



**XX Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica
SENDI 2012 - 22 a 26 de outubro
Rio de Janeiro - RJ - Brasil**

JULIANO ANDRADE SILVA	CARLOS ALBERTO FAVARIN MURARI
Companhia Paulista de Força e Luz	Unicamp - Universidade Estadual de Campinas
julianoandrade@cpfl.com.br	murari@fee.unicamp.br

SIDNEI DIAZ	AIRTON DE SOUZA FLORIDO
Companhia Paulista de Força e Luz	Companhia Paulista de Força e Luz
sidneidiaz@cpfl.com.br	airtonflorido@cpfl.com.br

Algoritmo de Detecção de Consumos Irregulares Usando Lógica Nebulosa para Seleção de Unidades Consumidoras com fins de Redução da Perda não Técnica.

Palavras-chave

Logica Nebulosa
Mamdani
Perdas Não-Técnicas
Redes de distribuição

Resumo

O principal objetivo deste trabalho é apresentar o desenvolvimento de um algoritmo computacional baseado em Lógica Nebulosa (*Fuzzy Logic*), que visa propiciar às concessionárias de distribuição de energia elétrica, um *ranking* das unidades consumidoras suspeitas de ocorrência de perdas não técnicas tais como furtos de energia, defeitos nos equipamentos e falhas de procedimentos. O algoritmo usa variáveis comuns às concessionárias e a sua concepção foi motivada pelo valor relativamente baixo da perda não técnica existente na CPFL- Paulista, o que exige um método mais apurado de detecção deste tipo de perda, visando obter uma maior taxa de acerto de inspeções. Os resultados ora obtidos evidenciam o potencial deste novo método.

1. Introdução

Um importante aferidor da eficiência de uma concessionária de energia elétrica é a mensuração da quantidade de energia que é perdida em seus processos, sendo que a somatória das perdas não técnicas com as perdas técnicas corresponde às perdas globais de uma concessionária (PENIN,2008,p. 24). Devido à sua abrangência e falta de controle dos processos (por vezes ainda nem ainda descobertos), não há metodologia específica para o cálculo direto das perdas não técnicas, sendo recorrentemente obtida subtraindo-se as perdas técnicas das globais. Ou seja, é um processo indireto que depende plenamente da apuração das perdas globais e técnicas.

Neste trabalho é apresentado o desenvolvimento de um algoritmo computacional destinado a selecionar unidades consumidoras, em particular da CPFL Paulista, com maior grau de possibilidade de terem irregularidades em suas medições de energia, colaborando com o programa de redução de perdas não técnicas implantado nesta concessionária.

O programa de redução de perdas na CPFL Paulista consiste num elaborado plano de ação que mobiliza mais de 300 pessoas. Há uma célula de inteligência do processo que atua no planejamento das ações, sendo responsável pela elaboração de algoritmos computacionais destinados exclusivamente ao combate das perdas não técnicas.

De acordo com estudos internos, na CPFL Paulista as perdas técnicas somam 5,83% e as não técnicas 2,45%, no balanço anualizado em dezembro de 2011. Desta forma caracteriza-se um grande desafio reduzir estas perdas, particularmente as não técnicas, já que são relativamente baixas, considerando-se ainda que a respectiva área de concessão corresponde a uma região de grande desenvolvimento socioeconômico.

Para superar tal desafio, optou-se por desenvolver um aplicativo baseado em lógica nebulosa que faz uso de variáveis já comuns ao processo, sem onerar a base com novos dados. Contudo é necessário que haja um tratamento dos dados já existentes para ser aplicado a uma determinada região.

Por ser menos restritiva que a teoria das probabilidades, a lógica nebulosa (Zadeh, 1965, p. 338-356) proporciona uma maior interação entre a programação e o tipo de estudo focado neste trabalho.

Para desenvolver este algoritmo foram usados o MatLab[®], que contém o ferramental adequado para a inserção da lógica nebulosa, e o IBM SPSS Modeler[®] que fornece e depura os dados necessários para que o algoritmo atinja o respectivo objetivo.

Na próxima seção é focado o problema das perdas não técnicas; na seção II tem-se uma breve explanação da lógica nebulosa; na seção III é descrita a metodologia em desenvolvimento; na seção IV são apresentados os resultados ora obtidos e por fim na seção V as conclusões acerca do potencial do uso da lógica nebulosa no algoritmo apresentado neste trabalho.

2. Desenvolvimento

I. O Problema das Perdas não técnica

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, o que correspondia a 8% do mercado cativo brasileiro

(ANEEL,2011) e que em valores monetários equivalia a uma perda de 8,1 bilhões de reais anuais 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. Ainda, segundo a ANEEL, em determinadas concessionárias as perdas de energia ultrapassam os 20% da respectiva energia total.

Diante da preocupação governamental com a chamada modicidade tarifária, que prevê que as perdas de energia sejam rateadas para todos os clientes da concessão, determinou-se através da Portaria 414 da ANEEL, que substitui desde 2010 a Portaria 456 – “Condições Gerais para o Fornecimento de Energia” – a maneira de as concessionárias de energia elétrica executarem ações para diminuir os níveis de perdas.

As perdas não técnicas mais comuns correspondem a ligações erradas ou mau funcionamento dos equipamentos de medição, erros cadastrais nos dados que influenciam nos faturamentos (tanto nos equipamentos quanto nas próprias bases de dados), fraudes nos equipamentos de medição e a 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.

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, através da Resolução 234 da ANEEL de outubro de 2006.

Todos os aspectos citados anteriormente evidenciam a relevância da pesquisa que está em andamento, que tem como meta o desenvolvimento de uma metodologia alternativa para o problema da minimização das perdas não técnicas, que além de beneficiar as concessionárias e consumidores honestos, visa assegurar o ônus do pagamento das contas de consumo de energia a quem de fato os cabe, atribuindo um caráter de legalidade e justiça social ao processo de compra-venda de energia.

O mercado da CPFL Paulista compreende cerca 3,5 milhões de clientes e é dividido em três regiões distintas de operação: Nordeste (Araraquara, Franca, Ribeirão Preto, São Carlos e São Joaquim da Barra); Noroeste (Araçatuba, Bauru, Botucatu, Lins, Marília e São José do Rio Preto) e Sudeste (Campinas, Itapira e Piracicaba). Para a aplicação e avaliação do algoritmo envolvendo lógica nebulosa, foi escolhida a cidade de Campinas.

II.LÓGICA NEBULOSA

A teoria dos conjuntos nebulosos, que possibilita o tratamento do problema do aspecto vago da informação, foi desenvolvida por Lotfi Zadeh (Zadeh,1965, p. 338-353), que em 1978 apresentou a teoria das possibilidades (Zadeh,1978, p. 3-28), aplicável em problemas que envolvem incertezas na informação. Segundo os estudos em lógica nebulosa no INPE (Sandra & Cláudio,1999, p. c73), estas teorias estão intimamente ligadas, pois é possível tratar tanto a imprecisão como as incertezas.

Por trás da versatilidade da utilização da teoria *fuzzy*, está a possibilidade de modelar e manipular matematicamente informações vagas e imprecisas, naturais da linguagem humana e, portanto, as fornecidas pelos especialistas (operadores do sistema elétrico, por exemplo). Esta manipulação acontece a partir da composição de variáveis escolhidas para modelar matematicamente o processo em questão, a ser resolvido com base em um conjunto de regras linguísticas baseadas no conhecimento destes especialistas.

Em um sistema de energia elétrica, tendo como base as faixas de valores compreendidas pelas funções de pertinência triangulares mostradas na FIGURA 1, as magnitudes das tensões nodais podem ser classificadas linguisticamente como Muito Baixa (MB), Baixa (B), Nominal (N), Alta (A) ou Muito Alta (MA).

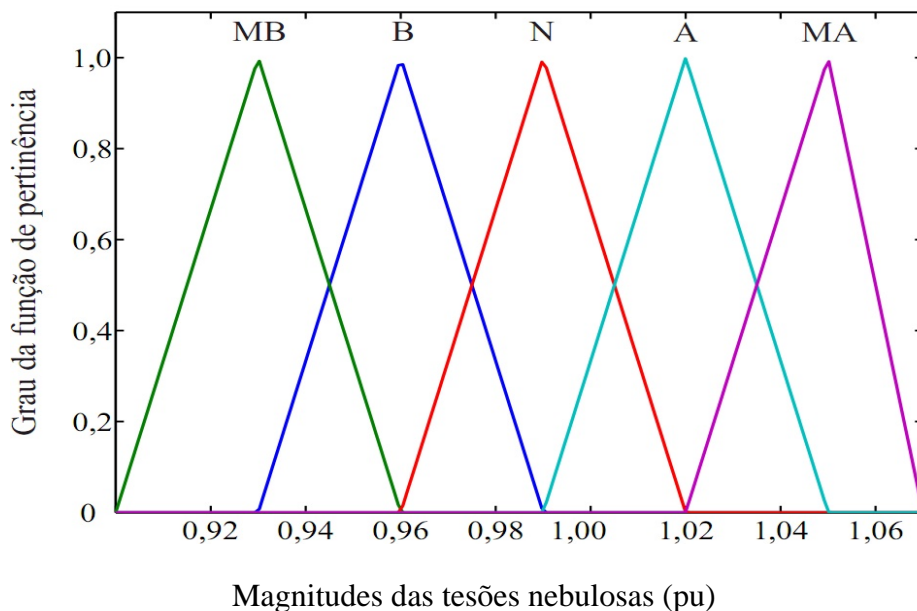


FIGURA 1 – Classificação linguística das tensões nodais

É importante destacar que para a escolha do tipo de função de pertinência e das respectivas faixas de valores, é necessário ter algum conhecimento a respeito da rede elétrica em questão e quanto mais preciso for o especialista na definição do modelo, melhor será a resposta do sistema. No algoritmo em desenvolvimento são inseridas curvas de pertinência estabelecidas por um especialista no negócio, adequadas ao problema de perdas não técnicas. A base de estudos é um banco de dados real da CPFL Paulista.

Após a definição das entradas do sistema nebuloso, é estabelecido o conjunto de regras nebulosas para que se possa operar as variáveis de entrada nebulosas e obter a saída nebulosa que depois de defuzzificada gera o índice de classificação, destacando-se que tais regras contemplam o conhecimento e a experiência do operador da rede de energia elétrica.

Dentre os diversos métodos de inferência presentes na literatura (Kosko, 1997, Cap.2) e avaliados, o que se mostrou mais eficiente do ponto de vista da qualidade dos resultados, foi o método de Mandani que utiliza o operador mínimo para o conectivo lógico “e” e o operador máximo para o conectivo lógico “ou”, combinando os graus de pertinência referentes a cada um dos valores de entrada através do operador matemático mínimo e agregando as regras através do operador máximo. Para a conversão do índice nebuloso em um número real, foi aplicado o método de defuzzificação centróide (Kosko, 1997, Cap.2).

III. METODOLOGIA

Para que o algoritmo seja elaborado com rastreamento, podendo reconstruí-lo usando o mesmo raciocínio, é necessário que algumas condições sejam estipuladas previamente. Estas condições estão na extração de dados da base, descritas a seguir:

- Selecionar clientes monofásicos de medição direta de bairros com perfis socioeconômicos semelhantes, da cidade de Campinas.
- Cadastrar todos os clientes como residências.
- Fornecimento ininterrupto de energia.
- Padronizar os consumos, variando de 0 a 1.

Na construção do algoritmo nebuloso foram modeladas três variáveis: padrão de consumo dos clientes, o centróide alternativo e as variações de consumos. A base de dados foi preparada para que os dados fossem adequados à análise nebulosa. O formato das curvas de pertinência e os limites foram embasados no

conhecimento do especialista em recuperação de energia e em estatísticas para cada variável, respectivamente. Pela própria característica da lógica nebulosa, a sensibilidade do especialista ajuda no processo de definir os limites, bem como nos formatos das curvas de pertinência.

A primeira variável, padrão de consumo dos clientes, foi selecionada em condições de consumo de kWhs certificados como corretos. Para se conseguir este dado é necessário selecionar na base de dados os clientes que tiveram inspeções regulares nos últimos dois anos, e capturar os consumos destas inspeções, próximas ao mês da inspeção. Assume-se que se a instalação está certificada, o consumo é o mais correto possível, e assim calcula-se uma média dos últimos seis meses tendo como data de referência a da inspeção. Por experiência, para este estudo excluem-se os meses de Janeiro, Fevereiro e Julho, quando ocorrem oscilações de consumos devido a fatores comportamentais (concentração de férias, variação do número de pessoas nas residências, etc.). Na FIGURA 2 ilustram-se as funções de pertinência desta variável.

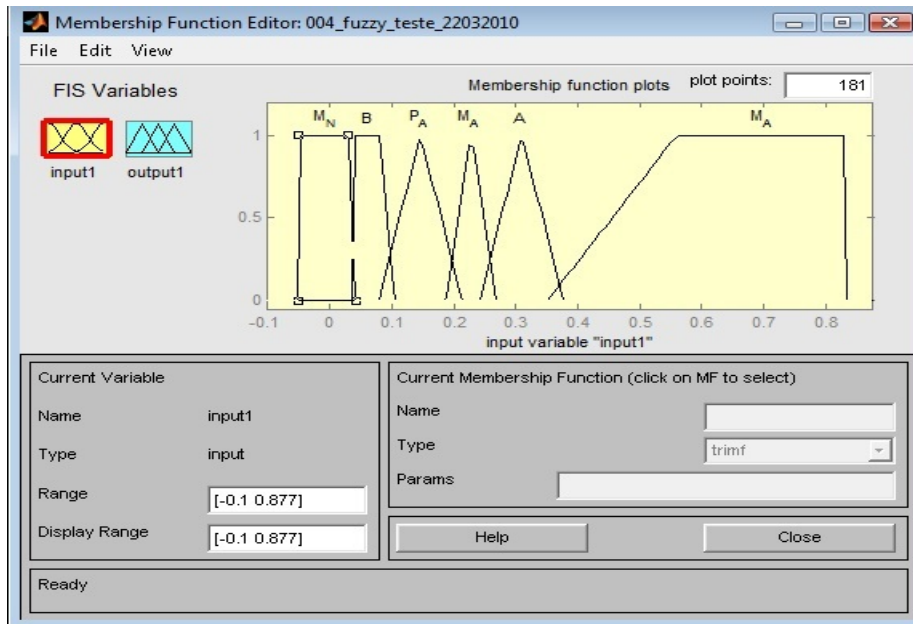


FIGURA 2 – Funções de oertinência para a variáveol consumo padrão.

A segunda variável, centroide alternativo, origina-se no fato de que as irregularidades podem estar concentradas em determinadas regiões, o que se confirma para irregularidades por fraudes que por erros de procedimento ou de equipamento (relação entre fraude e demais irregularidades é em torno de 70%/30%, respectivamente). Supõe-se que algumas micro regiões geográficas são mais susceptíveis que outras em questão de praticar o ilícito na medição de energia elétrica. Contudo, isso é apenas uma tendência não significando que em outra região geográfica não possa acontecer a fraude.

O centroide de uma dada região, que corresponde à origem de um novo sistema de medidas, é o baricentro (centro de massa das coordenadas das posições geográficas das irregularidades deste perímetro definido). Vetores distâncias são criados partindo da origem até cada unidade consumidora não inspecionada, definindo-se assim o vetor irregularidade, cujos valores são a base para a tabela de regras para a aplicação da lógica nebulosa.

Para a criação do vetor irregularidade, foi usada a quantificação de irregularidades por CEP (código de endereçamento postal). Pode-se ainda criar sub-CEPs ou agregar regiões vizinhas para se conseguir uma área maior. Na verdade, qualquer informação de agrupamento espacial pode ser usada como variável de centroide. Assim cria-se um ranqueamento daqueles que mais possuem irregularidades históricas e atribui-se na função de pertinência. Pode-se observar na TABELA 1 os limites impostos e na FIGURA 3 os respectivos formatos das curvas de pertinência.

TABELA 1 – Limites nebulosos para o centróide alternativo.

Classificação	Sigla	De	Até	Limites Nebulosos Padronizados				Curva
				INF			SUP	
Muito Baixo	MB	1	3	1	1	2	5	Trapézio
Baixo	B	4	10	3		6	12	Triângulo
Médio	M	11	16	7		13	19	Triângulo
Médio Alto	MA	17	25	13		20	27	Triângulo
Alto	A	26	30	23		28	32	Triângulo
Muito Alto	M_A	31	33	29	30	33	33	Trapézio

A classificação por critérios de variação de consumo, terceira variável, atende a um conjunto de regras estatísticas criadas para detectar as variações das curvas de consumo. A seguir são apresentadas algumas das catorze regras criadas.

Regra 1: Compara a média de consumo dos últimos três meses com os últimos seis meses não coincidentes. Estabelece que este critério seja ativado se houver uma queda de 40% no consumo dos últimos meses.

Regra 10: Compara a média dos primeiros três meses do ano anterior com a média dos seis meses posteriores aos últimos do ano anterior. Estabelece que este critério seja ativado se houver uma queda de 40% no consumo dos últimos meses.

Regra 11: Degrau do último ano - detecta a queda de 40% avaliada a cada mês de consumo.

É feito um ranqueamento das instalações segundo estes critérios para que os mesmos recebam a classificação linguística. A TABELA 2 resume a classificação e insere os limites nebulosos.

TABELA 2 –Parametrização nebulosa dos critérios de variações no consumo

Classificação	Sigla	De	Até	Limites Nebulosos Padronizados				Curva
				INF			SUP	
Alto	A	4	5	11	11	4	5	Trapézio
Médio	M	2		3,5	5	2		Triângulo
Baixo	B	1			3	1		Triângulo
Nulo	MB	0		2	2	0		Trapézio

A FIGURA 4 mostra o comportamento destas curvas de pertinência relativas à variável variações de consumo.

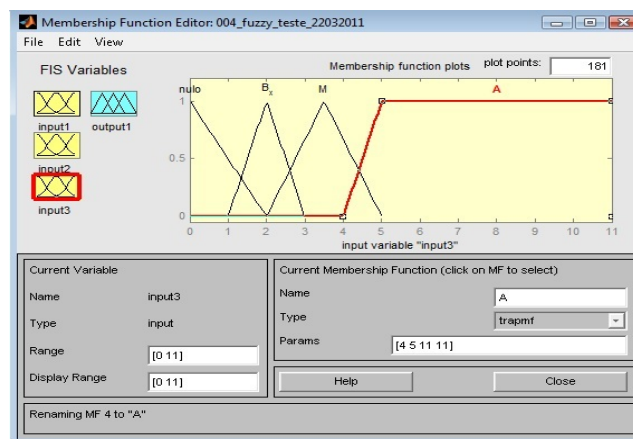


Figura 4 - Curvas de pertinência da variável "critérios de variação de consumo"

Até então foram produzidas as parametrizações das entradas do sistema nebuloso, faltando o procedimento relativo à saída da máquina fuzzy que vem a ser o ranking das unidades consumidoras com fortes indícios de terem irregularidades em suas medições de energia. A respectiva classificação é apresentada na TABELA 3.

TABELA 3 – Parametrização nebulosa para saída da classificação

Classificação	Sigla	De	Até	Limites Nebulosos Padronizados				Curva
				INF			SUP	
Alto	A	14	18	20	20	14	18	Trapézio
Médio	M	8	13		17	8	13	Triângulo
Baixo	B	3	8		12	3	8	Triângulo
Muito Baixa	MB	0	0	2	6	0	0	Trapézio

Através da classificação escolhida com os seus limites nebulosos, acessa-se novamente o toolbox do MatLab para a definição do modelo de saída desejada, que deve fornecer o quanto de irregularidades existem nas entradas modeladas através das curvas de pertinência.

Uma base de regras foi construída com base na experiência de quem convive com este problema, sendo que elas serão validadas a partir da programação automática de parametrização que deve ser inteligente e rápido, a ponto de o operador não ter necessidade de rever as regras de acordo com as seleções efetuadas.

A TABELA 4 contém parte da base com 144 regras que visam permear todo o universo possível para as três variáveis anteriormente citadas.

TABELA 4 – Exemplo de regras

Regra	Se	Variações de Consumo	E	Centroide	E	Padrão de Consumo	Então	Irregularidade
REGRA 1		NULO		MUITO BAIXO		MINIMO		MUITO BAIXO
REGRA 88		MEDIO ALTO		MEDIO		MEDIO		BAIXO
REGRA 104		BAIXO		MUITO ALTO		MEDIO		ALTO

REGRA 121									
		MINIMO		MEDIO		ALTO			ALTO

Após a construção das regras é necessário aplicar dados para consolidar a saída. Esta saída deve não ser linguística, e após o uso do método de Mandani (a união das figuras geométricas geradas pontos mínimos do corte para cada variável, (SANDRI,1999, c078)).Este processo gera uma figura no plano que é a união de todas as figuras geradas pelo corte nas curvas de pertinência.

Para as variáveis fictícias, nove neste breve exemplo, tem-se como figura geométrica final a ilustrada na FIGURA 5.

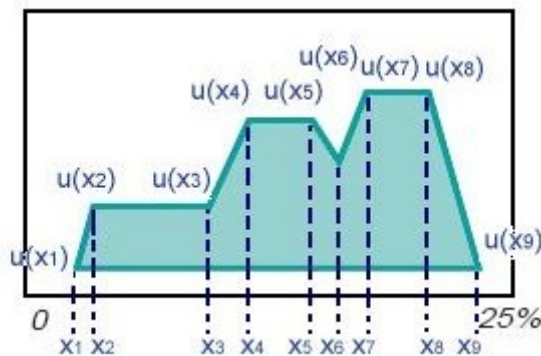


FIGURA 5 - União das figuras resultantes do mínimos gerados pelos cortes em cada variável

O método usado para “defuzzificar”, ou seja voltar ser expresso em valores crisp (números) é o método do centroide, que possui como saída final o centro de massa da figura gerada pelo Método Mamdani. A resposta “Irregularidade” será o centro de massa de cada figura que será também o quanto Irregular é a entrada avaliada. A seleção final dependerá de o analista julgar o quanto irregular é esta entrada em relação ao que deseja inspecionar.

3. Conclusões

Foi realizado um teste inicial com 308 instalações em que foram realizadas inspeções com irregularidade nos últimos dois anos, possibilitando comparar a resposta nebulosa com as de dois métodos usados na concessionária, Redes Neurais e Modelo Chaid (tipo de árvore de decisões que utiliza o método Q-quadrado para identificação de divisões ótimas).

Como todas as 308 instalações possuem alguma irregularidade já comprovada com inspeção de campo, esperava-se que os métodos pudessem identificar o maior número possível destas irregularidades. E o que ocorreu foi que o modelo CHAID detectou 74 irregularidades (24,03%), a rede Neural identificou 40 (12,99%) e a lógica nebulosa 201 (65,26%). Este primeiro resultado evidencia o potencial do método nebuloso na identificação de irregularidades e para uma efetiva avaliação deste método faz-se necessário

depurar o conjunto de regras e realizar outros testes.

Desta forma é proposto um método para a localização de unidades consumidoras suspeitas de ocorrência de perdas não técnicas, que se diferencia de qualquer outro usado na CPFL Paulista. O uso da lógica nebulosa em perdas não técnicas é um diferencial que se espera que tenha lugar de destaque juntamente com os métodos estatísticos e de inteligência artificial atuais: Redes Neurais e Modelo Chaid. Assim, tem-se convicção de que a lógica nebulosa colabora de forma decisiva no problema de perdas não técnicas, pois usa as classificações linguísticas que estão mais próximas da operação, facilitando a interação. Além disso, incentiva o desenvolvimento de algoritmos de redução de perdas, que veem nas variáveis nebulosas maneiras inteligentes de associação, de clusterização e segregação das bases usadas.

4. Referências bibliográficas

BRASIL, ANEEL. Publicações on-line. Acessado dia 31/05/2011

http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/noticias/Output_Noticias.cfm?Identidade=4160&id_area=90

PENIN, Carlos A.S. Uso de Ferramentas de Aprendizado de Máquina para Prospecção de Perdas Comerciais em Distribuição de Energia Elétrica. São Paulo, 2008, p. 24

BRASIL, ANEEL. Resolução Normativa nº 234, de 31 de outubro de 2006. Acessado em 01/11/2011, disponível em <http://www.aneel.gov.br/cedoc/ren2006234.pdf>

BRASIL, ANEEL. Homologação da metodologia de tratamento regulatório para perdas não técnicas de energia elétrica para o terceiro ciclo de revisão tarifária periódica das concessionárias de distribuição de energia elétrica. Acessado em 12/03/2012, disponível em http://www.aneel.gov.br/arquivos/PDF/Item%206%20-%20Processo%2048500%20007099%202009-11_Perdas.pdf

BRASIL, ANEEL. Resolução Normativa Portaria nº 414 de 09 de Setembro de 2010 - Condições Gerais de Fornecimento. Acessado em 12/03/2012, disponível em <http://www.aneel.gov.br/cedoc/ren2010414.pdf>

ZADEH, Lotfy A. Fuzzy Sets - Information and Control, vol. 8. Berkeley 1965. p. 338-353.

ZADEH, Lotfy A. Fuzzy Sets as a Basis for a Theory of Possibility. Fuzzy Sets and Systems 1. Berkeley 1978. p. 3-28.

SANDRI, Sandra; CORREA, Cláudio. Lógica Nebulosa. V escola de Redes Neurais: Conselho Nacional de Redes Neurais. São José dos Campos- INPE-ITA, 1999. p. c073-c090.

KOSKO, Bart. Fuzzy Engineering, Prentice Hall, 1977.

LIMA, Marcelo M.P. Nova Concepção para Simulação de Fluxos de Carga Fuzzy Incluindo Função de Pertinência Sinusoidal. Dissertação de Mestrado-Unicamp, Campinas, 2000. p. 3.

AMENDOLA, Mariangela; SOUZA, Anderson L.de; BARROS, Laécio C. Manual do uso da teoria dos conjuntos *Fuzzy* no MATLAB 6.5. FEAGRI & IMECC – UNICAMP, Campinas, 2005.