the equipment operational condition where they are collected. The study of partial discharge has been growing not only in the academic field, but as well as in the industry field, researching for non-invasive solutions which contribute on the equipment efficiency.

In this context, this dissertation presents an exploratory analysis study on power transformers, using statistical techniques methodology and, with the knowledge obtained, propose a solution using fuzzy logic for classification of the transformer status in different operational situations. By means of ambiental and system variables, it was possible to identify that the 230kV Reactive Power and period of day have a strong relation to partial discharge potential that occur on power transformers. With the obtained knowledge, the rule base of the fuzzy solution is proposed, contributing to the process of decision making of experts on the field regarding preventive maintenance scheduling of these equipments.

KEYWORDS: Partial Discharge, Reactive Power, Fuzzy Logic, Statistical Analysis

LISTA DE PUBLICAÇÕES

9TH INTERNACIONAL CONFERENCE ON MACHINE LEARNING AND DATA MINING. NOVA YORK,
JULHO 19-25, 2013. QUALIS CC: B2.

MACHINE LEARNING AND DATA MINING IN PATTERN RECOGNITION. LECTURE NOTES IN
COMPUTER SCIENCE, VOLUME 7988, 2013, SPRINGER, PP 367-378.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIGURA 1: LOCALIZAÇÃO DA SUBESTAÇÃO DA VILA DO CONDE, BARCARENA-PA. FONTE: GOOGLE EARTH.....	20
FIGURA 2: BANCO DE AUTOTRANSFORMADORES. FONTE: ELETRONORTE/ELETROBRÁS	21
FIGURA 3: SISTEMA DE MONITORAMENTO DE DESCARGAS PARCIAIS EM UM AUTOTRANSFORMADOR. FONTE: ELETRONORTE/ELETROBRÁS.....	22
FIGURA 4: MAPA ESTATÍSTICO DA DP	23
FIGURA 5: MEDIÇÕES DE DESCARGAS PARCIAIS – SAÍDA 230kV	24
FIGURA 6: MEDIÇÕES DE DESCARGAS PARCIAIS – ENTRADA 500kV.....	24
FIGURA 7: VALORES CRISP(A) E VALORES FUZZY(B).....	33
FIGURA 8: CONJUNTO CRISP(A) E CONJUNTO FUZZY(B)	34
FIGURA 9: OPERAÇÕES DE COMPLEMENTO, UNIÃO E INTESEÇÃO EM CONJUNTOS FUZZY. FONTE: ADAPTADO DE NEGNEVTISKY (2004).....	35
FIGURA 10: RESULTADO DE MÚLTIPLOS ANTECEDENTES UTILIZANDO A REGRA E E O RESULTADO CONSEQUENTE. FONTE: ADAPTADO DE NEGNEVTISKY (2004).....	37
FIGURA 11: DEFUZIFICAÇÃO POR CENTRÓIDE. FONTE: ADAPTADO DE NEGNEVTISKY (2004).	38
FIGURA 12: ESTRUTURA BÁSICA DE UMA INFERÊNCIA FUZZY DO ESTILO MANDANI. FONTE: ADAPTADO DE NEGNEVTISKY (2004). ...	39
FIGURA 13. ANÁLISE DE RESÍDUOS x^2	41
FIGURA 14: ARQUITETURA GERAL DA SOLUÇÃO FUZZY PROPOSTA.....	44
FIGURA 15: HISTOGRAMA DA POTÊNCIA REATIVA 230kV	45
FIGURA 16: GRÁFICO DE DISPERSÃO ENTRE DESCARGA PARCIAL E POTÊNCIA REATIVA 230kV	46
FIGURA 17: CONJUNTOS FUZZY REPRESENTANDO A POTÊNCIA REATIVA 230kV	47
FIGURA 18: CONJUNTOS FUZZY REPRESENTANDO O PERÍODO DO DIA	47
FIGURA 19: CONJUNTOS FUZZY REPRESENTANDO A VARIÁVEL DESCARGA PARCIAL	48
FIGURA 20: HISTOGRAMA DE OCORRÊNCIA DE DESCARGA PARCIAL.....	49
FIGURA 21: CONJUNTOS FUZZY REPRESENTANDO A VARIÁVEL DE SAÍDA DA SOLUÇÃO FUZZY PROPOSTA	49
FIGURA 22: DESCARGA PARCIAL E POTÊNCIA REATIVA 230kV.....	52
FIGURA 23: DESCARGA PARCIAL E PERÍODO DO DIA	52
FIGURA 24: RESULTADOS DA SOLUÇÃO PARA UMA DETERMINADA OCORRÊNCIA.	53

LISTA DE TABELAS

TABELA 1: SOMAS NECESSÁRIAS PARA O CÁLCULO DE CORRELAÇÃO LINEAR SIMPLES	27
TABELA 2: FORMA GERAL DE UMA TABELA DE CONTINGÊNCIA DE DUAS DIMENSÕES	30
TABELA 3: CONTINGÊNCIA DAS DESCARGAS PARCIAIS COM RELAÇÃO AO PERÍODO DO DIA	40
TABELA 4: ANÁLISE DE RESÍDUOS χ^2	41
TABELA 5: RELAÇÃO DA POTÊNCIA REATIVA MÉDIA (VAR) COM O PERÍODO DO DIA E A DESCARGA PARCIAL (PC)	42
TABELA 6: INFORMAÇÃO DOS MESES EM RELAÇÃO ÀS DESCARGAS PARCIAIS	43
TABELA 7: RESULTADOS DA SOLUÇÃO FUZZY	54
TABELA 8: CORRELAÇÃO ENTRE AS VARIÁVEIS DO SISTEMA.....	57

LISTA DE SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
ACI	Análise de Curvas Independentes
ACP	Análise de Curvas Principais
ANFIS	Adaptative Neuro-FuzzyInference System
CEPEL	Centro de Pesquisas de Energia Elétrica
DP	Descarga Parcial
FSOM	Fuzzy Self-OrganizingMap
IEC	Internacional Electrotechnical Comission
ISODATA	Iterative Self-Organizing Data Analysis
NBR	Norma Brasileira
pC	Pico Coulomb
PRDPA	Phase Resolved Partial Discharge Analysis
RNA	Redes Neurais Artificiais
SEP	Sistema Elétrico de Potência
VAr	Volt Ampère-Reativo

Sumário

Capítulo 1 - Introdução	14
1.1. <i>Objetivos</i> -----	16
1.2. <i>Estrutura da Dissertação</i> -----	17
Capítulo 2 - Estado da Arte	18
Capítulo 3 - Materiais e Métodos	20
3.1. <i>Área de Estudo</i> -----	20
3.2. <i>Análise de Correlação</i> -----	26
3.3. <i>Análise de Cluster</i> -----	28
3.4. <i>Análise de Correspondência</i> -----	29
3.5. <i>Regressão Logística Binomial</i> -----	31
3.6. <i>Lógica Fuzzy</i> -----	32
3.6.1. <i>Conjuntos Fuzzy</i> -----	33
3.6.2. <i>Operações com Conjuntos Fuzzy</i> -----	34
3.6.2.1. <i>Complemento</i> -----	35
3.6.2.2. <i>Interseção</i> -----	35
3.6.2.2. <i>União</i> -----	36
3.6.3. <i>Base de Regras</i> -----	36
3.6.4. <i>Inferência Fuzzy</i> -----	36
Capítulo 4 - Análise dos Dados e Solução Fuzzy	40
4.1. <i>Conhecimento Obtido por meio das Técnicas Estatísticas</i> -----	40
4.2. <i>Regressão Logística</i> -----	42
4.3. <i>Solução Fuzzy</i> -----	44
4.3.1. <i>Potência Reativa</i> -----	45
4.3.2. <i>Período do Dia</i> -----	47
4.3.3. <i>Descarga Parcial</i> -----	48
4.3.4. <i>Situações de Alerta e Base de Regras</i> -----	49
Capítulo 5 - Testes e Discussão dos Resultados	53
Capítulo 6 - Conclusões e Trabalhos Futuros	55
6.1. <i>Considerações Finais</i> -----	55
6.2. <i>Trabalhos Futuros</i> -----	56
Apêndice A - Anexo	57
A.1. <i>Tabela Referente à análise de Correlação</i> -----	57
Referências	58

Capítulo 1 - Introdução

No setor elétrico, problemas no fornecimento de energia são comuns, causados principalmente por falhas em equipamentos como os transformadores de potência ou quando há a realização de manutenções, causando perdas tanto para as companhias fornecedoras do serviço quanto para os consumidores. Portanto, é importante a realização de diagnósticos periódicos e preventivos para prover um serviço de qualidade.

A operabilidade e o tempo de vida de um transformador é fortemente condicionado ao estado de seu isolamento elétrico, no caso deste estudo, o óleo isolante. Conforme a degradação se amplifica, diversos fenômenos podem ocorrer indicando problemas no sistema de transmissão, tais como: Perdas de Energia, Interferência nas Frequências Auditivas, Descargas Parciais(DP), e até mesmo Descargas Disruptivas (quando o campo elétrico é suficientemente alto para promover a ionização de todo um percurso até outro elemento na proximidade).

O isolamento de um transformador invariavelmente sofre degradação em condições de serviço normais e o agravamento deste isolamento condiciona o aparecimento de descargas parciais. De acordo com a norma IEC 60270, as descargas parciais são descargas elétricas localizadas na junção entre dois condutores em um sistema de isolamento, que pode ou não ocorrer próximo a um condutor. Este fenômeno é causado pela ruptura da rigidez dielétrica do material isolante, caracterizando-se como uma das fontes de defeitos nos isolamentos elétricos.

De acordo com Gopal *et al.* (2004), a solidez em isolamentos elétricos tem um papel vital na operação de qualquer equipamento de alta tensão. A incidência de pequenas falhas e irregularidades leva à ocorrência de descargas parciais.

Fard *et al.* (2010) também explicam que atualmente, o estudo de descargas parciais vem sendo intensificado não somente na área acadêmica e divisões de pesquisa, como também em setores industriais. Descargas Parciais possuem informações úteis sobre a condição do equipamento de onde são captadas.

Recentemente, houve um grande avanço no que tange ao desenvolvimento e aprimoramento dos sistemas de detecção de descargas parciais. Pesquisadores têm estudado

técnicas e ferramentas de análise para identificar e classificar padrões em banco de dados de DP's como pode ser visto em Sahoo *et al.* (2005). Diferentes métodos têm sido desenvolvidos para a seleção de variáveis que podem prover informações relevantes para o reconhecimento de padrões de DP, como métodos estatísticos, análise do formato de pulsos elétricos, processamento de sinais, processamento de imagens e técnicas de inteligência computacional.

De acordo com Furnigare (2012) na grande maioria dos sistemas disponíveis no mercado, a avaliação do estado de isolamento depende muito da decisão de peritos humanos. Além disso, sabe-se que equipamentos elétricos apresentam particularidades quanto ao seu funcionamento, é cauteloso considerar que a análise e o diagnóstico devem utilizar conhecimentos e regras diferentes para cada tipo de equipamento. Daí a importância de fazer uma análise da evolução das descargas em um mesmo grupo de dados e utilizar com cautela as informações históricas obtidas de banco de dados.

Métodos estatísticos vêm sendo amplamente utilizados na caracterização das DP's, dentre eles pode-se citar: momentos estatísticos (JAMES e PHUNG, 1995), análise de componentes independentes (ACI) (DINIZ, 2005 e CUENCA, 2005), análise de curvas principais (ACP) (FAIER, 2006), técnicas de correlação simples (JEYABALAN, 2011), técnicas de correlação múltipla (JAMES e JONES, 1998) e regressão linear. Técnicas multivariadas (como análise de componentes principais), análise fatorial e análise de cluster vêm sendo usadas para a caracterização de descargas parciais (LIAO, *et al.*, 2011). Com a inteligência computacional, autores Guo *et al.* (2009) e Fard *et al.* (2010) propuseram soluções utilizando a técnica da soft computing ANFIS (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*) para o reconhecimento e classificação de 4 tipos de padrões de descargas parciais.

Em publicações mais recentes, os autores Silva *et al.* (2012) e Miranda *et al.* (2012) desenvolveram um método para diagnóstico de falhas em transformadores de potência utilizando redes neurais artificiais (RNA) em DP's derivadas da análise de gases, alcançando altos índices de acerto.

Na grande maioria dos trabalhos analisados, os autores utilizaram dados simulados ou dados da análise do gás aplicada no óleo isolante do equipamento. Nesta pesquisa foram utilizados dados reais de um sistema elétrico de potência da região amazônica, da Eletronorte, obtidos por meio de sensores instalados nos autotransformadores, utilizando a técnica *Phase Resolved Partial Discharge Analysis* que será detalhado posteriormente. Diversas variáveis ambientais e do sistema elétrico também foram analisadas. É grande o volume de pesquisas

que utilizam as técnicas da inteligência computacional na construção de soluções para problemas associados à medição e diagnóstico de descargas parciais, indicando um norte a ser seguido no contínuo processo de otimização das soluções que contemplam o uso dessas técnicas, motivação maior da presente proposta.

Neste sentido, este trabalho propõe desenvolver uma solução usando lógica fuzzy para a classificação do estado do transformador em diferentes situações operacionais utilizando uma base real de dados de descargas parciais derivadas da técnica de *Phase Resolved Partial Discharge Analysis*. Assim, foram utilizadas técnicas estatísticas para a obtenção do conhecimento a partir dos dados coletados pelo Sistema Elétrico de Potência (SEP) investigado, bem como a experiência dos especialistas da área para a construção da base de regras da solução proposta.

Como principais contribuições deste trabalho, busca-se criar uma metodologia para mineração de dados e informações acerca de equipamentos elétricos através da aplicação de técnicas estatísticas, identificando variáveis em potencial que fornecem informações úteis na criação de sistemas de classificação destes equipamentos e de descargas parciais.

1.1. Objetivos

Este trabalho tem como objetivo geral, a proposição e construção de uma solução usando lógica fuzzy para a classificação do estado operacional do transformador a partir de informações das descargas parciais nesses equipamentos.

Especificamente pretende-se:

- Utilizar técnicas estatísticas para o processo de aquisição do conhecimento acerca do tema abordado, usando uma base de dados de um SEP da região amazônica e o conhecimento tácito dos especialistas.
- Selecionar um conjunto de variáveis em potencial para a representação das diversas situações a serem classificadas.
- Propor e implementar uma solução usando lógica fuzzy para classificar o estado operacional de transformadores, baseada no conhecimento adquirido por meio da análise estatística dos dados das DP's e da expertise dos especialistas da área.

1.2. Estrutura da Dissertação

Esta dissertação está estruturada em seis capítulos com os assuntos assim distribuídos: Capítulo 1, Introdução, apresenta o contexto do problema investigado, uma visão geral da dissertação e os objetivos da pesquisa. Capítulo 2, apresenta o estado da arte das soluções já desenvolvidas no meio científico e a contribuição da solução proposta. Capítulo 3, apresenta uma breve contextualização do problema e uma revisão teórica sobre as técnicas estatísticas e computacionais utilizadas. Capítulo 4, apresenta os resultados da análise estatística e os detalhes da solução fuzzy proposta. Capítulo 5, apresenta os resultados da aplicação da solução fuzzy nos dados da base investigada, com algumas situações simuladas e os comentários sobre os resultados obtidos. Por fim, o capítulo 6 traz as considerações finais e algumas recomendações para trabalhos futuros.

Capítulo 2 - Estado da Arte

Na busca de soluções para diagnóstico do estado operacional de transformadores de sistemas elétricos de potência, a partir da análise das descargas parciais, várias técnicas da inteligência computacional vêm sendo utilizadas na construção de soluções, objetivando classificar, localizar e reconhecer padrões operacionais nesses equipamentos.

Wenzel *et al.* (1994) apresentam a análise de descarga parcial como um processo mais sensível que outros métodos para a rápida detecção de defeitos de isolamentos em equipamentos de alta potência. Com o objetivo de aprimorar a detecção das DP's, os autores construíram uma técnica para a redução de interferências nas medições de descargas parciais, eliminando ruídos e atenuações. Utilizando lógica fuzzy, mais especificamente o algoritmo ISODATA, as inferências em forma de pulsos são suprimidas, aumentando a veracidade das classificações.

Carminati *et al.* (2001) tiveram como objetivo a classificação da degradação do dielétrico devido as descargas parciais. As técnicas de inteligência computacional usadas foram a lógica fuzzy e transformada wavelet. De acordo com os autores, a lógica fuzzy foi empregada principalmente pela possibilidade de introduzir o conhecimento do especialista no sistema.

Gopal *et al.* (2004) utilizaram também a lógica fuzzy para o reconhecimento de padrões de descargas parciais do tipo *Corona*, *Surface*, *Void* e *Oilcor*. Os parâmetros da DP utilizados no sistema fuzzy foram: número de pulsos, ângulo da fase e transferência de descarga aparente. A taxa de acerto foi de 83% em uma base de dados simulada.

Abdel-Galil *et al.* (2005) criaram um classificador fuzzy de padrões de descargas parciais. Através do parâmetro de máxima voltagem de transferência aplicada da DP, foi possível identificar a severidade de cavidades em um material de isolamento. As regras de decisão foram obtidas através da árvore de decisão e então convertidas em regras SE-ENTÃO obtendo uma taxa de acerto de 82,2%.

Li *et al.* (2009) utilizando técnicas da inteligência computacional, criaram um método para a captação de sinais de descargas parciais puras, ou seja, livre de ruídos e atenuações. Um classificador fuzzy é criado com base em um FSOM (*Fuzzy Self-Organizing Map*) para a

eliminação destes fatores externos. Aplicando dados simulados, os autores obtiveram bons resultados na captação de sinais de DP's de baixa amplitude.

Guo *et al.* (2009) utilizaram a técnica da soft computing ANFIS (*Adaptative Neuro Fuzzy Systems*), para reconhecimento dos defeitos *Corona, Void, Surface e Floating Electrode* em equipamentos elétricos. Para a aplicação da técnica, os autores criaram um ambiente para a simulação dos problemas, coletando para a base de treinamento 80 registros de descargas parciais para cada tipo de defeito. Empregando dados simulados, os autores alcançaram uma taxa de acerto de quase 100%.

Fard *et al.* (2010) e Wang *et al.* (2000), utilizaram soluções com redes neuro-fuzzy para a classificação dos 4 tipos de defeitos mencionados anteriormente. Os primeiros autores aplicaram diversos parâmetros das ondas medidas nas descargas parciais atingindo também quase 100% de acertos. Os segundos autores empregaram além de valores das descargas parciais, parâmetros da análise de gás no óleo isolante do equipamento.

Joshi e Joshi (2010) criaram um algoritmo para a obtenção do *fuzzy-c-mean* com o objetivo de estimar a evolução e possível agravamento de descargas parciais em materiais dielétricos de 11kV. A preferência pela técnica *fuzzy-c-mean* deve-se ao fato de incertezas afetarem a evolução das DP's, neste caso, o autor cita a umidade. O algoritmo conseguiu estimar a evolução em até 20 anos.

Silva *et al.* (2012) apresentaram um sistema para a classificação de falhas em transformadores de potência extraíndo regras *fuzzy* por meio de redes neurais artificiais de Kohonen, *Self-Organizing Map*. Esta técnica foi aplicada para a obtenção de conhecimento em um banco de dados de descargas parciais derivadas da análise de gás no óleo do transformador, criando então regras *fuzzy* para a máquina de inferência do tipo *Takagi-Sugeno*. Os autores obtiveram uma taxa de 100% de acertos para 5 tipos de falhas.

Miranda *et al.* (2012) apresentam uma proposta para o diagnóstico de falhas em transformadores de potência, baseadas nos resultados da análise de gás aplicada no óleo isolante do equipamento. O sistema para o diagnóstico foi baseado em um conjunto de redes neurais auto-associativas, com o objetivo de indicar se o equipamento está em um estado normal. Se uma falha for detectada, a técnica indica o tipo da mesma. Os autores obtiveram 100% de acertos.

Capítulo 3 - Materiais e Métodos

3.1. Área de Estudo

O banco de transformadores utilizado neste estudo fica localizado na Vila do Conde, uma estação de energia brasileira do município de Barcarena no estado do Pará (Figura 1) e, pertence à Companhia das Centrais Elétricas do Norte do Brasil S/A (Eletronorte/Eletronorte). Encontra-se na latitude 01°30'21'' sul, longitude 48°37'33'' oeste e a uma altitude de 15 metros em relação ao nível do mar.



Figura 1: Localização da Subestação da Vila do Conde, Barcarena-PA. Fonte: Google Earth

A cidade de Barcarena é um importante polo industrial do estado do Pará, fornecendo energia para toda a região metropolitana de Belém. Além disso, atualmente é um importante ponto de industrialização, exportação e beneficiamento de caulim, alumina, alumínio, bem como de cabos para a transmissão de energia elétrica.

A subestação da cidade possui 3 bancos de autotransformadores contendo 3 autotransformadores de 500/230kV, 2 transformadores 230/13,8kV (Compensadores Síncronos) e 2 transformadores de 230/69kV. Os 3 bancos principais, de 500/230kV denominados VCAT07 – 01, VCAT07 – 02 e VCAT07 – 3, possuem cada um, 3 autotransformadores monofásicos correspondendo as fases A, B e V (Figura 2) e fornecem energia à ALBRAS, ALUNORTE, VALE PARAGOMINAS e CELPA, que compreende a área de Belém, Barcarena e Santa Maria.



Figura 2: Banco de autotransformadores. Fonte: Eletronorte/Eletróbrás

Os autotransformadores operam de forma ininterrupta em condições ideais. No entanto, o sistema encontra-se em situação de risco, pois a demanda máxima pelas suas cargas equivale a 1872 MW (Potência Ativa – P), 2080 MVA (Potência Aparente – S) com fator de potência 0,9. A possível perda de um destes transformadores causará um déficit de 750 MVA e consequentemente sobrecarregará os autotransformadores remanescentes, podendo resultar em graves falhas e interrupção no fornecimento de energia.

O principal objetivo do autotransformador é “regular” a energia recebida, ou seja, transformar uma tensão, no caso de 500kV, em uma aproveitável pelos consumidores finais, de 230kV.

Para prover um serviço de qualidade, a empresa ELETRONORTE mantém processos de avaliação do sistema isolante destes equipamentos de forma periódica para verificar a susceptibilidade a falhas e defeitos. Como ferramenta de análise, as técnicas de diagnóstico de descargas parciais e análise de óleo são utilizadas. O aparecimento e comprovação de um defeito acarretam em uma manutenção corretiva.

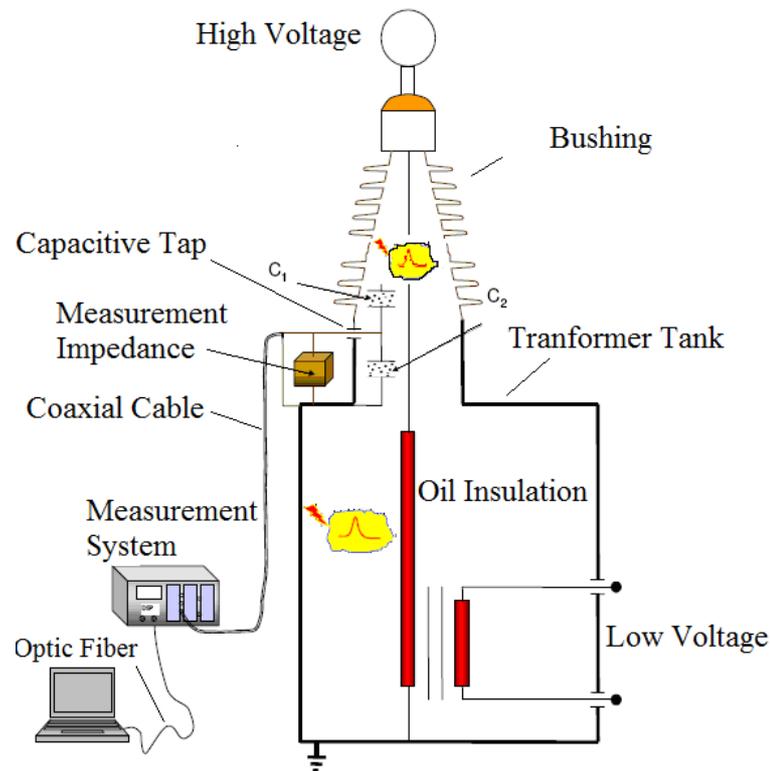


Figura 3: Sistema de monitoramento de descargas parciais em um autotransformador. Fonte: Eletronorte/Eletróbrás

A monitoração das descargas parciais é feita através da captação dos pulsos de corrente de alta frequência originados da DP (Figura 3). O sistema que realiza as medições das DP's é denominado ICMonitor, um *software* desenvolvido pela CEPEL em parceria com a empresa ELETRONORTE.

A técnica utilizada pelo aplicativo é conhecida como PRDPA ou *Phase Resolved Partial Discharge Analysis*, que consiste em registrar as descargas parciais juntamente com sua amplitude, que é proporcional à carga aparente (pC), e o ângulo de fase (ϕ) em relação a um sinal de referência da tensão aplicada à amostra (FURMIGARE, 2012). O mapa estatístico pode ser visto na Figura 4, onde o eixo vertical representa a amplitude, e o eixo horizontal representa sua posição em relação ao ângulo de fase do sinal de referência.

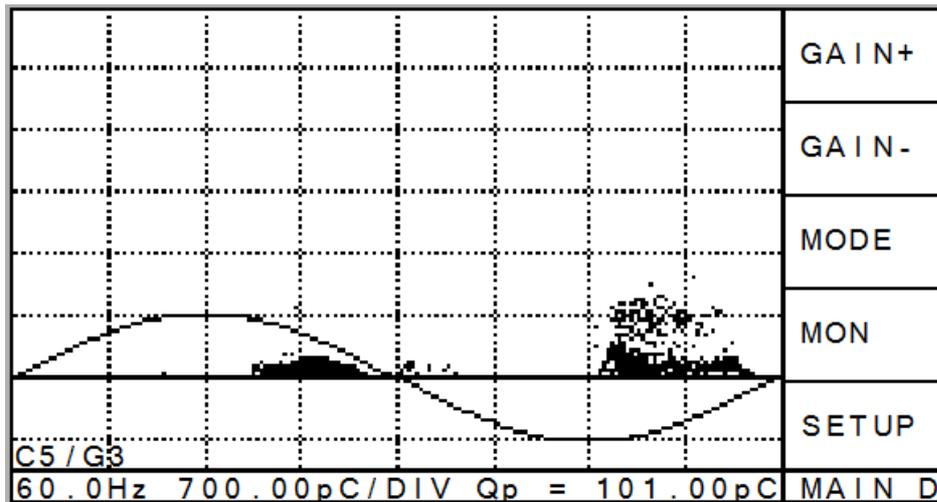


Figura 4: Mapa Estatístico da DP

Cada ponto no plano da Figura 4 indica um pulso elétrico captado pelo sistema de monitoramento. Neste trabalho foi utilizada a média de todos os pontos, em pC, de um mapa estatístico representando uma medição do banco de dados.

Durante o período de 01 de agosto de 2011 a 22 de Dezembro de 2011, foram coletados dados em intervalos de uma hora. No entanto, conforme será explicado posteriormente, os dados ambientais da região (temperatura e umidade) são coletados em intervalos de três horas. Portanto, nesta pesquisa optou-se por trabalhar com medições de descargas parciais em intervalos de três horas, sincronizando os períodos de coleta dos dados ambientais.

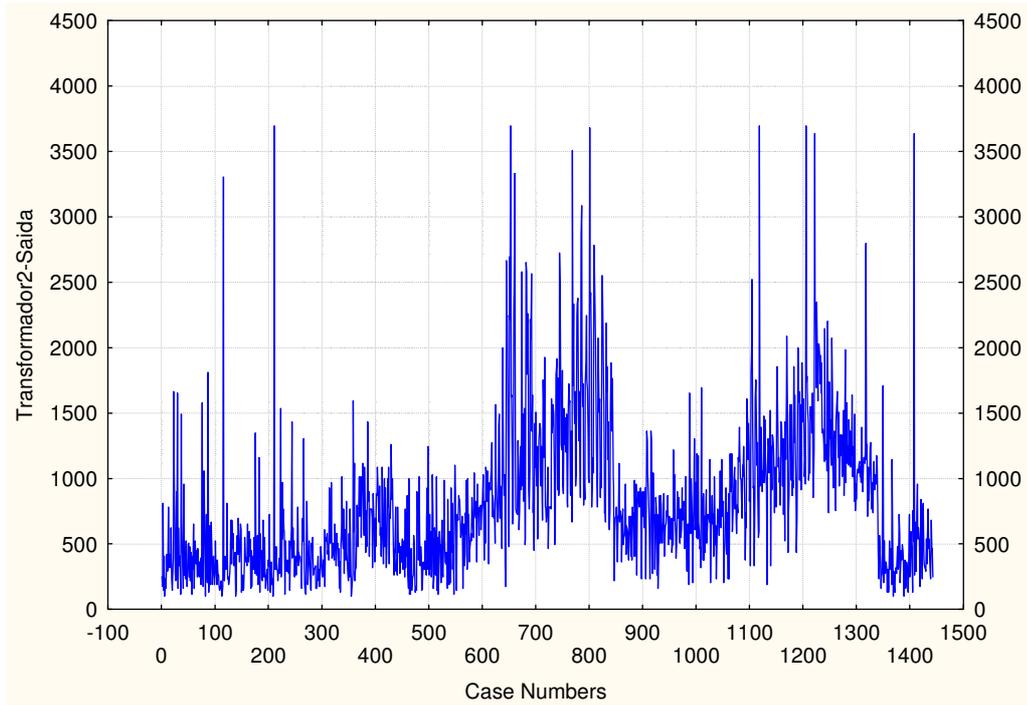


Figura 5: Medições de Descargas Parciais – Saída 230kV

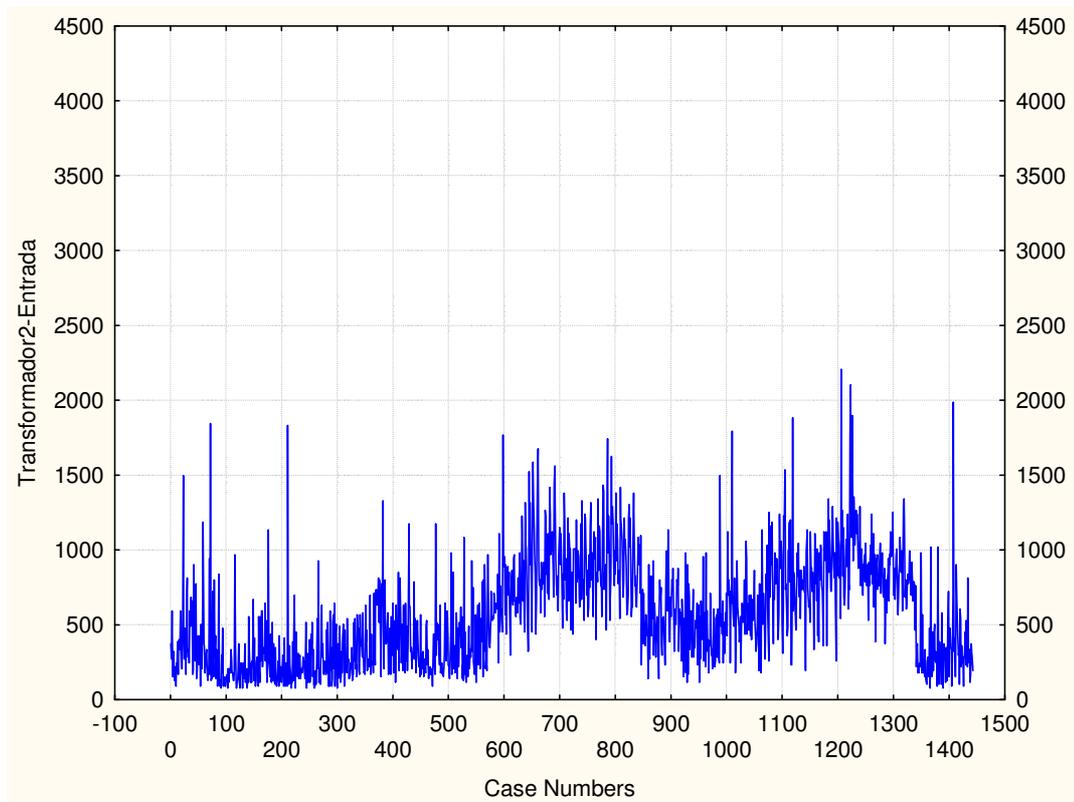


Figura 6: Medições de Descargas Parciais – Entrada 500kV

Dessa maneira, foram coletados 1336 dados de cada sensor de DP do autotransformador de fase B do banco VCAT07-01. Estes dados podem ser visualizados nas Figuras 5 e 6 representando as DP's de fase 230KV, indicando a saída da tensão, e 500kV, indicando a entrada da tensão.

Foram obtidos, juntamente com as medições de descargas parciais, dados ambientais e outras variáveis do sistema elétrico através do sistema interno da Eletronorte – Eletrobrás e do website Sinda (Dados ambientais nacionais) encontrado em <http://sinda.crn2.inpe.br/PCD/>. Entre estas variáveis estão:

- Corrente da fase de 230kV – CB230;
- Corrente da fase de 500kV – CB500;
- Potência Ativa da fase de 230kV – PA230;
- Potência Ativa da fase de 500kV – PA500;
- Potência Reativa da fase de 230kV – PR230;
- Potência Reativa da fase de 500kV – PR500;
- Temperatura do Óleo – TO;
- Temperatura de Enrolamento da fase de 13kV – TEB13;
- Temperatura de Enrolamento da fase de 230kV – TEB230;
- Temperatura de Enrolamento da fase de 500kV – TEB500;
- Tensão entre as fases A e B de 230kV – T_AB230;
- Tensão entre as fases A e B de 500kV – T_AB500;
- Tensão entre as fases B e V de 230kV – T_BV230;
- Tensão entre as fases B e V de 500kV – T_BV500;
- Tensão entre as fases A e V de 230kV – T_AV230;
- Tensão entre as fases A e V de 500kV – T_AV500;
- Temperatura de Ar – TA;
- Umidade Relativa do Ar – UR;

A Tabela 8 do anexo A apresenta a análise de correlação dessas variáveis.

3.2. Análise de Correlação

O termo correlação significa relação em dois sentidos (co + relação), e é usado na estatística para designar a força que mantém unidos dois conjuntos de valores. A verificação da existência e do grau de relação entre as variáveis é o objeto de estudo da correlação.

A análise de correlação busca verificar se existe relação entre duas ou mais variáveis, isto é, saber se as alterações sofridas por uma das variáveis são acompanhadas por alterações nas outras.

Uma medida do grau e do sinal da correlação linear é dada pela covariância entre as duas variáveis aleatórias X e Y que é uma medida numérica de associação linear existente entre elas, e definida por Hair *et al.* (2005):

$$Cov(X, Y) = \frac{1}{n} \left[\sum x \cdot y - \frac{\sum x \cdot \sum y}{n} \right] \quad (3.1)$$

É mais conveniente usar para medida de correlação, o coeficiente de correlação linear de Pearson, como estimador de ρ_{xy} , definido por Ayres (2011):

$$r_{xy} = \frac{Cov(x, y)}{\sqrt{\sigma_x \sigma_y}} = \frac{S_{xy}}{\sqrt{S_{xx} \cdot S_{yy}}} \quad (3.2)$$

$$r_{xy} = \frac{\sum xy - \frac{\sum x \cdot \sum y}{n}}{\left[\left[\sum x^2 - \frac{(\sum x)^2}{n} \right] \cdot \left[\sum y^2 - \frac{(\sum y)^2}{n} \right] \right]^{\frac{1}{2}}} = \frac{S_{xy}}{(S_{xx} \cdot S_{yy})^{\frac{1}{2}}} \quad (3.3)$$

$$\sqrt{\frac{S_{xy} \cdot S_{xy}}{S_{xx} \cdot S_{yy}}} = \sqrt{\frac{b \cdot S_{xy}}{S_{yy}}}$$

onde, as somas dos quadrados são (HAIR *et al.*, 2005):

$$\begin{aligned}
 S_{xy} &= \sum x \cdot y - \frac{\sum x \cdot \sum y}{n} S_{xx} = \sum x^2 - \frac{(\sum x)^2}{n} S_{yy} \\
 &= \sum y^2 - \frac{(\sum y)^2}{n}
 \end{aligned}
 \tag{3.4}$$

onde:

n = número de pares das observações

A partir de X e Y são determinadas todas as somas necessárias para este cálculo:

Tabela 1: Somas necessárias para o cálculo de correlação linear simples

	X	Y	X ²	Y ²	X.Y
	:	:	:	:	:
	:	:	:	:	:
r_{xy}	$\sum y$	$\sum x$	$\sum x^2$	$\sum y^2$	$\sum (x \cdot y)$

Fonte: Adaptado de Souza.

O coeficiente de correlação r_{xy} linear é um número puro que varia de -1 a +1 e sua interpretação dependerá do valor do número e do sinal, como segue (AYRES, 2011):

$r_{xy} = -1$ → Correlação perfeita negativa

$-1 < r_{xy} < 0$ → Correlação negativa

$r_{xy} = 0$ → Correlação nula

$0 < r_{xy} < 1$ → Correlação positiva

$r_{xy} = 1$ → Correlação perfeita positiva

$0,2 < r_{xy} < 0,4$ → Correlação positiva fraca

$0,4 < r_{xy} < 0,7$ → Correlação positiva moderada

$0,7 < r_{xy} < 0,9$ → Correlação positiva forte

$-0,2 < r_{xy} < -0,4$ → Correlação negativa fraca

$-0,4 < r_{xy} < -0,7$ → Correlação negativa moderada

$-0,7 < r_{xy} < -0,9$ → Correlação negativa forte

A análise de correlação foi utilizada para verificar a relação entre as descargas parciais e as variáveis ambientais e do sistema. O resultado da análise, que será mostrado no capítulo 4, permitiu identificar as variáveis significativas para as descargas parciais e posteriormente, auxiliou na construção da base de regras do sistema fuzzy.

3.3. Análise de Cluster

Esta técnica busca identificar *clusters* (ou famílias) formados por conjuntos similares. O algoritmo de clusterização utilizado foi o *k-means*, que é baseado nas médias (centróides) dos *clusters*. A solução do processo será aquela na qual se minimiza a variância intra-cluster e maximiza a variância inter-cluster (JOHNSON; WICHERN, 1992).

K-means é um dos mais simples algoritmos de aprendizado não supervisionado para solucionar problemas de clusterização. O procedimento segue um meio para classificação de uma base de dados em um número *k* de *clusters* determinados a priori. O objetivo principal é definir *k* centróides, um para cada *cluster* (MACQUEEN, 1967).

O algoritmo é composto nos seguintes passos:

1. Coloque K pontos no espaço representado pelos objetos que estão sendo clusterizados. Estes pontos representam os centróides iniciais.
2. Relacione cada objeto para o grupo com o centróide mais próximo
3. Quando todos os objetos estiverem relacionados a um grupo, recalcule as posições dos K centróides.

4. Repetir os passos 2 e 3 até que nenhum dos centróides se mova. Isso produz uma separação dos objetos em grupos onde a métrica a ser minimizada pode ser calculada.

Este algoritmo tem como finalidade minimizar a função objetiva, neste caso uma função de erro quadrático:

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^m \|x_i^{(j)} - c_j\|^2 \quad (3.5)$$

Onde $\|x_i^{(j)} - c_j\|^2$ é uma medida de distância escolhida entre um ponto $x_i^{(j)}$ e o centro do *cluster*, c_j é um indicador da distância dos n pontos dos seus respectivos centróides de *cluster*.

A técnica de análise de cluster foi aplicada nas variáveis de sistema e nas variáveis ambientais correlacionadas com as DP, com o intuito de identificar intervalos de descargas parciais onde as suas informações sejam semelhantes.

3.4. Análise de Correspondência

A análise de correspondência é uma técnica multivariada utilizada para examinar as associações entre variáveis nominais contidas em várias categorias. Esta técnica permite analisar graficamente, em um espaço multidimensional, a associação entre variáveis por meio de uma tabela de contingência para o cálculo da inércia, que é a soma ponderada de todas as distâncias do centróide pela soma de todas as células na tabela (HAIR *et al.* 2005).

Para averiguação da adequação e melhor interpretação da Análise de correspondência, foram utilizados o coeficiente de contingência C e a análise de resíduos do χ^2 . O coeficiente de contingência C é indicado para determinar a magnitude de associação das variáveis mensuradas, dispostas na tabela de contingência. Já a análise de resíduos informa a importância de cada célula da tabela de contingência comparando o resultado obtido com a probabilidade padronizada da curva normal (AYRES *et al.* 2007).

Em sua forma mais básica, a análise de correspondência emprega uma tabela de contingência, que é a tabulação cruzada de variáveis categóricas. Ela então transforma os

dados não métricos em um nível métrico e faz redução dimensional e mapeamento perceptual (HAIR *et al.* 2005).

O coeficiente de contingência é uma medida não paramétrica indicado para determinar a magnitude da associação de variáveis mensuradas em um nível nominal ou ordinal e dispostas em tabelas de contingência $n \times n$. O valor do tamanho de cada amostra deve ser ≥ 2 (AYRES, 2011)

O método busca cruzar características relevantes nos métodos pesquisados com diversas variáveis, tomadas duas a duas. A representação se dá através de uma tabela bidimensional com N observações como pode ser visto na tabela 2. Cada célula da tabela 2 representa a relação entre os métodos aplicados, apresentando a sua associação ou contagem de grupos.

Tabela 2: Forma geral de uma tabela de contingência de duas dimensões

Método I	Método J						Total
	1	2	...j	...	J		
1	n_{11}	n_{12}	...	n_{1j}	...	n_{1J}	$n_{1.}$
2	n_{21}	n_{22}	...	n_{2j}	...	n_{2J}	$n_{2.}$
...
l	n_{l1}	n_{l2}	...	n_{lj}	...	n_{lJ}	$n_{l.}$
...
L	n_{L1}	n_{L2}	...	n_{Lj}	...	n_{LJ}	$n_{L.}$
Total	$n_{.1}$	$n_{.2}$...	$n_{.j}$...	$n_{.J}$	N

Fonte: Adaptado de Ayres (2011).

Para a detecção de associação entre os métodos, ou seja, saber se as diferenças observadas entre os métodos são significativos, foi aplicado o teste qui-quadrado (χ^2) por meio da equação 3.6 (AYRES, 2011),

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^c \frac{(O_{ij} - E_{ij})^2}{E_{ij}} \quad (3.6)$$

onde, l = linhas, c = colunas, O_{ij} é a frequência observada e E_{ij} é a frequência esperada, dada pela equação 3.7 (AYRES, 2011),

$$E_{ij} = \frac{n_j n_l}{N} \quad (3.7)$$

e, o coeficiente de contingência C é dado por Ayres (2011):

$$C = \sqrt{\frac{\chi^2}{N + \chi^2}} \quad (3.8)$$

onde, N = soma de todas as categorias.

O método usado para decidir se as variáveis por meio do teste χ^2 são independentes ou se não estão associadas, ou seja, se é possível rejeitar a hipótese de nulidade, H_0 , é baseado na distribuição de probabilidade de χ^2 sob a pressuposição de que a hipótese nula é verdadeira.

O número de graus de liberdade, gl , para a estatística χ^2 , é definido pela equação 3.9 (AYRES, 2011),

$$gl = (L - 1)(j - 1) \quad (3.9)$$

A análise de contingência foi utilizada para examinar possíveis associações entre a intensidade das descargas parciais com período do dia.

3.5. Regressão Logística Binomial

Este método considera uma amostra com n observações independentes de pares (Y, X) , onde os Y 's representam valores observados de uma variável dicotômica, isto é, Y assume seus valores no conjunto $\{0,1\}$, e os X 's representam os valores observados de apenas uma variável independente, neste caso, dado por:

$$E(Y = 1|X) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X}} \quad (3.10)$$

Para testar a significância do modelo foi utilizada a estatística G, que testa as hipóteses: $\{H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \dots = \beta_{p-1} = 0 \text{ contra } H_1: \beta_j \neq 0, \text{ para pelo menos um } j\}$. Esta estatística tem distribuição χ^2 sob H_0 .

Para testar a validade do ajuste, foram utilizadas as técnicas de Pearson, Deviance e Hosmer-Lemeshow.

3.6. Lógica Fuzzy

A lógica fuzzy é uma técnica da inteligência computacional que manuseia expressões verbais, imprecisas, qualitativas, inerentes da comunicação humana, que possuem vários graus de imprecisão, traduzindo os termos difusos em valores compreensíveis por computadores (WANG, 1997; TURBAN e ARONSON, 2001). Estes valores são colocados em uma expressão com um determinado grau de pertinência, sempre em um intervalo de [0,1] (Figura 7), onde 1 é a maior pertinência possível.

Esta técnica é utilizada para refletir o pensamento humano, ou seja, uma tentativa de modelar o sentido das palavras, a tomada de decisão e o senso comum. Como resultado, obtêm-se um sistema mais humano e inteligente (NEGNEVISTKY, 2004).

Genericamente, um sistema fuzzy é composto de quatro componentes: o fuzzificador que converte os valores reais de entrada em um grau de pertinência a conjuntos fuzzy para que sejam tratados pela máquina de inferência fuzzy; a base de regras, que consiste de um conjunto de regras baseado nas entradas e nas saídas; a máquina de inferência fuzzy que utiliza os princípios fuzzy para combinar as regras fuzzy existentes na base de regras em um mapeamento de um conjunto fuzzy de entrada para um conjunto fuzzy de saída; e o defuzzificador que faz o mapeamento de um conjunto fuzzy, obtido pela máquina de inferência, em um valor real (WANG, 1997; NEGNEVISTKY, 2004).

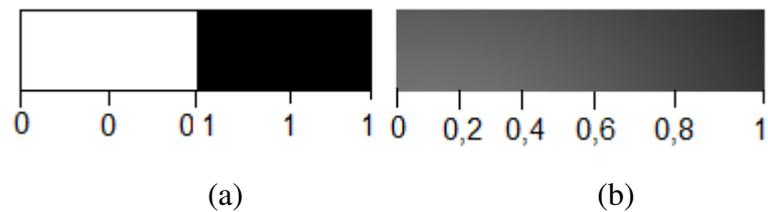


Figura 7: Valores Crisp(a) e Valores Fuzzy(b)

3.6.1. Conjuntos Fuzzy

Um conjunto fuzzy pode ser definido como um conjunto com limites fuzzy. Seja X um universo de discurso e seus elementos denotados como x . Na teoria clássica de conjuntos, um conjunto *crisp* A de X é definido pela função $f_A(x)$ chamado de função característica de A (NEGNEVISTKY, 2004):

$$f_A(x): X \rightarrow 0,1, \quad (3.11)$$

onde,

$$f_A(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x \in A \\ 0, & \text{se } x \notin A \end{cases} \quad (3.12)$$

Este conjunto mapeia o universo X em um conjunto com dois elementos. Para qualquer elemento de x do universo X , a função característica $f_A(x)$ é igual a 1 se x é um elemento do conjunto A , e igual a 0 se x não é um elemento do conjunto A (NEGNEVISTKY, 2004).

Na teoria fuzzy, um conjunto fuzzy A do universo X é definido pela função $\mu_A(x)$ chamada de função de pertinência do conjunto A :

$$\mu_A(x): X \rightarrow [0,1], \quad (3.13)$$

onde,

$\mu_A(x) = 1$ se x está totalmente em A ;

$\mu_A(x) = 0$ se x não estiver em A ; (3.14)

$0 < \mu_A(x) < 1$ se x estiver parcialmente em A ;

Este conjunto permite uma gama contínua de escolhas. Para cada elemento x no universo X , a função de pertinência $\mu_A(x)$ será igual ao nível onde x é um elemento do conjunto A . Este nível, um valor entre 0 e 1, representa o grau de pertinência, também chamado de valor de pertinência, do elemento x no conjunto A (NEGNEVISTKY, 2004).

A Figura 8 mostra a diferença entre um conjunto clássico *crisp* e um conjunto fuzzy, onde pode-se perceber que a teoria fuzzy permite uma gama contínua de valores dentro do intervalo de 0 e 1.

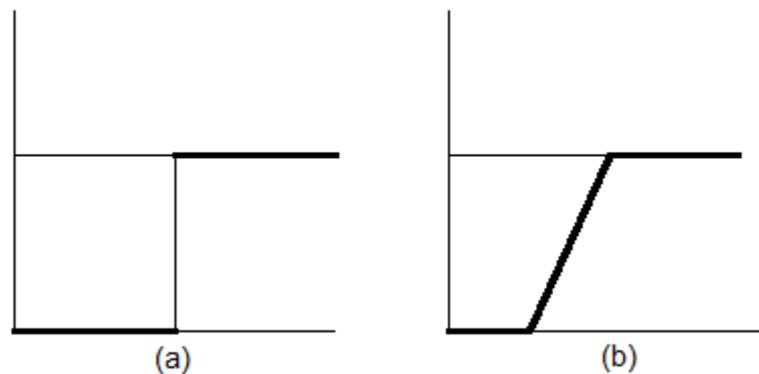


Figura 8: Conjunto crisp(a) e Conjunto Fuzzy(b)

3.6.2. Operações com Conjuntos Fuzzy

As operações em conjuntos fuzzy nada mais são do que as interações que podem ocorrer entre estes conjuntos. Dentre as diversas operações, temos: Complemento, União e Interseção (Figura 9).

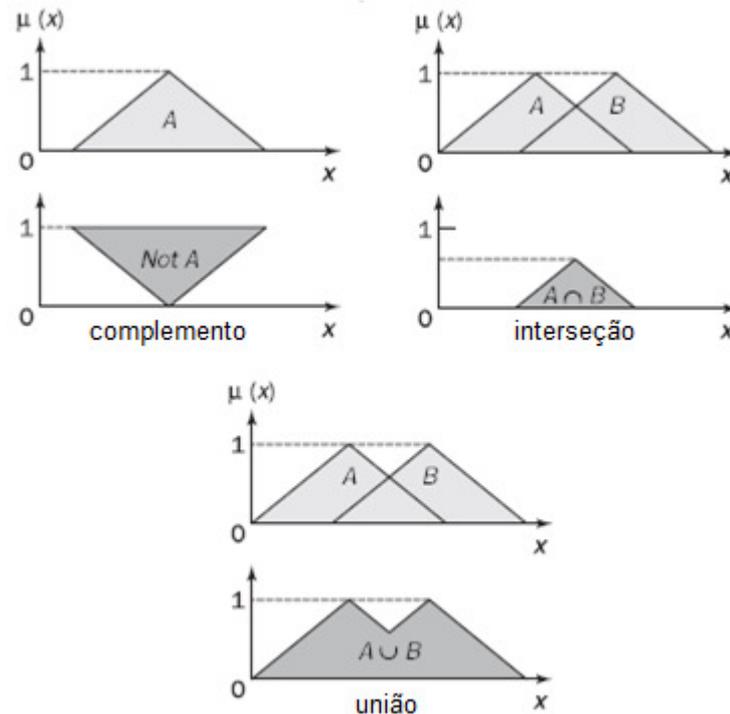


Figura 9: Operações de Complemento, União e Inteseção em Conjuntos Fuzzy. Fonte: Adaptado de Negnevitsky (2004).

3.6.2.1. Complemento

O complemento de um conjunto é o seu oposto, por exemplo, o complemento do conjunto *Velocidade Alta* é *Velocidade Não Alta*. Para a obtenção do complemento *Velocidade Não Alta* é necessário remover o conjunto *Velocidade Alta* do universo de discurso.

De acordo com Negnevitsky (2004), se A é o conjunto fuzzy, seu complemento $\neg A$ pode ser encontrado pela equação:

$$\mu_{\neg A}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (3.15)$$

3.6.2.2. Interseção

Na teoria de conjuntos clássica, a interseção entre dois conjuntos são todos os elementos compartilhados por eles, já na teoria de conjuntos fuzzy, um elemento pode participar de ambos os conjuntos mas com diferentes graus de pertinência. Portanto, uma interseção fuzzy é o menor grau de pertinência em ambos os conjuntos.

De acordo com Negnevitsky (2004) a operação fuzzy para a criação da interseção entre dois conjuntos fuzzy A e B no universo de discurso X pode ser definida pela equação:

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \mu_A(x) \cap \mu_B(x), \text{Onde } x \in X \quad (3.16)$$

3.6.2.2. União

A união entre dois conjuntos crisp consiste em todos os elementos que pertencem a um destes conjuntos. Na teoria de conjuntos fuzzy, a união pode ser definida como o inverso da interseção, ou seja, uma união fuzzy é o maior grau de pertinência em ambos os conjuntos.

De acordo com Negnevitsky (2004), a operação fuzzy para formar a união entre dois conjuntos fuzzy A e B no universo de discurso X pode ser dada por:

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \mu_A(x) \cup \mu_B(x), \text{Onde } x \in X \quad (3.17)$$

3.6.3. Base de Regras

Introduzido por Zadeh (1973) as regras fuzzy surgiram para capturar o conhecimento humano através de uma afirmação condicional, na forma de regras de produção:

- SE x é A
- ENTÃO y é B

Onde x e y são variáveis linguísticas, e A e B são valores linguísticos determinados por conjuntos fuzzy nos universos de discurso X e Y , respectivamente.

Nos sistemas clássicos baseados em regras, se uma regra antecedente é verdadeira, então o consequente também será verdadeiro. Nos sistemas fuzzy, onde o antecedente é uma afirmação fuzzy, os consequentes serão disparados em determinados níveis, ou seja, disparados parcialmente. Se o antecedente é verdadeiro a um grau de pertinência, então o consequente será também verdadeiro no mesmo grau.

3.6.4. Inferência Fuzzy

A inferência fuzzy pode ser definida como o processo de mapeamento de um determinado *input* para um *output*, utilizando a teoria dos conjuntos fuzzy.

No caso deste trabalho, a técnica de inferência utilizada foi a de Mandani, que é mais apropriada para problemas onde há a necessidade de representar o conhecimento especialista. A inferência de Mandani permite descrever a perícia de um modo mais intuitivo e humano.

O estilo Mandani de inferência fuzzy é realizado em quatro passos: fuzzificação das variáveis de entrada, ativação das regras, agregação das saídas das regras e por último a defuzzificação (NEGNEVITSKY, 2004).

O primeiro passo é receber as entradas no formato *crisp*, ou seja, um valor numérico no universo de discurso, e determinar o grau em que essas entradas pertencem a cada um de seus respectivos conjuntos fuzzy. Em seguida, os valores fuzzificados são obtidos (grau de pertinência à um conjunto) e aplicados aos antecedentes da base de regras. Se uma determinada regra possui múltiplos antecedentes, o operador fuzzy (E ou OU) é utilizado para a obtenção de um único número que represente o resultado do antecedente. Finalmente, o número resultante é aplicado a função de pertinência consequente para ser defuzificado (Figura 10).

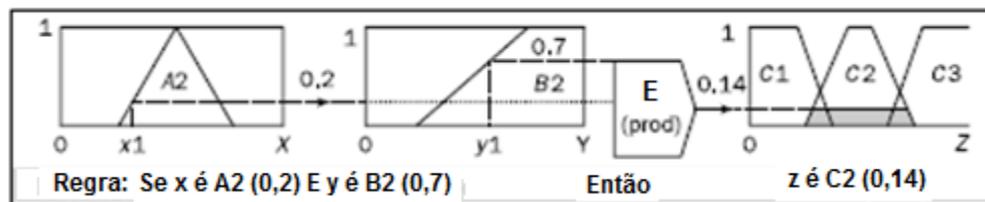


Figura 10: Resultado de múltiplos antecedentes utilizando a regra E e o resultado Consequente. Fonte: Adaptado de Negnevtisky (2004).

O último passo da inferência de Mandani, a defuzzificação, é a transformação da saída do conjunto fuzzy consequente e um número único *crisp*.

A defuzzificação utilizada neste estudo foi o método do centróide, que busca encontrar o ponto onde uma linha vertical iria “cortar” o conjunto resultante em duas massas iguais. Matematicamente pode ser expressado por (NEGNEVITSKY, 2004):

$$COG = \frac{\int_a^b \mu_A(x)xdx}{\int_a^b \mu_A(x)dx} \quad (3.18)$$

A defuzzificação por centróide também pode ser definida como o ponto que representa o centro de gravidade de um conjunto fuzzy A , no intervalo ab .

Na teoria, o centro de gravidade é calculado sobre um número contínuo de pontos na função de pertinência do conjunto fuzzy resultante, mas na prática, uma estimativa confiável pode ser obtida calculando em uma amostra dos pontos (Figura 11), nesse caso a fórmula utilizada é dada por Negnevitsky (2004):

$$OG = \frac{\sum_{x=a}^b \mu_A(x)x}{\sum_{x=a}^b \mu_A(x)} \quad (3.19)$$

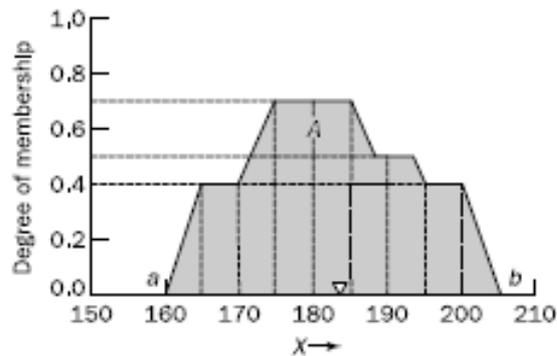


Figura 11: Defuzzificação por Centróide. Fonte: Adaptado de Negnevitsky (2004).

Na Figura 12 a seguir é ilustrado um exemplo básico da inferência fuzzy de Mandani:

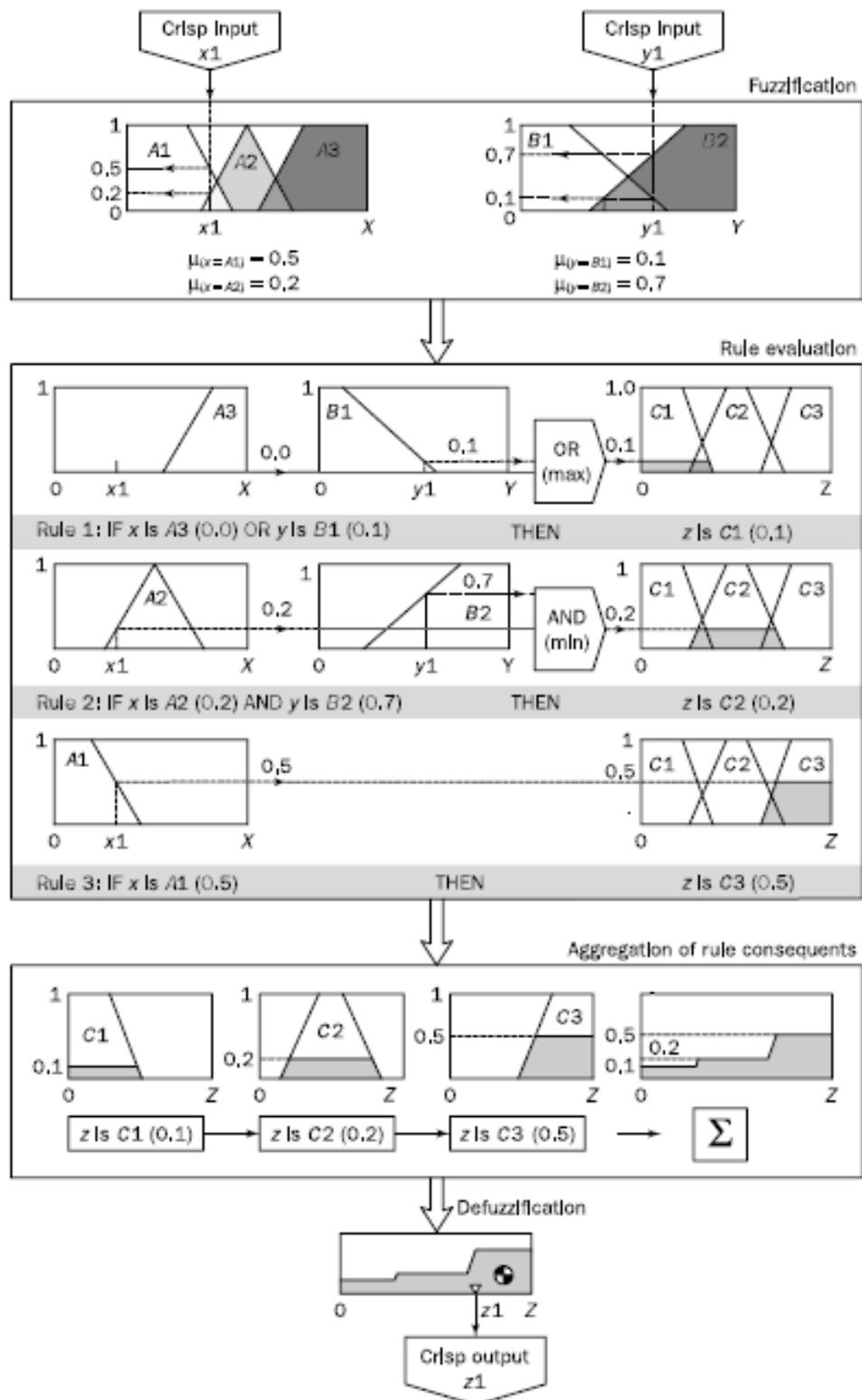


Figura 12: Estrutura básica de uma inferência fuzzy do estilo Mamdani. Fonte: Adaptado de Negnevitsky (2004).

Capítulo 4 - Análise dos Dados e Solução Fuzzy

4.1. Conhecimento Obtido por meio das Técnicas Estatísticas

No processo de clusterização, realizado por meio da técnica de análise de cluster k-means, foram utilizadas as seguintes variáveis correlacionadas com as descargas parciais: potência reativa de 230kV, temperatura (°C) e a umidade relativa. Foi possível a obtenção de quatro clusters (intervalos) de descargas parciais em pC, tais como:

- $DP < 500$;
- $500 \leq DP < 800$;
- $800 \leq DP < 1200$;
- $DP \geq 1200$.

As análises foram realizadas utilizando o software Statistica.

A Tabela 3, apresenta a tabela de contingência das descargas parciais com relação ao período de coleta das medições para os 4 intervalos investigados. Para investigar a possibilidade de utilização da técnica de análise de correspondência, foi calculado o coeficiente de contingência C testando a hipótese nula de independência entre as variáveis DP e período do dia. O teste χ^2 rejeitou a hipótese nula ($p=0.000$) o que mostra a adequação da análise de correspondência ao estudo.

Tabela 3: Contingência das descargas parciais com relação ao período do dia

Período	DP < 500	500 ≤ DP < 800	800 ≤ DP < 1200	DP ≥ 1200	Total
Madrugada	189	53	38	61	341
Manhã	206	51	36	41	334
Tarde	270	32	11	10	323
Noite	214	59	35	30	338
Total	879	195	120	142	1336

Por meio do software Minitab 13 obteve-se a Figura 13 que apresenta as maiores associações entre o período do dia (componente 1) e os intervalos de descargas parciais (componente 2). A análise dos resíduos χ^2 valida a análise (Tabela 4). Pode ser observado que as maiores associações ocorreram no período da tarde com o intervalo DP < 500pC, seguido do período da madrugada com grande relação ao intervalo DP \geq 1200pC.

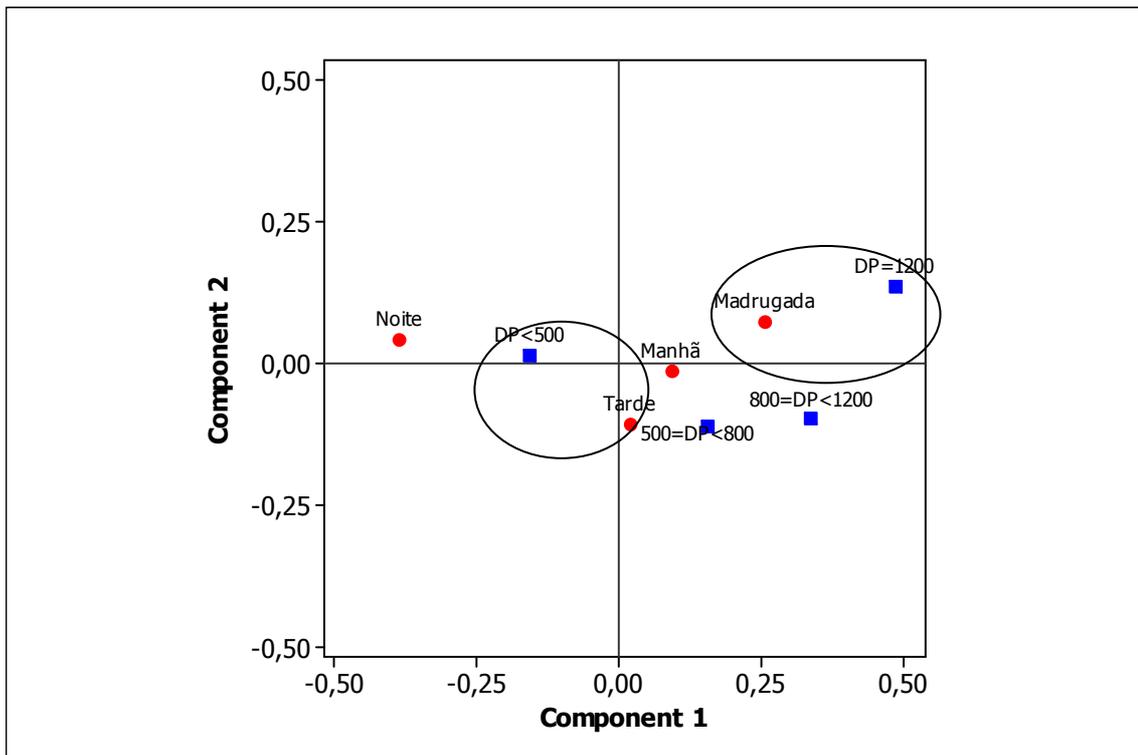


Figura 13. Análise de Resíduos χ^2

Os especialistas da Eletronorte não souberam explicar o motivo dos maiores valores ocorrerem nestes horários.

Os resultados da tabela 4 foram obtidas aplicando-se a equação 3.6

Tabela 4: Análise de Resíduos χ^2

Período	DP < 500	500 \leq DP < 800	800 \leq DP < 1200	DP \geq 1200
Madrugada	-2.36	0.46	1.33	4.11
Manhã	-0.93	0.32	1.10	0.92
Tarde	3.94	-2.21	-3.34	-4.15
Noite	-0.56	1.38	0.84	-0.99

A potência reativa de 230kV também apresentou comportamento similar ao período do dia. Como a potência reativa possui uma distribuição normal, (Figura 15) foram verificadas as suas médias com relação ao período do dia e o valor da descarga parcial por meio da equação:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.20)$$

onde, n representa o número de casos de x . Obteve-se os resultados da Tabela 5.

Tabela 5: Relação da Potência Reativa Média (VAr) com o Período do Dia e a Descarga Parcial (pC)

Período	DP < 500	500 ≤ DP < 800	800 ≤ DP < 1200	DP ≥ 1200
Madrugada	5,877	12,945	4,162	31,818
Manhã	-6,505	-7,818	-	-
Tarde	-18,906	-15,216	-	-10,500
Noite	2,841	-0,622	12,414	25,030
Total	-8,388	1,002	4,556	29,865

Observando-se os dados da Tabela 5, verificou-se que ocorre o aumento progressivo da potência reativa a cada intervalo de descargas parciais. No primeiro intervalo DP < 500 a média encontrada de valores de potência reativa média 230kV foi de -8,388, já no intervalos com os maiores valores de DP (≥1200) é encontrado uma média de 29,865. Outro ponto a ser destacado é a relação das descargas parciais com o período do dia, onde foram obtidos valores mais altos durante o período da noite e madrugada.

4.2. Regressão Logística

Aqui foi ajustado o modelo de Regressão Logística para verificação dos meses com maiores descargas parciais para subsidiar os resultados da solução fuzzy.

Para tal, foram utilizados 1433 registros considerando 2 intervalos, DP ≤ 1200 pC e DP > 1200 pC. Estes intervalos foram selecionados para representar o grupo das descargas

mais altas ($DP > 1200pC$) e os demais ($DP < 1200pC$), representando as descargas mais baixas. A variável explicativa foi potência ativa (PA), e os fatores, os meses de maio a dezembro. A estatística G apresentou o valor de $p = 0,000$ indicando que há evidências suficientes para afirmar que pelo menos um dos coeficientes é diferente de zero. Os testes de qualidade de ajuste de Pearson, Deviance e Hosmer-Lemeshow apresentaram os valores de p maiores que 0,05, mostrando a adequação do modelo.

A Tabela 6 mostra as estimativas dos coeficientes, os valores de p e as razões de chance (*OddsRatio*). Portanto, pode-se afirmar que há evidências suficientes de que o mês influencia nas descargas parciais. Nesta pode ser visualizado quais meses têm maior relação com as descargas parciais mais perigosas. Essa relação é indicado pelas variáveis significativas p e pela razão de chance. Pode-se notar que a potência ativa $DP > 1200pC$ é 1% maior comparadas com as potencias de $DP \leq 1200pC$. As $DP > 1200pC$ quando comparadas com as $DP \leq 1200pC$ em setembro apresenta uma razão de chance de 607%, analogamente a outubro e dezembro com as razões de chance de com 2269% e 2155% respectivamente.

Tabela 6: Informação dos meses em relação às descargas parciais

Preditores	Coefficientes	p	Razão de Chance
Constant	0,614	0,707	
PA	0,011	0,002	1,01
Mês			
Maio	0,841	0,339	2,32
Junho	-1,556	0,231	0,21
Julho	-1,196	0,286	0,30
Agosto	-1,272	0,302	0,28
Setembro	1,956	0,009	7,07
Outubro	3,165	0,000	23,69
Novembro	1,213	0,118	3,36
Dezembro	3,115	0,000	22,55

Valores em negrito são significantes considerando $\alpha=5\%$

Os valores em negrito indicam os meses mais perigosos entre os aplicados na regressão logística, sendo outubro e dezembro os meses com a maior relação com as descargas mais perigosas, seguido pelo mês de novembro com $p=0,009$.

4.3. Solução Fuzzy

O processo de aquisição de conhecimento por meio da aplicação das técnicas estatísticas nos dados da base investigada, foi uma etapa que possibilitou reunir informações e conhecimentos relevantes acerca das descargas parciais e das variáveis do sistema. Esse conhecimento viabilizou a proposição de uma solução fuzzy para a classificação do autotransformador de potência em diferentes situações operacionais. A base de conhecimento da solução fuzzy proposta, foi construída a partir da combinação dos resultados obtidos por meio da análise estatística efetuada nos dados e da vivência e conhecimento tácito dos especialistas da área.

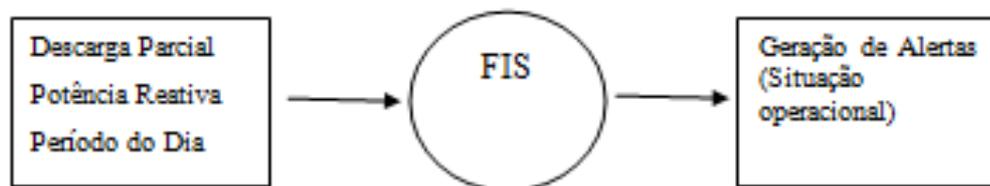


Figura 14: Arquitetura Geral da Solução Fuzzy Proposta

A utilização da análise de correspondência e a análise de resíduos χ^2 (Seção 4.1), além de informações de pesquisas pretéritas por especialistas (ABNT NBR 5356, 2007) possibilitou identificar padrões de comportamento de 3 variáveis do sistema (Potência Reativa 230kV, Período do Dia e Descarga Parcial), que permitiram a construção da solução fuzzy para a geração de alertas no equipamento estudado. O comportamento dessas variáveis foi modelado em conjuntos fuzzy.

Nas seções seguintes são apresentados os resultados do estudo que possibilitaram realizar o mapeamento por meio de conjuntos fuzzy para as variáveis utilizadas na solução fuzzy proposta

4.3.1. Potência Reativa

A potência reativa nos sistemas elétricos de potência representa a energia que circula de forma oscilante nas instalações, mas não é consumida por nenhum receptor. Ela é medida em VAr (Volt Ampère-Reativo) e usada para manter os campos eletromagnéticos das cargas indutivas do sistema elétrico. Pode ser definida também pela energia elétrica que circula continuamente entre os campos elétricos e magnéticos de um sistema de corrente alternada, sem produzir trabalho (AMAZONAS ENERGIA, 2013).

De acordo com os especialistas da Eletronorte, em situações de normalidade, a potência reativa se encontra no valor zero. De acordo com o aumento ou diminuição da tensão aplicada no sistema, este valor varia para mais ou para menos. Esta variação pode ser visualizada no histograma da Figura 15 e, representa o domínio do conjunto fuzzy.

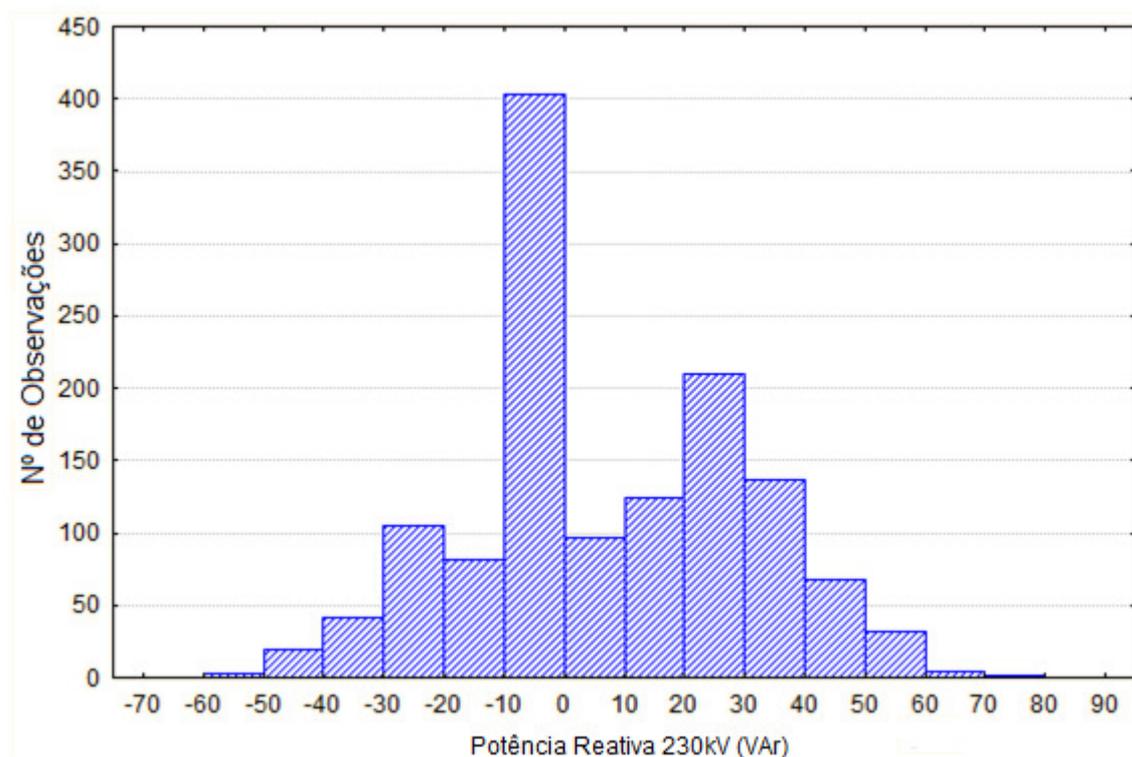


Figura 15: Histograma da Potência Reativa 230kV

Como visto na Seção 4.1, a potência reativa 230kV apresentou correlação com as descargas parciais. Pela Figura 16, pode-se perceber que a potência reativa 230kV aumenta ou diminui de acordo com o comportamento das medições das descargas parciais. A linha vermelha representa a correlação positiva entre DP e a potência reativa 230kV, ou seja, quando uma aumenta, a outra também aumenta e, vice versa.

No entanto, pode-se observar que há situações onde a configuração representada pela correlação entre descarga parcial e potência reativa 230kV não acontece, como por exemplo, valores muito altos de DP e baixos de potência reativa 230kV. Estas situações foram posteriormente mapeadas na base de regras utilizadas pela solução fuzzy.

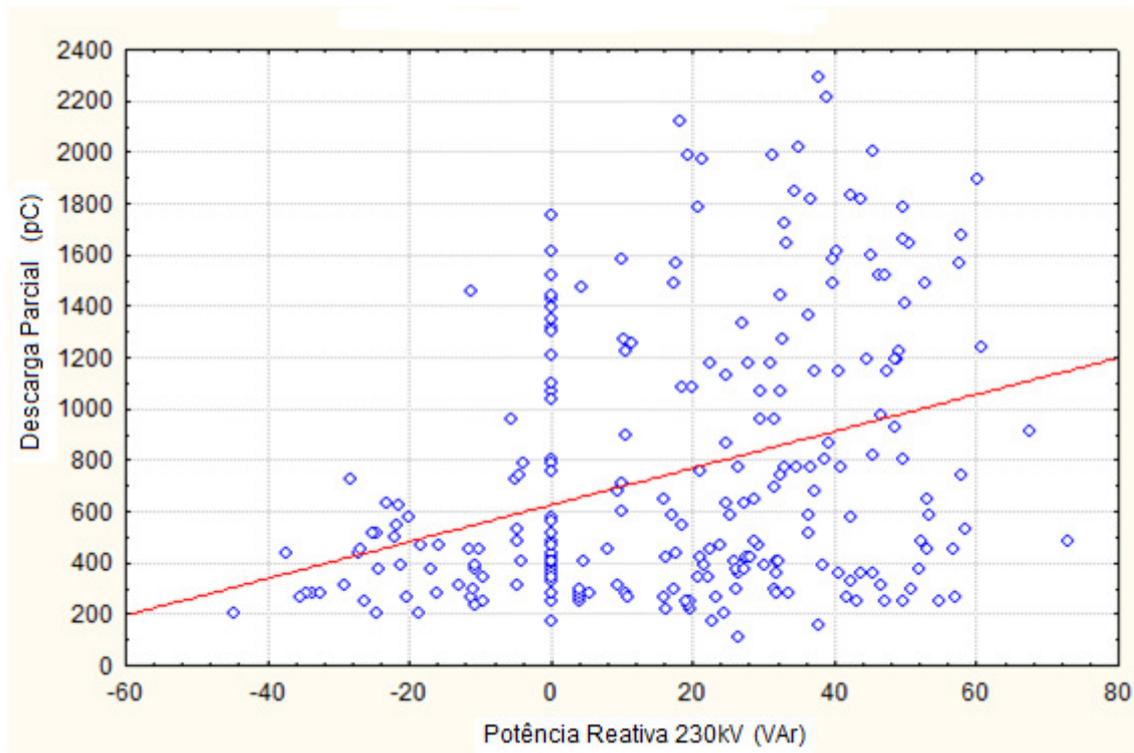


Figura 16: Gráfico de Dispersão entre Descarga Parcial e Potência Reativa 230kV

Através do gráfico de dispersão da Figura 16, é possível notar o aumento da incidência de altos valores de descargas parciais quando a potência reativa tem um valor maior que zero. A Figura 17 apresenta o mapeamento perceptivo com os respectivos conjuntos fuzzy, realizado para a variável Potência Reativa 230kV a partir das constatações visualizadas.

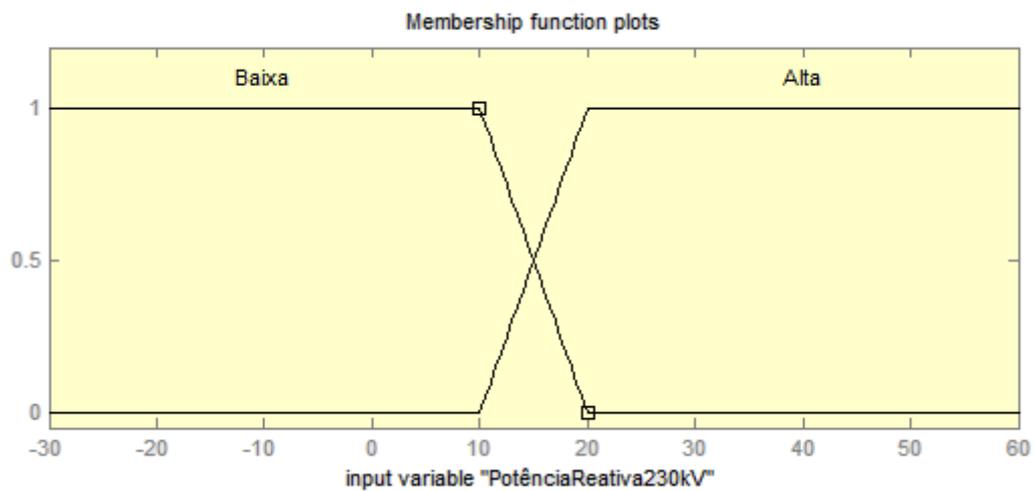


Figura 17: Conjuntos Fuzzy representando a Potência Reativa 230kV

4.3.2. Período do Dia

Os conjuntos fuzzy representando o período do dia pode ser visualizado na Figura 18. Os graus de pertinência são considerados máximos durante todo o intervalo de um período, isso acontece devido à disposição dos horários na base de dados.

Os períodos estão organizados da seguinte maneira:

- Madrugada: Horários entre 0:00h e 6:00 h;
- Manhã: Horários entre 6:00h e 12:00h;
- Tarde: Horários entre 12:00h e 18:00h;
- Noite: Horários entre 18:00h e 24:00h;

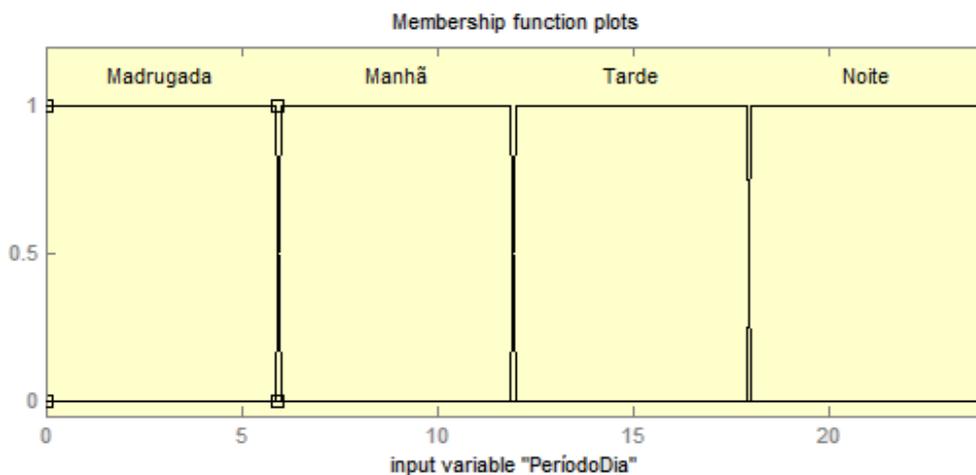


Figura 18: Conjuntos Fuzzy representando o período do dia

4.3.3. Descarga Parcial

De acordo com a norma ABNT NBR 5356 (2007), para considerar uma descarga parcial segura, ela deve se manter abaixo de 500pC, representada pelo conjunto fuzzy *Baixa* da Figura 19.

É importante ressaltar que a norma apenas sugere utilizar o limite mencionado anteriormente. De acordo com especialistas, cada equipamento possui um comportamento diferente e que a utilização de valores fixos para a classificação não seria de toda forma correto.

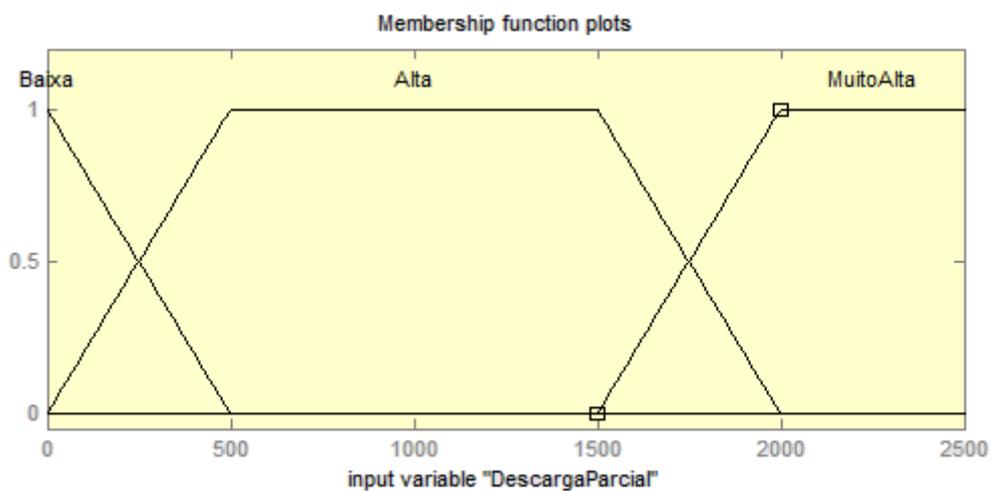


Figura 19: Conjuntos fuzzy representando a variável descarga parcial

A variável descarga parcial foi mapeada com três conjuntos fuzzy (*Baixa*, *Alta*, *MuitoAlta*). O primeiro representando uma situação de possível normalidade, o segundo representando os valores considerados fora da normalidade e que precisariam de maior atenção, e o terceiro representando raras situações onde descargas parciais alcançam valores acima de 2000pC, como visualizado no histograma da Figura 20.

A Figura 20 apresenta a distribuição de frequência das ocorrências das descargas parciais analisadas no estudo, em pC.

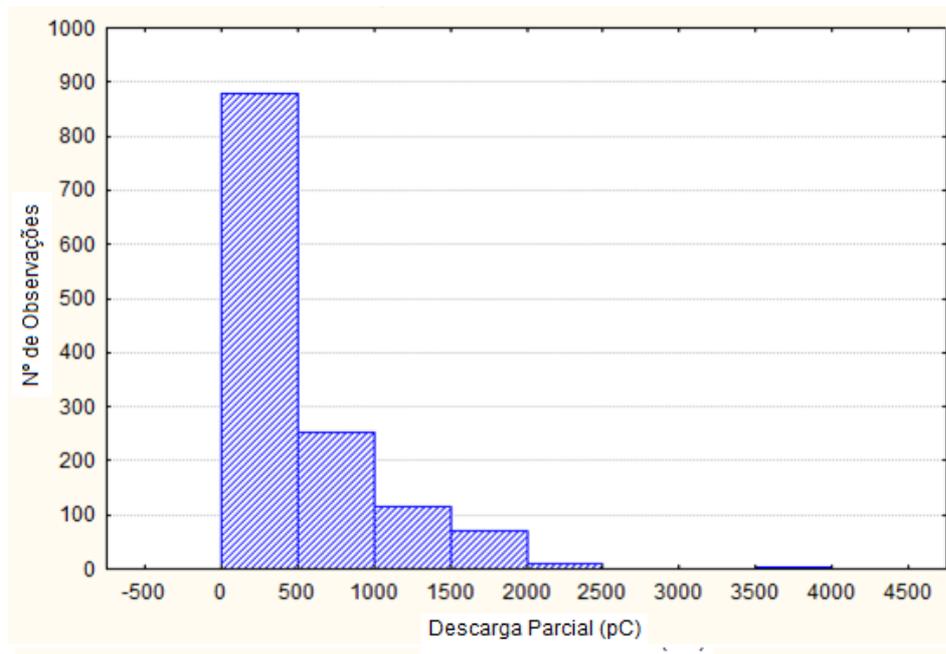


Figura 20: Histograma de ocorrência de Descarga Parcial

4.3.4. Situações de Alerta e Base de Regras

A Figura 21 apresenta os conjuntos fuzzy da variável de saída (*Situação*), mapeados a partir das constatações do estudo estatístico e do conhecimento tácito dos especialistas.

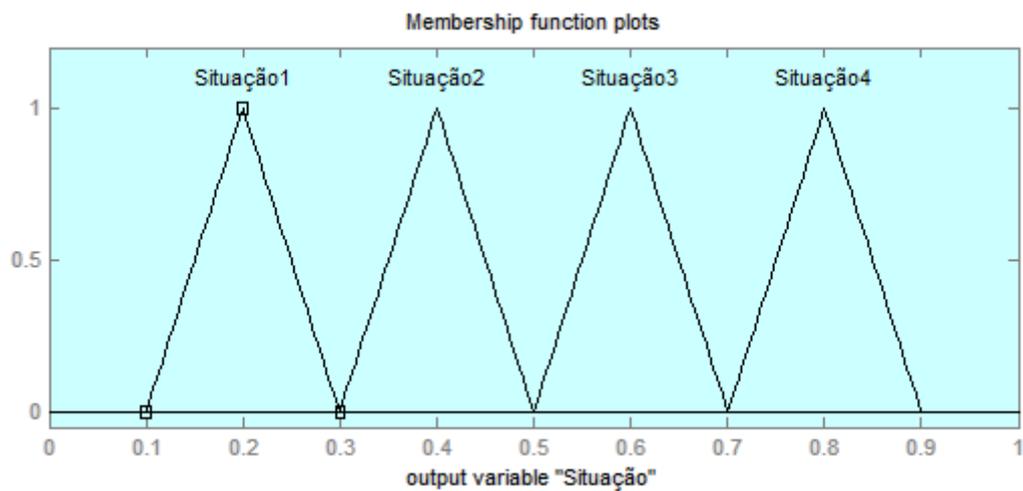


Figura 21: Conjuntos fuzzy representando a variável de saída da solução fuzzy proposta

Durante a análise exploratória dos dados, algumas situações não familiares para os especialistas da área foram encontradas. Utilizando o conhecimento adquirido através da

pesquisa e o conhecimento tácito dos especialistas da Eletronorte, foi possível, através das variáveis Potência Reativa 230kV, Período do Dia e Descargas Parciais, propor uma classificação inicial da situação operacional do transformador em 4 grupos de condições.

Os intervalos utilizados no conjunto fuzzy da variável de *saída*, representam situações que vão de normalidade até situações mais perigosas.

1. If (*PotênciaReativa230kV* is *Baixa*) and (*DescargaParcial* is *Baixa*) then (*Situação* is *Situação1*);
2. If (*PotênciaReativa230kV* is *Baixa*) and (*DescargaParcial* is *Alta*) and (*PeríodoDia* is *Madrugada*) then (*Situação* is *Situação2*);
3. If (*PotênciaReativa230kV* is *Baixa*) and (*DescargaParcial* is *Alta*) and (*PeríodoDia* is *Manhã*) then (*Situação* is *Situação2*);
4. If (*PotênciaReativa230kV* is *Baixa*) and (*DescargaParcial* is *Alta*) and (*PeríodoDia* is *Tarde*) then (*Situação* is *Situação1*);
5. If (*PotênciaReativa230kV* is *Baixa*) and (*DescargaParcial* is *Alta*) and (*PeríodoDia* is *Noite*) then (*Situação* is *Situação2*);
6. If (*PotênciaReativa230kV* is *Baixa*) and (*DescargaParcial* is *MuitoAlta*) and (*PeríodoDia* is *Madrugada*) then (*Situação* is *Situação3*);
7. If (*PotênciaReativa230kV* is *Baixa*) and (*DescargaParcial* is *MuitoAlta*) and (*PeríodoDia* is *Manhã*) then (*Situação* is *Situação3*);
8. If (*PotênciaReativa230kV* is *Baixa*) and (*DescargaParcial* is *MuitoAlta*) and (*PeríodoDia* is *Tarde*) then (*Situação* is *Situação2*);
9. If (*PotênciaReativa230kV* is *Baixa*) and (*DescargaParcial* is *MuitoAlta*) and (*PeríodoDia* is *Noite*) then (*Situação* is *Situação3*);
10. If (*PotênciaReativa230kV* is *Alta*) and (*DescargaParcial* is *Baixa*) and (*PeríodoDia* is *Madrugada*) then (*Situação* is *Situação2*);
11. If (*PotênciaReativa230kV* is *Alta*) and (*DescargaParcial* is *Baixa*) and (*PeríodoDia* is *Manhã*) then (*Situação* is *Situação1*);
12. If (*PotênciaReativa230kV* is *Alta*) and (*DescargaParcial* is *Baixa*) and (*PeríodoDia* is *Tarde*) then (*Situação* is *Situação1*);
13. If (*PotênciaReativa230kV* is *Alta*) and (*DescargaParcial* is *Baixa*) and (*PeríodoDia* is *Noite*) then (*Situação* is *Situação1*);
14. If (*PotênciaReativa230kV* is *Alta*) and (*DescargaParcial* is *Alta*) and (*PeríodoDia* is *Madrugada*) then (*Situação* is *Situação3*);

15. If (*PotênciaReativa230kV* is *Alta*) and (*DescargaParcial* is *Alta*) and (*PeríodoDia* is *Tarde*) then (*Situação* is *Situação2*)
16. If (*PotênciaReativa230kV* is *Alta*) and (*DescargaParcial* is *Alta*) and (*PeríodoDia* is *Noite*) then (*Situação* is *Situação3*)
17. If (*PotênciaReativa230kV* is *Alta*) and (*DescargaParcial* is *Alta*) and (*PeríodoDia* is *Manhã*) then (*Situação* is *Situação2*)
18. If (*PotênciaReativa230kV* is *Alta*) and (*DescargaParcial* is *MuitoAlta*) and (*PeríodoDia* is *Madrugada*) then (*Situação* is *Situação4*)
19. If (*PotênciaReativa230kV* is *Alta*) and (*DescargaParcial* is *MuitoAlta*) and (*PeríodoDia* is *Manhã*) then (*Situação* is *Situação3*)
20. If (*PotênciaReativa230kV* is *Alta*) and (*DescargaParcial* is *MuitoAlta*) and (*PeríodoDia* is *Tarde*) then (*Situação* is *Situação3*)
21. If (*PotênciaReativa230kV* is *Alta*) and (*DescargaParcial* is *MuitoAlta*) and (*PeríodoDia* is *Noite*) then (*Situação* is *Situação4*)

Onde pode-se sugerir que:

A *Situação1* caracteriza uma situação de normalidade do equipamento;

A *Situação2* caracteriza uma situação de alerta leve, onde é possível a evolução para um problema;

A *Situação3* caracteriza uma situação de alerta, onde há a possibilidade de haver um problema;

A *Situação4* caracteriza uma situação de alerta crítico, onde a probabilidade de falhas e defeitos é bem maior que as situações anteriores.

A Figura 22 mostra a superfície resultante da participação das variáveis Descarga Parcial e Potência reativa 230kV nos resultados obtidos pela máquina de inferência da solução fuzzy proposta.

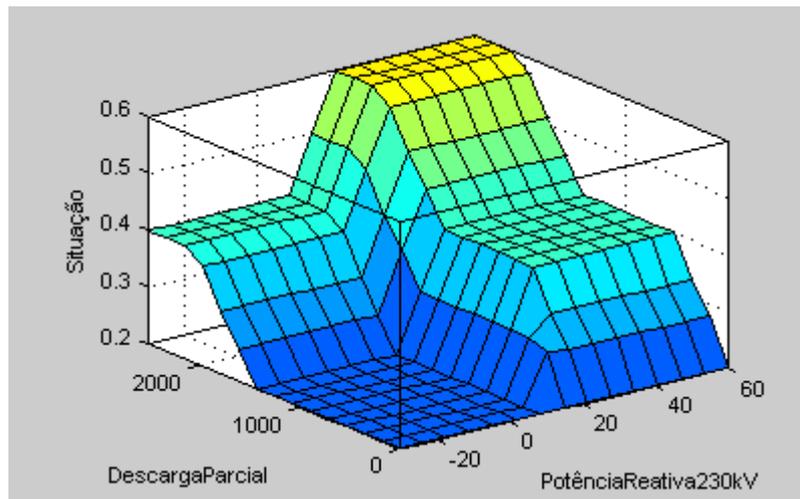


Figura 22: Descarga Parcial e Potência Reativa 230kV

A Figura 23 demonstra a relação entre Descarga Parcial e Período do dia nos resultados obtidos pela máquina de inferência da solução fuzzy proposta.

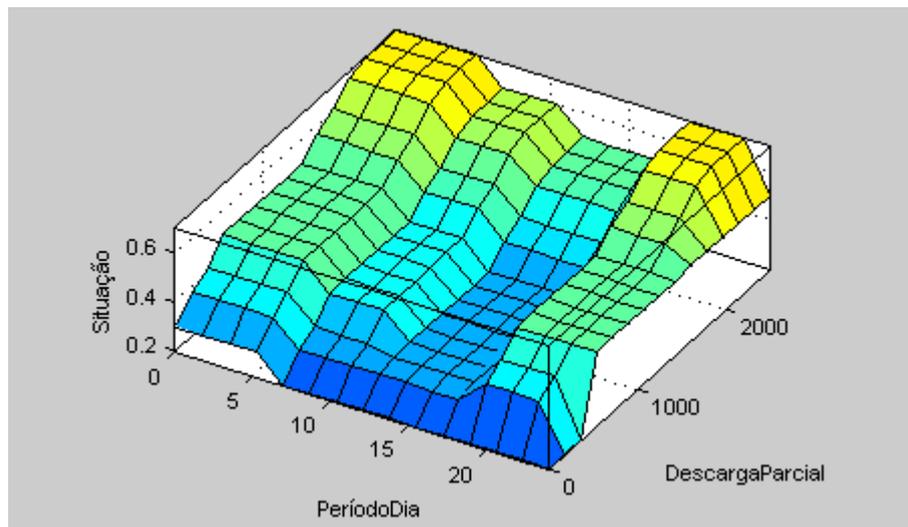


Figura 23: Descarga Parcial e Período do dia

Capítulo 5 - Testes e Discussão dos Resultados

A Figura 24 apresenta o resultado de uma situação para uma ocorrência consistindo dos seguintes valores: Potência Reativa 230kV = 37.8, Descarga Parcial = 316 e Período do dia = 14.6. Pode ser observado que o valor 0.318 para a variável de saída *Situação* indica um estado na Situação 2 com baixo grau de pertinência na escala de inspeção do equipamento.

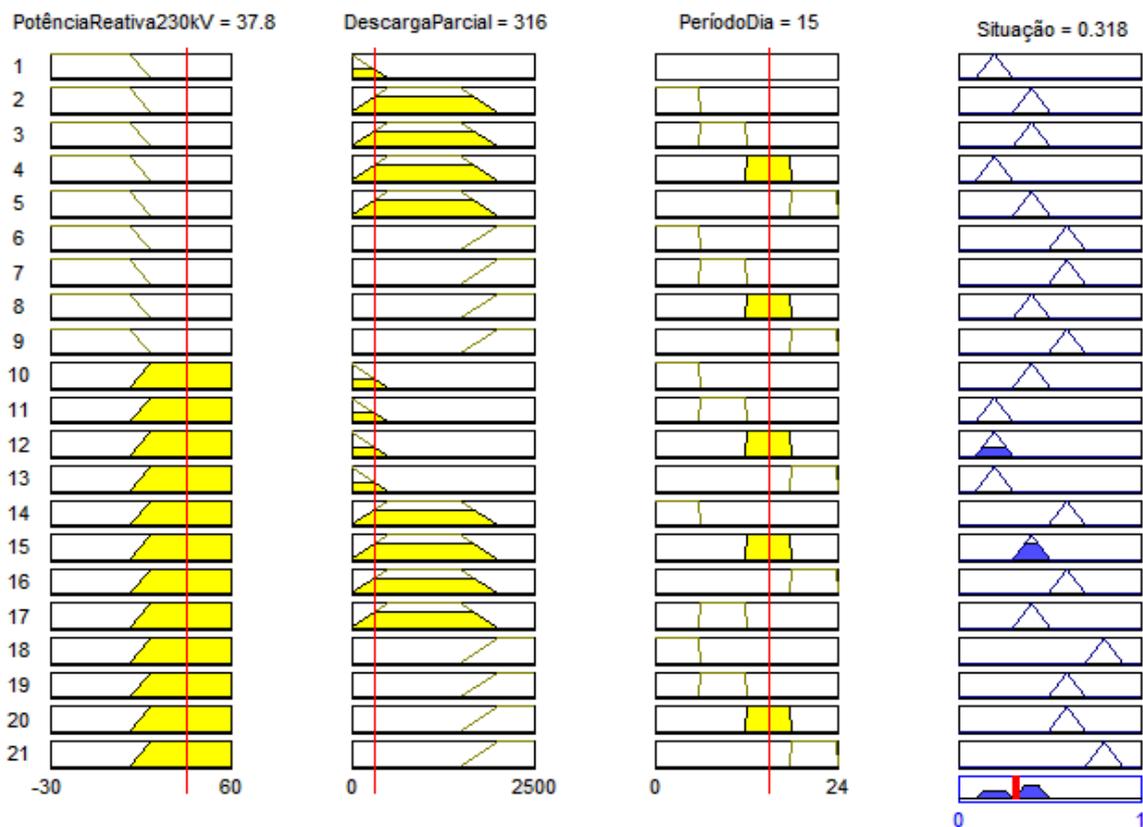


Figura 24: Resultados da solução para uma determinada ocorrência.

A solução proposta foi aplicada nos meses de agosto a dezembro especificados na Tabela 6. Pode ser observado na Tabela 7 que as maiores porcentagens da situação 3 e da situação 4 foram obtidas nos meses de Outubro e Dezembro, em contrapartida, estes meses obtiveram as menores porcentagens de ocorrências da situação 2. O mês de Agosto, que apresenta a menor susceptibilidade, apresentou as maiores porcentagens para as situações 1 e 2. Os resultados foram corroborados pelos resultados da regressão logística mostrada na Seção 4.2.

Tabela 7: Resultados da Solução Fuzzy

Mês	Situação4	Situação3	Situação2	Situação1
Agosto	1%	13,3%	61,7%	24%
Setembro	1,1%	21,5%	59,8%	17,6%
Outubro	3,7%	25,3%	49%	22%
Novembro	0,9%	17%	59,4%	22,7%
Dezembro	2,8%	40,3%	39,7%	17,2%

É importante ressaltar que, as realizações destes testes demonstram uma validação parcial da solução proposta, pois, a construção da solução fuzzy foi baseada em dados onde a situação dos autotransformadores não apresentava riscos reais e explícitos. A utilização do conhecimento especialista valida a solução, pois supre, de maneira inicial, as suas necessidades.

Com o aumento da base de dados, e consequentemente a obtenção de dados em situações de riscos reais, pode-se ajustar a solução proposta utilizando a mesma metodologia empregada neste trabalho.

Capítulo 6 - Conclusões e Trabalhos Futuros

6.1. Considerações Finais

Os resultados deste estudo demonstraram a possibilidade de construir uma solução utilizando técnicas da inteligência computacional, mais especificamente, usar a lógica fuzzy, em conjunto com técnicas estatísticas para auxiliar no conhecimento dos especialistas da área de controle e diagnóstico de transformadores de potência em Sistemas Elétricos de Potência.

É importante ressaltar a importância da construção de uma metodologia para a análise de variáveis de equipamentos elétricos e sua relação com as descargas parciais, podendo ser reproduzida em outros tipos de equipamentos.

A análise de cluster possibilitou separar as descargas parciais em grupos relevantes para a pesquisa que, associado com as técnicas de análise de correspondência e análise de correlação, possibilitou estabelecer relações das DP's com o período do dia e a potência reativa, determinando as situações onde a ocorrência da descarga parcial pode ser mais ou menos perigosa.

A solução fuzzy permitiu mesclar o conhecimento obtido pela vivência dos especialistas da Eletronorte com as informações obtidas pelas técnicas estatísticas, obtendo um mecanismo adicional como fonte de informação acerca do estado operacional do transformador.

Com o aumento da base de dados representando outras variações das situações do transformador, é possível utilizar a metodologia empregada neste trabalho para aperfeiçoar ainda mais a solução proposta.

Por fim, esta solução pode ser uma importante ferramenta para a solução de problemas em ambientes de imprecisão, onde haja a necessidade da interpretação humana, como no processo de tomada de decisão em relação ao estado operacional de transformadores de potência. Pode auxiliar ainda construção da programação de manutenção preventiva dos equipamentos, realizando o acompanhamento da evolução das descargas parciais ao longo do tempo, podendo contribuir para a minimização da ocorrência de possíveis falhas, bem como de interrupções do fornecimento de energia elétrica.

6.2. Trabalhos Futuros

Como trabalhos futuros relacionados ao tema pode-se sugerir:

1. Aperfeiçoar a solução utilizando uma maior base de dados, representando outras situações operacionais do autotransformador, para a realização de uma classificação mais específica do problema.
2. Com isso, realizar uma comparação com outros métodos para diagnóstico de transformadores, como a análise de gás no óleo isolante.
3. Utilizar a metodologia estatística para verificar outras variáveis do sistema, como as variáveis de manobra.

Apêndice A - Anexo

A.1. Tabela Referente à análise de Correlação

Tabela 8: Correlação entre as variáveis do sistema

	DP	T_AB500	T_BV500	T_VA500	PR230	PR500	CB230	CB500	PA230	PA500
DP	1,000	0,067	0,065	0,012	0,237	-0,194	0,049	-0,011	-0,153	0,025
T_AB500	0,067	1,000	0,993	0,997	0,791	0,780	-0,633	-0,792	-0,658	-0,636
T_BV500	0,065	0,993	1,000	0,993	0,792	0,783	-0,623	-0,782	-0,651	-0,628
T_VA500	0,012	0,997	0,993	1,000	0,794	0,781	-0,613	-0,776	-0,636	-0,614
PR230	0,237	0,791	0,792	0,794	1,000	0,866	-0,427	-0,593	-0,474	-0,444
PR500	-0,194	0,780	0,783	0,781	0,866	1,000	-0,533	-0,672	-0,559	-0,535
CB230	0,048	-0,633	-0,623	-0,613	-0,427	-0,533	1,000	0,967	0,965	0,989
CB500	-0,011	-0,792	-0,782	-0,776	-0,593	-0,672	0,967	1,000	0,956	0,967
PA230	-0,154	-0,658	-0,651	-0,636	-0,474	-0,559	0,965	0,956	1,000	0,976
PA500	0,025	-0,636	-0,628	-0,614	-0,444	-0,535	0,989	0,967	0,976	1,000
TOB	0,002	-0,428	-0,418	-0,413	-0,289	0,326	0,528	0,538	0,509	0,518
TEB13	-0,088	-0,433	-0,424	-0,419	-0,302	0,342	0,519	0,533	0,503	0,509
TEB230	-0,099	-0,426	-0,416	-0,411	-0,292	0,336	0,521	0,533	0,505	0,512
TEB500	-0,042	-0,487	-0,478	-0,472	-0,340	0,388	0,582	0,600	0,569	0,573
TA	-0,034	-0,429	-0,414	-0,410	-0,319	0,320	0,481	0,507	0,491	0,483
UR	0,072	0,432	0,421	0,421	0,306	-0,336	-0,421	-0,453	-0,408	-0,406
T_AB230	0,180	0,029*	0,047*	0,042*	0,002*	-0,012*	0,101	0,120	0,163	0,170
T_BV230	0,175	0,077	0,094	0,091	0,055	-0,055	0,073	0,082	0,133	0,139
T_VA230	0,038	0,036*	0,055	0,054	0,012*	-0,008*	0,136	0,144	0,199	0,206

*Valores não significativos para nível de 0,05

Onde:

- Corrente da fase de 230kV – CB230;
- Corrente da fase de 500kV – CB500;
- Potência Ativa da fase de 230kV – PA230;
- Potência Ativa da fase de 500kV – PA500;
- Potência Reativa da fase de 230kV – PR230;

- Potência Reativa da fase de 500kV – PR500;
- Temperatura do Óleo – TO;
- Temperatura de Enrolamento da fase de 13kV – TEB13;
- Temperatura de Enrolamento da fase de 230kV – TEB230;
- Temperatura de Enrolamento da fase de 500kV – TEB500;
- Tensão entre as fases A e B de 230kV – T_AB230;
- Tensão entre as fases A e B de 500kV – T_AB500;
- Tensão entre as fases B e V de 230kV – T_BV230;
- Tensão entre as fases B e V de 500kV – T_BV500;
- Tensão entre as fases A e V de 230kV – T_AV230;
- Tensão entre as fases A e V de 500kV – T_AV500;
- Temperatura de Ar – TA;
- Umidade Relativa do Ar – UR;

Referências

- ABDEL-GALIL, T. K.; SHARKAWY, R. M.; SALAMA, M. M.; BARTNIKAS, R. Partial Discharge Pattern Classification Using the Fuzzy Decision Tree Approach. *IEEE Transactionsoninstrumentationandmeasurement*, 6, p. 2258-2263, 2005.
- ABNT NBR 5356. Transformadores de Potência, parte 1: Generalidades, 2007.
- AMAZONAS ENERGIA. *Potência Ativa e Reativa*. Disponível em: <<http://hsalatiel.no.comunidades.net/index.php?pagina=1381671321>>. Acesso em: 25 de Fevereiro de 2013.
- AYRES, M. *BioEstat – Aplicações Estatísticas nas Áreas de Ciências Bio-Médicas*. Universidade Federal do Pará, 2007.
- AYRES, M. *Elementos de Bioestatística – A Selva do Açaizeiro*. Universidade Federal do Pará, 2011.
- BARTNIKAS, R. Partial discharges: Their mechanism, detection and measurement. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 9, p. 763-808, 2002.
- CARMINATI, E.; CRISTALDI, L.; LAZZARONNI, M.; MONTI, A. A Neuro-Fuzzy Approach for the Detection of Partial Discharge. *IEEE Transactionsoninstrumentationandmeasurement*, 5, p. 1413-1417, 2001.
- CUENCA, W. M. H. Caracterização dos Sinais de Descargas Parciais em Equipamentos de Alta Tensão a Partir dos Modelos Experimentais. *Departamento de Engenharia (COPPE)*. Rio de Janeiro: Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2005.
- D'ERRICO, G. E.; MURRU, N. Fuzzy treatment of candidate outliers in measurements. *Advances in Fuzzy Systems*, p. 1-6, 2012.

- DINIZ, F. C. C. B. *Supressão de Ruído, Detecção e Classificação de Sinais de Descargas Parciais em Transformadores de Potência*. Departamento de Engenharia (COPPE). Rio de Janeiro: Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2005.
- FAIER, J. M. Curvas Principais Aplicadas na Identificação de Descargas Parciais em Equipamentos de Potência. *Departamento de Engenharia (COPPE)*. Rio de Janeiro: Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2006.
- FARD, A. M.; AKBARI, A.; SHOJAEI, R.; MIRZAEI, H. R.; NADERI, P. Partial Discharge Defects Classification using Neuro-Fuzzy Inference System. *International Conference on Solid Dielectrics*, 2010.
- FURMIGARE, M. S. *Processo de Aquisição de Conhecimento por Meios de Técnicas Estatísticas: Um Estudo de Caso sobre Descargas Parciais em Transformadores de Alta Potência*. Dissertação (Mestrado em Estatística) – Instituto de Ciências Exatas e Naturais, Universidade Federal do Pará, 2012.
- GOPAL, S.; KARTHIKEYAN, B.; KAVITHA, D. Partial Discharge Pattern Classification Using Fuzzy Expert System. *International Conference on Solid Dielectrics*, 2004.
- GUO, C.; ZANG, L.; QIAN, Y.; WANG, H.; YAO, L.; JIANG, X. Application of adaptive neuro fuzzy inference system to the partial discharge pattern recognition. *Intelligent Computing and Intelligent Systems*, p. 729-732, 2009.
- HAIR, J. F.; BLACK, W. C.; BABIN, B. J.; ANDERSON, R. E.; TATHAN, R. L. *Multivariate Data Analysis*. Prentice Hall, New Jersey, 2005.
- IEC60270: Alta-voltage test techniques - Partial discharge measurements, 2000.
- JAMES, R. E.; JONES, S. L. Some Aspects of the Statistical Modeling of Partial Discharge Inception Conditions. *IEEE Transactions on Electrical Insulation*, 23, p. 297-306, 1988.
- JAMES, R. E.; PHUNG, B. T. Development of Computer-based Measurements and their Application to DP Pattern Analysis. *IEEE Transactions on Electrical Insulation*, 2, p. 838-856, 1995.
- JEYABALAN, J.; USA, S. Statistical Techniques for Partial-Discharge Location in Transformer Windings. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 26, p. 2064 – 2065, 2011.
- JOHNSON, R. A.; WICHERN, D.W. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. Prentice Hall, New Jersey, 1992.
- JOSHI, G. K.; JOSHI, S. K. Fuzzy-c-means & Programming Approach for Life Estimation of Dielectrics Using Partial Discharges. *International Conference on Electronic Computer Technology*, 2, 2010.
- LI, X.; CHOO, K.; SHI, D. M.; ZHOU, J. H.; PHUA, S. J.; LIM, B. S.; ZHUANG, L. Q. Fuzzy Self-Organizing Maps for Detection of Partial Discharge Signals. *International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*. p. 1684-1688, 2009.
- LIAO, R.-j.; YANG, L.-j.; LI, J.; GRZYBOWSKI, S. Aging Condition Assessment of Transformer Oil-paper Insulation Model based on Partial Discharge Analysis. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 18, p. 303-311, 2011.
- MACARTHUR, S. D. J.; STRACHAN, S. M., JAHN, G. The design of a multi-agent transformer condition monitoring system. *IEEE Transactions on Power Systems*, 19, p. 1845-1852, 2004.

- MACQUEEN, J. Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations. *Berkley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, p. 281, 1967.
- MATLAB. *MATLAB- The Language of Technical Computing*.
- MIRANDA, V.; CASTRO, A.R.G.; LIMA, S.: Diagnosing Faults in Power Transformers with Autoassociative Neural Networks and Mean Shift. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 27, p. 1034, 2012.
- MINITAB 13. *Minitab-Software para aprimoramento de qualidade*.
- MONTANARI, G. C. Partial discharge measurements: becoming a fundamental tool for quality control and risk assessment of electrical systems?. *IEEE International Symposium on Electrical Insulation*, p. 281-285, 2006.
- NEGNEVITSKY, M. *Artificial Intelligence: A guide to intelligent systems*. 2. ed. [S.l.]: Pearson Education, 2005. 415 p.
- SAHOO, N. C.; SALAMA, M. A.; BARTINIKAS, R. Trends in Partial Discharge Pattern Classification: A Survey. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation* 12, p. 248-264, 2005.
- SILVA, A. C. M.; CASTRO, A.R.G.; MIRANDA, V. Transformer failure diagnosis by means of fuzzy rules extracted from Kohonen Self-Organizing Map. *Electrical Power and Energy Systems*, 43, p. 1034-1042, 2012.
- SOUZA, A. M. *Correlação Linear Simples*. Disponível em: <<http://w3.ufsm.br/adriano/aulas/coreg/Aula%2001%20Correla%20Linear.DPf>>. Acesso em: 2 de Março de 2013.
- STATISTICA. *StatSoft-Statistica*.
- TURBAN, E.; ARONSON, J. E. *Decision Support Systems and Intelligent Systems*. Prentice Hall, New Jersey, 2001.
- WANG, L. *A Course in Fuzzy Systems and Control*. Prentice Hall International Inc., New Jersey, 1997.
- WENZEL, D., BORSI, H.; GOCKENBACH, E.; Partial Discharge Recognition and Localization on Transformers via Fuzzy Logic. *IEEE International Symposium on Electrical Insulation*, 1994.