



Juliano Andrade Silva

**MÉTODO PARA A DETECÇÃO DE PERDAS NÃO TÉCNICAS USANDO LÓGICA
NEBULOSA COMO PRINCIPAL AGENTE PREDITIVO**

CAMPINAS

2013



Universidade Estadual de Campinas
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação

Juliano Andrade Silva

**MÉTODO PARA A DETECÇÃO DE PERDAS NÃO TÉCNICAS USANDO LÓGICA
NEBULOSA COMO PRINCIPAL AGENTE PREDITIVO**

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da Universidade Estadual de Campinas como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica, na área de Energia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Carlos Alberto Favarin Murari

Este exemplar corresponde à versão final da dissertação defendida pelo aluno Juliano Andrade Silva e orientado pelo Prof. Dr. Carlos Alberto Favarin Murari

CAMPINAS
2013

Ficha catalográfica
Universidade Estadual de Campinas
Biblioteca da Área de Engenharia e Arquitetura
Elizangela Aparecida dos Santos Souza - CRB 8/8098

Si38m Silva, Juliano Andrade, 1976-
Método para a detecção de perdas não técnicas usando lógica nebulosa como principal agente preditivo / Juliano Andrade Silva. – Campinas, SP : [s.n.], 2013.

Orientador: Carlos Alberto Favarin Murari.
Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.

1. Energia elétrica - Distribuição. 2. Aritmética nebulosa. 3. Eletricidade - Regulação. 4. Lógica difusa. I. Murari, Carlos Alberto Favarin, 1950-. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. III. Título.

Informações para Biblioteca Digital

Título em outro idioma: Method for detection of non-technical losses using fuzzy logic as the main predictive agent

Palavras-chave em inglês:

Electric energy - Distribution

Fuzzy arithmetic

Electricity - Regulation

Fuzzy logic

Área de concentração: Energia Elétrica

Titulação: Mestre em Engenharia Elétrica

Banca examinadora:

Carlos Alberto Favarin Murari [Orientador]

Madson Cortes de Almeida

Carlos Alberto Fróes Lima

Data de defesa: 18-12-2013

Programa de Pós-Graduação: Engenharia Elétrica

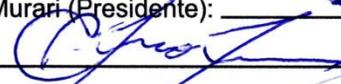
COMISSÃO JULGADORA - TESE DE MESTRADO

Candidato: Juliano Andrade Silva

Data da Defesa: 18 de dezembro de 2013

Título da Tese: "Método para Detecção de Perdas Não Técnicas Usando Lógica Nebulosa como Principal Agente Preditivo"

Prof. Dr. Carlos Alberto Favarin Murari (Presidente): _____ 

Dr. Carlos Alberto Fróes Lima: _____ 

Prof. Dr. Madson Cortes de Almeida: _____ 

Resumo

A partir das privatizações do setor elétrico nacional na década de 90, o governo federal julgou necessário fortalecer a regulação sobre as concessionárias de distribuição de energia elétrica enquanto que as empresas adquirentes buscaram formas de tornar esta atividade mais rentável, visando a valorização das suas ações. Nesse contexto, é importante que as distribuidoras de energia elétrica disponham de mecanismos de combate às perdas não técnicas, visando minimizar as perdas por fraude, furto, desvios, queimas de equipamentos, ligações erradas nas medições de energia elétrica, entre outras dessa natureza, que influenciam diretamente no faturamento das concessionárias. A partir da classificação socioeconômica de cada área de concessão, a ANEEL realizou estudos estatísticos para determinar a empresa *benchmark* e, a partir desta, determinar as metas de redução de perdas para as concessionárias. O regime *yardstick competition* adotado, estimula a competição em relação à empresa com melhores níveis de eficiência na redução de perdas e com níveis de complexidade socioeconômico similares. O objetivo desta pesquisa foi a elaboração de um modelo matemático fundamentado na teoria de conjuntos nebulosos (*Fuzzy Sets*), visando a melhoria dos critérios de seleção de unidades consumidoras para fins de inspeção, com o intuito de reduzir as perdas não técnicas. Em MatLab[®] elaborou-se um algoritmo com variáveis pertinentes ao problema e, por meio de um sistema baseado em regras, sob a égide de um controlador nebuloso aplicando o Método Mamdani, pode-se determinar um escore das instalações mais favoráveis à inspeção pela concessionária. O algoritmo baseado em lógica nebulosa apresentou bom desempenho, com a indicação de novos nichos de seleção e portanto superior ao patamar de especificidade de métodos já usados, entre eles redes neurais e modelo CHAID. A função do modelo nebuloso é fornecer um escore final que diz o quanto a unidade consumidora é irregular ou não.

Palavras-chave: conjuntos nebulosos, distribuição de energia elétrica, lógica nebulosa, perdas não técnicas, regulação do setor elétrico.

Abstract

From the national power sector privatization in the 90's, the federal government has deemed necessary to strengthen the regulation on the electricity distribution utilities while the acquiring companies sought ways to transform this activity into a product that generates more value to their stock trading. In this context, it is important that the electric utilities have mechanisms for combating non-technical losses in order to minimise losses for fraud, theft, misappropriation, burning equipment, faulty connections in the kwh meters, among others, that influence directly in the billing of dealers. From the socioeconomic classification of each concession area, the Electric Power Federal Agency - ANEEL conducted statistical studies to determine the benchmark company and, from this, determine the goals of reducing losses to the electric utilities. The yardstick competition enables compare the performance of various agents and stimulates the competition in relation to the company with the highest levels of efficiency in reducing losses. The objective of this research was the development of a mathematical model based on the theory of fuzzy sets applied to the improvement of the selection criteria of consumer units for inspection purposes, in order to reduce the non-technical losses. In MATLAB® it was developed an algorithm with variables relevant to the problem and, through a rules-based, under the aegis of a Mamdani fuzzy controller applying the method, the system can determine a score of more favorable consumers to inspection by the concessionaire. The algorithm based on fuzzy logic performed well, indicating new niches of selection and therefore superior to the level of specificity of methods already used, including neural networks and the CHAID technique. The function of the fuzzy model is to provide a final score that tells how much the consumer unit is irregular or not.

Keywords: electric power distribution, fuzzy logic, fuzzy sets, non-technical losses, regulating the electricity industry.

Sumário

Capítulo 1 - Introdução	1
Capítulo 2 - Estado da Arte – Contexto da Pesquisa	5
2.1 Artigos relativos a perdas	5
2.2 Artigos sobre lógica nebulosa	9
2.3 Referências regulatórias	11
Capítulo 3 - Aspectos Regulatórios Relativos a Perdas Não Técnicas	13
3.1 Introdução	13
3.2 Aspectos da regulação	14
3.3 Modelo de estimação socioeconômica	15
3.4 Potencial de redução de perdas não técnicas	18
Capítulo 4 - Classificação de Clientes	21
Capítulo 5 - Conceitos da Lógica Nebulosa	31
5.1 Introdução à lógica nebulosa	32
Capítulo 6 - Modelo Nebuloso	35
6.1 Segregação da base de dados	35
6.2 Construção do modelo nebuloso	36
6.3 Modelagem das variáveis	37
6.3.1 Variável “PESOS”	37
6.3.2 Variável “CEP”	41
6.3.3 Variável “CLASSE”	43
6.3.4 Variável “DIF”	45
6.3.5 Variável de saída “SCORE”	47
6.4 Interpretação das variáveis	48
6.5 Controlador nebuloso	51

7	Métricas e Resultados	53
7.1	Teste de confiabilidade dos modelos	54
7.2	Calibragem do modelo nebuloso	55
7.3	Teste real	56
8	Conclusões e Trabalhos Futuros	59
	Referências Bibliográficas	61
	Apêndice A	65
A.1	Operações com conjuntos nebulosos	65
A.2	Conceitos nebulosos	69
A.3	Números e operações nebulosos	73
A.3.1	O número triangular	74
A.3.2	O número trapezoidal	75
A.3.3	Álgebra nebulosa	76
A.4	Operações lógicas	77
A.5	Sistemas baseados em regras	81
	Apêndice B	
	Divulgação da Pesquisa	87

Dedico esta Dissertação à minha amada esposa Elessandra e ao meu querido filho Victor.

Agradecimentos

Agradeço aos meus colegas da CPFL Energia que sempre me apoiaram na realização deste mestrado, sobretudo Airton Florido, Augusto Mafra Tavares, Cleber Felipe, Ronaldo Borges, Sidnei Diaz e Wilson David.

Agradeço a minha esposa Elessandra pela compreensão quanto a dedicação empregada.

Ao Prof. Murari que com seu conhecimento e paciência propiciaram o término desta dissertação.

Lista de Ilustrações

5.1	Função dos pobres	33
6.1	Visualização da estrutura do algoritmo nebuloso	36
6.2	Visualização da variável nebulosa PESOS	40
6.3	Visualização da variável nebulosa CEP	43
6.4	Visualização da variável nebulosa CLASSE	45
6.5	Visualização da variável nebulosa DIF	46
6.6	Visualização da variável nebulosa SCR	47
6.7	Comparação DIF x CLAS x SCR	48
6.8	Comparação DIF x PES x SCR	49
6.9	Comparação DIF x CEP x SCR	49
6.10	Comparação PES x CEP x SCR	50
6.11	Comparação PES x CLAS x SCR	50
6.12	Comparação CLAS x CEP x SCR	51
6.13	Visualização da variável nebulosa SCR	51
6.14	Visualização do operador Mamdani	52
A.1	Operação União	66
A.2	Operação de Intersecção	66
A.3	Operação Complementaridade	67
A.4	Operação $\varphi_{A \cap A'}$	67
A.5	Operação $\varphi_{A \cup A'}(x)$	68
A.6	α -nível	69
A.7	Representação do número <i>crisp</i> 2	73
A.8	Representação de “em torno de 2”	75
A.9	Número nebuloso trapezoidal	75
A.10	Representação do método Mamdani	85

Lista de Tabelas

3.1	<i>Ranking</i> da complexidade média (ANEEL, 2011)	18
3.2	“ <i>Clusteres</i> ” de redução (complexidade > 0,16) (ANEEL, 2011)	20
3.3	“ <i>Clusteres</i> ” de redução (complexidade < 0,16) (ANEEL, 2011)	20
4.1	Classificação exemplo da cidade de Campinas	27
4.2	Amostragem aleatória estratificada da região de Campinas	28
6.1	Exemplo da composição de PESOS	38
6.2	Estatística da variável PESOS	39
6.3	Parametrizações nebulosas da variável PESOS	40
6.4	Estatística da variável CEP	42
6.5	Parametrizações nebulosas da variável CEP	42
6.6	Classificação da classe social através da Renda e do % de Irreg	44
6.7	Parametrizações nebulosas da variável CLASSE	44
6.8	Estudo da variável DIF	46
6.9	Parametrizações nebulosas da variável DIF	46
6.10	Parametrizações nebulosas da variável DIF	47
7.1	Matriz Confusão	53
7.2	Comparação de confiabilidade dos modelos de perdas	55
7.3	Comparação de especificidade dos modelos nebulosos	55
7.4	Comparação de especificidade dos algoritmos de perdas	56
A.1	Conectivo “e”	77
A.2	Conectivo “ou”	78
A.3	Negação	78
A.4	Implicação	79
A.5	Sentenças linguísticas	81
A.6	Generalização matemática	82
A.7	Cálculo da relação \mathcal{R} através da implicação $I(x_i, y_i)$	84
A.8	Cálculo do comparativo de $\varphi_{\mathcal{B}}$ através da relação \mathcal{R}	84

Lista de Abreviaturas e Siglas

- ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica
- AP40 – Audiência Pública nº 40
- BPC – Benefício de Prestação Continuada
- CCEE – Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
- CDE – Conta de Desenvolvimento Energético
- CNAE – Classificação Nacional de Atividades Econômicas
- COS – Centro de Operação do Sistema
- CPFL – Companhia Paulista de Força e Luz
- DATASUS – Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde do Brasil
- GA – *Genetic Algorithm*
- GWh – Gigawatt-hora
- IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
- IDH – Índice de Desenvolvimento Humano
- KDD – *Knowledge Discovery in Databases*
- kV – Quilovolt
- kWh – Quilowatt-hora
- ONS – Operador Nacional do Sistema
- OPF – *Optimum Path Forest*
- PNAD – Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios
- PROINFA – Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia Elétrica
- RBF – *Radial Basis Function*
- SCADA – *Supervisory Control and Data Acquisition*
- SFN – Sistema Financeiro Nacional
- SIM – Sistema de Informação sobre Mortalidade
- SNIS – Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento (SNIS)
- SRE – Superintendência de Regulação Econômica
- SVM – *Support Vector Machine*
- TC – Transformador de Corrente
- TCSC – *Thyristor Controlled Series Capacitors*
- TP – Transformador de Potencial

Capítulo 1

Introdução

Atualmente o problema das perdas não técnicas está em evidência no cenário nacional. Em maio de 2010, a ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica) divulgou que no Brasil as perdas não técnicas somavam mais de 27 mil GWh, isto correspondia a 8% do mercado cativo brasileiro e em valores monetários, uma perda de 8,1 bilhões de reais para o mercado de energia elétrica e para o Governo, que tributa a compra de energia no varejo, uma perda em torno de 33% deste valor.

As perdas não técnicas, também conhecidas como perdas comerciais, podem ser definidas como o cômputo total da energia elétrica consumida e não faturada, excluindo-se as perdas técnicas (Penin, 2008). As perdas não técnicas mais comuns correspondem a:

- ligações erradas, mau funcionamento ou fraudes nos equipamentos de medição;
- erros cadastrais nos dados que influenciam os faturamentos (tanto nos equipamentos quanto nas próprias bases de dados);
- furtos de energia através de ligações clandestinas.

Problemas na contabilização dos registros de energia ocorrem e tornam-se sistemáticos no processo de faturamento das distribuidoras de energia elétrica.

Diante de tal impacto nas finanças das concessionárias, o problema da minimização das perdas não técnicas torna-se cada vez mais importante, sendo abordado também no contexto regulatório (ANEEL, 2006).

As perdas não técnicas são relevantes no contexto da distribuição de energia elétrica, enquanto na transmissão de energia basicamente tem-se apenas perdas técnicas, dado o monitoramento realizado tanto pelo ONS (Operador Nacional do Sistema) como pelas concessionárias através dos respectivos COS (Centro de Operação do Sistema) e também pelos próprios consumidores através de dispositivos de controle de demanda.

Diante da preocupação governamental com a chamada modicidade tarifária, e considerando que as perdas de energia devem ser rateadas para todos os clientes da concessão (ANEEL, 2011), coube ao regulador a atribuição de metas às concessionárias de energia elétrica, quanto à redução das perdas não técnicas a níveis considerados aceitáveis pelo agente regulador.

Os aspectos citados evidenciam a relevância desta pesquisa que teve como meta o desenvolvimento de uma metodologia para o problema da minimização das perdas não técnicas que, além de beneficiar as concessionárias e consumidores legalmente instalados, atribui caráter de legalidade e justiça social aos serviços de varejo da energia elétrica.

Assim, para colaborar com o processo de minimização destas perdas, foi desenvolvido um algoritmo computacional fundamentado na teoria de conjuntos nebulosos (*Fuzzy Sets*) proposta por Lotfi A. Zadeh (Zadeh, 1965 e 1978). Em MatLab[®] elaborou-se um algoritmo com variáveis pertinentes ao problema e, por meio de um sistema baseado em regras, sob a égide de um controlador nebuloso aplicando o Método Mamdani (Barros, 2010), pode-se determinar um escore das instalações mais favoráveis à inspeção pela concessionária.

Esta dissertação está organizada nos seguintes capítulos:

No Capítulo 2, Estado da Arte – Contexto da Pesquisa, são citadas publicações pertinentes às perdas, algoritmos nebulosos e de inteligência artificial contemplando o tema perdas.

No Capítulo 3, Classificação de Clientes, são apresentados conceitos básicos sobre as classificações praticadas pelas concessionárias, conforme determinação do regulador, com o objetivo de segregar clientes na base de dados para fornecer informações relevantes ao algoritmo nebuloso desenvolvido.

No Capítulo 4, Aspectos Regulatórios Relativos às Perdas Não Técnicas, tem-se a descrição de como as perdas não técnicas estão inseridas nos contextos socioeconômicos e a metodologia que a ANEEL desenvolveu para comparar regiões diferentes e estabelecer metas para as concessionárias.

No Capítulo 5, Conceitos da Lógica Nebulosa, são apresentados conceitos fundamentais para a compreensão do uso da lógica nebulosa, operações com conjuntos nebulosos, aritmética nebulosa e a construção de um sistema baseado em regras, que foi a base do controlador nebuloso usado nesta dissertação.

No Capítulo 6, Modelo Nebuloso, tem-se a descrição do algoritmo computacional que determina a possibilidade de cada instalação ter propensão à irregularidade no consumo de energia elétrica.

No Capítulo 7, Métricas e Testes, são descritos métodos de análise de resultados e elaborados testes para avaliação do algoritmo nebuloso proposto.

E no Capítulo 8, Conclusões e Trabalhos Futuros, faz-se uma análise geral do trabalho e apresentam-se propostas para desenvolvimentos futuros.

Capítulo 2

Estado da Arte – Contexto da Pesquisa

Esta dissertação teve sua base científica apoiada numa série de outros trabalhos que envolvem o problema da otimização das perdas não técnicas e o uso da lógica nebulosa, tendo sido divididos nos seguintes tópicos:

- ✓ os que propõem tratamento de perdas, estratégias de combate, métodos de otimização, classificações e demais métodos para se alcançar melhoria nos resultados das perdas técnicas e não técnicas;
- ✓ os que utilizam lógica nebulosa em sistemas de energia ou que tratam de conceituações da lógica nebulosa;
- ✓ as resoluções normativas da ANEEL que regem a distribuição de energia elétrica no Brasil, bem como audiências públicas e leis que fazem parte dos aspectos regulatórios em que este estudo está inserido.

2.1 Artigos relativos a perdas

Em (Ramos, 2009) foi aplicada a teoria de grafos para o reconhecimento de perdas não técnicas, em que o caminho ótimo de árvores computacionais foi a grande inovação, já que ainda não haviam sido utilizadas na abordagem do problema de perdas. São comparados os resultados com SVM (*Support Vector Machine*) usando a função base radial (*RBF*) e *Linear Kernels*. Como resultado, além da inovação, o sistema SVM-RBF teve um desempenho superior aos demais, juntamente com o OPF (*Optimum Path Forest*).

Em (Augugliaro, 2004) trata-se de sistemas de potência usando a regulação ótima de tensão para a diminuição das perdas técnicas e melhoria do perfil de tensão (qualidade de energia), através de funções multiobjetivas baseadas na teoria de conjuntos nebulosos. A solução se mostrou satisfatória pois a eficiência da formulação e o desenvolvimento da metodologia geraram soluções plausíveis e rápidas, sendo que o controle usado foi em tempo real.

Em (Sugita, 2005) foi proposto o uso de algoritmos genéticos para a melhor disposição de transformadores em redes elétricas de baixa tensão, visando a otimização das perdas técnicas por alocação. Esse artigo explicita como algoritmos genéticos podem ser usados em sistemas de potência de uma forma genérica, inserindo grandezas financeiras para a otimização de custos e perdas.

É apresentado em (Souza, 2005) um estudo que usa técnicas alternativas ao fluxo de potência para o cálculo das perdas técnicas em sistemas radiais de distribuição de energia. O algoritmo proposto obtém as perdas totais através do modelamento do calor dos barramentos (*simulated annealing*), mostrando em seus resultados que as diferenças entre o método de medição térmica simulado e o fluxo de potência são mínimas.

Em (Kang, 2006) é apresentada uma análise de perdas técnicas através de redes neurais. A necessidade do estudo e minimização dessas perdas vem do fato da população de Taiwan estar concentrada numa pequena área, o que provoca uma alta densidade populacional, implicando em uma complexa rede de distribuição. Para a concessionária Taipower, a minimização das perdas tornou-se um grande desafio, já que os 6.000 alimentadores provocam 50% das perdas de todo sistema. No sistema de transmissão estão interligadas gerações de grandes térmicas e nucleares, em tensões que variam de alta a extra alta para atender aos clientes com fornecimento de energia em diferentes níveis de tensão. Os circuitos de distribuição foram derivados para simplificar o cálculo das perdas que representam 36% da energia total. A rede neural foi baseada numa perda simplificada desenvolvida para alimentadores aéreos e subterrâneos, sendo criada para calcular trifasicamente os indicadores. O resultado final permite analisar a integração dos sistemas de perdas que representa 3,6% do total distribuído.

Outra proposta de estudo de perdas técnicas (Nallagownden, 2006) prevê reduzi-las através da compensação de reativos, apresentando uma abordagem de algoritmo genético para as perdas na potência reativa em um sistema radial. As estratégias de buscas heurísticas representaram uma economia de 23% em média, enquanto os algoritmos genéticos apresentaram um indicador de 22% aproximadamente. Mesmo assim, os algoritmos genéticos se mostraram mais rentáveis, pois a relação potência ativa – potência reativa foi maior do que no outro modelo.

O método proposto em (Nizar, 2008) focou as perdas não técnicas, visando a detecção de fraudes, incluindo telefonia, seguros e cartão de crédito. Para a avaliação das perdas técnicas

foram desenvolvidos três módulos. O primeiro corresponde à separação dos clientes por *clustering* através de suas cargas, agrupando clientes com comportamentos semelhantes. O segundo contém as regras de aprendizagem para especificar os que possuem perdas e os que não possuem perdas. E no terceiro módulo tem-se um modelo preditivo que recai nos padrões estudados para detectar as possíveis fraudes. Ressalta-se que os algoritmos utilizados necessitam de dados de demanda horária (insumos de hora em hora), sendo que para tal a concessionária deve ter medidores eletrônicos em todas as medições de média e alta tensão. O estudo mostrou comparações de dados e dos resultados avaliados, como proposta de verificar a exatidão dos métodos empregados, concluindo-se que o uso dessa tecnologia para perdas não técnicas mostrou-se mais limitado que os demais.

Em (Guerrero, 2010) buscou-se atuar em perdas não técnicas usando informações que não são normalmente tratadas nas companhias de energia elétrica. Técnicas de mineração de dados foram usadas, contudo em campos não estruturados como observações de demais serviços, inspeções anteriores, normalização de medições, e relatórios de fechamento de ordens de serviço, que podem evitar falsos positivos na análise. Dos 300 clientes analisados, foram detectados 142 falsos positivos, gerando um índice de especificidade que foi o dobro do que seria se não houvesse tratamento.

Também em (Nizar, 2006) é apresentado um algoritmo baseado em técnicas de mineração de dados para minimizar as perdas não técnicas, tendo sido aplicada a técnica KDD (*Knowledge Discovery in Databases*) para determinar perfis de clientes. O objetivo foi usar métodos de estudo de perfis de carga para detectar os pontos de perdas, com segregação dos clientes em classe, localização, nível de tensão, tipo de clima e dias da semana em que os perfis de consumo de cada segregação são analisados. O estudo foi comportamental e buscou saber quais perfis são mais propensos à prática do ilícito quanto à energia elétrica.

Em (Souza, 2009) é descrito um tratamento das perdas não técnicas de forma estratégica para a empresa, promovendo políticas internas, conceituando situações e mapeando os problemas que devem ser estrategicamente estudados.

Um método para a avaliação de perdas técnicas em âmbito regulatório foi proposto em (Roselli, 2007). Foram avaliados sistemas de alta, média e baixa tensão, através de curvas de

carga e dados topológicos das redes elétricas para definir os aspectos regulatórios. O artigo é uma visão do regulador sobre as perdas técnicas e mostra o caráter avaliativo no método proposto.

O uso de redes bayesianas para localizar grupos de perdas foi o foco no artigo (Bastos, 2009). Através de segregações classificatórias por grupos de tarifação, condição de fornecimento e classe de consumo, obteve-se como resposta a perda estimada para essas classificações. Nesse trabalho foram identificados os nichos que são mais propensos às perdas em uma determinada região, mostrando onde devem ser aplicadas as técnicas de otimização das perdas.

Em (Cometi, 2005) foi proposto o uso de *Data Mining* para a mitigação das perdas não técnicas, com o objetivo direcionado à melhoria dos índices de especificidade e confiabilidade da concessionária patrocinadora da pesquisa. Foram desenvolvidos algoritmos inteligentes, usando técnicas de mineração de dados e sistemas baseados em conhecimento. A proposta teve sucesso, dobrando o retorno dos indicadores.

Em outra pesquisa, (Patrício, 2005), adotou-se a técnica de *Rough Sets* para a determinação de fraudes nas medições de energia. Utilizaram-se métodos baseados em regras com descoberta de conhecimento em bancos de dados, usando *Data Mining* e *Rough Sets* para a elaboração dos atributos de seleção. Houve sucesso na pré-seleção dos clientes pois em apenas 22,22% dos clientes escolhidos foram encontrados 64,79% de irregularidades.

Em (Penin, 2008) houve a preocupação em se tratar das melhores práticas para a mitigação das perdas não técnicas, tornando-se um compêndio dos demais ramos de atuação do combate a esse tipo de perdas. Constata-se também um viés analítico, mostrando a tecnologia de *Data Mining* como regressões, análise discriminante, análise de *clusters*, algoritmos genéticos e redes neurais para a determinação dos pontos de perdas com melhor efetividade. Esse estudo abrangeu não somente a criação de algoritmos, mas também aspectos de caracterização, conceituação, práticas comerciais, metodologias de cálculo, aspectos regulatórios, assim como aspectos socioeconômicos e jurídicos do problema de perdas.

O treinamento de máquina usando algoritmos de inteligência artificial para melhorar a especificidade e a confiabilidade dos índices de apuração foi o foco em (Ferreira, 2008). A partir de resultados das inspeções buscou-se a mitigação do volume de inspeções e a consequente melhoria do retorno financeiro do processo.

A pesquisa desenvolvida em (Oliveira, 2009) focou o cálculo das perdas totais. O tema é complexo, pois as perdas não técnicas foram obtidas através de um balanço energético em que as perdas técnicas foram fundamentais para a análise. Especificamente, desenvolveu-se um método que usa fluxo de potência para o cálculo, além da alocação de carga nos transformadores.

2.2 Artigos sobre lógica nebulosa

Em (Bagriyanik, 2003) está descrita uma técnica que combina programação multiobjetiva nebulosa e algoritmos genéticos para encontrar condições ótimas de operação dos sistemas elétricos. Os conjuntos nebulosos modelam os objetivos e restrições para o problema, usando também algoritmos genéticos para resolver a otimização nebulosa. Usam-se TCSC (Capacitores Séries Controlados por Tiristores) juntamente com fontes reativas para otimizar a operação dos sistemas de potência. Embora o estudo não trate diretamente de perdas não técnicas, provê uma visão do uso de funções nebulosas em sistemas de potência. Através dos resultados conclui-se que o método produz formulação mais realista para o problema analisado, tornando a pesquisa mais próxima da realidade.

Em (Almeida, 2009a) são apresentadas aplicações de Algoritmos Genéticos e Matemática Nebulosa para o monitoramento de elevações e afundamentos de tensão (*Sag* e *Swell*), propondo possíveis alocações de pontos de medição de qualidade de energia. Na proposta, diferentes tipos e pontos de curto circuito são gerados para a caracterização das anomalias nas ondas. Dois tipos de Algoritmos Genéticos (GA) foram usados, um baseado em vetores binários e o outro baseado em vetores inteiros. A metodologia mostrou-se apropriada visto que as alocações novas, mesmo sendo por poucos metros, geram grande melhoria na medição da qualidade.

Está proposto em (Souza, 2010) um algoritmo computacional que usa a lógica nebulosa para classificar os clientes em relação aos graus de inadimplência. Foram usadas variáveis de georeferenciamento, consumo, renda e peso da conta em relação à renda. Os resultados foram satisfatórios, pois do total de 4.871 inadimplentes o modelo encontrou 4.570 casos corretos. Isso representou uma assertividade de 93,8%.

Em (Meneses, 2011) foi desenvolvida uma solução em SCADA que usou lógica nebulosa para detectar as fraudes na distribuição de energia elétrica. Foram usadas medições para a determinação das classificações nebulosas de normalidade através de informações de fasores de

tensão e corrente das fases, consumo e demanda do cliente. O algoritmo teve como resposta a classificação dos clientes com percentual de possibilidade de fraude para, conforme critérios da concessionária, disparar inspeções no local.

Em (Almeida, 2009b) foi formulada uma otimização de reguladores de tensão em redes de distribuição, usando algoritmos genéticos e incrementados por lógica nebulosa. O objetivo do sistema computacional foi manter os níveis de tensão nos barramentos dentro dos limites aceitáveis. O uso dos algoritmos genéticos incrementados por lógica nebulosa possibilitou a redução de 92,75% do espaço de busca original. O resultado sugere que o método também pode ser adaptado para planejamento de capacitores e filtros harmônicos.

A metodologia apresentada em (Henriques, 2001) focou a estimação de perdas comerciais e de perdas técnicas. As perdas comerciais foram modeladas usando lógica nebulosa e redes neurais, enquanto a otimização das perdas técnicas foi concebida através da reconfiguração da rede de distribuição primária, usando algoritmos genéticos e implementados num ambiente distribuído (rede de computadores). Os resultados preliminares foram considerados positivos, concluindo-se que os métodos propostos apresentavam bom desempenho para a redução de perdas.

Em (Benichio, 2008) está descrita uma estratégia de controle de tensão usando a lógica nebulosa para a comutação de taps de transformadores em subestações. O modelo mostrou-se eficiente, pois teve facilidade de implantação, adaptação automática às mudanças de demanda na subestação, velocidade dos resultados de saída possibilitando tratamento em tempo real, elevação automática do perfil de tensão em condições em carga pesada e por fim otimização do número de comutações em carga leve. A validação dos resultados foi feita com dados reais de subestações em simulações, testes de laboratório e de campo.

Tem-se em (Righetti, 2011) a utilização da lógica nebulosa para a modelagem, análise e controle de cargas de sistemas dinâmicos presentes no sistema elétrico, em nível de gestão do sistema (dimensionamento de pontos de força e obtenção da quantidade e bitola dos condutores). Como resultado preliminar foi constatado que é possível fazer o modelamento usando a lógica nebulosa.

As principais referências sobre a lógica nebulosa pura estão em (Zadeh, 1965 e 1978), que apresentam o importante Teorema da Extensão e a Teoria das Possibilidades. Em (Sandri,

1999) são apresentados conceitos básicos sobre lógica nebulosa e a construção de sistemas baseados em conhecimento para o controle de processos. Em (Barros, 2010) há conceituações e demonstrações matemáticas sobre a lógica nebulosa, podendo ser considerado um compêndio sobre os conceitos nebulosos e de implantação desta matemática em problemas reais que requerem tratamento das incertezas.

2.3 Referências regulatórias

Além de teses, dissertações e artigos foi necessário o estudo de duas publicações da Agência Nacional de Energia Elétrica: a Resolução Normativa nº 456 (ANEEL, 2000), extinta mas necessária pelo seu histórico, e a Resolução Normativa nº 414 (ANEEL, 2010), que atualmente rege as condições gerais do fornecimento de energia elétrica no Brasil. Foi estudada também a Resolução Normativa nº 234 (ANEEL, 2006), que estabelece a normatização para as revisões tarifárias e em cujo Anexo VII é contemplada a energia perdida.

A Nota Técnica nº 298 (ANEEL, 2011), conhecida como AP-40 (Audiência Pública 40) integra o rol de legislações estudadas pois esta resolução estabelece o sistema de regulação sobre as concessionárias quando o assunto é perdas não técnicas.

Capítulo 3

Aspectos Regulatórios Relativos a Perdas Não Técnicas

Este capítulo baseia-se na Nota Técnica nº 298 (ANEEL, 2011) também conhecida por AP40 (Audiência Pública nº 040/2010), e tem por objetivo principal mostrar como o órgão regulador no Brasil (ANEEL) desafia as concessionárias a reduzirem as perdas não técnicas, melhorando seus modelos sempre, tendo em vista que são aplicados métodos de comparação entre concessionárias do mesmo patamar socioeconômico e metas de redução conforme a empresa *benchmark* da categoria.

As formulações deste capítulo foram desenvolvidas pelo regulador como forma de sistematizar um método que seja universal para todas as concessionárias do Brasil. Contudo, como as regiões brasileiras apresentam grandes diferenças socioeconômicas, as concessionárias foram segregadas em *clusters*, cada qual com meta e velocidade de diminuição das perdas não técnicas. Desta forma, a dificuldade de redução dessas perdas é intrínseca a cada segregação, sendo que o uso de tecnologia pode ajudar a alcançar as metas impostas pelo regulador.

3.1 Introdução

A energia elétrica é um serviço fundamental para a vida em sociedade nos moldes atuais, que no Brasil é garantido pela lei federal 10.438 de abril de 2002 que dispõe sobre a universalização do serviço público de energia elétrica, a expansão da oferta de energia elétrica emergencial e a recomposição tarifária extraordinária, assim como a criação do Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia Elétrica (PROINFA) e da Conta de Desenvolvimento Energético (CDE) (Brasil, 2002). Destaque-se que o fato de o serviço ser universal não garante que toda população tenha condições econômicas de arcar com os custos do seu consumo de energia elétrica.

Outro fator importante a ser destacado é que a energia elétrica é insumo básico para toda atividade industrial, sendo a mais usada nos diferentes setores produtivos e portanto se constitui em parcela fundamental dos custos de produção, ou seja, se por um lado a eletricidade é a força motriz da produção, por outro é fator de oneração e uma das componentes no cálculo dos preços finais para os produtos industrializados.

3.2 Aspectos da regulação

A ANEEL, como órgão regulador do governo federal, estabelece definições, regras e metas de redução de perdas não técnicas em seus procedimentos regulatórios. Essa regulação tem a missão de equalizar o problema das perdas quanto às diferenças regionais e socioeconômicas para as demais concessionárias do Brasil.

Sabe-se que a Nota Técnica nº 298 (ANEEL, 2011) tem como objetivo principal apresentar a metodologia de tratamento regulatório para as perdas não técnicas, implantadas para o terceiro ciclo de revisões tarifárias.

É relevante expressar que esse tipo de nota técnica tem apreciação pública, por parte da sociedade (clientes consumidores) e das concessionárias, cujas contribuições são avaliadas pela ANEEL, que publica o compêndio de contribuições consolidadas após as audiências públicas.

Nesta pesquisa julgou-se oportuno esclarecer de forma sucinta a forma como o regulador age sobre as concessionárias, para prover ao leitor uma clara impressão do desafio de se reduzir as perdas não técnicas em uma empresa de distribuição de energia elétrica.

O regime de regulação atual é o *Price-Cap* - Preço Teto - (ANEEL, 2011), por meio do qual a concessionária que superar as metas de redução de perdas, após um período pré-estabelecido, através de maior eficiência de seu negócio, pode auferir ganhos adicionais de receita.

Existem dois tipos de fatores que contribuem para a eficiência dos programas de perdas: os gerenciáveis e os não gerenciáveis. Os fatores gerenciáveis são aqueles que podem ser controlados pelas concessionárias através de programas de inspeções, idade e qualidade do parque de medidores, estrutura operacional e sistemas comerciais. E os não gerenciáveis são os relacionados a fatores socioeconômicos, que independem da atuação da concessionária e são características intrínsecas da respectiva área de concessão. Estes últimos são alvos de estudos da AP-40 e norteiam as metas de redução das perdas não técnicas.

O modelo usado para o terceiro ciclo de revisão tarifária foi o *yardstick competition*, que é uma forma de regulação através de incentivos, também conhecida como regulação de desempenho, adotada nos casos de monopólio natural. Este instrumento visa fomentar a redução de custos entre as empresas e das assimetrias de informação existentes, estimulando maior eficiência econômica, estabelecendo padrões de eficiência e promovendo avaliação através da comparação dos resultados de desempenho entre empresas do mesmo tipo de região econômica. Esse tipo de modelo estatístico possibilita a construção de um “índice de complexidade” para se poder comparar resultados entre empresas de regiões diferentes, atribuindo metas diferenciadas conforme a dificuldade encontrada em cada região. Outro fator importante é que, tomados os fatores de correções regionais, apenas a eficiência das empresas torna-se fator diferencial entre elas.

A base de comparação para um grupo de empresas é uma empresa de referência chamada *benchmark*, que possui os melhores indicadores de perdas não técnicas de cada grupo.

Esses aspectos tornaram-se fundamentais para o modelo apresentado a seguir.

3.3 Modelo de estimação socioeconômica

A metodologia de estimação de metas de redução das perdas não técnicas baseia-se no fato de que as áreas de concessão de distribuição de energia elétrica são diferenciadas socioeconomicamente e, portanto, a dificuldade de redução dessas perdas também se diferencia. Para que haja uma equalização, foi desenvolvido pelo regulador um “índice de complexidade”, cujas variáveis apresentam forte relação com as perdas estudadas.

Indicadores socioeconômicos identificam a posição das empresas num escore de complexidade, denominado *ranking* de complexidade (ANEEL, 2011). Assim foi desenvolvido pelo regulador um índice de complexidade, baseado numa regressão linear, conforme a equação descrita na própria AP-40:

$$PNT_i = C_i + X_{i\beta} + IG_i \quad (3.1)$$

sendo

IG_i → Parcela de perdas não técnicas devido à ineficiência gerencial da empresa i ;

$X_{i\beta}$ → Características socioeconômicas da área de concessão da empresa i ;

C_i → Variáveis específicas da empresa i que são independentes das variáveis observadas nos outros campos.

As características socioeconômicas foram estudadas a partir de dados oficiais do CENSO/IBGE 2000, da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD/IBGE) 2001-2006, do Sistema de Informação sobre Mortalidade (SIM/DATASUS) do Ministério das Cidades, do Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento (SNIS) e do Banco Central do Brasil. As variáveis que contribuíram para $X_{i\beta}$ foram:

1. Perdas Não Técnicas – ANEEL;
2. Óbitos por Agressão;
3. Taxa de Analfabetismo;
4. Anos médios de estudo;
5. Renda média por habitante;
6. Percentual de pessoal abaixo da linha de pobreza;
7. Percentual de chefes de família que recebem até 3 salários mínimos;
8. Percentual de pessoas com renda domiciliar per capita inferior a meio salário mínimo;
9. Índice de Desenvolvimento Humano – IDH;
10. Índice Gini (grau de concentração de renda em determinado grupo);
11. Percentual de domicílios com água encanada;
12. Percentual de domicílios com cobertura de esgoto;
13. Percentual de domicílios sem coleta de lixo;
14. Percentual de domicílios sem banheiro;
15. Índice de cobertura da rede de água;
16. Número de consumidores;
17. Recursos investidos no combate a perdas;
18. Percentual de pessoas que vivem em domicílios subnormais;
19. Percentual de pessoas que vivem em domicílios precários;
20. Percentual de domicílios cuja classificação de posse do terreno foi enquadrada como “outra condição”;
21. Inadimplência no setor de crédito de SFN (Sistema Financeiro Nacional);
22. Inadimplência no setor elétrico;
23. Inadimplência no setor de água;
24. Perdas no setor de água;
25. *Dummies* por porte às concessionárias;

Todas estas variáveis foram submetidas a tratamentos estatísticos em que foram calculados os valores dos coeficientes estimados. Foram simulados tres modelos concorrentes (A, B e C) e

para cada modelo foi calculado um índice comparativo de cada empresa. Estima-se que o uso de modelos concorrentes propicie uma melhor utilização das variáveis e o resultado é dado pelos parâmetros de cada empresa para cada modelo, conforme a equação:

$$\sum_{i=1}^n X_{ai} * \beta_i \quad (3.2)$$

onde

X_{ai} → Valor da variável “ i ” para a empresa “ a ”

β_i → Valor do coeficiente de regressão linear estimado para variável “ i ”

Foram determinadas três tabelas de *ranking* de distribuidoras de energia e foi usada a média aritmética para compor o *ranking* final (Tabela 3.1) que possibilita inferir as empresas que possuem altas perdas e grandes dificuldades para atuar em suas regiões.

Tabela 3.1 – *Ranking* da complexidade média (ANEEL, 2011)

POSICÃO	EMPRESA	ÍNDICE	POSICÃO	EMPRESA	ÍNDICE
1	CELPA	0.458	33	AES-SUL	0.118
2	CEA	0.428	34	ENF	0.114
3	AMAZONAS	0.405	35	UHENPAL	0.114
4	CEMAR	0.367	36	COCEL	0.113
5	CELPE	0.338	37	CFLO	0.107
6	LIGHT	0.330	38	PIRATININGA	0.107
7	COELCE	0.329	39	CHESP	0.107
8	CEAL	0.316	40	SANTA MARIA	0.099
9	EBO	0.291	41	FORCEL	0.098
10	COELBA	0.290	42	RGE	0.079
11	ELETROACRE	0.285	43	CPFL PAULISTA	0.070
12	CEPISA	0.282	44	IENERGIA	0.069
13	AMPLA	0.266	45	EMG	0.063
14	EPB	0.263	46	CAIUA	0.055
15	CER	0.263	47	SANTA CRUZ	0.055
16	SULGIPE	0.229	48	ELETROCAR	0.053
17	CERON	0.220	49	COOPERALIANÇA	0.052
18	ELETROPAULO	0.218	50	EVP	0.048
19	ESSE	0.218	51	CSPE	0.047
20	CEEE	0.189	52	CELESC	0.046
21	CELTINS	0.187	53	NACIONAL	0.041
22	BANDEIRANTE	0.173	54	DEMEI	0.039
23	COSERN	0.173	55	CJE	0.038
24	CEMIG	0.168	56	BRAGANTINA	0.036
25	ESCELSA	0.157	57	MOCOCA	0.035
26	BOA_VISTA	0.154	58	CPEE	0.027
27	CEMAT	0.147	59	DME-PC	0.027
28	COPEL	0.142	60	HIDROPAN	0.025
29	CEB	0.132	61	MUXFELDT	0.017
30	ELEKTRO	0.122	62	JOAO CESA	0.004
31	ENERSUL	0.121	63	EFLUL	0.003
32	CELG	0.121			

Um raciocínio simples quanto à autuação pode ser feito por meio de uma pergunta: Em qual tipo de empresa é mais simples fazer a autuação das perdas não técnicas - nas que possuem grande complexidade ou nas que possuem pouca complexidade?

A resposta natural seria que as empresas com menor complexidade têm mais facilidade para reduzir as perdas. Contudo, pode-se pensar que o nível de perdas dessas regiões já é mais baixo, e assim, como reduzir aquilo que já é baixo? Como o regulador trata dessa dificuldade e impõe metas para a redução?

Essas questões carecem de um tratamento especial e completam o *ranking* de complexidade, chamado de Análise do Potencial de Perdas, discutido com mais propriedade no próximo item.

3.4 Potencial de redução de perdas não técnicas

Após a classificação das concessionárias através do nível de complexidade socioeconômica deve-se, segundo o modelo proposto em (ANEEL, 2011), usar o regime de comparação *yardstick competition* para aplicar as metas de redução e estabelecer o cronograma de redução das perdas não técnicas.

O regime de comparação *yardstick competition* busca comparar a empresa com o *benchmark* referência, ou seja, com a empresa de melhores níveis de eficiência na redução de perdas e com níveis de complexidade socioeconômico similares.

Para que se faça a correta comparação, calculam-se os valores de referência para todas as empresas com potencial de serem os respectivos *benchmarks* para as demais empresas distribuidoras. A empresa *benchmark* é aquela que possui a menor perda considerando-se a mesma situação socioeconômica. O cálculo da meta ocorre através da formulação:

$$E(\text{MetaEmp}_i)_j = \text{Prob}(\cdot)_j * \text{Perdas}(\text{ben}) + [1 - \text{Prob}(\cdot)_j] * \text{Perdas}(\text{Emp}_i) \quad (3.3)$$

sendo

$E(\text{MetaEmp})_j \rightarrow$ Potencial de redução da empresa i , de acordo com o modelo j .

$\text{Prob}(\cdot)_j \rightarrow$ probabilidade de o *benchmark* estar na área de concessão mais complexa de acordo com o modelo j

$Perdas(ben) + [1 - Prob(\cdot)]_j \rightarrow$ Perda não técnica no mercado de baixa tensão da empresa *benchmark*.

$Perdas(Emp_i) \rightarrow$ Perdas não técnicas no mercado de baixa tensão da empresa analisada.

Interpreta-se essa equação como uma média ponderada entre a perda da empresa *benchmark* e a perda da empresa analisada. Quanto à redução das perdas, o percentual limite de perdas não técnicas que a concessionária pode chegar à tentativa de alcançar o *benchmark* é determinado conforme as Tabelas 3.2 e 3.3.

Tabela 3.2 – “*Clusteres*” de redução (complexidade > 0,16) (ANEEL, 2011)

CLUSTER	CARACTERÍSTICA	CRITÉRIO DE ENQUADRAMENTO	LIMITE DE REDUÇÃO
1	Concessionárias com perdas altas	Perda nt/BT > 20%	2,00%
2	Concessionárias com perdas médias e menor porte	8,5% < Perda nt/BT < 20% ncons < 1,6 milhões	1,40%
3	Concessionárias com perdas médias e maior porte	8,5% < Perda nt/BT < 20% ncons > 1,6 milhões	1,00%
4	Concessionárias com perdas médias e baixas	Perda nt/BT < 8,5 %	0%

Tabela 3.3 – “*Clusteres*” de redução (complexidade < 0,16) (ANEEL, 2011)

CLUSTER	CARACTERÍSTICA	CRITÉRIO DE ENQUADRAMENTO	LIMITE DE REDUÇÃO
1	Concessionárias com perdas altas	Perda nt/BT > 20%	2,50%
2	Concessionárias com perdas médias e menor porte	8,5% < Perda nt/BT < 20% ncons < 1,6 milhões	1,70%
3	Concessionárias com perdas médias e maior porte	8,5% < Perda nt/BT < 20% ncons > 1,6 milhões	1,40%
4	Concessionárias com perdas médias e baixas	5% < Perda nt/BT < 8,5 %	0,60%
5	Concessionárias com perdas muito baixas	Perda nt/BT < 5%	0%

Os limites de redução foram desenvolvidos através de árvores de decisões e seus resultados ajustados conforme necessidades através de audiência pública. Isso justifica-se pois algumas situações socioeconômicas, e ou políticas, não conseguem ser contempladas

no modelo matemático, assim, nas audiências, se houver necessidade, há a correção deste limite de redução.

Pode-se perceber que cada nicho de concessionária está contemplado e que, tanto para o caso de empresas em áreas complexas como em áreas menos complexas, é possível que se tenha grande redução.

Isso significa que a empresa modelo incentiva a competição entre as concessionárias e reforça a teoria de que superar seus limites é saudável economicamente. Deve-se esse exemplo aos casos de alta eficiência no combate às perdas, em que concessionárias recebem para si aquilo que conseguirem abaixar diante da meta limite de apenas manter os índices.

Como exemplo de estudo, tem-se concessionárias de distribuição de energia como a CPFL Paulista e a CPFL Piratininga, com perdas de 2,45% e 2,15% respectivamente, apresentando níveis baixos de perdas não técnicas e satisfazendo as metas estabelecidas pelo regulador. Contudo, como em todas as concessionárias da iniciativa particular, há metas internas impostas pela alta direção (não mais pelo regulador): melhoria do quadro de funcionalidade e melhoria de negócio para agregar valor ao acionista e aos papéis da empresa nas Bolsas de Valores.

Garantida a modicidade tarifária em todo o processo e a excelência na redução de perdas não técnicas, o processo de se elevar a meta além da regulação, necessita de modelos cada vez mais sofisticados para no mínimo manter o *status* e garantir a meta interna que prevê a redução de perdas não técnicas.

Capítulo 4

Classificação de Clientes

Neste capítulo é apresentada a metodologia de segregação desenvolvida para o estudo de clientes de concessionárias do setor elétrico, conforme as disposições da Resolução Normativa nº 414 (ANEEL, 2010). Todas as concessionárias de distribuição de energia elétrica devem seguir esse escopo a fim de terem uma padronização de terminologia técnica e de observarem as condições gerais do fornecimento de energia elétrica no Brasil contidas nessa resolução.

Faz-se mister, dessa forma, a análise de alguns aspectos da citada resolução, de forma a compreender como são operacionalizadas as ações das distribuidoras, assim como para conhecer e explorar sua base de dados, que é um reflexo das seguidas resoluções normativas do órgão regulador.

A lógica nebulosa é baseada no conhecimento especialista daquilo que é estudado e, para que este conhecimento seja aplicado e compreendido, é necessário que os conceitos e aplicações deste capítulo estejam bem estabelecidos. Neste estudo é proposta uma correlação da linguagem técnica com a necessidade da lógica nebulosa empregada, sendo que algumas definições iniciais, extraídas da Resolução Normativa nº 414 (ANEEL, 2010), são necessárias para introduzir essa linguagem técnica.

A aferição é uma verificação metrológica do medidor de energia elétrica, podendo ser realizada em laboratório ou na própria unidade de consumo, de forma a constatar se o medidor está dentro dos padrões exigidos pela legislação metrológica. É importante ressaltar que a aferição busca resguardar apenas o medidor de energia elétrica, sendo que a medição completa só será assegurada quando há uma inspeção em todo o seu padrão de entrada, cujo alvo principal é a medição de energia elétrica.

Assegurando o fornecimento de energia elétrica sob determinados padrões de qualidade e de continuidade, cada concessionária detém uma concessão federal para prestar o serviço de distribuição de energia elétrica, o qual é considerado um serviço público essencial, podendo ser feito pelo governo (municipal, estadual ou federal), por cooperativas

(cooperativas de eletrificação rural) ou pela iniciativa privada e que, portanto, são os responsáveis pelas aferições e pelas inspeções nos padrões de entrada e na medição de energia.

É importante salientar que as distribuidoras são responsáveis pela instalação dos equipamentos de medição, conforme dispõe o artigo 72 da citada resolução, cuja redação é transcrita a seguir.

“Art. 72. A distribuidora é obrigada a instalar equipamentos de medição nas unidades consumidoras, exceto quando o fornecimento for provisório ou destinado para iluminação pública, semáforos, iluminação de vias internas de condomínios fechados horizontais, assim como equipamentos de outra natureza instalados em via pública, sem prejuízo ao disposto no art. 22.” (ANEEL 2010, p. 48).

Considera-se carga desviada a quantidade em kWh correspondente a equipamentos conectados à rede de energia elétrica de uma concessionária sem que haja um contrato de fornecimento, ou seja, sem haver um responsável pela unidade consumidora devidamente cadastrado em suas bases de dados, ou mesmo pelo uso de equipamentos que demandam energia e que estejam sem equipamentos de medição para computar seus registros. Geralmente a concessionária não tem a informação de que essas cargas estão ligadas em sua rede e, por consequência, não são medidas e faturadas as respectivas energias consumidas. Costuma-se usar termos mais comuns como, por exemplo, “ligações diretas” ou “gatos” para esse tipo de furto de energia (Penin, 2008).

A fraude dá-se quando há o ato consciente de alguém para provocar a redução da energia faturada e, além das ligações clandestinas, a fraude pode se manifestar na adulteração do medidor de energia, no ramal de entrada, assim como na estrutura da medição (padrão de entrada do fornecimento de energia).

Retomando as definições da agência reguladora (ANEEL, 2010), a fatura é um documento que denota a quantidade de energia elétrica que fora consumida, bem como os encargos, os impostos e a descrição do quanto foi gasto num dado período, bem como a respectiva média de consumo nos meses anteriores. A fatura é bastante simples quando os clientes pertencem ao Grupo B, pois lhes é cobrado apenas o consumo em kWh, enquanto que para o Grupo A são cobrados os consumos e demandas de energia ativa, além dos excedentes de consumo e demanda de reativos.

Transcreve-se um trecho da Resolução Normativa nº 414 (ANEEL, 2010) que conceitua e classifica os clientes do Grupo A e do Grupo B.

“XXXIV – grupo A: grupamento composto de unidades consumidoras com fornecimento em tensão igual ou superior a 2,3 kV, ou atendidas a partir de sistema subterrâneo de distribuição em tensão secundária, caracterizado pela tarifa binômica e subdividido nos seguintes subgrupos:

- a) subgrupo A1 – tensão de fornecimento igual ou superior a 230 kV;
- b) subgrupo A2 – tensão de fornecimento de 88 kV a 138 kV;
- c) subgrupo A3 – tensão de fornecimento de 69 kV;
- d) subgrupo A3a – tensão de fornecimento de 30 kV a 44 kV;
- e) subgrupo A4 – tensão de fornecimento de 2,3 kV a 25 kV;
- f) subgrupo AS – tensão de fornecimento inferior a 2,3 kV, a partir de sistema subterrâneo de distribuição.

XXXV – grupo B: grupamento composto de unidades consumidoras com fornecimento em tensão inferior a 2,3 kV, caracterizado pela tarifa monômica e subdividido nos seguintes subgrupos:

- a) subgrupo B1 – residencial;
- b) subgrupo B2 – rural;
- c) subgrupo B3 – demais classes;
- d) subgrupo B4 – iluminação pública.

(ANEEL 2010, pp. 4-5)

Reitera-se que nesta pesquisa somente foram analisados os clientes do Grupo B, devido à sua importância no aumento das perdas não técnicas. Já os clientes do grupo A, na maior parte em média e alta tensão, contribuem pouquíssimo no cômputo das perdas, devido às características físicas de suas medições, monitoramento e consciência de seus controladores.

Exceções existem quanto ao Grupo A, pois seria impossível a não existência de algum empresário de má índole que, propositadamente, queira reduzir seus custos de produção de maneira ilícita. Contudo, esses casos pontuais podem ser monitorados por medições eletrônicas, por vezes inteligentes, que também usam algoritmos, mas que possuem um caráter determinístico muito maior, visto que as ocorrências são monitoradas em tempo real.

Quando a Resolução Normativa nº 479 (ANEEL, 2012) cita que a tarifa do Grupo B é monômica, refere-se ao único insumo que é faturado e cobrado: o consumo em kWh. Esse é o tipo mais simples e mais comum de cliente que uma concessionária possui, e estatisticamente o mais propenso a causar perdas não técnicas.

Esta vulnerabilidade dá-se por causa da baixa tensão que lhe é fornecida, oferecendo menor risco de morte; da facilidade do acesso físico à medição, geralmente próxima ao ponto de entrega, e do menor controle da própria concessionária, pois é muito complexo e dispendioso ter medições inteligentes instaladas em todos os clientes na baixa tensão.

A concessionária adota uma classificação devido ao tipo de medição instalada nas unidades consumidoras de sua área de concessão. São consideradas “medições diretas” aquelas

em que o sistema de medição consegue ler diretamente a corrente da carga, cuja magnitude é relativamente baixa, não exigindo aparatos de transformação. É o que ocorre na maioria das residências que possui um medidor de kWh que mede diretamente a tensão da rede e a corrente da carga do cliente.

Porém, há casos em que a carga é alta, exigindo a utilização de equipamentos auxiliares de medição, tais como Transformadores de Potencial (TPs) e Transformadores de Corrente (TCs). Esses casos são chamados de “medição indireta” para clientes cujas medições ocorrem em cabinas de média ou alta tensão, ou mesmo em subestações de alta tensão.

Algumas outras definições, igualmente importantes para este trabalho, são transcritas do Capítulo I da Resolução Normativa nº 414 (ANEEL, 2010), a saber:

“XLVI – medição: processo realizado por equipamento que possibilite a quantificação e o registro de grandezas elétricas associadas à geração ou consumo de energia elétrica, assim como à potência ativa ou reativa, quando cabível, sendo:

- a) medição externa: aquela cujos equipamentos são instalados em postes ou outras estruturas de propriedade da distribuidora, situados em vias, logradouros públicos ou compartimentos subterrâneos;
- b) medição fiscalizadora: aquela cujos equipamentos de medição, devidamente homologados pelo órgão metrológico, são instalados no mesmo circuito em que estão aqueles destinados à medição de faturamento da unidade consumidora, com características similares, e que objetiva a comparação de grandezas elétricas; e
- c) medição totalizadora: aquela cujos equipamentos são instalados em entradas coletivas, para fins de faturamento entre o ponto de entrega e o barramento geral, sempre que não for utilizado o sistema de medição convencional, por conveniência do consumidor e concordância da distribuidora.

XLVII – modalidade tarifária: conjunto de tarifas aplicáveis às componentes de consumo de energia elétrica e demanda de potência ativa:

- a) tarifa convencional: modalidade caracterizada pela aplicação de tarifas de consumo de energia elétrica e demanda de potência, independentemente das horas de utilização do dia e dos períodos do ano; e
- b) tarifa horo sazonal: modalidade caracterizada pela aplicação de tarifas diferenciadas de consumo de energia elétrica e de demanda de potência, de acordo com os postos horários, horas de utilização do dia, e os períodos do ano(...)”

(ANEEL 2010, p.6).

Para o estudo sobre perdas é importantíssimo o conceito de medição, que além de fornecer dados para o faturamento, a sua análise possibilita identificar clientes que visam fraudar o sistema. A medição no Grupo B, intrínseca ao padrão de entrada, está acessível ao cliente, separada do meio externo pela caixa de medição e com um lacre que não oferece resistência mecânica e sim resistência moral.

A ANEEL determina que esse lacre, que protege uma câmara que contém o medidor e suas ligações, seja violado apenas pela concessionária, por necessidade de alguma inspeção ou para manutenção em seu interior, conforme fica evidenciado no art. 75 da resolução supracitada, a saber:

“Art. 75. Os lacres instalados nos medidores e demais equipamentos de medição, caixas e cubículos somente podem ser rompidos por representante credenciado da distribuidora.”
(ANEEL 2010, p. 49)

A tarifa convencional é aquela que, no decorrer do ano e do período de um dia, não apresenta diferença de tarifa no valor dos insumos, ou seja, o kWh não possui alteração de valor em moeda corrente apenas por ser um mês específico ou por ser um dado horário do dia. Entretanto, na tarifa horo sazonal os insumos sofrem alteração em moeda corrente diante dos períodos do ano, seco ou úmido, ou dos períodos do dia (segredados pela ANEEL em ponta e fora de ponta).

Para a análise deste estudo de caso foi usada apenas a tarifa convencional ou monômia, que é a mais comum para clientes em baixa tensão, conforme está definido nos artigos 54 e 106 da Resolução Normativa nº 479 (ANEEL, 2012), a saber:

Art. 54. A tarifa convencional é aplicada considerando-se o seguinte:

I – para o grupo A:

- a) tarifa única de demanda de potência (R\$/kW); e
- b) tarifa única de consumo de energia (R\$/kWh).

II – para o grupo B, na forma monômia, com tarifa única aplicável ao consumo de energia (R\$/kWh).”
(ANEEL 2012, p. 20)

Pode-se classificar a medição dos consumidores de uma concessionária de energia de acordo com a quantidade de fases, ou seja, medição monofásica, bifásica ou trifásica. Naturalmente, infere-se que clientes monofásicos possuam menor poder econômico devido ao fato de terem menor carga instalada.

O medidor monofásico, por usar apenas uma fase, é mais sensível às variações de consumo e, por ser a maioria dos medidores instalados em regiões mais propensas ao ilícito, foi o alvo nesta dissertação.

O segundo capítulo da Resolução Normativa nº 414 (ANEEL, 2010, p. 28) trata das classificações das unidades consumidoras quanto à sua classe. Os itens a seguir contemplam uma explicação da classificação empregada em todas as concessionárias de energia elétrica:

- Classe 1 (Residencial): caracteriza a entrega da energia a unidades consumidoras que possuem fim residencial. Essas instalações podem ser classificadas como Residencial, Residencial Baixa Renda, Residencial Baixa Renda Indígena, Residencial Baixa Renda Quilombola e Residencial Baixa Renda Benefício de Prestação Continuada da Assistência Social - BPC.
- Classe 2 (Industrial): caracteriza a entrega da energia a todas as unidades consumidoras que possuem atividade industrial, conforme está definido na Classificação Nacional de Atividades Econômicas – CNAE.
- Classe 3 (Comercial): caracteriza a entrega da energia a setores de prestação de serviços e àqueles que exercem atividade comercial, contemplando as seguintes subclassificações: comercial, serviços de transporte (exceto tração elétrica), serviços de telecomunicações e comunicações, associações filantrópicas, templos religiosos, administração condominial, iluminação de rodovias, controle do trânsito (semáforos, radares e câmeras).
- Classe 4 (Rural): corresponde aos clientes que desenvolvem atividades relativas à agricultura, pecuária ou beneficiamento e conservação desses produtos, sendo necessário comprovar essas atividades nas concessionárias. Suas subclassificações são: agropecuária rural, agropecuária urbana, rural residencial, cooperativa de eletrificação rural, agroindustrial, serviço público de irrigação rural, escola agrotécnica e aquicultura.
- Classe 5 (Poder Público): são as atividades relativas aos poderes públicos federal, estadual ou distrital e municipal.
- Classe 6 (Iluminação Pública): iluminações públicas em geral (ruas, praças, avenidas, túneis, passagens subterrâneas, jardins, vias, estradas).
- Classe 7 (Serviço Público): destina-se à operação de serviços públicos como água, esgoto, saneamento, tração elétrica ou ferroviária.
- Classe 8 (Consumo Próprio): refere-se ao consumo próprio das concessionárias.

Para esta pesquisa optou-se em reduzir essa classificação original, pois representativamente para as perdas preferiu-se usar as classes 1,2,3,4 e uma nova classe 5 que reúne todas as outras classes. Esse procedimento é muito usado nos departamentos que estudam perdas nas concessionárias.

As classificações apresentadas são de suma importância para o processo de segregação de dados realizada nesta pesquisa. As bases de dados são geradas conforme as resoluções normativas da ANEEL e todos os estudos usam como parâmetro a classe, a indicação de fases, se o cliente está cortado, grupo de classificação (A ou B) ou mesmo se está ativo no sistema da distribuidora. Como exemplo, foram utilizados dados da cidade de Campinas (Tabela 4.1) para

criar uma classificação que norteou as ações do uso da lógica nebulosa em um determinado nicho de seleção, privilegiando aqueles nichos que mais necessitam de combate às perdas.

Tabela 4.1 – Classificação exemplo da cidade de Campinas

GRUPO B - DIRETO - LIGADO - CAMPINAS				
CLASSE/FASE	MONOFÁSICO	BIFÁSICO	TRIFÁSICO	TOTAL
RESIDENCIAL	169.140	209.453	27.359	405.952
INDUSTRIAL	26	284	1.249	1.559
COMERCIAL	3.639	15.984	12.799	32.422
RURAL	10	55	672	737
OUTROS	75	468	663	1.206
TOTAL	172.890	226.244	42.742	441.876

Pela classificação fica evidente que dois nichos prevalecem em quantidade de clientes: o monofásico e o bifásico. Por questões de sensibilidade, posto que o medidor monofásico por sua natureza elétrica é mais sensível que o bifásico, foi escolhido o nicho dos monofásicos para emprego da lógica nebulosa, dentre os clientes classificados como Grupo B, ligação direta, com cadastro ativo no sistema, na cidade de Campinas.

Como suporte para as decisões e colaborando com a escolha do segmento alvo, foi realizada uma amostragem aleatória estratificada em 2010. A amostragem aleatória é uma ferramenta de grande importância para o processo de perdas não técnicas, sendo imprescindível para a determinação de ações físicas, tais como as inspeções. A partir da análise do mercado, pode-se organizar o universo estudado em *clusters* e amostrar conforme a necessidade ou conforme os recursos financeiros previstos (Ekambram, 1971). Quanto maior o tamanho da amostra, mais preciso o resultado se torna, implicando contudo maiores gastos financeiros para a inspeção.

Para a determinação do erro e da quantidade “n” da amostra aleatória aplica-se a formulação a seguir:

$$erro = Z_{\alpha} * \sqrt{\frac{p * (1 - p)}{n}} \quad (4.1)$$

$$n = \left(\frac{Z_{\alpha} * \sqrt{p * (1 - p)}}{erro} \right)^2 \quad (4.2)$$

Z_{α} → valor de z para o nível de confiança.

p → proporção do atributo na população, ou seja, a probabilidade de casos favoráveis à pesquisa.

No caso específico deste estudo, buscou-se que a amostragem assegurasse que o erro global fosse baixo. Contudo pode-se perceber que, pela natureza estatística do processo, os erros dos estratos são maiores do que o erro global, porque as amostras individuais são menores que a global. Os valores de “p” são estimados a priori e, a partir destes, podem ser determinadas as quantidades na amostra. Esse processo completo propicia grandes vantagens para o estudo e aplicação de recursos físicos e financeiros. Os resultados dos indicadores de perdas, em percentual para cada estrato da região de Campinas, está expresso na Tabela 4.2.

Tabela 4.2 – Amostragem aleatória estratificada da região de Campinas
Percentual de clientes por estrato com irregularidade

GRUPO B - DIRETO - LIGADO - amostragem de perdas - Região de Campinas				
CLASSE/FASE	MONOFÁSICO	BIFÁSICO	TRIFÁSICO	TOTAL
RESIDENCIAL	6,27%	5,66%	5,42%	5,92%
INDUSTRIAL	5,56%	6,67%	5,26%	5,73%
COMERCIAL	6,45%	0,71%	3,42%	3,01%
RURAL	6,45%	0,00%	11,11%	6,59%
OUTROS	7,69%	7,14%	7,02%	7,26%
TOTAL	6,32%	4,83%	5,02%	5,44%

Pela Tabela 4.2 comprova-se que os monofásicos possuem uma maior perda percentual, mesmo não sendo o maior estrato em quantidade (Tabela 4.1). A programação nebulosa foi aplicada nesse estrato por ser aquele que mais precisa de combate às perdas.

Este estudo amostral direciona a estratégia das concessionárias de forma a inferir nos estratos a quantidade total de clientes com perda não técnica e, por estimativa da perda média, calcula-se a perda total não técnica em cada nicho analisado. Esta é uma questão estratégica que baliza as ações de recuperação de energia, diferenciando para cada região de concessão e para o objetivo traçado pela alta direção da empresa estudada.

Capítulo 5

Conceitos da Lógica Nebulosa

“É impossível entrar no mesmo rio duas vezes” – Heráclito de Éfeso.

A lógica nebulosa foi a principal ferramenta usada para a construção do modelo matemático proposto nessa dissertação, que teve como foco o combate às perdas não técnicas. Alguns aspectos relevantes desta “matemática” são descritos neste capítulo, de forma que o leitor possa identificá-los nos capítulos posteriores, principalmente quando a lógica e a aritmética estão aplicadas no modelo do problema proposto. Os conteúdos deste capítulo e do respectivo apêndice (Apêndice A) tiveram como referência os estudos apresentados em (Barros, 2010).

Sabe-se que qualquer problema real possui imprecisões e que, dependendo da forma como as medidas são realizadas, as análises e simulações podem chegar a resultados imprevisíveis. Para resolver problemas com imprecisões pode-se realizar análises estatísticas, usando médias, desvios, tratamentos de erros e demais métodos já consagrados no meio científico.

Nesse trabalho o foco não foi o uso da matemática convencional e nem da estatística, e sim da aplicação da matemática nebulosa, que trata a imprecisão de uma forma linguística, aproximando o especialista do negócio à análise matemática. A incerteza do tratamento dos processos é a base dessa matemática, tendo ligação profunda com teóricos pré-socráticos (Barros, 2010), sobretudo de Heráclito de Éfeso⁽¹⁾.

A definição de uma função característica de um conjunto clássico, ou *crisp*, e a definição de um conjunto nebuloso, ou *fuzzy*, são tópicos fundamentais para diferenciar ambas as matemáticas, e fundamentais para a modelagem e solução dos problemas.

(1) Heráclito de Éfeso foi um filósofo sofista, pré Socrático, cuja data de nascimento é por volta de 504-01 A.C. Por seu pensamento a mudança caracteriza todas as coisas do mundo, sendo esta o fluxo inerente a todas as coisas. Para Heráclito o fogo era o elemento que melhor representava a mudança (Russell, 1972).

5.1 Introdução à lógica nebulosa

Para um conjunto clássico seja U um conjunto e B um subconjunto contido em U . Sendo χ_B a função característica tem-se:

$$\chi_B(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \in B \\ 0 & \text{se } x \notin B \end{cases} \quad (5.1)$$

Como U é o domínio de χ_B e a imagem está contida no conjunto $\{0,1\}$ o significado desta definição leva a conceber que se x é elemento de B ele recebe como imagem 1 e se não é elemento ele recebe 0. Não há dúvidas da descrição do conjunto B porque a função característica o descreve plenamente.

Contudo, quando se lida com grandezas que possuem imprecisões e incertezas, alguns conjuntos não possuem esta exatidão, não esclarecendo se alguns elementos pertencem ou não àquele conjunto. Esta falta de exatidão da imagem pode ser atribuída a critérios subjetivos, como por exemplo, o conjunto de números em torno do número 3. A falta de exatidão vem do fato que a região de proximidade é determinada pelo quanto se quer próximo, podendo-se afirmar que o número 7 é próximo de 3 se comparado com 5000, mas que pode ser considerado distante se comparado com 2,9999. Há uma subjetividade nesta questão que depende do especialista da análise.

A formalização deste assunto deve-se a (Zadeh, 1965), quando se preocupava com o tratamento das imprecisões usando subconjuntos nebulosos. Assim, segundo Zadeh, um subconjunto nebuloso (*fuzzy*) F de U é descrito por uma função denominada função de pertinência, como formalizado em (5.2).

$$\varphi_F: U \rightarrow [0,1] \quad (5.2)$$

O valor de φ_F da função de transferência indica o quanto cada elemento pertence ao conjunto nebuloso F . Isto significa que a função de pertinência, variando de 0 a 1, teve uma ampliação de seu contradomínio, em relação ao conjunto clássico descrito em (5.1), que possuía apenas dois valores distintos, 0 ou 1. O significado de φ_F englobar χ_B é que se pode inferir que a matemática clássica é um caso particular da matemática nebulosa (Barros, 2010), ou seja, um subconjunto clássico qualquer é um caso especial de um conjunto fuzzy, no qual a função de

transferência φ_F coincide com χ_B . Na linguagem nebulosa os conjuntos clássicos são tratados por conjuntos *crisp*.

Um exemplo de uma função de pertinência é a “função dos pobres”. Esta função classifica a renda comparando-a com um valor de referência e quanto mais próximo a 1 mais “pobre” é sua classificação. A equação (5.3) representa esta função:

$$\varphi_{A_n}(r) = f(x) = \begin{cases} \left\{ 1 - \left[\left(\frac{r}{r_0} \right)^2 \right]^n \right\} & \text{se } r \leq r_0 \\ 0 & \text{se } r > r_0 \end{cases} \quad (5.3)$$

Como ilustração, na Figura 5.1 tem-se duas curvas referentes à função dos pobres, sendo que a vermelha corresponde a $n=2$ e a azul a $n=10$, indicando que o nível de pobreza, em função unicamente da renda, é maior quanto menor a renda. O valor r_0 usado como referência foi 750 unidades de dinheiro.

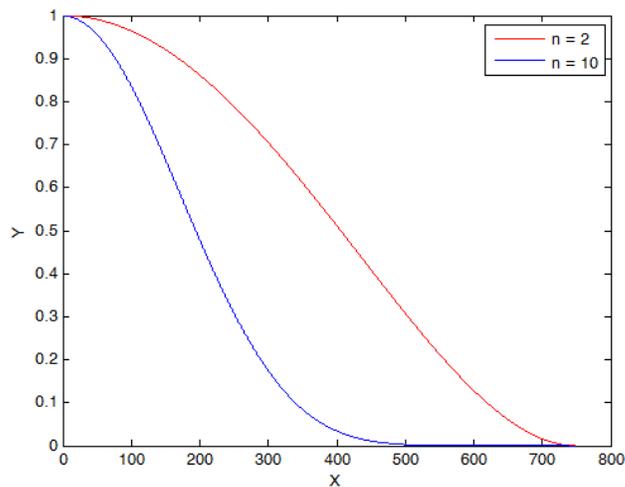


Figura 5.1- Função dos pobres

Contudo, o fato de se ter duas curvas de pertinência faz com que, para o mesmo valor de r , hajam dois valores de classificação. Para uma renda de 200 unidades de dinheiro, tem-se em relação à curva $n=10$ uma pertinência de 0,4782 e para a curva $n=2$ uma pertinência de 0,8628 e assim, segundo a curva azul ($n=10$), é menos penoso viver no ambiente $n=10$ do que no ambiente

$n=2$, o qual corresponde a um maior grau de pobreza, e a grandeza n pode ser denominada de fator ambiental (Barros, 2010).

É importante esclarecer que a escolha de uma função de transferência, bem como o melhor índice para uma dada função, depende do especialista da área de estudo.

No Apêndice A são complementados os conceitos da matemática e da lógica nebulosa que foram fundamentais para a concepção do modelo nebuloso descrito no Capítulo 6.

Capítulo 6

Modelo Nebuloso

No Capítulo 4 tem-se as classificações que o regulador aponta sobre os clientes de energia elétrica e no Capítulo 5 e Apêndice A tem-se os conceitos da matemática e da lógica nebulosa, conhecimentos fundamentais para a concepção do modelo nebuloso descrito neste capítulo.

A função do modelo nebuloso, baseado no método Mamdani, é fornecer um escore final (valor *crisp*) que possibilita inferir o quanto a unidade consumidora é irregular ou não.

6.1 Segregação da base de dados

O início do modelo vem da preparação dos dados para as estatísticas de parametrização e para a escolha do nicho de seleção. Os dados, originalmente alocados em bases de dados, foram extraídos e segregados conforme os seguintes quesitos:

- ✓ Clientes da cidade Campinas.
- ✓ Clientes pertencentes ao Grupo B.
- ✓ Clientes com ligação direta.
- ✓ Clientes ligados e ativos.
- ✓ Clientes residenciais.
- ✓ Exclusão de Iluminação Pública
- ✓ Exclusão de Clientes sem medição.
- ✓ Exclusão de clientes com inspeções recentes ou mesmo com inspeções realizadas no período de 1 ano.
- ✓ Exclusão de clientes em áreas de risco.

Os clientes sem medidores são aqueles em que não há medição física no local, como ocorre com semáforos, radares e alguns casos especiais de iluminação de espaços públicos (praças, chafarizes, etc.).

As áreas de risco são locais em que a socialização não atinge parâmetros mínimos, não tendo sentido encontrar irregularidades na rede elétrica, onde as condições de sobrevivência são mais severas. Desta forma, como há o conhecimento da existência de vários tipos de ligações ilícitas, não há necessidade de se usar um modelo preditivo para tal.

A escolha da cidade de Campinas se justifica, pois é a maior cidade da concessionária estudada e pode gerar mais situações de irregularidades diferentes para a confecção da base de regras nebulosas. Por característica da programação nebulosa, é fundamental que uma gama de situações ocorra para que se possa contorná-las no futuro. Quanto mais regras independentes descrevam o processo, melhor será o modelo preditivo, pois mais situações são previstas na base de regras.

O fato de se escolher apenas clientes diretos é por causa da característica física do serviço e da sua classificação. Isso decorre do fato de que estatisticamente os clientes diretos e residenciais são mais propensos ao ilícito que os indiretos e comerciais.

6.2 Construção do modelo nebuloso

A máquina de inferência ou o chamado controlador nebuloso, usado nesta dissertação, baseou-se no método de Mamdani, conforme exposto no Capítulo 5.

A Figura 6.1 sintetiza o modelo nebuloso desenvolvido, destacando-se a entrada (composta de quatro variáveis), o controlador nebuloso (FUZIVA) e uma variável de saída. Nos próximos itens tem-se a descrição de cada parte deste modelo.

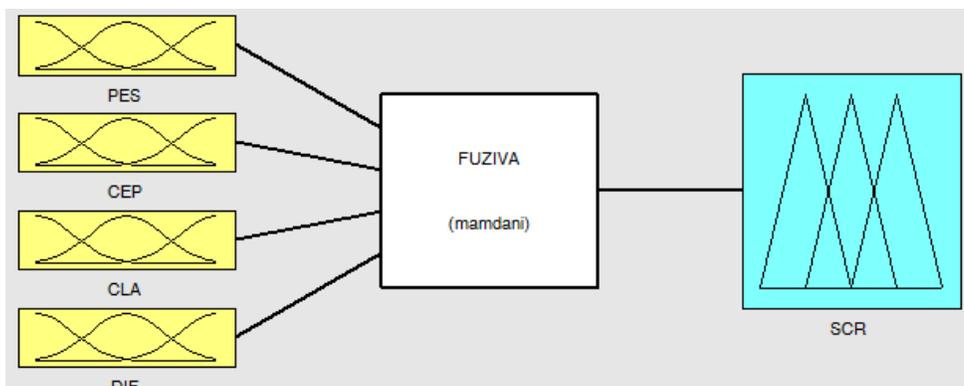


Figura 6.1 – Visualização da estrutura do algoritmo nebuloso

6.3 Modelagem das variáveis

A elaboração do modelo nebuloso envolveu a definição de quatro variáveis, considerando-se que apresentem aderência ao processo de irregularidade na medição de energia elétrica. Todas estas variáveis foram testadas estatisticamente e apresentaram coerência com o alvo.

6.3.1 Variável “PESOS”

A primeira variável foi denominada PESOS, que é uma composição de critérios estatísticos de variação de consumo. Para compor a variável PESOS há primeiro de se calcular o μ_n para cada regra, tendo sido analisadas as unidades consumidoras que possuíam inspeções em até de três anos antes de 2013, para assegurar que tal análise fosse mais consistente com a situação atual. As regras usadas para a composição são as seguintes:

Consumos Zerados → faz a contagem de meses sem consumo e atribui valor:

$$\mu_n = \{0,1\}$$

Degrau de consumo → avalia se há queda repentina nos consumos e em que mês ocorreu esta queda no período de 1 ano. Atribui valor $\mu_n = \{0,1\}$ para profundidade do degrau conforme um limite estabelecido e parametrizável.

Comparação de CV → compara coeficientes de variação segundo os desvios divididos pela média de consumo no período de 12 e 24 meses. Estas variações são ajustadas para um limite estatístico e os valores atribuídos são $\mu_n = \{0,1\}$: 0 para inferior ao limite e 1 se superar o limite estipulado.

Comparação 3-x → compara o consumo dos 3 últimos meses com os x últimos não coincidentes, podendo ser $x=\{3,6,9\}$. Estas variações são ajustadas para um limite estatístico e os valores atribuídos são $\mu_n = \{0,1\}$: 0 para inferior ao limite e 1 se superar.

Comparação Xa-Yd → compara o consumo de x meses do ano atual com y meses do ano anterior, sendo $X=\{3,6,9,12\}$ e $Y=\{3,6,9,12\}$. Estas variações são ajustadas para um limite estatístico e os valores atribuídos são $\mu_n = \{0,1\}$: 0 para inferior ao limite e 1 se superar.

O segundo passo na composição dos PESOS é a construção da variável α_n . Esta variável mede o quanto cada regra indica irregularidades, percentualmente, e classifica-as da maior para a menor, ponderando seu resultado no intervalo [0,1].

Como algumas regras recebem “1” ou “0” para a análise individual (μ_n) de cada unidade consumidora, algumas regras se anulam e outras continuam na soma. O maior PESO é destinado às unidades consumidoras que possuam mais regras de irregularidade com maior peso.

O PESO total é a soma de cada regra ponderada (da base) pela sua existência (na unidade analisada), conforme formalizado em (6.1) e no exemplo da Tabela 6.1.

$$\text{PESOS} = \sum_{1}^n \alpha_n \mu_n \quad (6.1)$$

onde

α_n é o peso ponderado da regra n com relação a inspeções passadas

μ_n é o valor de 0 ou 1 determinando a existência do critério para a regra n

Tabela 6.1 – Exemplo da composição de PESOS

REGRA	α_n	μ_n	OPERADOR
REGRA 1	1,000	1	+
REGRA 2	0,830	0	+
REGRA 3	0,679	1	+
...			+
REGRA n	0,489	1	

Um exemplo de regra usada na variável pesos é a “sentença de programa”:

```
if 'MEDIA 1 3' < 0.6*(('MEDIA 4 6'+ 'MEDIA 7 9')/2); then 1 else 0 endif
```

Esta sentença significa que se a média dos três últimos meses for menor que 60% da média dos 6 penúltimos meses, o critério é ativado e torna-se válido na unidade avaliada. Faz-se uma avaliação de quanto essa regra encontra irregularidade, integrando um termo de (6.1).

Aplicando este procedimento numa base já inspecionada fez-se uma estatística com todos os PESOS desta base, conforme mostrado na Tabela 6.2.

Tabela 6.2 – Estatística da variável PESOS

ESTATÍSTICA	VALOR	VALOR PADRONIZADO
Contagem	33.703	
Média	1,31	0,16057
Mín.	0	0,00000
Máx.	8,15	1,00000
Amplitude	8,15	1,00000
Variância	1,67	0,20535
Desvio padrão	1,29	0,15873
Erro padrão de média	0,01	0,00086
Mediana	0,96	0,11752
Moda	-	0,00000
Limite superior	3,90	0,47804
Limite inferior	0,66	0,08121

Assume-se, por critério estatístico, que quanto maior o peso há mais tendência de ser irregular, e assim a construção da variável nebulosa PESOS pode ser feita a partir das estatísticas da Tabela 6.2 e representada na Tabela 6.3.

Essa classificação estatística segue o senso do especialista do assunto e usa a estatística para se referir à largura do número nebuloso. A média de PESOS é 0,16 que é o valor do ponto central de Baixo, na Figura 6.2. Todos os limites são calculados a partir da média, múltiplos e submúltiplos do desvio padrão da Tabela 6.2. A Figura 6.2 denota o formato da variável nebulosa programada no *tollbox fuzzy* do MATLAB[®].

Tabela 6.3 – Parametrizações nebulosas da variável PESOS

CLASS_NEBULOSA	P 1	P 2	P 3	P 4	FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA
Muito Baixo	0,36	0,04	0,0803	0,1606	Trapézio
Baixo	0,0803	0,1606	0,3193	-	Triângulo
Normal	0,1606	0,3193	0,4780	-	Triângulo
Médio	0,3193	0,478	0,6368	-	Triângulo
Alto	0,4780	0,6368	1	1	Trapézio

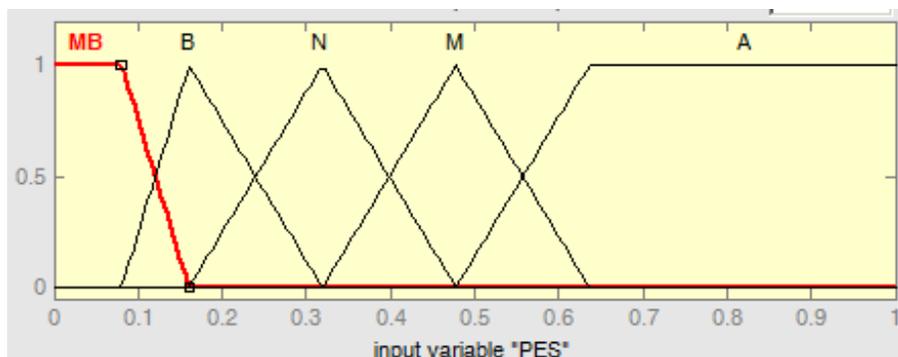


Figura 6.2 – Visualização da variável nebulosa PESOS

As configurações das curvas de pertinência da variável PESOS estão em conformidade com as estatísticas relativas à base de dados da concessionária e explicitadas na Tabela 6.3.

Optou-se por usar curvas trapezoidais e triangulares para descrever a variável pois, conforme a Figura 6.2, essas curvas abrangem todo espectro estudado além de definirem com consistência a variável.

6.3.2 Variável “CEP”

A denominação desta variável deve-se ao fato de a região geográfica ser sua principal característica. A idéia inicial era construir pontos de perdas de energia e quanto mais longe destes

pontos, maior distância física, menor a possibilidade de a unidade consumidora praticar o ilícito. Esses pontos seriam centroides de perdas, mapeados geograficamente e valorados nebulosamente como uma variável do motor de inferência nebuloso.

Contudo, diante de dificuldades de acesso às bases internas da concessionária com as coordenadas geográficas, foram estudados vários classificadores de espaço: região, bairro, rua, cep, alimentador, transformador, entre outros. O que melhor aderiu ao estudo foi o classificador transformador, que se tornou uma saída para compensar a variável original.

Esta variável vem da denominação do transformador (é de fato o número do transformador) que cada cliente está fisicamente ligado na rede. O classificador transformador reúne um grupo de clientes tão próximos que a influência dos “vizinhos” é determinante no processo de encontrar irregularidades.

A escolha desta variável nebulosa nos remete novamente ao especialista, que também munido de várias estatísticas e dados relevantes possui a capacidade de classificar a variável conforme a experiência.

A principal estatística da variável nebulosa CEP é resultante do agrupamento de clientes que estão ligados fisicamente no mesmo transformador, classificando-os como “cliente regular” e “cliente irregular”.

A partir da criação destes grupos pode-se calcular o percentual de irregularidades em todos os transformadores, que conforme seu grau (de pertinência à irregularidade) são dispostos em classificações nebulosas.

O valor padronizado é o mesmo, pois esta variável já está enquadrada no período $[0,1]$. A variável nebulosa CEP possui as estatísticas mostradas Tabela 6.4 e na Tabela 6.5 foram determinados seus limites nebulosos.

O ponto central do número nebuloso triangular, ponto 2 da classificação Médio é a média da estatística das irregularidades de todos os transformadores. Todos os outros pontos da Tabela 6.5 são a média somada, ou subtraída, a múltiplos e submúltiplos do desvio padrão.

Tabela 6.4 – Estatística da variável CEP

ESTATÍSTICA	VALOR	VALOR PADRONIZADO
Contagem	40.676	
Média	0,1920	
Mín.	-	
Máx.	1,0000	1,0000
Amplitude	1,0000	1,0000
Variância	0,0210	0,0210
Desvio padrão	0,1440	0,1440
Erro padrão de média	0,0010	0,0010
Mediana	0,1720	0,1720
Moda	0,48	0,48
Limite superior	0,26	0,26
Limite inferior	0,12	0,12

Tabela 6.5 – Parametrizações nebulosas da variável CEP

CLASS_NEBULOSA	P1	P2	P3	P4	FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA
Baixo	0,36	0,04	0,12	0,192	Trapézio
Médio	0,12	0,192	0,264		Triângulo
Médio Alto	0,192	0,48	0,768		Triângulo
Alto	0,48	0,768	1	1	Trapézio

O processo de se usar estatísticas, assim como no exemplo anterior, apenas reforça a experiência do analista do negócio. A programação nebulosa propicia uma vasta gama de opções e a estatística contribui de forma significativa para ajudar a quantificar as diferenças.

A Figura 6.3 é a representação nebulosa da variável CEP, com os limites da Tabela 6.4.

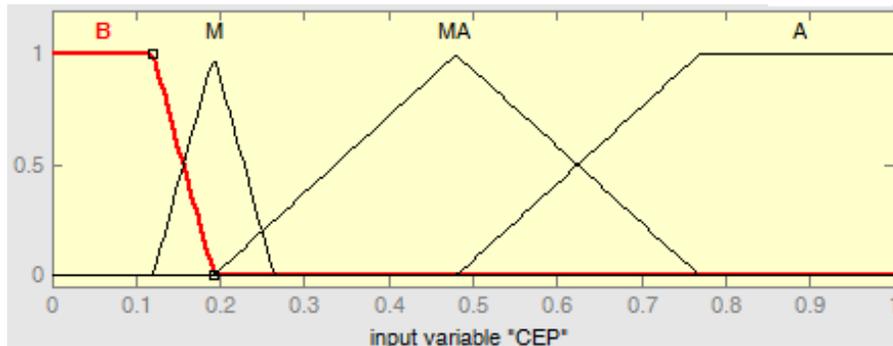


Figura 6.3 – Visualização da variável nebulosa CEP

Percebe-se que na variável CEP os campos A (alto) e MA (Médio-Alto) alcançam grande parte dos escores classificáveis. Essas duas classificações são as mais importantes no processo de identificação de irregularidades.

6.3.3 Variável “CLASSE”

A terceira variável é uma classificação individual do cliente que o relaciona a sua renda presumida. Adotou-se-se a classificação do IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística) para classificar a renda presumida. A variável nebulosa foi denominada CLASSE.

A partir da Tabela 6.6 pode-se segregar os nichos que melhor apresentem irregularidades. Na coluna renda da Tabela 6.6, “S” representa salário mínimo, portanto “2 S” representa dois salários mínimos. Os campos INSP_REG e INSP_IRREG são a apuração das inspeções realizadas em clientes classificados nas classes sociais.

A partir deste agrupamento pode-se montar a tabela de parâmetros nebulosos (Tabela 6.7) usando puramente a classificação do IBGE.

Tabela 6.6 – Classificação da classe social através da Renda e do % de Irreg

CLASSE SOCIAL	RENDA	INSP_REG	INSP_IRREG	%IRREG
A	> 20 S	73	2	2,67%
B	de 10 a 20 S	3147	366	10,41%
C	de 4 a 10 S	3403	396	10,42%
D	de 2 a 4 S	6855	1153	14,40%
E	até 2 S	21241	5128	19,45%

Tabela 6.7 – Parametrizações nebulosas da variável CLASSE

CLASS_NEBULOSA	P1	P2	P3	P4	FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA
Classe E	0,36	0,04	0,0346	0,06920	Trapézio
Classe D	0,0346	0,0692	0,173	-	Triângulo
Classe C	0,06920	0,173	0,3459	-	Triângulo
Classe B	0,173	0,3459	0,5189	-	
Classe A	0,3459	0,5189	1	1	Trapézio

A relação entre a CLASSE e a irregularidade é direta, por isso esta variável tem grande importância para o modelo proposto. Como a renda é o classificador principal desta variável nebulosa há um achatamento nos números nebulosos E, D e C por que a renda destas classificações é comparativamente muito próxima.

Pode-se agora construir a variável nebulosa CLASSE com as parametrizações da Tabela 6.7 dando origem à Figura 6.4.

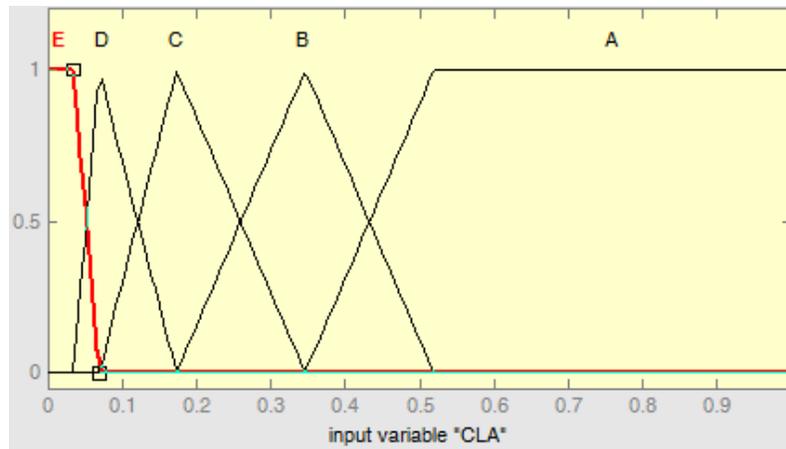


Figura 6.4 – Visualização da variável nebulosa CLASSE

A distribuição da variável Classes representa bem a renda social da região. As classes A e B possuem os maiores valores da variável, conforme a Tabela 6.7, variam de 0,17 até 1. Já a quantidade de inspeções é 10 vezes menor que a soma das classes C, D e E, que, por análise desta mesma tabela possui níveis de irregularidades menores que as outras classes citadas.

6.3.4 Variável “DIF”

A última variável de entrada na máquina de inferência é a variável DIF que corresponde à diferença social. Esta variável compara a renda individual com a renda do grupo que participa (ligados no mesmo transformador). Esta variável faz uma ponte entre a localização geográfica, o vizinho e a renda. A sua classificação possui alta aderência com irregularidades, conforme a Tabela 6.8. Note que foram considerados três grupos distintos, de modo que à variável DIF foram atribuídas apenas três classificações: Baixo, Médio e Alto.

A diferença social foi conseguida comparando-se a renda individual com a renda média do grupo que compõem o grupo transformador. Assim, uma diferença social negativa, DIF_SOC menor que 0, significa que a renda pessoal é inferior à renda de seu grupo. Na Tabela 6.9 são mostrados os limites nebulosos da variável e visualizados na Figura 6.5.

Tabela 6.8 – Estudo da variável DIF

CLASSIFICAÇÃO	SCORE	DIF_SOCIAL	IRREG	REG	% IRREG	PADRONIZAÇÃO
ALTO	7	-3	48	128	27,27%	1
ALTO	6	-2	252	1543	14,04%	0,857143
ALTO	5	-1	832	5606	12,92%	0,714286
MEDIO	4	0	3938	15381	20,38%	0,571429
MEDIO	3	1	1818	9976	15,41%	0,428571
BAIXO	2	2	156	2052	7,07%	0,285714
BAIXO	1	3	1	33	2,94%	0,142857

Tabela 6.9 – Parametrizações nebulosas da variável DIF

CLASS_NEBULOSA	P1	P2	P3	P4	FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA
Baixo	0,36	0,04	0,2857	0,5714	Trapézio
Médio	0,2857	0,5714	0,8571	-	Triângulo
Alto	0,5714	0,8571	1	1	Trapézio

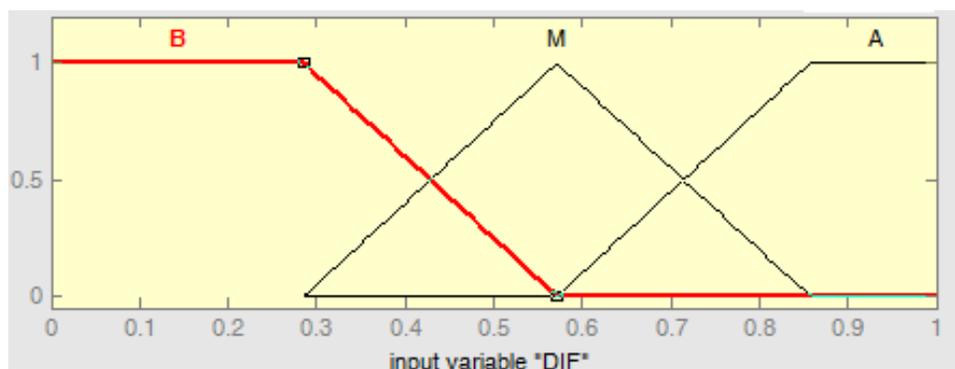


Figura 6.5 – Visualização da variável nebulosa DIF

6.3.5 Variável de saída “ESCORE”

A variável de saída, denominada ESCORE, representada no modelo nebuloso pela sigla SCR, teve seus limites ajustados para se atingir a meta de localização de resultado positivo de irregularidades, sem a necessidade de cálculos estatísticos, resultando na configuração que pode ser visualizada na Figura 6.6.

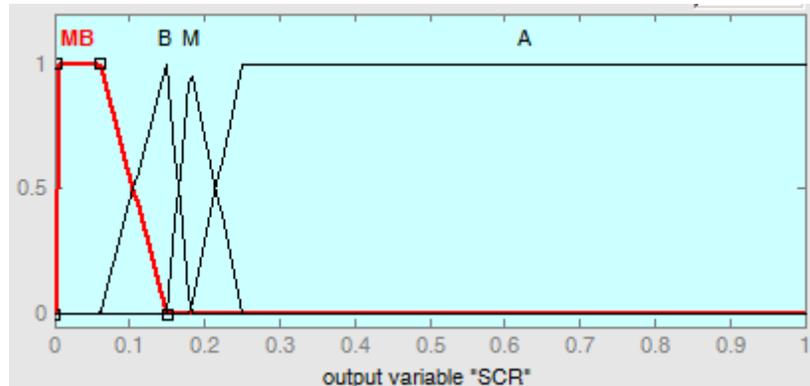


Figura 6.6 – Visualização da variável nebulosa SCR

Seus parâmetros, determinados conforme a meta a ser atingida, são mostrados na Tabela 6.10.

Tabela 6.10 – Parametrizações nebulosas da variável SCR

CLASS_NEBULOSA	P 1	P2	P3	P4	FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA
MuitoBaixo	0	0,0002	0,006	0,15	Trapézio.
Baixo	0,06	0,15	0,18	-	Triângulo.
Médio	0,15	0,18	0,25		
Alto	0,18	0,25	1	1	Trapézio.

Nesta variável, como a saída é o resultado esperado, os parâmetros devem futuramente ser alterados, conforme o estudo dos resultados, dependendo também das metas inferidas ao modelo estudado e da possível melhoria das parametrizações e sinergia das variáveis.

6.4 Interpretação das variáveis

É imperativo a escolha adequada das variáveis para que o resultado do modelo seja positivo. Desta forma, estudou-se cada uma das variáveis criadas especialmente para este trabalho, para “medir” sua relação com a lista de respostas positivas.

A variável DIF teve resultados notáveis quando se comparou com as demais. Seu grande mérito foi de reunir características sociais com uma dose geográfica, pois compara a renda dos vizinhos com a de cada cliente, sendo um parâmetro social poderoso com relação à irregularidade, como já mostrado anteriormente. Pode-se usar de recursos gráficos comparativos para essa análise, como na Figura 6.7 que compara a variável DIF com as variáveis relativas à Classe (CLAS) e ao Escore (SCR).

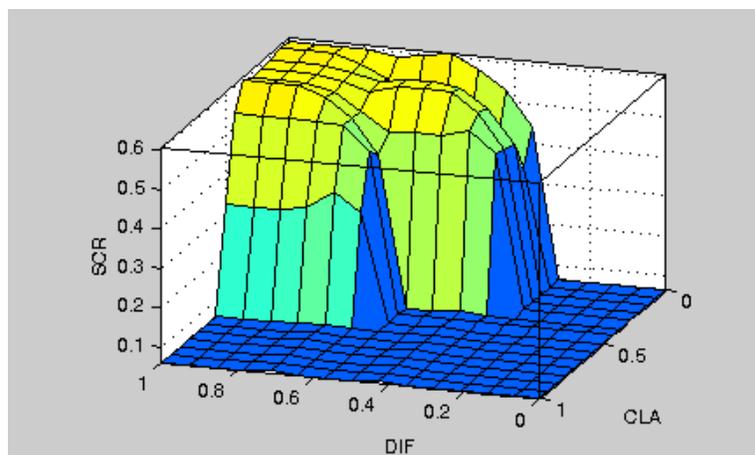


Figura 6.7 – Comparação DIF x CLAS x SCR

O SCR se torna alto apenas quando DIF e CLAS assumem valores maiores de 0,6 para CLAS e em torno de 0,5 para DIF.

Na Figura 6.8 compara-se a variável DIF com as variáveis relativas a Pesos (PES) e ao Escore (SCR).

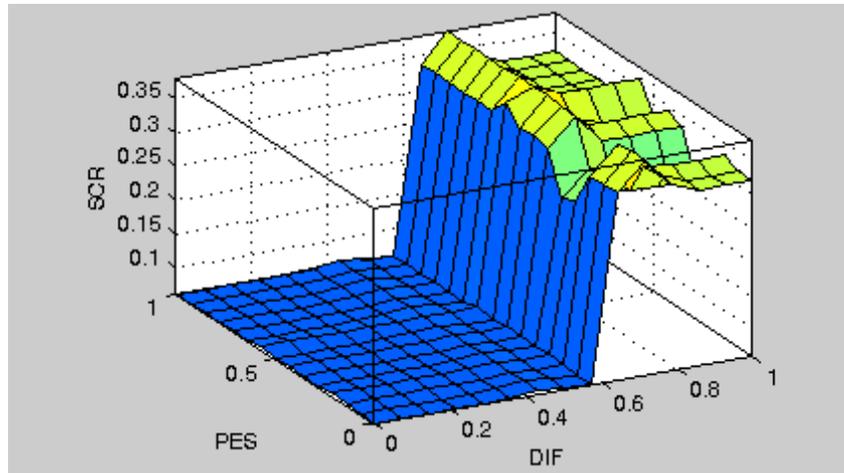


Figura 6.8 – Comparação DIF x PES x SCR

Analisando-se a Figura 6.8, conclui-se que as variáveis não apresentam aderência entre si, visto que o comportamento da variável PES pode ser considerado irrelevante em relação às outras e SCR, praticamente, ou é nulo ($p/DIF < 0,6$) ou assume valores elevados ($p/DIF \geq 0,6$).

Entretanto, na análise da variável CEP, através da Figura 6.9, a variável DIF se mostra mais propensa ao SCR a partir de um determinado valor de CEP (em torno de 0,15). Percebe-se que mesmo para CEP menor que 0,15 há possibilidade de irregularidade, mas a contundência maior ocorre para CEP com SCR's maiores.

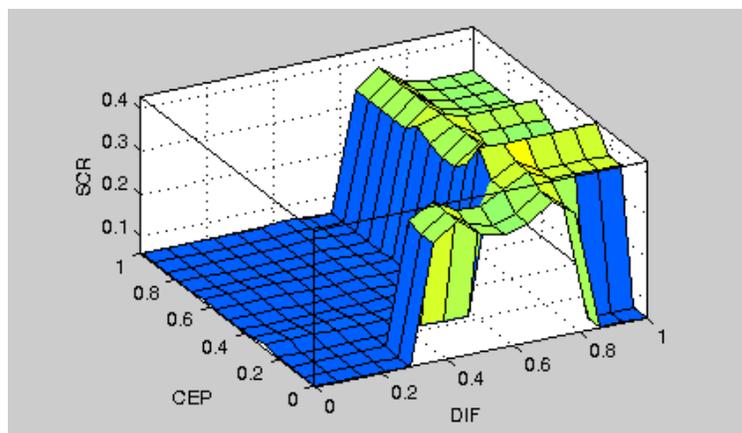


Figura 6.9 – Comparação DIF x CEP x SCR

O comparativo de PES e CEP, Figura 6.10, é a análise primária de uma seleção para inspeção sem o uso de inteligência artificial, ou seja, a seleção intuitiva. Este modo é o mais

intuitivo de selecionar irregularidades, e pela figura mostra que a possibilidade de acerto é bastante restrita.

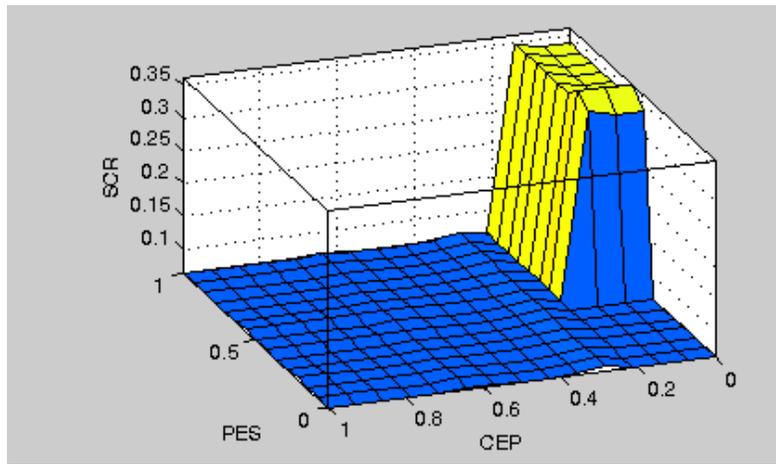


Figura 6.10 – Comparação PES x CEP x SCR

Para avaliar a relação de PES e CLAS foi usado um gráfico plano, Figura 6.11, quanto menor o grau da CLAS e maior o PES maior a possibilidade de irregularidade. A sinergia entre ambas as variáveis é alta.

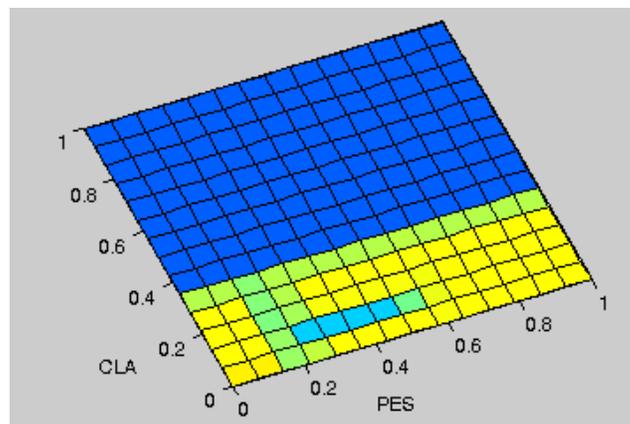


Figura 6.11 – Comparação PES x CLAS x SCR

Ao se comparar as variáveis CEP e CLAS, através da Figura 6.12, pode-se afirmar que os CEPs respondem bem às irregularidades se CLAS é relativamente baixo. Para os nichos correspondentes a CLAS médio ou alto não há CEP que apresente irregularidade.

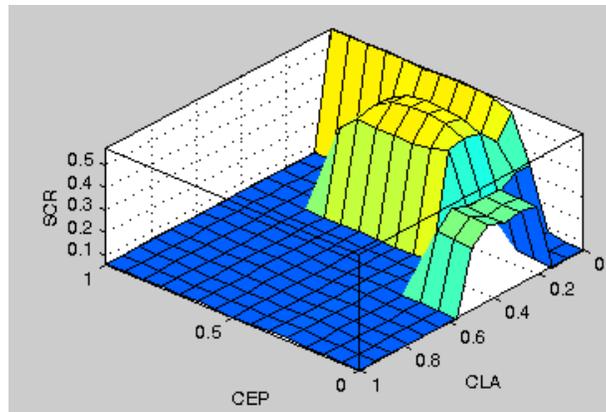


Figura 6.12 – Comparação CLAS x CEP x SCR

6.5 Controlador nebuloso

Como já citado, aplicou-se o método Mamdani à base de regras definida de forma a favorecer a descoberta de irregularidades. Para cada variável de entrada multiplicada pela variável de saída, produto cartesiano *fuzzy*, há uma regra que foi estatisticamente determinada e que possui afinidade com o objetivo: encontrar irregularidades. O grau de SCR varia conforme a saída *crisp* do sistema. Na Figura 6.13 tem-se uma amostra da base de regras às quais é aplicado o método Mamdani para se determinar quais unidades consumidoras são candidatas a serem inspecionadas.

1. If (PES is MB) and (CEP is B) and (CLA is E) and (DIF is B) then (SCR is MB) (1)
2. If (PES is MB) and (CEP is B) and (CLA is E) and (DIF is M) then (SCR is MB) (1)
3. If (PES is MB) and (CEP is B) and (CLA is E) and (DIF is A) then (SCR is B) (1)
4. If (PES is MB) and (CEP is B) and (CLA is D) and (DIF is B) then (SCR is MB) (1)
5. If (PES is MB) and (CEP is B) and (CLA is D) and (DIF is M) then (SCR is MB) (1)
6. If (PES is MB) and (CEP is B) and (CLA is D) and (DIF is A) then (SCR is MB) (1)
7. If (PES is MB) and (CEP is B) and (CLA is C) and (DIF is B) then (SCR is MB) (1)
8. If (PES is MB) and (CEP is B) and (CLA is C) and (DIF is M) then (SCR is MB) (1)
9. If (PES is MB) and (CEP is B) and (CLA is C) and (DIF is A) then (SCR is MB) (1)
10. If (PES is MB) and (CEP is B) and (CLA is B) and (DIF is B) then (SCR is MB) (1)
11. If (PES is MB) and (CEP is B) and (CLA is B) and (DIF is M) then (SCR is MB) (1)
12. If (PES is MB) and (CEP is B) and (CLA is B) and (DIF is A) then (SCR is MB) (1)
13. If (PES is MB) and (CEP is B) and (CLA is A) and (DIF is B) then (SCR is MB) (1)
14. If (PES is MB) and (CEP is B) and (CLA is A) and (DIF is M) then (SCR is MB) (1)

Figura 6.13 – Visualização da variável nebulosa SCR

Um exemplo gráfico da base de regras sendo calculada pelo Método Mamdani pode ser visto na Figura 6.14. O resultado mais raro nesta base é aquele que define a irregularidade com alto e médio grau de acerto. Muitas vezes usa-se o senso do especialista para facilitar a resolução do problema, contudo, neste caso, o senso foi posto à prova segundo estatísticas que comprovem a validade de cada regra.

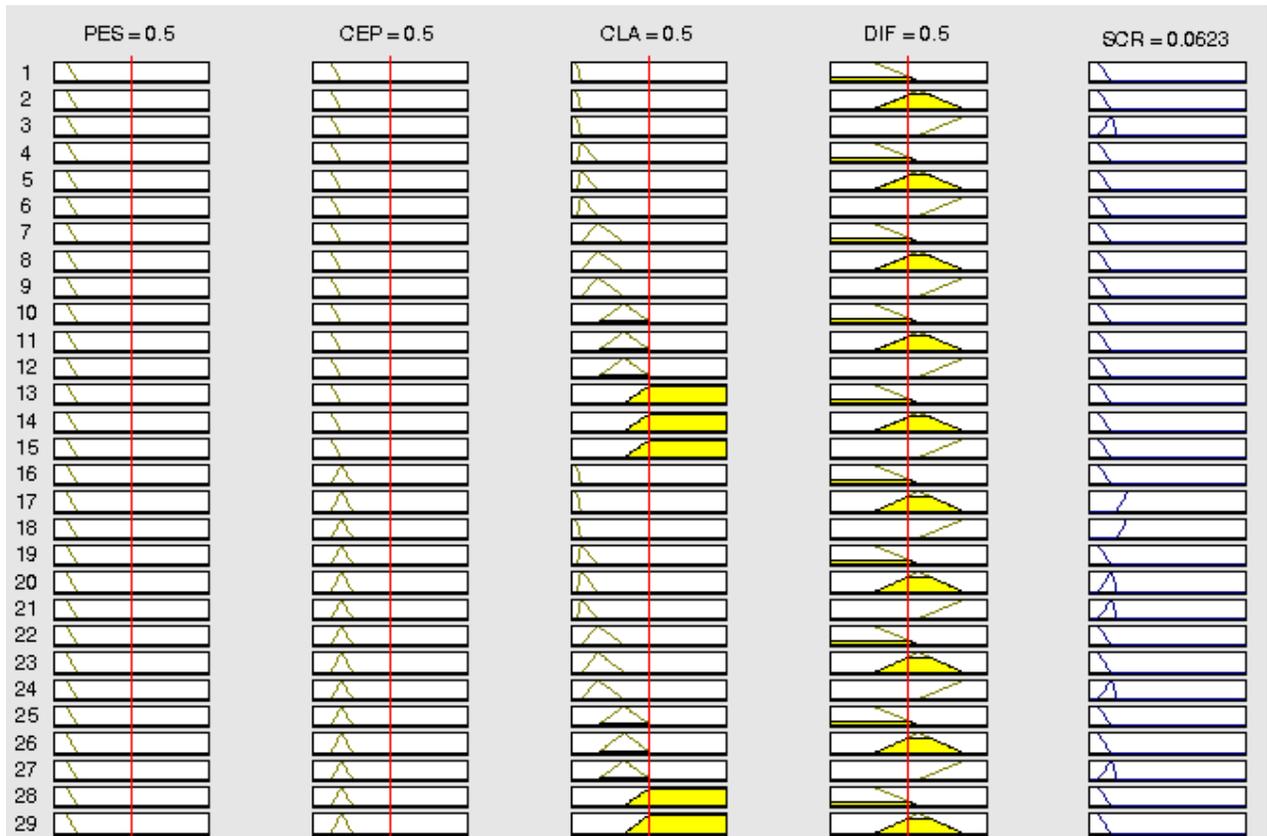


Figura 6.14 – Visualização do operador Mamdani

Do total de regras (300), 211 indicaram SCR Muito Baixo, 32 indicaram Baixo, 7 indicaram potencial Médio e 50 potencial Alto para irregularidades. Isto significa que 19% das regras atendem aos critérios desejáveis de recuperação de energia.

O fato de se estudar uma cidade como Campinas, gerou esta tabela de regras com 19% dos resultados favoráveis. Caso fosse uma cidade menor, ou com menos dados, este índice seria muito menor e insuficiente para a análise. Deve-se portanto escolher SCR's que aumentem a possibilidade natural de se encontrar irregularidades.

Capítulo 7

Métricas e Resultados

Para avaliar os resultados das seleções de inspeção é importante que seja usada uma métrica que sintetize a informação dos acertos e não acertos, classificando os métodos conforme o sucesso das ações. Em Provost (1988) há a descrição do uso de matrizes de confusão para a avaliação de desempenho e em Ferreira (2010) tem-se a aplicação dessas matrizes de confusão num projeto que avalia fraudes e não fraudes para inspeções por concessionárias de energia elétrica.

A matriz confusão pode ser definida através da Tabela 7.1 (Ferreira, 2010).

Tabela 7.1 – Matriz Confusão

Matriz Confusão		Classe Predita	
		n	i
Classe Real	n	$Q_{n \rightarrow n}$	$Q_{n \rightarrow i}$
	i	$Q_{i \rightarrow n}$	$Q_{i \rightarrow i}$

onde

$Q_{n \rightarrow n}$ → quantidade de clientes classificados como “normal” que, após a inspeção, sejam classificados como “normal”.

$Q_{n \rightarrow i}$ → quantidade de clientes classificados como “normal” que, após a inspeção, sejam classificados como “irregular”.

$Q_{i \rightarrow n}$ → quantidade de clientes classificados como “irregular” que, após a inspeção, sejam classificados como “normal”.

$Q_{i \rightarrow i}$ → quantidade de clientes classificados como “irregular” que, após a inspeção, sejam classificados como “irregular”.

Assim, a taxa de acerto da matriz confusão pode ser definida como:

$$Tx_{acerto} = \frac{Q_{n \rightarrow n} + Q_{i \rightarrow i}}{Q_{n \rightarrow n} + Q_{i \rightarrow i} + Q_{n \rightarrow i} + Q_{i \rightarrow n}} \quad (7.1)$$

Essa taxa representa a relação do que foi classificado correto por toda a quantidade que passou pelo modelo. Pode-se usar outros indicadores de sucesso, que são a especificidade e a confiabilidade, representados pelas equações (7.2) e (7.3), respectivamente.

$$\text{especificidade} = \frac{Q_{i \rightarrow i}}{Q_{i \rightarrow i} + Q_{i \rightarrow n}} \quad (7.2)$$

$$\text{confiabilidade} = \frac{Q_{i \rightarrow i}}{Q_{i \rightarrow i} + Q_{n \rightarrow i}} \quad (7.3)$$

A especificidade é uma taxa que mede o que o algoritmo classificou como irregular, que de fato era irregular por todas as classificações de previsão irregular. Este indicador tem sido o mais usado nas concessionárias de energia elétrica.

A confiabilidade é uma taxa que mede o que na era irregular pela quantidade total de irregularidades que havia na amostra enviada para inspeção. Este indicador não é comumente usado nas concessionárias, pois nem sempre há a informação do quanto havia de irregularidades numa amostra. Pode-se usar este indicador quando avalia-se um método em inspeções já realizadas a posteriori.

7.1 Teste de confiabilidade dos modelos

O primeiro teste ocorreu a partir de uma amostra de inspeções já realizadas, no qual o algoritmo nebuloso foi comparado com modelos já usados na concessionária, tais como as Redes Neurais e o CHAID (**CHi**-squared **A**utomatic **I**nteraction **D**etection) que é um tipo de árvore de decisões que usa o modelo Q-quadrado para identificações de divisões ótimas. Para este teste usou-se o indicador confiabilidade - equação (7.3) - com os valores indicados na Tabela 7.2.

Tabela 7.2 – Comparação de confiabilidade dos modelos de perdas

MODELO	NEURAL	CHAID	NEBULOSO
$Q_{i \rightarrow i}$	40	74	201
$Q_{n \rightarrow i}$	268	234	107
confiabilidade	12,99%	24,03%	65,26%

Pode-se concluir que o modelo nebuloso foi mais confiável ao detectar irregularidades em uma dada amostra com resultados já determinados, pois apresentou um resultado 2,7 vezes superior ao modelo CHAID e 5 vezes superior às redes neurais usadas.

7.2 Calibragem do modelo nebuloso

A partir de uma base com inspeções realizadas nos últimos 2 anos usou-se o critério especificidade para “calibrar” o modelo nebuloso para que este pudesse ser usado num teste real em campo. Esta “calibragem” consistiu em escolher um valor *crisp* do SCORE que fosse igual ou superior aos modelos de inteligência artificial já usados na concessionária, o que originou a Tabela 7.3.

Tabela 7.3 – Comparação de especificidade dos modelos nebulosos

MODELO	BASE	SCORE 0,18	SCORE 0,478
$Q_{i \rightarrow i}$	6.870	5.863	5.235
$Q_{i \rightarrow n}$	33.806	16.092	12.107
especificidade	16,89%	26,70%	30,19%

A especificidade da base de dados é a apuração de todos os métodos existentes no banco de dados de dois anos de trabalho para a cidade de Campinas, para os estratos escolhidos conforme citado no Capítulo 6. O modelo nebuloso “calibrado” para 0,18 resultou em uma especificidade de 26,70% e ao ser “calibrado” para 0,478 a especificidade foi de 30,19 %.

Sabe-se, por experiência, que num teste real a especificidade cai para o intervalo entre 10% e 20%, pois há imprecisões nas execuções e situações (tais como as áreas de risco e os clientes inativados) que impedem a constatação de mais irregularidades. Desta forma o modelo nebuloso foi calibrado para o o SCORE de 0,478 já prevendo a queda no teste real.

7.3 Teste real

Pode-se realizar uma comparação através de um caso real (teste em campo), no qual ocorreram inspeções nas medições num mesmo segmento da cidade de Campinas. Foram elaboradas seleções com diferentes algoritmos:

- ✓ Algoritmo 1: Possui modelos de Inteligência Artificial (CHAID e Neural);
- ✓ Algoritmo 2: Possui modelos de Inteligência Artificial (CHAID e Neural) usando as variáveis criadas para a lógica nebulosa;
- ✓ Algoritmo 3: Modelo nebuloso desenvolvido neste trabalho.

O Algoritmo 1 tem sido o mais usado nas seleções diárias na concessionária. O Algoritmo 2 foi uma adaptação dos modelos usados no Algoritmo 1 com adição das variáveis produzidas para o modelo nebuloso, ou seja, usou-se parte da preparação dos dados deste estudo nas Redes Neurais e no modelo CHAID. E o Algoritmo 3 é a implementação do modelo nebuloso descrito no Capítulo 6 e “calibrado” com SCORE de 0,478 (vide item anterior). As especificidades do teste estão na Tabela 7.4.

Tabela 7.4 – Comparação de especificidade dos algoritmos de perdas

	Algoritmo 1	Algoritmo 2	Algoritmo 3
$Q_{i \rightarrow i}$	34	39	30
$Q_{i \rightarrow n}$	249	227	151
especificidade	12,01%	14,66%	16,57%

Os resultados na Tabela 7.4 são relativos aos testes reais em campo realizados e mostram as especificidades dos algoritmos 1, 2 e 3. A especificidade do Algoritmo 3 é maior que as demais, o que leva a entender que o modelo nebuloso encontrou mais irregularidades que os demais modelos. O algoritmo 2 foi o modelo “misto”, que usou as variáveis fuzzy nos modelos já existentes. Todos os ganhos são comparados com o Algoritmo 1, que é o algoritmo padrão de uso da concessionária.

Capítulo 8

Conclusões e Trabalhos Futuros

Através do algoritmo nebuloso desenvolvido nesta pesquisa, foi possível selecionar unidades consumidoras para inspeção com o intuito de reduzir as perdas não técnicas. Alguns testes foram realizados a fim de comparar o algoritmo nebuloso com os demais algoritmos empregados na concessionária estudada.

Percebe-se que o modelo nebuloso teve uma especificidade no mesmo patamar do modelo IA com variáveis nebulosas, mas com alguns ganhos:

- ✓ Ganho na especificidade de 37% em relação aos métodos convencionais de IA;
- ✓ Melhoria dos métodos de IA em 22% com o uso de variáveis nebulosas desenvolvidas neste trabalho;
- ✓ As unidades inspecionadas no método nebuloso são diferentes das inspecionadas nos métodos de IA com variáveis nebulosas em 61%. Isso significa que é um novo nicho para se estudar e aplicar os novos métodos;

De fato o modelo nebuloso desenvolvido propiciou ganhos em todo processo de seleção. Além de uma nova forma de se selecionar clientes para inspeção foi encontrado um novo algoritmo que possui ganhos de especificidade com relação aos modelos usados pré existentes ampliando a visão do especialista sobre o problema.

A sedimentação de um novo nicho de clientes, principalmente devido à variável DIF, abre perspectiva de seleções com alta especificidade em toda a área de concessão, pois o novo nicho selecionável pode ser inferido com facilidade.

A melhoria dos resultados nos algoritmos de IA, com o uso das variáveis nebulosas desenvolvidas, mostra a “força” destas variáveis, o que faz com que os modelos já usados ganhem novo combustível para a seleção de perdas. Na busca por um modelo novo, o modelo nebuloso, ganhou-se dois modelos compatíveis, com variáveis fortes e capacidade de busca de resultados.

Conclui-se que o modelo nebuloso elaborado neste trabalho agrega valor ao processo de recuperação de energia e pode ser empregado em outras cidades, esperando-se resultados compatíveis com os apresentados no Capítulo 7.

No caso de aplicação do modelo em outras regiões geográficas e das condições sociais serem diferentes das estudadas, o modelo nebuloso pode exigir mudança dos parâmetros, ou mesmo de alterações das variáveis já existentes.

É importante ressaltar que as variáveis elaboradas apresentaram sinergia com processos já usados na concessionária, e que o modelo nebuloso possui uma especificidade que é ligeiramente superior a que é considerada um bom resultado. Com a soma das ações, o uso do modelo nebuloso e dos demais modelos, obtém-se uma melhoria geral no que tange a seleções para inspeções de irregularidades, de forma que o processo de recuperação de energia tenha uma maior diversificação de modelos confiáveis.

Como trabalhos futuros são sugeridos:

- ✓ Sistematização da elaboração da base de regras usando modelos de redes neurais para a confecção do motor de inferência nebuloso, de forma que a base de regras possa ser realimentada com dados que voltaram de seleções e que tenha a capacidade de alterar os limites nebulosos das variáveis.
- ✓ Produção de outras variáveis nebulosas a partir de KDD (*Knowledge Discovery in Databases*).
- ✓ Desenvolvimento de variáveis que utilizam geoestatística, fazendo que o algoritmo deixe de usar apenas uma classificação dos espaços geográficos e passe a encontrar relações entre estes espaços, com a capacidade de classificá-los e medir a interação entre eles.

Referências Bibliográficas

Almeida, C. F.M. & Kagan, N. (2009a), “Allocation of Power Quality Monitors by Genetic Algorithms and Fuzzy Sets Theory”, 15th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems - ISAP '09, 8 a 12 de Novembro de 2009.

Almeida, A. M. F.; Souza, B. A.; Braz, H. D. M. & Pamplona, F.M.P. (2009b), “Planejamento de Reguladores de Tensão em Redes de Distribuição via Algoritmos Genéticos e Lógica Fuzzy”, VIII Conferência Brasileira sobre Qualidade da Energia Elétrica – CBQEE, Blumenau, SC, 2 a 5 de Agosto de 2009.

Amendola, M.; Souza, A. L. & Barros, LC. (2005), “Manual do uso da teoria dos conjuntos Fuzzy no MATLAB 6.5”, FEAGRI & IMECC – UNICAMP, Campinas.

ANEEL (2000), “Condições Gerais de Fornecimento de Energia Elétrica”, Resolução Normativa nº 456 de 29 de novembro de 2000. Acessado em 12/03/2012: <http://www.aneel.gov.br/cedoc/bres2000456.pdf>.

ANEEL (2006), “Revisão Tarifária Periódica das Concessionárias de Serviço Público de Distribuição de Energia Elétrica”, Resolução Normativa nº 234 de 31 de outubro de 2006. Acessado em 12/03/2012: <http://www.aneel.gov.br/cedoc/ren2006234.pdf>.

ANEEL (2010), “Condições Gerais de Fornecimento de Energia Elétrica de Forma Atualizada e Consolidada”, Resolução Normativa nº 414 de 09 de setembro de 2010. Acessado em 12/03/2012: <http://www.aneel.gov.br/cedoc/ren2010414.pdf>.

ANEEL (2011), “Metodologia de Tratamento Regulatório para Perdas não Técnicas de Energia Elétrica”, Nota Técnica nº. 298/2011-SRE/ANEEL de 26 de outubro de 2011. Acessado em 31/05/2011: http://www.aneel.gov.br/cedoc/nren2011457_5.pdf.

ANEEL (2012), “Condições Gerais de Fornecimento de Energia Elétrica”, Resolução Normativa nº 479 de 03 de Abril de 2012. Altera a Resolução Normativa nº 414 (2010). Acessado em 12/08/2012: <http://www.aneel.gov.br/cedoc/ren2012479.pdf>.

Augugliaro, A.; Dusonchet, L.; Favuzza, S. & Sanseverino, E.R. (2004), “Voltage Regulation and Power Losses Minimization in Automated Distribution Networks by an Evolutionary Multiobjective Approach”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 19, No. 3, Agosto de 2004, pp 1516-1527.

Bagriyanik, M.; Aygen, E.; & Bagriyanik, F.G. (2003), “Power Loss Minimization Using Fuzzy Multiobjective Formulation and Genetic Algorithm”, IEEE Bologna PowerTech Conference, Italy, 23 a 26 de Junho de 2003.

Barros, L.C. & Bassanezi, L.C. (2010), “Tópicos de Lógica Fuzzy e Biomatemática”, Editora IMECC, 2a. edição, Campinas, SP.

Bastos, P. R. F. M.; Souza, B. A. & Ferreira, N. (2009), “Uso de Rede Bayesiana na Identificação das Perdas Não Técnicas”, Décimo Terceiro Encontro Regional Iberoamericano de CIGRÉ – XIII ERIAC, Porto Iguazú, Argentina, 24 a 28 de Maio de 2009.

Benichio, V. M.; Amorim, F.; Silva, I. N.; Alves, M.; Flauzino, R. A. & Dias, L. F. S. (2008), “Controle de Tensão em Transformadores de Subestação de Distribuição de Energia Elétrica Usando Relés com Funcionalidades Inteligentes”, XVIII Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica - SENDI 2008, Olinda, PE, 06 a 10 de Outubro de 2008.

Brasil, Presidência da República do (2002), “Expansão da oferta de energia elétrica emergencial; recomposição tarifária extraordinária; criação do PROINFA e da Conta de Desenvolvimento Energético (CDE); universalização do serviço público de energia elétrica”, LEI nº 10.438, de 26 de abril de 2002. Acessado em 12/03/2012: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/2002/L10438.HTM

Cometi, E. S. & Varejão, F. M. (2005), “Melhoramento da Identificação das Perdas Comerciais Através da Análise Computacional Inteligente do Perfil de Consumo e dos dados Cadastrais de Consumidores”, Relatório final de projeto de P&D, ciclos 2003/2004, Escelsa/Aneel, 2005.

Ekambram, S.K. (1971), “Fundamentos Estatísticos da Inspeção por Amostragem”, Editora Polígono, São Paulo, SP.

Ferreira, H. M. (2008), “Uso de Ferramentas de Aprendizado de Máquina para Prospecção de Perdas Comerciais em Distribuição de Energia Elétrica”, Dissertação de Mestrado – Universidade Estadual de Campinas.

Guerrero, J. I.; León, C.; Biscarri, F.; Mondenero, I.; Biscarri, J. & Millán, R. (2010), “Increasing the Efficiency in Non-Technical Losses Detection in Utility Companies”, 15th IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference - MELECON 2010, pp 136-141, 26 a 28 de Abril de 2010.

Henriques, H. O.; Falcão, D. M.; Borges, C.L.T.; Taranto, G.N.; Manzoni, A.; Andrade, W.S. & Viveros, E.C. (2001), “Aplicação de Sistemas Inteligentes e Processamento Distribuído na Previsão, Localização e Minimização das Perdas em Redes de Distribuição”, Anais do 1o CITENEL - Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica, Brasília, DF.

Kang, M.S; Chen, C.S.; Lin, C.H.; Huang, C.W. & Kao, M.F. (2005), “A Systematic Loss Analysis of Taipower Distribution System”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 21, No. 3, Agosto de 2006, pp 1062-1068.

Meneses, L. T. (2011), “Automação da Detecção de Fraudes em Sistemas de Medição de Energia Elétrica usando Lógica Fuzzy em ambiente SCADA”, Tese de Mestrado, UFRN, Natal-RN, Abril de 2011.

Medeiros Filho, S. (1981), “Fundamentos de Medidas Elétricas”, Editora Guanabara Dois, Rio de Janeiro, RJ.

Nallagownden, P.; Thin, T.L.; Guan, C.N. & Mahmud, H.M.C. (2006), “Application of Genetic Algorithm for the Reduction of Reactive Power Losses in Radial Distribution System”, First International Power and Energy Conference – PECon 2006, Putrajaya, Malaysia, 28 a 29 de Novembro de 2006.

Nizar, A. H.; Dong, Z. Y.; Jalaluddin, M. & Raffles, M. J. (2006), “Load Profiling Method in Detecting non-Technical Loss Activities in a Power Utility”, First International Power and Energy Conference – PECon 2006, Putrajaya, Malaysia, 28 a 29 de Novembro de 2006.

Nizar, A. H.; Dong, Z. Y. & Zhang, P., (2008), “Detection Rules for Non Technical Losses Analysis in Power Utilities”, Power and Energy Society General Meeting - Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century, Pittsburgh-PA, USA, 20 a 24 de Julho de 2008.

Oliveira, M. E. (2009), “Avaliação de Metodologias de Cálculo de Perdas Técnicas em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica”- Tese de Doutorado – UNESP, Ilha Solteira-SP, Agosto de 2009.

Patrício, C. M. M. M. (2005), “Detecção de Fraude ou Erro de Medição em Grandes Consumidores de Energia Elétrica Utilizando Rough Sets Baseado em Dados Históricos e em Dados em Tempo Real” – Dissertação de Mestrado – UFMS, Campo Grande-MS, Julho de 2005.

Penin, C. A. S. (2008), “Combate, Prevenção e Otimização das Perdas Comerciais de Energia Elétrica”, Tese de Doutorado – USP, São Paulo, SP, Abril de 2008.

Provost, F. & Kohavi, R. (1998), “Guest Editors’ Introduction: On Applied Research in Machine Learning”, Machine Learning, Vol. 30, pp 127-132, Springer Netherlands, Fevereiro de 1998.

Ramos, C. C. O.; Souza, A. N.; Papa, J. P. & Falcão, A. X. (2009), “Fast Non-Technical Losses Identification Through Optimum-Path Forest”, 15th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems - ISAP’09, Curitiba-PR, 8 a 12 de Novembro de 2009.

Righetti L.; Mota, S; Mota, A.; Mota L. & Pezzuto, C. (2011), “Modelagem de Cargas Utilizando Sistemas Baseados em Regras para Estudos de Eficiência Energética”, 10a. Conferência Brasileira de Dinâmica, Controle e Aplicações – DINCON 2011, pp 216-218, Águas de Lindóia-SP, 28 de agosto a 01 de setembro de 2011.

Roselli, M. A., Yatsu, R. K. & Hashimoto, K. (2007), “Cálculo de Perdas Técnicas Regulatórias em Sistemas de Distribuição”, XIX Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica”, XIX SNPTEE, Rio de Janeiro-RJ, 14 a 17 de Outubro de 2007.

Russel, B. A. W. (1947), “A History of Western Philosophy”, Published by Simon and Schuster, New York, USA.

Sandri, S. & Correa, C. (1999), “Lógica Nebulosa”, V Escola de Redes Neurais, Conselho Nacional de Redes Neurais, pp c073-c090, ITA, São José dos Campos – SP.

Souza, B. A., Sousa, A. A. & Albuquerque, J. M. C. (2005), “Power Losses on Distribution Network: Estimation Using Simulated Annealing”, Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, pp 1041-1.044, Saskatoon, Sask, 1 a 4 de maio de 2005.

Souza, F. C.; Bandim, C. J.; Alves Jr., J. E. R.; Brito, L. C. G.; Souza, J. C. R. & Luiz, F. C. (2009), “Combate às Perdas Não-Técnicas no Brasil: Tecnologia e Inovação como Ferramentas de Eficientização”, XX Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica – XX SNPTEE, Recife- PE, 22 a 25 de novembro de 2009.

Souza, R. C.; Musafir, J. R.; Pessanha, J. F. M.; Oliveira, F. L. C.; Dantas, B. F. & Domingues, R. (2010), “Índice de Capacidade de Pagamento dos Consumidores Residenciais BT: Um Método Baseado em Lógica Fuzzy”, 42o. Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional - XLII SBPO, Bento Gonçalves-RS, 30 de agosto a 03 de setembro de 2010.

Sugita, T; Iioka, D.; Yokomizu, Y.; Matsumura, T.; Hatakeyama, N.; Kuriyama, T. & Ootaki, T. (2005), “Low-Voltage Distribution Network Planning Taking Account of Power Loss Cost in Genetic Algorithms”, 2005 International Conference on Future Power Systems, Amsterdã, Holanda, 18 de novembro de 2005.

Zadeh, L. A. (1965), “Fuzzy Sets”, Information and Control, Vol. 8, Issue 3, pp 338–353, Elsevier, Junho de 1965.

Zadeh, L. A. (1978), “Fuzzy Sets as a Basis for a Theory of Possibility”, Fuzzy Sets and Systems, Vol. 100, Supplement 1, Elsevier, 1999, pp 9-34.

Apêndice A

Conceitos da Matemática e da Lógica Nebulosa

Neste apêndice são complementados os conceitos da matemática e da lógica nebulosa que foram fundamentais para a concepção do modelo nebuloso descrito no Capítulo 6.

A.1 Operações com conjuntos nebulosos (Barros, 2010)

Assim como os conjuntos *crisp*, os subconjuntos nebulosos possuem operações de união, intersecção e complementaridade. O entendimento dessas operações é fundamental para a aplicação do Método de Inferência Mamdani, apresentado neste mesmo capítulo.

Para dois subconjuntos nebulosos, A e B, com A sendo um subconjunto de B, pode-se escrever:

$$A \subset B \text{ se } \varphi_A \leq \varphi_B \text{ para todo } U \quad (\text{A.1})$$

Os conjuntos Vazio (ϕ) e Universo (U) podem ser definidos, respectivamente, da seguinte forma:

$$\varphi_{\phi}(x) = 0 \quad \varphi_U(x) = 1 \quad (\text{A.2})$$

As operações de União, Intersecção e Complementaridade entre os conjuntos nebulosos A e B são os subconjuntos nebulosos de U definidos pelas equações (A.3), (A.4) e (A.5)

União:

$$\varphi_{(A \cup B)}(x) = \max\{\varphi_A(x), \varphi_B(x)\}, x \in U \quad (\text{A.3})$$

Intersecção:

$$\varphi_{(A \cap B)}(x) = \min\{\varphi_A(x), \varphi_B(x)\}, x \in U \quad (\text{A.4})$$

Complementaridade:

$$\varphi_{A'}(x) = 1 - \varphi_A(x) \quad (\text{A.5})$$

Uma possibilidade para exemplificar as operações descritas pelas equações (A.3), (A.4) e (A.5) é através de gráficos. Estes denotam as interações entre as curvas conforme o operador matemático.

A União, ilustrada na Figura A.1, corresponde à área colorida e portanto engloba a totalidade das duas funções de pertinência. Na teoria dos conjuntos nebulosos o operador *max* caracteriza esta operação.

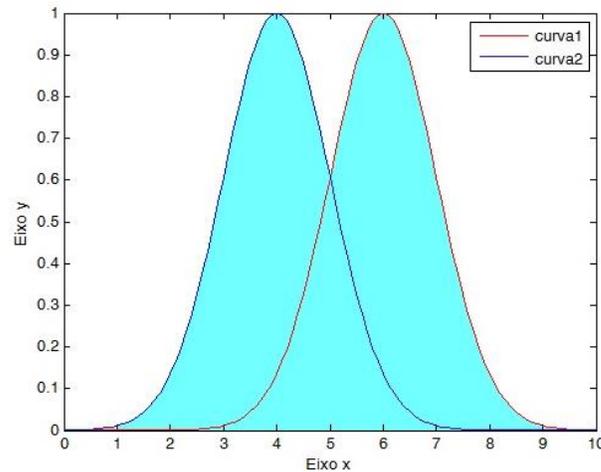


Figura A.1 – Operação União

A intersecção, ilustrada na Figura A.2, corresponde à área colorida e portanto engloba o que é comum às duas funções de pertinência. O operador *min* caracteriza esta operação.

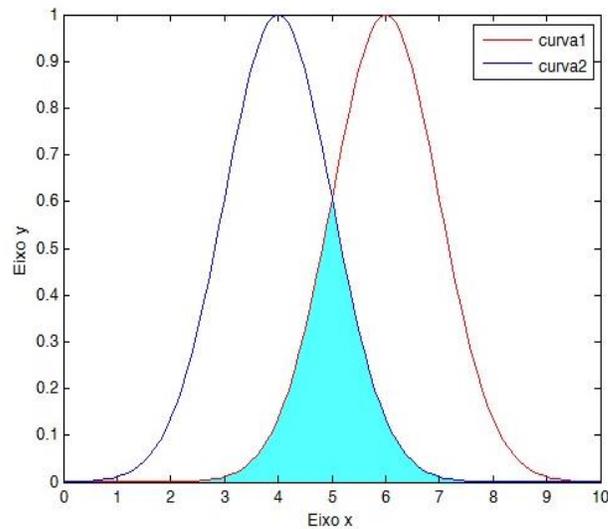


Figura A.2 – Operação Intersecção

E na Figura A.3 tem-se a representação da Complementaridade, onde uma das curvas é o complementar da outra. A parte em azul da curva 4 representa os elementos pertinentes a essa curva, correspondendo ao complemento da parte branca da Figura A.3.

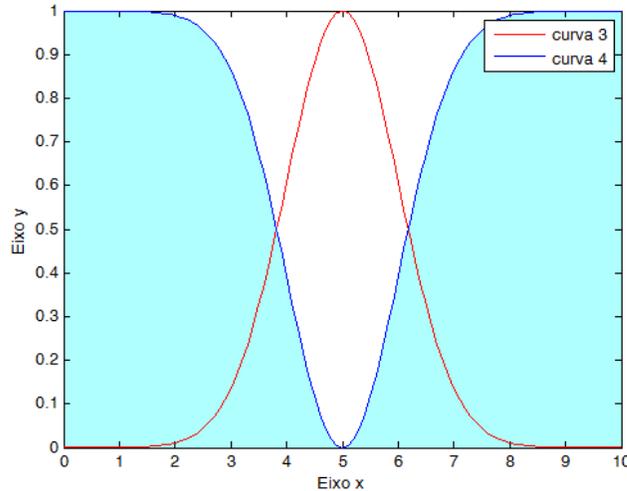


Figura A.3 – Operação Complementaridade

É interessante notar que na lógica nebulosa algumas conclusões que são bastante claras para os conjuntos clássicos não se aplicam. O primeiro caso é a proposição da intersecção de um subconjunto nebuloso com seu complemento que, diferentemente da lógica clássica, não resulta no conjunto vazio, conforme indicado em (A.6) e ilustrado na Figura A.4.

$$\varphi_{A \cap A'}(x) \neq 0 \quad ; \text{ ou seja } \quad A \cap A' \neq \phi \tag{A.6}$$

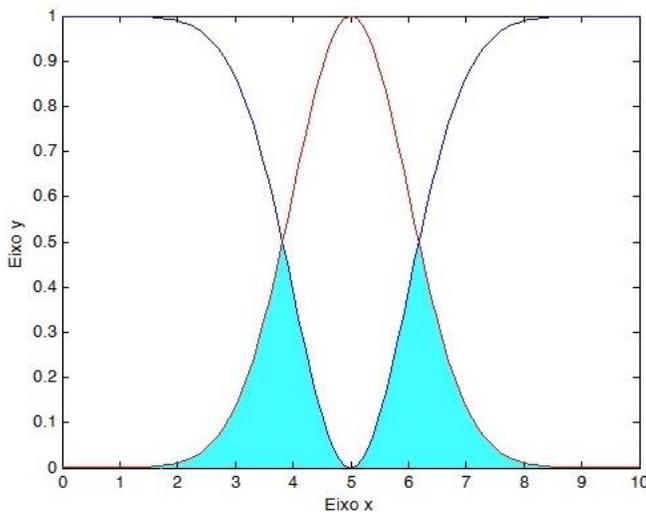


Figura A.4 – Operação $\varphi_{A \cap A'}$

A parte colorida da Figura A.4 é aquilo que faz parte de ambos os conjuntos nebulosos, A e seu complemento, que visivelmente não é vazio. Esta idéia seria inconcebível na lógica convencional e denota o quanto o pensamento nebuloso pode extrapolar o senso comum.

Nessa visualização há elementos que ao mesmo tempo pertencem a A e ao seu complemento. Enquanto soluções binárias classificam as variáveis com 0 ou 1, as soluções nebulosas avaliam de 0 a 1, propiciando ao analista especialista uma fonte mais rica para decisões.

A segunda proposição diz da união do conjunto A e de seu complemento, que também, contrariando a lógica clássica, não é o conjunto universo. Esta proposição é tão inconcebível pela lógica clássica quando a primeira apresentada, mas diante do gráfico da Figura A.5 torna-se clara sua compreensão.

$$\varphi_{A \cup A'}(x) \neq 1 \quad ; \quad \text{ou seja} \quad A \cup A' \neq U \quad (A.7)$$

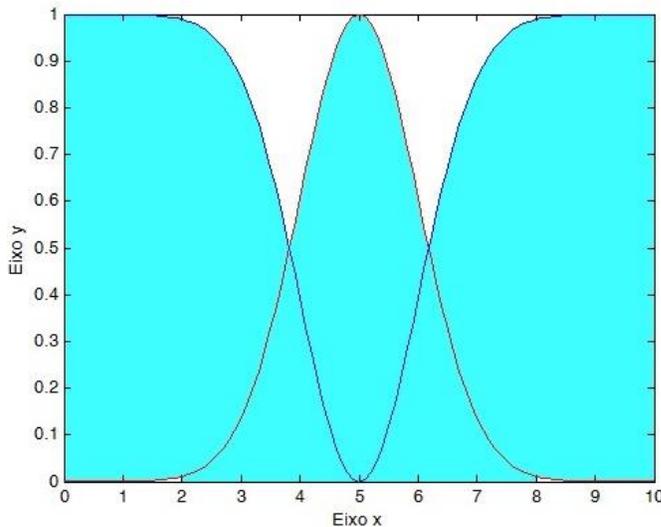


Figura A.5 – Operação $\varphi_{A \cup A'}(x)$

Outra competência da lógica nebulosa para estudos de modelos com imprecisões dá-se quando se imagina que um processo poderia ser considerado completo, contudo parte dele pode não pertencer à proposição, como no caso da união com o complementar. É o poder de decisão que é amplificado, por uma visão que reúne a melhor faixa para se encontrar a resposta do problema modelado.

A.2 Conceitos nebulosos

Alguns conceitos são essenciais para a continuidade da evolução do uso da matemática nebulosa e posteriormente da lógica nebulosa traduzida em uma programação linguística do problema modelado.

O conceito de α -nível, ou α -cut, corresponde à um nível α , aplicado numa curva de pertinência em seu grau (eixo ordenado), no qual os valores considerados para o novo domínio (eixo da abcissa) correspondem apenas ao intervalo em que α é maior que a função de transferência. Matematicamente tem-se:

$$[A]^\alpha = \{ x \in U : \varphi_A > \alpha \} \text{ para } 0 < \alpha \leq 1 \tag{A.8}$$

A Figura A.6 ilustra a sentença matemática descrita por (A.8). O conjunto do eixo das abcissas, em negrito, corresponde ao conjunto sup da função característica.

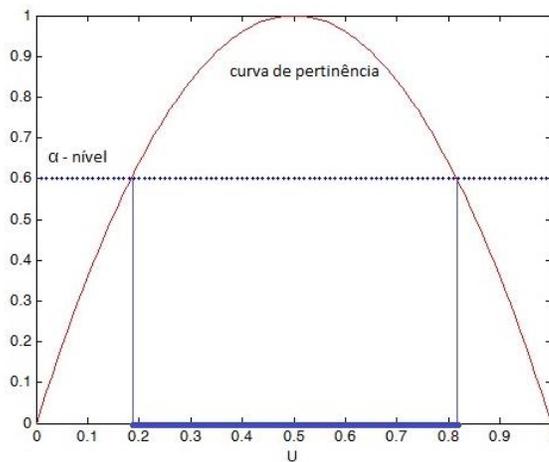


Figura A.6 – α -nível

$$\text{sup } A = [A]^\alpha \rightarrow [\varphi_{\alpha 1}, \varphi_{\alpha 2}] \in U \tag{A.9}$$

onde α_1 e α_2 são os pontos em que $\varphi_A(x)$ intercepta a reta α .

Isso significa que todo este intervalo do Universo gera uma imagem resultante da alocação do nível.

Outra definição importante é a do conjunto suporte (supp), em que $[A]^0$ é o eixo das abcissas que é o próprio U, Universo, conforme a expressão (A.10).

$$\text{supp } A = [A]^0 \rightarrow [\varphi_{\alpha_1}, \varphi_{\alpha_2}] = U \quad (\text{A.10})$$

Usando o conceito de α -nível consegue-se chegar a teorema importante. Sendo A e B subconjuntos nebulosos de U, uma condição necessária e suficiente para $A = B$ é que $\text{sup}(A)$ seja igual a $\text{sup}(B)$, para qualquer corte dentro de intervalo $[0,1]$.

Um teorema importante (Barros, 2010) estabelece que a condição necessária e suficiente para dois subconjuntos nebulosos A e B serem iguais é que $[A]^\alpha = [B]^\alpha$, para todo α pertencente ao intervalo $[0,1]$.

Outro teorema, de grande importância, também citado por Barros, faz correspondência a conjuntos clássicos e conjuntos nebulosos.

Para A_α com α pertencente ao intervalo $[0,1]$, pode-se definir uma família de conjuntos clássicos através das verificações:

$$\begin{aligned} & \cup A_\alpha \subset A_0 \text{ para } \alpha \in [0,1]; \\ & A_\alpha \subset A_\beta \text{ se } \alpha \geq \beta; \\ & A_\alpha = \bigcap_{k \geq 0} A_{\alpha_k} \text{ para } \alpha_k \text{ convergir para } \alpha \text{ com } \alpha_k \leq \alpha \end{aligned}$$

Verificando-se essas condições, conclui-se que há um único conjunto nebuloso de A pertencente a U cujos α -níveis são os subconjuntos clássicos A_α . Assim $A_\alpha = [A]^\alpha$ e para cada $x \in U$, a função de pertinência de A é dada por (A.11).

$$\varphi_A(x) = \sup\{\alpha \in [0,1] : x \in A_\alpha\} \quad (\text{A.11})$$

Ao se usar a definição de α -nível obtém-se propriedades importantes, para as relações dos conjuntos nebulosos, conforme (A.12) e (A.13).

$$[A \cup B]^\alpha = [A]^\alpha \cup [B]^\alpha \quad (\text{A.12})$$

$$[A \cap B]^\alpha = [A]^\alpha \cap [B]^\alpha \quad (\text{A.13})$$

Um subconjunto é dito normal quando todos os seus α -níveis são não vazios. O suporte ou o fecho do conjunto clássico A é dado por (A.14). Assim pode-se descrever A com a notação expressa em (A.15).

$$\text{supp } A = \{x \in U : \varphi_A(x) > 0\} \quad (\text{A.14})$$

$$A = \frac{\varphi_A(x_1)}{x_1} + \frac{\varphi_A(x_2)}{x_2} + \frac{\varphi_A(x_3)}{x_3} + \dots = \sum_{i=0}^{\infty} \varphi_A(x_i)/x_i \quad (\text{A.15})$$

- detalhe: o que está indicado em (A.15) não representa uma divisão e sim apenas um enumerador que relaciona a imagem com o domínio da função de transferência.

Como exemplo pode-se representar o conjunto nebuloso J como:

$$J = \sum_{i=0}^{\infty} \frac{\varphi_J(x_i)}{x_i} = \frac{0,1}{1} + \frac{0,2}{2} + \frac{0,4}{3} + \frac{0,6}{4} + \frac{0,8}{5} \quad (\text{A.16})$$

Assim o conjunto J', $\varphi_{J'}(x_i) = 1 - \varphi_J(x_i)$ é dado por:

$$J' = \sum_{i=0}^{\infty} \frac{\varphi_{J'}(x_i)}{x_i} = \frac{0,9}{1} + \frac{0,8}{2} + \frac{0,6}{3} + \frac{0,4}{4} + \frac{0,2}{5} \quad (\text{A.17})$$

Escrevendo de outra maneira:

$$[J]^{0,25} = \{3,4,5\} \quad (\text{A.18})$$

$$[J']^{0,25} = \{1,2,3,4\} \quad (\text{A.19})$$

Este breve exemplo mostra como a matemática nebulosa 67peracional os α -níveis, e que a relação de J com seu complementar J' é totalmente coerente com as expressões (A.18) e (A.19).

A partir destes conceitos, a intenção é relacionar um conjunto nebuloso com um conjunto clássico, ou crisp, e desta forma buscou-se a extensão dos conceitos da teoria clássica para a teoria dos conjuntos nebulosos, relacionando uma função $\#$ que, aplicada a A, subconjunto nebuloso de X, fornece o conjunto $\#(A)$ (Barros, 2010).

Sendo $f: X \rightarrow Z$ e A um subconjunto clássico de X, a função de pertinência de A é sua própria característica.

$$\Phi_{\#(A)} = \chi_{f(A)}(z) \quad (\text{A.20})$$

Desta forma, a função de pertinência coincide com a função característica do conjunto clássico $f(a)$, e o conjunto nebuloso $\#(A)$ coincide com o *crisp* $f(A)$.

$$\varphi_{\#(A)}(z) = \sup_{x:f(x)=z} \varphi_A(x) = \sup_{x \in f^{-1}(z)} \varphi_A(x) = \varphi_A(f^{-1}(z)) \quad (\text{A.21})$$

$$[f(A)]^\alpha = [\mathcal{F}(A)]^\alpha = f(A) = f([A]^\alpha) \quad (\text{A.22})$$

Aplicando (A.22) pode-se compreender com maior clareza a relação entre o conjunto clássico e um conjunto nebuloso. Sendo $f: X \rightarrow Z$ uma função injetora pode-se descrever A como um conjunto finito dado por (A.23).

$$A = \sum_{i=0}^{\infty} \varphi_A(x_i)/x_i \quad (\text{A.23})$$

Assim, pelo princípio da Extensão de Zadeh (Barros, 2010), $\mathcal{F}(A)$ é um subconjunto nebuloso de Z conforme a igualdade.

$$\mathcal{F}(A) = \mathcal{F}\left(\sum_{i=1}^{\infty} \frac{\varphi_A(x_i)}{f(x_i)}\right) = \sum_{i=0}^{\infty} \varphi_A(x_i)/f(x_i) \quad (\text{A.24})$$

Desta forma, pode-se inferir que a imagem $\mathcal{F}(A)$ coincide com o grau de pertinência de A na função f , portanto há uma relação direta entre o conjunto nebuloso e a função crisp f em A .

Esta igualdade propicia usar conjuntos nebulosos apontando correspondentes dos graus de pertinência em conjuntos crisp. A matemática nebulosa pode agora, provada pela extensão, ter um correspondente na matemática convencional. Cálculos podem ser feitos em matemática nebulosa e se encontrar correspondentes clássicos.

A.3 Números e operações nebulosos

Para se fazer cálculos matemáticos nebulosos deve-se usar números nebulosos. Um número *crisp* é representado por um ponto e sua função característica é 1, quando o número coincide com aquele escolhido e 0 quando não coincide.

$$\chi_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \in A \\ 0 & \text{se } x \notin A \end{cases} \quad (\text{A.25})$$

A Figura A.7 representa o número 2 clássico que pela equação (A.25) determina sua característica.

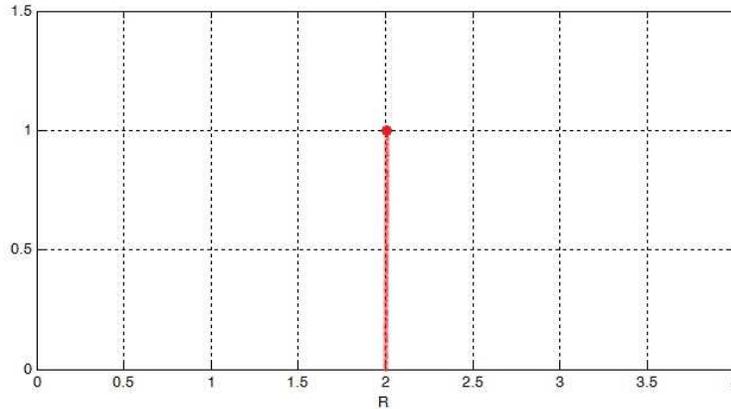


Figura A.7 – Representação do número *crisp* 2

A definição de um número nebuloso proposta por (Barros, 2010) é que, para um subconjunto fuzzy A , cuja função de pertinência está definida por φ_A , existem números reais que satisfazem as condições:

- ✓ Todos os α -níveis de A são não vazios, com $\alpha \in [0,1]$;
- ✓ Todos os α -níveis de A são intervalos fechados do conjunto dos Reais (\mathbb{R});
- ✓ $supp A = \{x \in \mathbb{R} : \varphi_A(x) > 0\}$ é limitado.

Estas definições significam que a imagem deve ser sempre de 0 a 1, e todas as imagens são resultados de conjuntos com as extremidades pertencentes a estes conjuntos, ou seja, a relação de pertinência das extremidades é necessária pois ainda faz parte do número nebuloso. A última necessidade da definição vem de que o suporte, ou fecho do conjunto, é enumerável.

Pode-se usar a notação para representar os números nebulosos.

$$[A]^\alpha = [a_1^\alpha, a_2^\alpha] \tag{A.26}$$

Um número *crisp* é um caso particular de um número nebuloso em que $a_1^\alpha = a_2^\alpha$.

Os números nebulosos mais comuns podem ser representados por triângulos, trapézios e curvas sinusoidais (em forma de sino). Seguem algumas definições de funções de pertinência que foram usadas neste trabalho, em particular as triangulares e as trapezoidais.

A.3.1 O número triangular

A terna ordenada $(a;u;b)$ faz parte da representação do número nebuloso cuja função de pertinência triangular é definida em (A.27).

$$\varphi_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{se } x \leq a \\ \frac{x-a}{u-a} & \text{se } a < x \leq u \\ \frac{x-b}{u-b} & \text{se } u < x < b \\ 0 & \text{se } x \geq b \end{cases} \quad (\text{A.27})$$

Assim, (A.27) define as retas que se encontram no ponto u formando a figura triangular

$$[a_1^\alpha, a_2^\alpha] = [(u-a)\alpha + a, (u-b)\alpha + b] \quad (\text{A.28})$$

Através de (A.28) pode-se construir o gráfico da Figura A.8 que representa a função de pertinência do número nebuloso “em torno de 2”. Quando se usa uma imprecisão é necessário saber o quanto esta imprecisão satisfaz a descrição daquilo que se pretende, que no exemplo “em torno de 2” corresponde aos ajustes (valores) atribuídos às variáveis a e b .

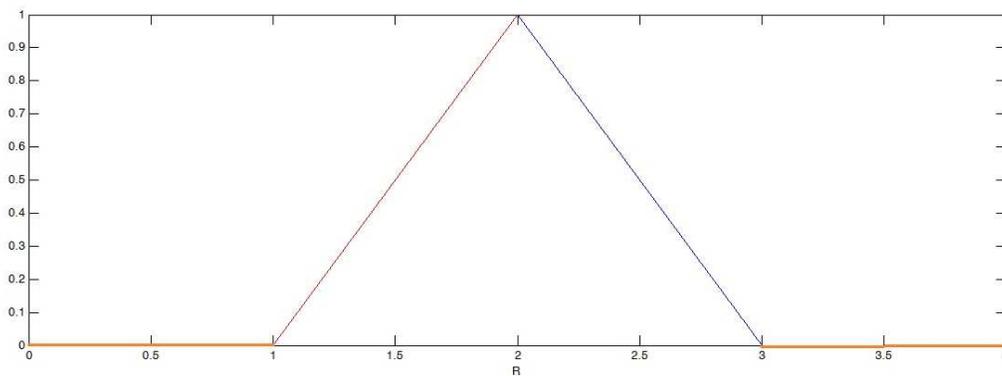


Figura A.8 – Representação de “em torno de 2”

A.3.2 O número trapezoidal

A representação de um trapézio é feita por uma quadra ordenada $(a;b;c;d)$.

$$\varphi_A(x) = \begin{cases} \frac{x - a}{b - a} & \text{se } a < x \leq b \\ 1 & \text{se } b < x \leq c \\ \frac{d - x}{d - c} & \text{se } u < x < b \\ 0 & \text{caso o contrário} \end{cases} \quad (\text{A.29})$$

Os níveis de corte são dados por:

$$[a_1^\alpha, a_2^\alpha] = [(b - a)\alpha + a, (c - d)\alpha + d] \quad (\text{A.30})$$

Na Figura A.9 tem-se a representação de uma função de pertinência trapezoidal.

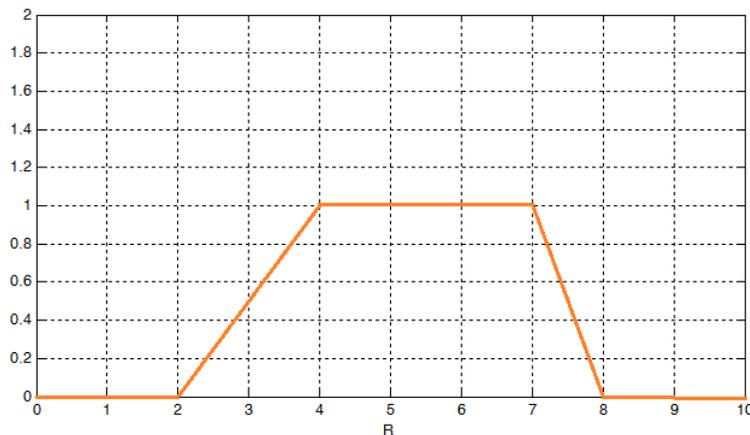


Figura A.9 – Número nebuloso trapezoidal

A.3.3 Álgebra nebulosa

Para a realização de operações com números nebulosos usa-se a chamada matemática intervalar. Sendo A e B dois intervalos fechados e λ um número real, pode-se realizar operações entre estes números.

$$A = [a_1, a_2] \text{ e } B = [b_1, b_2] \quad (\text{A.31})$$

Ainda segundo (Barros, 2010), pode-se realizar as operações:

$$A + B = [a_1 + b_1, a_2 + b_2].$$

$$A - B = [a_1 - b_2, a_2 - b_1].$$

$$A \lambda = \begin{cases} [\lambda a_1, \lambda a_2] & \text{se } \lambda \geq 0 \\ [\lambda a_2, \lambda a_1] & \text{se } \lambda < 0 \end{cases}$$

$$A \cdot B = [\min\{a_1 b_1, a_1 b_2, a_2 b_1, a_2 b_2\}, \max\{a_1 b_1, a_1 b_2, a_2 b_1, a_2 b_2\}].$$

$$\frac{A}{B} = [a_1, a_2] \left[\frac{1}{b_2}, \frac{1}{b_1} \right], \text{ com } B \neq 0.$$

Existem métodos práticos para realização de aritmética nebulosa quando usados intervalos com seus α -níveis. Dados A e B, dois números nebulosos com seus α -níveis pode-se usar as propriedades.

$$A^\alpha = [a_1^\alpha, a_2^\alpha] \quad \text{e} \quad B^\alpha = [b_1^\alpha, b_2^\alpha] \quad (\text{A.32})$$

$$[A + B]^\alpha = [A]^\alpha + [B]^\alpha = [a_1^\alpha + b_1^\alpha, a_2^\alpha + b_2^\alpha]$$

$$[A - B]^\alpha = [A]^\alpha - [B]^\alpha = [a_1^\alpha - b_2^\alpha, a_2^\alpha - b_1^\alpha]$$

$$[\lambda A]^\alpha = \lambda [A]^\alpha = \begin{cases} [\lambda a_1^\alpha, \lambda a_2^\alpha] & \text{se } \lambda \geq 0 \\ [\lambda a_2^\alpha, \lambda a_1^\alpha] & \text{se } \lambda < 0 \end{cases}$$

$$[A \cdot B]^\alpha = [A]^\alpha [B]^\alpha = [\min\{a_1^\alpha b_1^\alpha, a_1^\alpha b_2^\alpha, a_2^\alpha b_1^\alpha, a_2^\alpha b_2^\alpha\}, \max\{a_1^\alpha b_1^\alpha, a_1^\alpha b_2^\alpha, a_2^\alpha b_1^\alpha, a_2^\alpha b_2^\alpha\}]$$

$$\left[\frac{A}{B} \right]^\alpha = \frac{[A]^\alpha}{[B]^\alpha} = [a_1^\alpha, a_2^\alpha] \left[\frac{1}{b_2^\alpha}, \frac{1}{b_1^\alpha} \right]$$

A.4 Operações lógicas

Nesta secção são apresentados alguns dos principais conectivos lógicos que foram usados direta ou indiretamente na formulação descrita no Capítulo 6, correspondente ao modelo nebuloso implementado. Estas operações são avaliadas em variáveis linguísticas que devolverão o quanto é verdade a sentença, segundo alguma implicação nebulosa.

Os conectivos nebulosos diferem dos conectivos da lógica clássica principalmente pelo fato das respostas lógicas não serem do tipo 0 ou 1 mas serem dentro de intervalo [0,1]. Desta forma, devido à própria diversificação das respostas, espera-se que os conectivos lógicos possuam maior gama de atuação. Pode-se considerar um conjunto clássico como um caso nebuloso com imprecisão nula (Barros, 2010).

O caso clássico de conectivos lógicos é revisitado neste estudo a fim de se comparar com os conectivos nebulosos e fazerem-se devidamente as comparações entre ambos.

Os conectivos lógicos clássicos apresentados neste trabalho são:

a) Conectivo “e”: \wedge

$$\wedge: \{0,1\} \times \{0,1\} \rightarrow \{0,1\} \tag{A.33}$$

$$(p, q) \mapsto \wedge(p, q) = p \wedge q = \min\{p, q\} \tag{A.34}$$

A equação (A.33) mostra que o conectivo “e” é uma operação binária e na equação (A.34) mostra as notações usadas e que esta relação é uma relação de mínimo entre os operandos (Barros, 2010).

Sua tabela verdade clássica é a seguinte:

Tabela A.1 – Conectivo “e”

Notação 1	Notação 2	Saída
$\wedge(1,1)$	$1 \wedge 1$	1
$\wedge(1,0)$	$1 \wedge 0$	0
$\wedge(0,1)$	$0 \wedge 1$	0
$\wedge(0,0)$	$0 \wedge 0$	0

b) Conectivo “ou”: \vee

$$\vee: \{0,1\} \times \{0,1\} \rightarrow \{0,1\} \tag{A.35}$$

$$(p, q) \mapsto \vee(p, q) = p \vee q = \max\{p, q\} \tag{A.36}$$

O conectivo “ou” também é uma operação binária e está relacionado com o máximo entre os operandos. A tabela verdade correspondente ao conectivo “ou” é a descrita na Tabela A.2.

Tabela A.2 - Conectivo “ou”

Notação 1	Notação 2	Saída
$\vee(1,1)$	$1 \vee 1$	1
$\vee(1,0)$	$1 \vee 0$	1
$\vee(0,1)$	$0 \vee 1$	1
$\vee(0,0)$	$0 \vee 0$	0

c) Negação: \neg

$$\neg: \{0,1\} \rightarrow \{0,1\} \quad (\text{A.37})$$

$$p \mapsto \neg p \quad (\text{A.38})$$

A operação de negação é uma operação unária, ou seja, efetuada com apenas um operando. Sua tabela verdade é descrita pela Tabela A.3.

Tabela A.3 - Negação

p	$\neg p$
1	0
0	1

d) Implicação: \Rightarrow

$$\Rightarrow: \{0,1\} \times \{0,1\} \rightarrow \{0,1\} \quad (\text{A.39})$$

$$(p, q) \mapsto \Rightarrow (p, q) = (p \Rightarrow q) \quad (\text{A.40})$$

Pode-se, a partir de (A.35) produzir três formulações que apresentam o resultado da implicação.

$$(p \Rightarrow q) = (\neg p) \vee q$$

$$(p \Rightarrow q) = (\neg p) \vee (p \wedge q)$$

$$(p \Rightarrow q) = \max\{x \in \{0,1\}: p \wedge x \leq q\}$$

Na Tabela A.4 tem-se o que pode ser nomeado como implicação clássica.

Tabela A.4 - Implicação

$p \Rightarrow q$	Saída
$1 \Rightarrow 1$	1
$1 \Rightarrow 0$	0
$0 \Rightarrow 1$	1
$0 \Rightarrow 0$	1

A partir da revisão dos conectivos da lógica clássica consegue-se fazer associações e melhor raciocinar sobre os conectivos da lógica nebulosa.

A grande diferença é que o raciocínio binário $\{0,1\}$ é levado ao período fechado $[0,1]$. As operações são definidas nos próximos itens (Barros, 2010).

a) t-norma: Δ

$$\Delta: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1] \quad (\text{A.41})$$

$$\Delta(x, y) = x \Delta y = \min(x, y) = x \wedge y \quad (\text{A.42})$$

Este operador reproduz a mesma tabela verdade da Tabela A.1 e pode ser expresso também pelas seguintes sentenças;

$$\Delta_2(x, y) = xy$$

$$\Delta_3(x, y) = \max\{0, x + y - 1\};$$

$$\Delta_4(x, y) = \begin{cases} x \text{ se } y = 1 \\ y \text{ se } x = 1 \\ 0 \text{ caso contrário} \end{cases}$$

b) t-conorma: ∇

$$\nabla: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1] \quad (\text{A.43})$$

$$\nabla(x, y) = x \nabla y = \max(x, y) = x \vee y \quad (\text{A.44})$$

Este operador reproduz a mesma tabela verdade (Tabela A.2) e pode ser expresso também pelas seguintes sentenças:

$$\Delta_2(x, y) = x + y - xy$$

$$\Delta_3(x, y) = \min\{1, x + y\};$$

c) Negação: η

$$\eta: [0,1] \rightarrow [0,1] \quad (\text{A.45})$$

Como na lógica convencional, percebe-se por (A.45) que a negação não é uma operação binária. As aplicações que produzem a tabela verdade (Tabela A.3) são:

$$\eta_1(x) = 1 - x$$

$$\eta_{21}(x) = \frac{1 - x}{1 + x}$$

d) Implicação: \Rightarrow

$$\Rightarrow: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1] \quad (\text{A.46})$$

Além de a implicação nebulosa corresponder à mesma tabela verdade da implicação clássica (Tabela A.4), para ser uma implicação nebulosa deve seguir a tendência de decréscimo para a primeira variável e de crescimento para a segunda variável, para cada x do intervalo $[0,1]$.

$$(a \Rightarrow x) \leq (b \Rightarrow x) \text{ se } a \geq b \quad (\text{A.47})$$

$$(x \Rightarrow a) \geq (x \Rightarrow b) \text{ se } a \geq b \quad (\text{A.48})$$

Existem várias fórmulas que resultam nas implicações nebulosas. Estas implicações podem ser classificadas como a seguir:

S-implicações: $(x \Rightarrow y) = \eta(x) \nabla y$ são chamadas de s-normas;

Q-implicações: $(x \Rightarrow y) = \eta(x) \nabla (x \Delta y)$ possuem origem na mecânica quântica;

R-implicações: $(x \Rightarrow y) = \sup\{z \in [0,1]: x \Delta z \leq y\}$ tem origem na operação residual.

Um exemplo de uma S-implicação é a implicação de Gödel - equação (A.49).

$$(x \Rightarrow y) = g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \leq y \\ y & \text{se } x > y \end{cases} \quad (\text{A.49})$$

Uma Q-implicação tem como referencial a implicação de Zadeh:

$$(x \Rightarrow y) \leq (1 - x) \vee (x \wedge y) = \eta(x) \vee (x \wedge y) \quad (\text{A.50})$$

$$(x \Rightarrow y) = z(x, y) = \max\{(1 - x), \min(x, y)\} \quad (\text{A.51})$$

As equações (A.50) e (A.51) são as implicações de Zadeh construídas com notações diferentes.

A.5 Sistemas baseados em regras

A importância de se estudar implicações é que estas são fundamentais para estudos de sistemas baseados em regras, como o controlador Mamdani. Correspondem a estudos de raciocínio aproximado cujos processos geram conclusões a partir de premissas.

Como exemplo, pode-se usar uma sentença linguística para elucidar o uso da implicação:

“Se a variável a está em A e a variável b está em B então a variável c está em C ” (A.52)

A Tabela A.5 faz uma separação pertinente para a sentença linguística.

“ a está em A ”	x
“ b está em B ”	y
“ c está em C ”	r

Pela notação pode-se generalizar esta representação, usando a Tabela A.6, e formalizando matematicamente em (A.53).

“ a está em A e b está em B ”	P
“ c está em C ”	Q

$$P \Rightarrow Q \tag{A.53}$$

Isto significa que, aplicando os conectivos lógicos nebulosos nas premissas e usando as implicações nebulosas, consegue-se saber o quanto se é verdade uma afirmação dentro do intervalo $[0,1]$. A lógica nebulosa usa da linguística para que as variáveis assumam assumir “valores” como forte, fraco, médio, baixo, entre outros (Barros, 2010).

A variável linguística é uma variável cujos valores assumidos são subconjuntos nebulosos, e podem ser representadas por funções de transferências e estão sujeitas a todas as operações lógicas apresentadas neste estudo.

Como exemplo prático do uso das implicações há a descrição de duas implicações para o mesmo problema. Antes porém, define-se a implicação de Lukasiewics para que a resposta seja comparada com a implicação de Zadeh.

$$(x \Rightarrow y) = l(x, y) = \min\{(1 - x + y), 1\} \tag{A.54}$$

A sentença linguística usada para avaliação é proposta na equação (A.53). Admite-se, por algum critério hipotético, que os valores sejam:

$$\varphi_A(a) = 0,6 \qquad \varphi_B(b) = 0,7 \qquad \varphi_C(c) = 0,4.$$

A resposta da implicação de Zadeh:

$$(P \Rightarrow Q) = z(P, Q) = \max\{(1 - P), \min(P, Q)\} \quad (\text{A.55})$$

$$\begin{aligned} (\min(\varphi_A(a), \varphi_B(b)) \Rightarrow \varphi_C(c)) &= z(P, Q) = \\ &= \max\{(1 - \min(\varphi_A(a), \varphi_B(b))), \min(\min(\varphi_A(a), \varphi_B(b)), \varphi_C(c))\} \end{aligned} \quad (\text{A.56})$$

$$z(P, Q) = \max\{(1 - \min(0,6 ; 0,7)), \min(\min(0,6; 0,7) ,0,4)\} \quad (\text{A.57})$$

$$z(P, Q) = \max\{(0,4) , (0,4)\} \quad (\text{A.58})$$

$$z(P, Q) = 0,4 \quad (\text{A.59})$$

Assim, pela implicação de Zadeh, tem-se 0,4 de verdade na sentença. Agora, a resposta da implicação de Lukasiewicz.

$$(P \Rightarrow Q) = l(P, Q) = \min\{(1 - P + Q), 1\} \quad (\text{A.60})$$

$$\begin{aligned} (\min(\varphi_A(a), \varphi_B(b)) \Rightarrow \varphi_C(c)) &= l(P, Q) = \\ &= \min\{(1 - \min(\varphi_A(a), \varphi_B(b)) + \varphi_C(c)), 1\} \end{aligned} \quad (\text{A.61})$$

$$(\min(0,6; 0,7 \Rightarrow 0,4) = l(P, Q) = \min\{(1 - \min(0,6; 0,7) + 0,4), 1\} \quad (\text{A.62})$$

$$(0,6 \Rightarrow 0,4) = l(P, Q) = \min\{(1 - 0,6) + 0,4), 1\} \quad (\text{A.63})$$

$$(0,6 \Rightarrow 0,4) = l(P, Q) = \min\{(0,8), 1\} \quad (\text{A.64})$$

$$(0,6 \Rightarrow 0,4) = l(P, Q) = 0,8 \quad (\text{A.65})$$

Pela implicação de Lukasiewicz, a sentença tem 0,8 de verdade. Assim, avaliando os resultados do exemplo percebe-se que a escolha da implicação depende do tipo do problema e da análise de quem está resolvendo o problema, e portanto, a lógica nebulosa depende muito das variáveis escolhidas, das funções de pertinência para cada variável e dos métodos de implicação da sentença avaliada.

Continuando o estudo do raciocínio, considera-se a nova sentença a ser avaliada.

$$\text{“Se a variável } x \text{ está em } A \text{ então a variável } y \text{ está em } B\text{”} \quad (\text{A.66})$$

A implicação $(P \Rightarrow Q)$ é uma proposição nebulosa modelada por uma relação nebulosa de $\mathcal{R} = U \times V$ que possuem x e y variáveis linguísticas (Barros,2010).

$$\varphi_{\mathcal{R}}(x, y) = [\varphi_A(x) \Rightarrow \varphi_B(y)] \quad (\text{A.67})$$

O resultado claramente depende da implicação escolhida, como se pode verificar no exemplo anterior entre as implicações de Zadeh e de Lukasiewicz.

O interesse em modelar as proposições levou à evolução deste conceito (A.67) de forma que a conclusão possa ser explicitada sendo o alvo do problema.

$$\varphi_B(x) = \sup[\varphi_{\mathcal{R}}(x, y) \wedge \varphi_A(x)] \tag{A.68}$$

Considerando um exemplo de aplicação de (A.68) usa-se a implicação de Lukasiewicz para avaliar se a saída φ_B é pertinente ao problema.

Sejam dois conjuntos nebulosos A e B:

$$A = \frac{0,4}{x_1} + \frac{1,0}{x_2} + \frac{0,6}{x_3} \qquad B = \frac{0,8}{y_1} + \frac{0,4}{y_2} \tag{A.69}$$

Usando a implicação de Lukasiewicz para os pares $(x_1, y_1), (x_1, y_2), (x_2, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_1), (x_3, y_2)$ resulta a Tabela A.7.

Tabela A.7 – Cálculo da relação \mathcal{R} através da implicação $l(x_i, y_i)$

Pares por Lukasiewicz	$l(x, y) = \min\{(1 - x + y), 1\}$	Resposta
$l(x_1, y_1) = l(0,4; 0,8)$	$\min\{(1 - 0,4 + 0,8), 1,0\}$	1,0
$l(x_1, y_2) = l(0,4; 0,4)$	$\min\{(1 - 0,4 + 0,4), 1,0\}$	1,0
$l(x_2, y_1) = l(1,0; 0,8)$	$\min\{(1 - 1,0 + 0,8), 1,0\}$	0,8
$l(x_2, y_2) = l(1,0; 0,4)$	$\min\{(1 - 1,0 + 0,4), 1,0\}$	0,4
$l(x_3, y_1) = l(0,6; 0,8)$	$\min\{(1 - 0,6 + 0,8), 1,0\}$	1,0
$l(x_3, y_2) = l(0,6; 0,4)$	$\min\{(1 - 0,6 + 0,4), 1,0\}$	0,8

$$\mathcal{R} = \frac{1,0}{(x_1, y_1)} + \frac{1,0}{(x_1, y_2)} + \frac{0,8}{(x_2, y_1)} + \frac{0,4}{(x_2, y_2)} + \frac{1,0}{(x_3, y_1)} + \frac{0,8}{(x_3, y_2)} \tag{A.70}$$

É necessário usar a equação (A.70) para ter base em comparação com as respostas. O cálculo de φ_B é fundamental para se comparar com a saída inicial do problema proposto, conforme desenvolvido na Tabela A.8.

$$\varphi_B(y) = \sup[\varphi_{\mathcal{R}}(x, y) \wedge \varphi_A(x)] \tag{A.71}$$

Tabela A.8 – Cálculo do comparativo de φ_B através da relação \mathcal{R}

$\varphi_{B_1}(y_1) = [\varphi_{\mathcal{R}}(x_1, y_1) \wedge \varphi_A(x_1)]$	$\min(1,0; 0,4)$	0,4
$\varphi_{B_2}(y_1) = [\varphi_{\mathcal{R}}(x_2, y_1) \wedge \varphi_A(x_2)]$	$\min(0,8; 1,0)$	0,8
$\varphi_{B_3}(y_1) = [\varphi_{\mathcal{R}}(x_3, y_1) \wedge \varphi_A(x_3)]$	$\min(1,0; 0,6)$	0,6
$\varphi_B = \max[\varphi_{B_1}, \varphi_{B_2}, \varphi_{B_3}]$	$\varphi_B = \max(0,4; 0,8; 0,6)$	0,8
$\varphi_{B_1}(y_2) = [\varphi_{\mathcal{R}}(x_1, y_2) \wedge \varphi_A(x_1)]$	$\min(1,0; 0,4)$	0,4
$\varphi_{B_2}(y_2) = [\varphi_{\mathcal{R}}(x_2, y_2) \wedge \varphi_A(x_2)]$	$\min(0,4; 1,0)$	0,4
$\varphi_{B_3}(y_2) = [\varphi_{\mathcal{R}}(x_3, y_2) \wedge \varphi_A(x_3)]$	$\min(0,8; 0,6)$	0,6
$\varphi_B = \max[\varphi_{B_1}, \varphi_{B_2}, \varphi_{B_3}]$	$\varphi_B = \max(0,4; 0,8; 0,6)$	0,6

$$\mathcal{B} = \frac{0,8}{y_1} + \frac{0,6}{y_2} \quad (\text{A.72})$$

Como $B \subset \mathcal{B}$ comprova-se que a implicação de Lukasiewicz é aderente ao caso estudado. Assim as regras dadas pela relação proposta geram as respostas esperadas B.

Num sistema nebuloso baseado em regras é comum, através de controladores nebulosos, que cada regra tenha a forma:

$$\text{Se “CONDICÃO” então “AÇÃO”} \quad (\text{A.73})$$

As condições são as mais diversas possíveis quanto a características relevantes para o fenômeno estudado. No caso de “altura” pode ser baixo, médio, alto; no caso de temperatura: gelado, frio, morno, quente. Todas estas classificações de uma regra dependem de quem as analisa, sob qual método as mede.

O método Mamdani é uma relação binária usada para modelar matematicamente a base de regras.

$$\varphi_{\mathcal{M}} = \max_{(1 \leq j \leq r)} \left(\varphi_{R_j}(x, u) \right) = \max_{(1 \leq j \leq r)} [\varphi_{A_j}(x) \wedge \varphi_{B_j}(x)] \quad (\text{A.74})$$

Em linhas gerais o método Mamdani calcula as intersecções das regras A e B e depois faz a união destes produtos cartesianos fuzzy. Os graus de pertinência $\varphi_{A_j}(x)$ e $\varphi_{B_j}(x)$ são relativos a x e u que pertencem aos conjuntos nebulosos A e B, respectivamente.

A saída é uma região no universo que é a união das figuras geradas pelas regras 1 e regra 2. Estas regras já passaram por um processo de mínimo e agora se unem num processo de máximo conforme indica (A.74). A Figura A.11 corresponde à representação do método Mamdani através de gráficos.

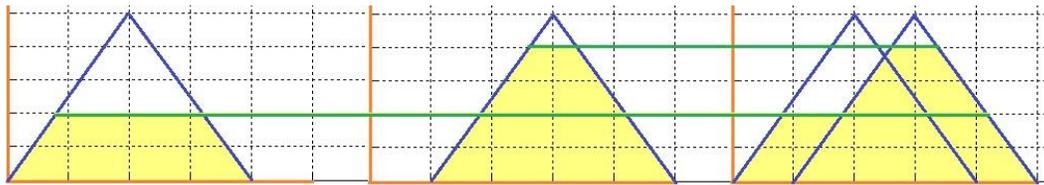


Figura A.10 – Representação do método Mamdani

Como a saída é uma região espacial, um número nebuloso, há necessidade de fazer com que esta figura seja representada por um número *crisp*. Dentre alguns processos usados para a realização desta tarefa tem-se: centroide, centro dos máximos e média dos máximos. Neste estudo adotou-se o método do centroide, para o modelo elaborado para a concessionária.

O centroide, também chamado de centro de gravidade, corresponde à média das áreas de todas as figuras que representam os graus de pertinência.

Sua formulação está a seguir:

$$G(B) = \frac{\int u\varphi_B(u_i)du}{\int \varphi_B(u_i)du} \tag{A.75}$$

A saída do centroide é um número *crisp*, real, que se relaciona diretamente com a regra proposta.

Apêndice B

Divulgação da Pesquisa

Silva, J. A.; Murari, C. A. F., Diaz, S. & Florido, A. S. (2012), “Algoritmo de Detecção de Consumidores Irregulares Usando Lógica Nebulosa para Seleção de Unidades Consumidoras”, XX Seminário da Distribuição de Energia Elétrica, SENDI 2012, Rio de Janeiro-RJ