



**XXII SNPTTE
SEMINÁRIO NACIONAL
DE PRODUÇÃO E
TRANSMISSÃO DE
ENERGIA ELÉTRICA**

BR/GPL/02
13 a 16 de Outubro de 2013
Brasília - DF

GRUPO - VII

GRUPO DE ESTUDO DE PLANEJAMENTO DE SISTEMAS ELÉTRICOS – GPL

METODOLOGIA DE PREVISÃO DE DEMANDA PARA UM SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO CONSIDERANDO A LÓGICA FUZZY

Tafarel Franco Milke

Alzenira da Rosa Abaide
UFSM/DEMEI

Luciano Malaquias
UFSM/DEMEI

Moisés Machado Santos

Laura L. C. Santos
UFSM

Sandro A. Bock
UNIJUÍ/DEMEI

RESUMO

O presente trabalho apresenta previsão de demanda no médio prazo usando a Lógica *Fuzzy* para um sistema de distribuição de média tensão de uma pequena concessionária do sul do País. O estudo compreende o processo de seleção das variáveis, criação das regras e a determinação das projeções de crescimento. Para a análise proposta foi desenvolvido no software Matlab® dois modelos de previsão, um para o período quente (verão e primavera) e outro para o período frio (outono e inverno), apresentando com resultado uma taxa percentual de crescimento anual média de 8% para o sistema em estudo.

PALAVRAS-CHAVE

Previsão, Demanda, *Fuzzy*, Matlab, Crescimento.

1.0 - INTRODUÇÃO

Com a privatização do Setor Elétrico Brasileiro, em meados dos anos 90, ocorreu o aumento da competitividade do mercado do setor elétrico brasileiro, as empresas precisavam encontrar formas de melhorar a qualidade do serviço e do produto, garantindo o atendimento ao consumidor, consequentemente a satisfação deste.

Atualmente, o acelerado desenvolvimento social e econômico do País reflete-se no impulsionamento das atividades de diversos setores, provocando a necessidade de aumento da produção, consequentemente, do consumo de energia elétrica.

O grande aumento da demanda de energia elétrica nos últimos anos tornou o controle e operação do sistema uma tarefa cada vez mais complexa. Além desses aspectos, ainda há falta de investimentos na expansão e manutenção do setor, o que tem levado os sistemas a operarem perto de seus limites de carregamento.

Com isso, as ferramentas de planejamento dos sistemas de distribuição se tornam necessárias para prever o acréscimo de carga, de forma a atender as futuras solicitações do mercado consumidor.

A previsão de carga é um processo de extrema importância no setor elétrico sendo uma referência para programação do planejamento da geração de energia, transmissão, compra e venda de energia, contratação de demanda, comutação de cargas, reavaliação do sistema de distribuição e aplica-se até mesmo para infra-estrutura de desenvolvimento.

2.0 - PREVISÃO DE DEMANDA

Diversos são os métodos para a realização da previsão de carga, que surgiram da necessidade para atender as futuras solicitações de cargas, e assim, se tornaram essenciais para o controle, análise de operação e planejamento do setor elétrico.

A previsão de demanda pode ser dividida em quatro horizontes: curtíssimo, curto, médio e longo prazo. O horizonte será determinado pela aplicação para a qual será utilizada a previsão. O horizonte de médio prazo é o objetivo do trabalho, seu período de projeção varia de semanas a um ano (2).

Na previsão de carga para médio prazo utilizam-se intervalos mensais até um ano. Geralmente este tipo de previsão é realizado para o suprimento de combustível, programas de manutenção, planejamento da produção, planejamento da operação de reservatórios e planejamento para contratação do suprimento de energia elétrica. A previsão de médio prazo é muito importante para uma empresa de energia elétrica, pois, com ela é possível saber a futura demanda de energia, podendo assim, planejar a expansão de sua geração e suas redes, bem como o intercâmbio de energia com outras empresas de forma a garantir o suprimento de energia elétrica (1).

A previsão do crescimento global da demanda pode ser originalmente realizada através de métodos estatísticos de tratamento dos dados históricos de carga, modelos regressivos consideram a carga como uma combinação linear de funções, tais como, senóides, exponenciais, etc. Entre os métodos regressivos utilizados encontram-se vários trabalhos o qual utilizam a modelagem como, a método da regressão linear, alisamento exponencial, decomposição espectral e métodos ARIMA e Box e Jenkins(6).

Os métodos clássicos não são tarefas triviais, pois, precisam ser analisados e modelados, e exigem grande esforço computacional resultando sua análise em um estudo de grande complexidade (1)(2).

Nos últimos anos encontra-se uma grande quantidade de métodos e técnicas para realizar a previsão de demanda, destacando-se as ferramentas computacionais, tais como, métodos utilizando Redes Neurais, Lógica Fuzzy, Neuro-Fuzzy, métodos híbridos, sistemas especialistas e algoritmos de aprendizagem estatísticos (2).

Além disso, vem sendo desenvolvidos os métodos híbridos, os quais buscam combinar duas ou mais técnicas de previsão.

3.0 - LÓGICA FUZZY

Nos últimos anos a Lógica Fuzzy vem ganhando destaque nas mais diversas áreas. O fato de introduzir o conceito de inteligência artificial possibilitou a emulação de características do comportamento humano no controle de processos, assim garantiu a introdução da lógica *Fuzzy* como uma opção de modelagem matemática de processos complexos (7)(13).

Ao permitir explicar essas regras do pensamento humano até então inviáveis, a lógica *Fuzzy* mostrou-se capaz de modelar processos complexos e não lineares. Dessa forma, abriu-se caminho para uma série de aplicações, tornando-se uma importante ferramenta na modelagem de problemas nas mais diversas áreas de conhecimento.

Uma série recente de trabalhos e tutoriais da IEEE – Power Engineering Society vem demonstrando a importância da lógica *Fuzzy*, através da aplicação de controladores baseados em lógica *Fuzzy* na área de sistemas elétricos de potência(8).

A aplicação da Lógica Fuzzy nos Sistemas de Potência tem atingido tanto a área de planejamento quando de operação. O planejamento inclui a expansão do sistema, bem como a manutenção de médio e longo prazo e na operação inclui avaliação de segurança, previsão de carga, proteção e diagnósticos (5)(7).

Para a definição do sistema de previsão de demanda adequado, três aspectos muito importantes devem ser considerados:

- O problema da previsão de demanda deve ser definido, ou seja, as características que influenciam na previsão da demanda devem ser conhecidas;
- Deve haver uma metodologia de previsão padrão, ou seja, uma metodologia padrão que realize a previsão uniforme de todos os elementos considerando as regras estabelecidas;
- Deve-se constituir um índice ou percentual para o crescimento do sistema avaliado.

Associando esses aspectos à previsão de demanda, é necessário estabelecer as características que influenciam na sua projeção, determinar um padrão metodológico para realizar essa importância, para então, obter o índice de crescimento da demanda.

Todavia, essa não é uma tarefa trivial, é muito difícil apresentar um modelo acurado e aproximado para a projeção dos índices de crescimento da demanda de um sistema de distribuição de energia elétrica, pois cada entrada é influenciada por diversas características diretamente e indiretamente. Um exemplo de um sistema previsão de demanda com diversas entradas e uma saída é apresentado na figura 1.

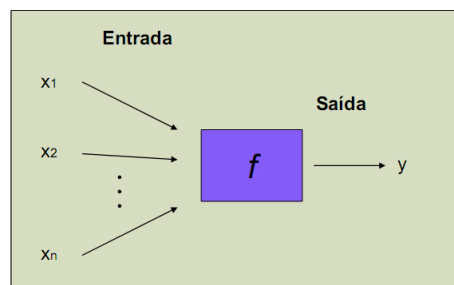


Figura 1 - Mapeamento f entre entradas e saídas de um sistema *Fuzzy*(7)

Conforme figura 1 é possível visualizar as entradas do sistema *Fuzzy*: x_1 , x_2 e x_n , quantas forem consideradas, obtendo-se apenas a uma saída.

Entre as dificuldades encontradas destaca-se a associação aos parâmetros de entrada e a dificuldade em relacionar os parâmetros de entrada com a saída do sistema de forma a refletir a projeção de demanda.

A lógica clássica diz que uma determinada afirmação pode ser verdadeira ou falsa. A esse conceito de bivalência, Boole atribuiu números, sendo 1 (um) para afirmações verdadeiras e 0 (zero) para afirmações falsas, dando origem à álgebra booleana.

Portanto, ao utilizar a lógica *Fuzzy* pode-se visualizar diversos níveis de veracidade para os quais os conceitos de *verdadeiro* ou *falso* não são aplicáveis ou são artificiais e restritos, assim é possível capturar a verdade parcial das informações de forma que computadores possam processar tal informação (7).

Atendendo aos aspectos relacionados à definição da previsão de demanda, a escolha da Lógica *Fuzzy* como metodologia a ser aplicada tornou-se encaixada, pois essa pode representar de forma adequada o problema analisado. Uma vez que essas incertezas possam ser expressas por variáveis linguísticas, a demanda do sistema e, consequentemente, os fatores de entrada podem ser avaliados através da abordagem *Fuzzy*.

Partindo dessas premissas, na etapa de modelagem do problema utilizando um sistema *Fuzzy* para realizar a previsão de carga é apresentado o processo de escolha e organização das variáveis de entrada, o processo de modelagem *Fuzzy*, o qual mostra a definição e o ajuste dos conjuntos *Fuzzy*, a etapa de definição das regras e o processo de *defuzzificação* a partir da saída de cada controlador, o qual terá como resultado final, com os índices de crescimento de demanda.

A escolha das variáveis a serem consideradas como entrada de sistema *Fuzzy* é uma etapa fundamental no desenvolvimento da metodologia, pois elas devem representar as características que influenciam no comportamento da demanda da forma mais precisa possível.

A avaliação do comportamento da demanda através de um modelo *Fuzzy* não depende apenas do histórico de demanda, mas também das características do sistema e dos fatores diretamente envolvidos, tais como, as condições climáticas.

As variáveis a serem consideradas no sistema *Fuzzy* não devem estar somente relacionadas ao histórico de demanda propriamente dito, mas também à causa-consequência deste. Deve-se levar em conta ainda que mesmo que uma das variáveis não seja necessariamente *Fuzzy*, ou seja, não esteja caracterizada pela incerteza, ela pode ser descrita por um modelo *Fuzzy*.

3.1. Conjuntos e conjuntos *Fuzzy*

A teoria dos conjuntos *Fuzzy* feita por Zadeh, em 1965, têm revelado a robustez dessa ferramenta para modelar matematicamente o processamento de informações humano. Isso se deve ao fato de que a teoria dos conjuntos é baseada na simples ideia de introduzir um grau de pertinência de um elemento a determinado conjunto, o que faz com que seja capturada intuitiva e transparentemente a essência da forma como as coisas são percebidas e descritas pelos humanos (7).

3.2. Funções de Pertinência *Fuzzy*

As funções de pertinência tem um papel muito importante dentro da lógica *Fuzzy*, pois servem para descrever o conjunto *Fuzzy*, definindo como cada elemento a ser avaliado é mapeado em um valor de pertinência, entre 0 e 1.

A forma pela qual é função de pertinência é construída deve refletir a percepção do ser humano sobre o problema (10). Logo, o nível de detalhe que se deseja considerar, o contexto no qual o conjunto *Fuzzy* será aplicado, bem como a adequação do conjunto sob o ponto de vista de otimização de processos, são critérios a serem considerados na escolha da forma da função de pertinência.

Uma função de pertinência triangular é descrita pelos segmentos de reta expressos na função (7):

$$A(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x \leq a \\ \frac{x-a}{m-a}, & \text{se } x \in [a, m) \\ \frac{b-x}{b-m}, & \text{se } x \in [m, b] \\ 0, & \text{se } x \geq b \end{cases} \quad (1)$$

em que a , m e b definem os vértices do triângulo. A figura 4 apresenta graficamente uma função de pertinência triangular.

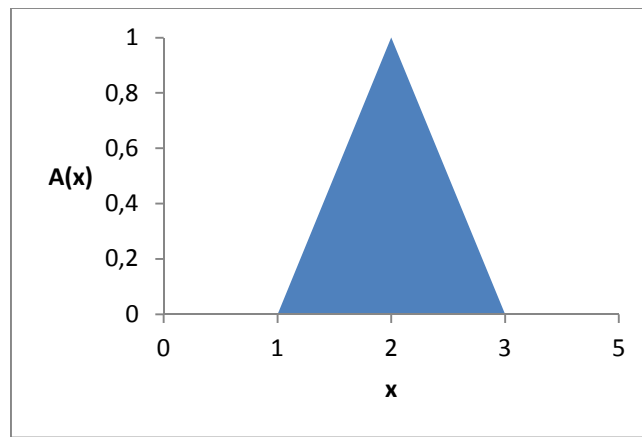


Figura 2- Função de pertinência triangular, para $a=1$, $m=2$ e $b=3$.

Os pontos a e b representam os limites inferior e superior do suporte da função, sendo o suporte definido pelo conjunto de todos os elementos de X (universo de discussão) como pertinência maior que zero para o conjunto A . No caso da figura 4 são os pontos 1 e 3, os quais podem ser descritos como os pontos que determinam os elementos que pertencem ao conjunto com grau maior que zero de pertinência, ou seja, fazem parte do conjunto. O ponto m é o ponto médio, no qual se apresenta a maior pertinência do conjunto, ou seja, é o ponto que mapeia elementos que pertencem completamente a esse conjunto.

3.3. Operações com conjuntos Fuzzy

Assim como na teoria dos conjuntos clássicos, operações podem ser realizadas entre os conjuntos, com o objetivo de obter como resultado outro conjunto. São apresentadas as operações conhecidas, como intersecção, união e complemento, bem como operações das classes Norma-T (Norma Triangular ou T-Norm), Conorma-T (Conorma Triangular ou T-Conorm). No caso de conjuntos Fuzzy, as operações são aplicadas sobre o grau de pertinência μ dos elementos dos conjuntos.

3.4. Variáveis e termos linguísticos Fuzzy

A variável linguística tem como papel expressar qualitativamente, através de termos linguísticos, uma variável de um determinado problema. Essas variáveis são também expressas quantitativamente, através das funções de pertinência associadas aos termos linguísticos (3).

Uma variável linguística é caracterizada por $\{n, T, X, m(n)\}$, em que n é o nome da variável; T é o conjunto de termos linguísticos de n , X é o domínio de valores de n , sobre o qual o significado do termo linguístico é determinado e $m(n)$ é a função semântica que define o significado para cada termo linguístico $t \in T$, que é um conjunto Fuzzy em X (9).

As figuras 3 e 4 exemplificam uma variável linguística. O nome (n) da variável é *Temperatura*. Os termos linguísticos atribuídos a essa variável, $t \in T$, os quais atribuem um significado quantitativo para a *temperatura* são: *Baixa*, *Média* e *Alta*. O domínio X , ou universo de avaliação da variável, corresponde ao intervalo $[0,50]$, o qual tem como unidade *Celsius*. Para cada termo linguístico há um conjunto $m(n)$ associado, caracterizando-o.

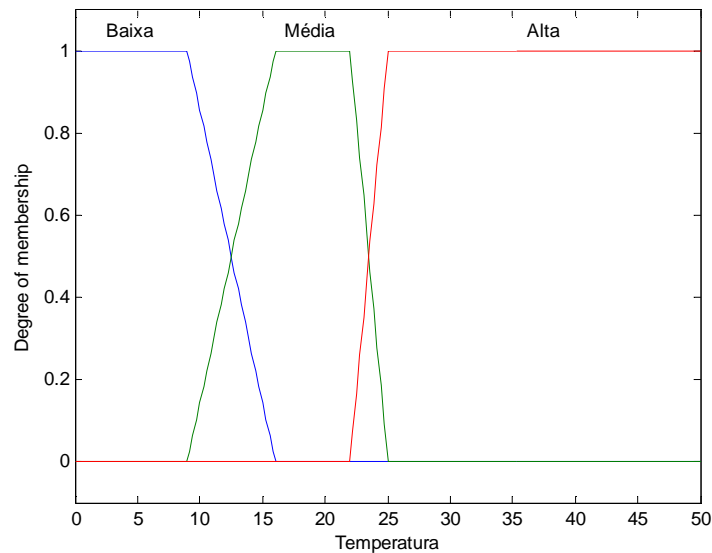


Figura 3 – Exemplo de variável linguística para período frio

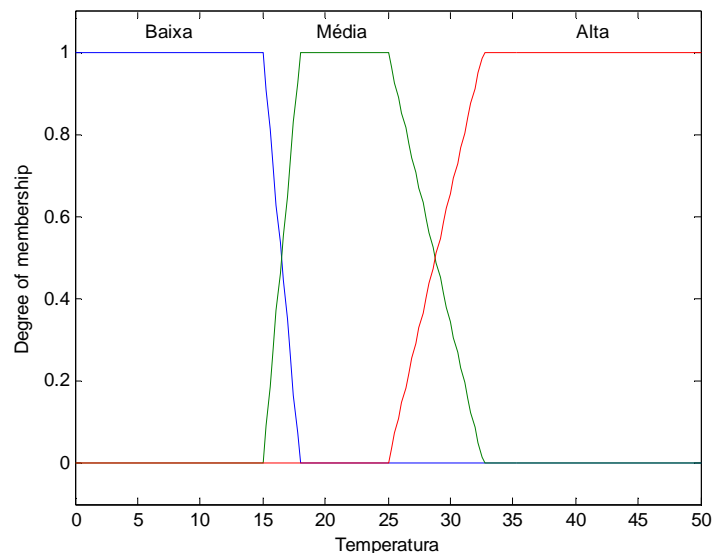


Figura 4 – Exemplo de variável linguística para período quente

Os termos linguísticos são frequentemente empregados para caracterizar, diferenciar ou quantificar informações. Devido ao fato de serem expressos dentro de um determinado domínio, a função do especialista torna-se indispensável (9). Isso se deve ao fato de que apesar dos termos linguísticos apresentarem um significado claro, eles requerem certa calibração, dependendo do contexto ao qual estão sendo avaliados (10). Isso significa que, por exemplo, o termo *Baixa*, definido para a variável Temperatura, poderia ter um domínio diferente do apresentado da figura 3, fato que dependeria do contexto ao qual a temperatura estaria sendo avaliada.

As variáveis linguísticas são uma parte fundamental no desenvolvimento de sistemas *Fuzzy*, pois são elas que possibilitam a interface entre a análise qualitativa e quantitativa, o que é uma das grandes vantagens da aplicação da Lógica *Fuzzy*.

3.5. Regras *Fuzzy*

As regras *Fuzzy* são estruturas amplamente utilizadas em várias abordagens de sistemas *Fuzzy*. Elas têm por finalidade a descrição de situações específicas de um determinado problema, possibilitando, assim, a análise de especialistas, cuja inferência conduz ao resultado desejado. De acordo com Ortega, a inferência baseada em regras *Fuzzy* pode ser entendida como uma operação capaz de mapear um conjunto de entradas do sistema para um conjunto de saídas, como em um esquema de interpolação (9).

Um conjunto de regras *Fuzzy* é capaz de descrever um sistema em suas várias possibilidades através da estrutura condicional “Se – então”, para a qual conjuntos *Fuzzy* compõem tanto as condições quanto as conclusões. Toda regra *Fuzzy* apresenta uma estrutura do tipo:

$$\text{Se}(\text{antecedentes}), \text{então}(\text{consequente}),$$

Os antecedentes correspondem a todas as condições apresentadas, as quais devem ou não serem satisfeitas para que resulte em determinada conclusão, a qual se refere a parte consequente da estrutura.

3.6. Sistemas de Inferência Fuzzy

Os sistemas baseado em regras apresentam basicamente quatro blocos funcionais:

- Um processador de entrada que realiza a *fuzzificação* dos dados de entrada;
- Base de regras, ou base de conhecimento;
- *Inferência Fuzzy*;
- Um processador de saída que realiza a *defuzzificação*.

Na etapa de *fuzzificação*, as entradas são traduzidas em subconjuntos *Fuzzy*, nos respectivos domínios, ou seja, ocorre a transformação das entradas reais para o domínio *Fuzzy*.

A Base de regras tem como objetivo descrever as relações entre as variáveis linguísticas através das funções de pertinência estabelecidas. Já, na etapa de *Inferência Fuzzy* cada proposição é traduzida matematicamente, por meio das técnicas de raciocínio aproximado, ou seja, é a lógica de tomada de decisão, a qual usa as implicações *Fuzzy* para simular tomadas de decisão humanas. Por fim, na etapa de *defuzzificação* as saídas *Fuzzy* são processadas, resultando em um valor real e concreto (3)(13).

Um diagrama é apresentado na figura 4, representando as etapas de um sistema *Fuzzy*.

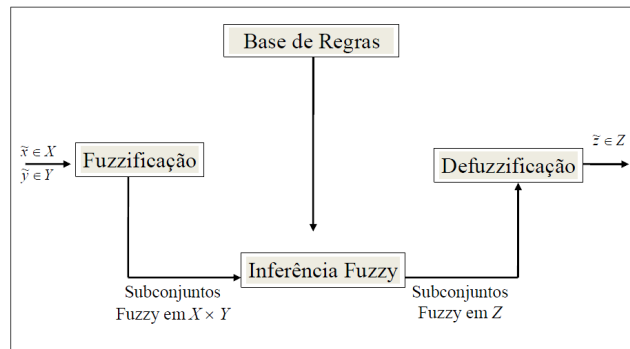


Figura 5 – Sistemas baseados em regras *fuzzy* (7).

Entre os modelos de inferência existentes, os mais conhecidos são os modelos de Mamdani, Larsen, Tsukamoto e Takagi-Sugeno. Os modelos de Larsen e de Mamdani são modelos clássicos, nos quais a conclusão de cada regra especifica um termo nebuloso dentro um conjunto fixo de termos (12). Todavia, o modelo de inferência mais comum e amplamente utilizado é o Modelo de Mamdani (9).

3.7. Modelo Mamdani

O modelo de inferência Mamdani é caracterizado pelo fato de as relações difusas ocorrerem tanto nos antecedentes quanto nos consequentes das regras (11). Isso significa que a abordagem de uma regra - **Se** (antecedentes), **então** (consequente) - é definida pelo produto cartesiano *Fuzzy* dos conjuntos *Fuzzy* que compõem os antecedentes e o consequente da regra (3).

Neste modelo, a agregação do conjunto de regras é realizada através do operador união (operador lógico OR), o qual é modelado pelo operador máximo. Já, em cada regra, o operador lógico AND é modelado pelo operador mínimo (3).

Assim, considerando duas regras:

- Regra 1: Se (x é A_1 E y é B_1), então (z é C_1);
- Regra 2: Se (x é A_2 E y é B_2), então (z é C_2);

Num modelo Mamdani, as entradas x e y reais e as regras de composição Max-Min geram a saída real z , obtida através da *defuzzificação* do conjunto *Fuzzy* de saída $C = C'_1 \cup C'_2$.

3.8. Método de defuzzificação

Definido o sistema de inferência, a última etapa que resta apresentar é a referente aos Métodos de *defuzzificação*.

O processo de *defuzzificação* tem como função básica, a transformação dos valores *Fuzzy* resultantes do processo de inferência em uma saída real (ou numérica). Ou seja, é o procedimento que permite interpretar a distribuição de possibilidades da saída de um modelo linguístico *Fuzzy* de forma quantitativa, obtendo um único valor numérico que melhor represente esses valores *Fuzzy* inferidos.

Os processos de *defuzzificação* mais conhecidos estão: Menor dos máximos, Média dos máximos, Maior dos Máximos, Bissetor, Centro da soma, Centro de gravidade e Método das alturas. Desses, o Método do Centro de Gravidade é o mais notório, sendo comumente utilizado por ser mais democrático, ao considerar contribuições de todo o conjunto *Fuzzy* de saída(9)(11)(13). A seguir, é detalhado o Método de *defuzzificação* Centro de gravidade, o qual foi utilizado neste trabalho.

4.0 - ESTUDO DE CASO

O objetivo geral deste trabalho tem-se o desenvolvimento de uma ferramenta de apoio ao planejamento de um sistema de distribuição, com a capacidade de determinar a previsão de carga para médio prazo, de acordo com características físicas, operacionais e climáticas deste sistema.

As variáveis características do sistema de distribuição a serem consideradas na resolução do sistema proposto devem levar em conta os seguintes aspectos:

- As variáveis devem ter um significado expressivo da problemática;
- A apuração e/ou obtenção dessa variável deve ser viável e padrão;
- A fiscalização e validação dessas entradas também devem ser viáveis;
- As variáveis devem ser robustas e flexíveis, ou seja, ao mesmo tempo em que devem ser claras e objetivas, devem caracterizar da melhor forma possível o problema analisado.

Em outras palavras, a escolha das variáveis de entrada deve, ao mesmo tempo, caracterizar de forma coerente o problema da previsão de demanda.

Tendo em vista essas premissas, a escolha das variáveis de entrada do sistema *Fuzzy* foi realizada tentando atender o maior número de características possíveis, respeitando os aspectos relacionados à Lógica *Fuzzy* e os relacionados à engenharia, foram escolhidas inicialmente as seguintes variáveis de entrada:

- Demanda (histórico dos últimos 5 anos);
- Temperatura.

Definidos e caracterizados as entradas e as regras, conforme a figura 6, o sistema foi implementado no software Matlab®, o qual possui um toolbox específico para o desenvolvimento de sistemas *Fuzzy*. Os resultados e análises são apresentados abaixo.

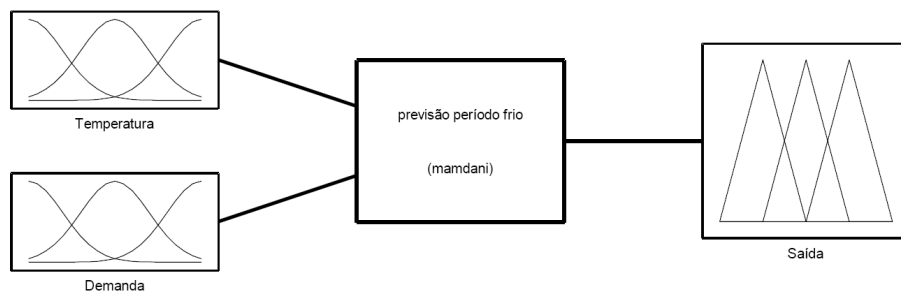


Figura 6 – Sistema *Fuzzy* de Previsão de Demanda para o período frio

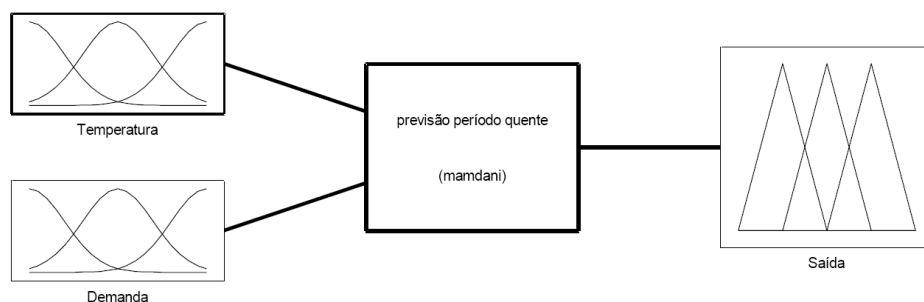


Figura 7 – Sistema *Fuzzy* de Previsão de Demanda para o período quente

Definidos as entradas e as regras, conforme a figura 6, o sistema *Fuzzy* apresentou os seguintes resultados:

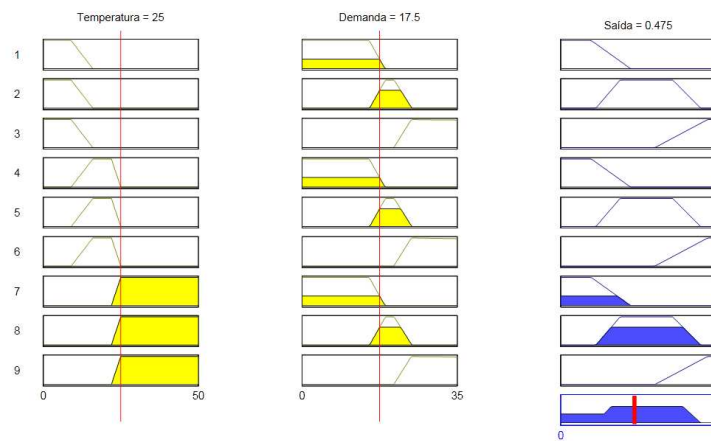


Figura 8 – Sistema *Fuzzy* de Previsão de Demanda com regras para o período frio

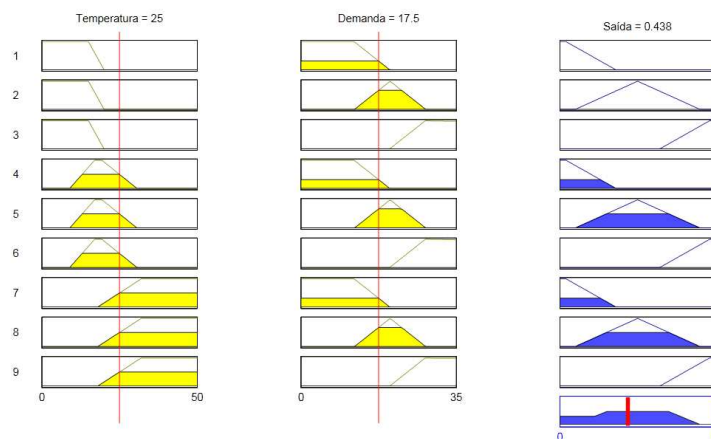


Figura 8 – Sistema *Fuzzy* de Previsão de Demanda com regras para o período quente

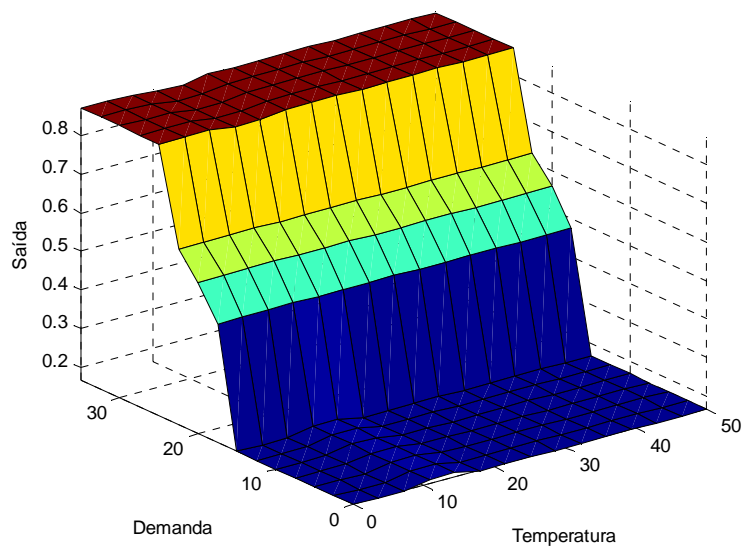


Figura 9 – Saída do Controlador *Fuzzyno* período frio

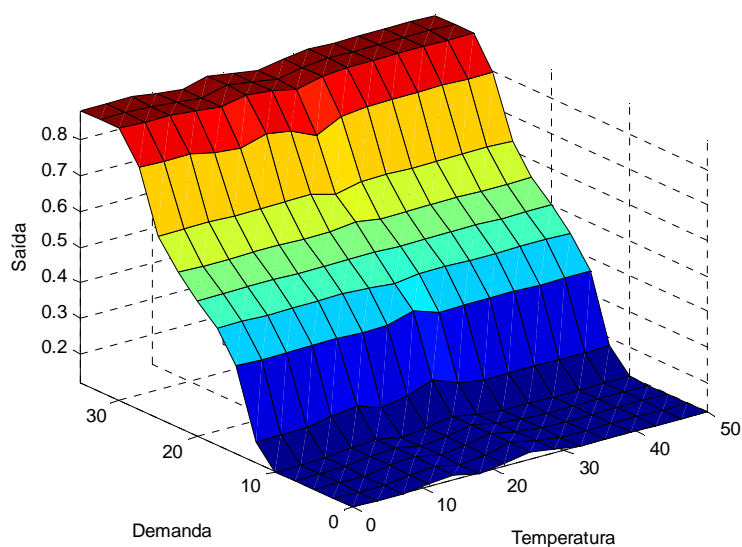


Figura 10 – Saída do Controlador *Fuzzyno* período quente com horizonte anual

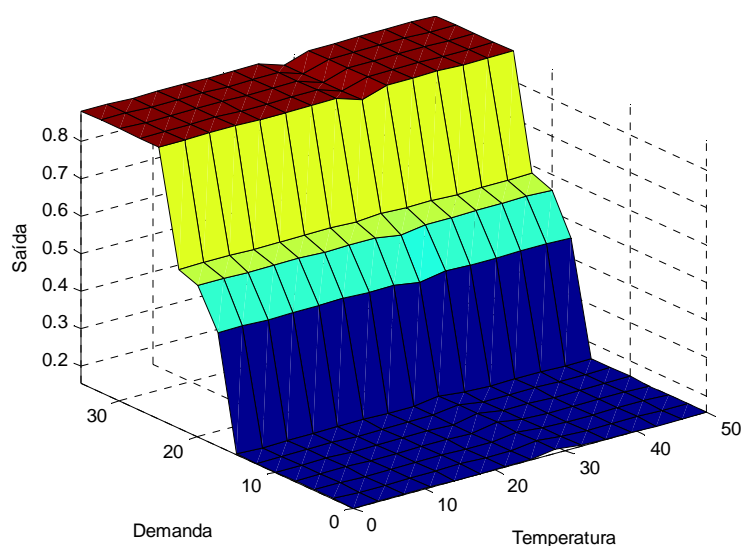


Figura 11 – Saída do Controlador *Fuzzyno* período quente

Tabela 1 – Saídas dos Controladores *Fuzzy*, resultados percentuais de Crescimento

| Mês | Período Frio | Período Quente |
|-----|---------------------------------|---------------------------------|
| | Saída – Previsão Percentual (%) | Saída – Previsão Percentual (%) |
| 1 | 8,22 | 7,66 |
| 2 | 8,71 | 7,89 |
| 3 | 7,97 | 8,43 |
| 4 | 7,99 | 8,11 |
| 5 | 8,33 | 8,34 |
| 6 | 8,24 | 7,99 |

De forma geral, os resultados apresentados para o sistema em estudo refletem a caracterização apresentada pelas variáveis de entrada. Esse valor de saída é muito importante, pois além de ser variável de entrada do nível principal do sistema de avaliação, ele pode servir como um fator norteador nas ações de planejamento e operação da distribuição.

Considerando os resultados apresentados, é possível notar que os ajustes definidos pelo sistema de previsão tem uma relação com o histórico de demanda, o qual é caracterizado pela variável de entrada demanda.

Essa relação era desejada, pois ela serve como referência para definição das projeções futuras de demanda. Porém, deve-se destacar que essa referência não tem como objetivo induzir o sistema na definição de um limite mínimo ou máximo de projeção.

5.0 - CONCLUSÃO

A escolha das variáveis que caracterizam um problema é uma etapa fundamental, independentemente da metodologia utilizada em um sistema de avaliação de desempenho.

O estudo para determinação das variáveis que influenciam no crescimento da demanda de uma distribuidora de energia foi bem abrangente e detalhado.

As variáveis utilizadas foram obtidas a partir dos registros armazenados, cujo processo de registro e armazenamento é padronizado e totalmente passível de auditoria. Isso se torna outro ponto positivo, pois garante mais precisão ao sistema de previsão e possibilita que esse seja aplicado a qualquer distribuidora de energia, uma vez que a base de dados utilizada pode ser padronizada.

A escolha pela Lógica Fuzzy como ferramenta para previsão de demanda para distribuidoras de energia deu-se, fundamentalmente, devido a sua ampla e bem sucedida aplicação nas mais diversas áreas de conhecimento. Estudos preliminares realizados no início do trabalho mostram que a lógica se adaptaria bem ao problema, o que de fato se comprovou ao decorrer do desenvolvimento da metodologia.

Ao classificar as variáveis de entrada no controlador *Fuzzy*, possibilitou-se, além da simplificação da análise, a obtenção de índices com desempenho satisfatórios.

6.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

(1) ALTRAN, A. B. Sistema Inteligente para Previsão de Carga Multinodal em Sistemas Elétricos de Potência. Tese de doutorado - Universidade Estadual Paulista – Faculdade de Engenharia, Ilha Solteira, 2010.

(2) BORDIGNON, S. Metodologia para Previsão de Carga de Curtíssimo Prazo Considerando Variáveis Climáticas e auxiliando na Programação de Despacho de Pequenas Centrais Hidrelétricas. Dissertação de Mestrado. Alegrete, 2012.

(3) BRANCALIONI, A. R. Proposta de Classificação da Gravidade do Desvio Fonológico por Meio da Modelagem Fuzzy Segundo o Modelo Implicacional de Complexidade de Traços. Dissertação de Mestrado. Santa Maria, 2010.

(4) CAMPOS, J. R. Desenvolvimento de um Sistema Dinâmico para Predição de Cargas Elétricas por Redes Neurais Através do Paradigma de Programação Orientada a Objeto sob a Linguagem JAVA. Dissertação de Mestrado – Universidade Estadual Paulista – Faculdade de Engenharia, Ilha Solteira, 2010.

(5) EL-HAWARY, M. E. Electric Power Applications of Fuzzy Systems. Piscataway: IEEE Press, 1998. 341 p.

(6) GUIRELLI, C. R. Previsão da Carga de Curto Prazo de Áreas Elétricas Através de Técnicas de Inteligência Artificial. Tese de Doutorado – Universidade de São Paulo – Escola Politécnica – Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas, São Paulo, 2006.

(7) KNAK NETO, N., Sistema Multivariável para Avaliação de Desempenho e Estabelecimento de Limites de Continuidade de Fornecimento de Energia utilizando a Lógica Fuzzy. Dissertação de Mestrado – Universidade Federal de Santa Maria - Santa Maria, 2012.

(8) MAMLOOK, R., Badran, O., Abdulhadi, E. (2009). A Fuzzy Inference Model for Short-Term Load Forecasting, Energy Policy, vol. 37, pp. 1239-1248.

(9) ORTEGA, N.R.S. Aplicação da Teoria de Conjuntos Fuzzy a Problemas da Biomedicina. Tese de Doutorado. São Paulo, 2001.

(10) PEDRYCZ, W.; GOMIDE, F. Fuzzy Systems Engineering: Toward Human-Centric Computing. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc. - IEEE Press Series of Engineering, 2007. 526 p.

(11) POSSELT, E. L. INFUZZY – Ferramenta para Desenvolvimento de Aplicações de Sistemas Difusos. Dissertação de Mestrado. Santa Cruz do Sul, 2011.

(12) SANDRI, S.; CORREA, C. Lógica Nebulosa. V Escola de Redes Neurais. São José dos Campos, 1999. p. 73 – 90.

(13) SIMÕES, M. G; SHAW, I. S. Controle e Modelagem Fuzzy. São Paulo: Editora Edgard Blüchter, 1999. 165 p.