



## **Aplicação e Comparação entre os Métodos Fuzzy C-Means/ Lógica Fuzzy e Redes SOM/ Rough Sets na Obtenção de Curvas de Demanda para Consumidores de Baixa Tensão**

**Evanio H. Zorzate**  
UFMS

[ehzorzate@yahoo.com.br](mailto:ehzorzate@yahoo.com.br)

**PhD João O. P. Pinto**  
UFMS

[jpinto@nin.ufms.br](mailto:jpinto@nin.ufms.br)

**Dr. Leandro Sauer**  
UFMS

[leandrosauer@uol.com.br](mailto:leandrosauer@uol.com.br)

**Eng. Anderson Teruya**  
UFMS

[andersonteruya@click21.com.br](mailto:andersonteruya@click21.com.br)

**Eng. Sergio Cherchiari**  
ENERSUL

[cerchiari@notes.escelsa.com.br](mailto:cerchiari@notes.escelsa.com.br)

### **RESUMO**

Este trabalho apresenta os resultados da aplicação e comparação de duas metodologias compostas por técnicas de inteligência artificial (I.A.), para obtenção de curvas de demanda de consumidores de energia elétrica em baixa tensão, pertencentes à área de concessão da Empresa Energética de Mato Grosso do Sul (ENERSUL). A primeira técnica aplicada utiliza Redes SOM para agrupar as curvas de demanda dos consumidores pertencentes à amostra a fim de obter uma curva de demanda representativa para cada classe. Após este processo, é aplicada a técnica de Rough Sets para classificar um determinado consumidor a partir de alguns atributos a uma das curvas representativas. A segunda técnica realiza o agrupamento através do algoritmo Fuzzy C-means, e a classificação através da Lógica Fuzzy. Com a aplicação das metodologias propostas, foi possível realizar a comparação, a partir de alguns indicadores de performance estabelecidos, onde os resultados alcançados mostraram-se relativamente próximos. Ao final desenvolveu-se um sistema para aplicação do método Redes SOM/ Rough Sets.

### **PALAVRAS-CHAVE**

Curvas de Demanda, Fuzzy C-means, Lógica Fuzzy, Redes SOM, Rough Sets.

### **1. INTRODUÇÃO**

O cenário globalizado da economia mundial exige que as empresas atinjam padrões crescentes de excelência. Estes novos paradigmas envolvem o binômio de eficiência (baixo custo de produção) e eficácia (produto com alta confiabilidade). Neste sentido, as concessionárias buscam reduzir as perdas técnicas e comerciais de forma a maximizar a energia disponível para comercialização.

Uma das dificuldades no combate às perdas é o pouco conhecimento do comportamento da carga e demanda das categorias inseridas nas várias classes de atividades econômicas. Este levantamento é oneroso e de difícil manutenção, face as permanentes modificações nas políticas financeiras e econômicas nacionais, as quais influenciam nos perfis de consumo destes clientes.

Conhecer as variáveis que determinam este comportamento e implementar métodos que permitam combiná-las, significa poder planejar e dimensionar toda a estrutura necessária ao fornecimento regular de energia elétrica. Assim torna-se necessário à busca por técnicas que permitam otimizar a aplicação de recursos aliados à melhoria da qualidade dos serviços garantindo a modicidade tarifária a seus consumidores. Este cenário impõe as empresas distribuidoras de energia elétrica à necessidade de investir em sistemas computacionais de gestão de suas redes de distribuição e de gestão de consumidores.

Este trabalho tem por objetivo apresentar as metodologias utilizadas e os resultados obtidos através da aplicação das técnicas de inteligência artificial denominada Redes SOM/ Rough Sets e Fuzzy C-means/ Lógica Fuzzy, na obtenção de curvas de demanda representativa de consumidores de baixa tensão pertencentes à concessionária ENERSUL.

No primeiro método utilizou-se da técnica Redes SOM para encontrar tipologias de curvas, e de Rough Sets para classificar os consumidores nas tipologias encontradas.

No segundo método utilizou-se da técnica *Fuzzy* de agrupamento (*Fuzzy C-means*) para encontrar tipologias de curvas, e de lógica *Fuzzy* para classificar os consumidores nas tipologias encontradas.

A partir da obtenção destas curvas de demanda representativas, aplicou-se a metodologia de agregação para obtenção das curvas de demanda estimada de transformadores. Ao final desenvolveu-se um sistema computacional para a aplicação da técnica de Redes SOM/ Rough Sets.

Este trabalho está estruturado em cinco seções. A segunda seção descreve uma breve apresentação da teoria associada às técnicas de I.A. utilizadas, a terceira descreve as metodologias utilizadas, a quarta apresenta os resultados obtidos e a comparação e por fim a última apresenta as conclusões.

## 2. INTRODUÇÃO A TEÓRIA DAS TÉCNICAS UTILIZADAS

### 2.1. Redes SOM

Os mapas auto-organizáveis representam uma classe especial das redes neurais em aplicações cujo objetivo é identificar características ou padrões similares em um conjunto de dados de entrada sem a necessidade de um treinamento supervisionado. Essa aprendizagem consiste na repetida modificação dos pesos sinápticos da rede em resposta aos vetores de entrada. Esse tipo de rede pode ser de  $n$  dimensões, mas normalmente se utiliza a de uma ou duas dimensões, por simples questões de visualização.

Os processos essenciais<sup>1</sup> na formação do mapa auto-organizável são realizados através de três princípios:

- a. A *competição* entre os neurônios através da busca do neurônio que possui o peso sináptico mais próximo do vetor de entrada. Normalmente, pelo cálculo da distância euclidiana. Esse neurônio é declarado vencedor e passa a ser ativado;
- b. A *cooperação* entre neurônios se dá pela definição de um conjunto de neurônios em sua vizinhança. Geralmente esta função gera uma região de vizinhança na forma quadrada, com o neurônio vencedor no seu centro;
- c. A *adaptação* sináptica é o ajuste nos pesos dos vetores da vizinhança de modo que fique mais próximo do vetor de entrada.
- d. O algoritmo utilizado na SOM de Kohonen funciona, de forma simplificada, conforme segue:

Etapa 01: escolha aleatória dos pesos sinápticos dos neurônios da rede.

Etapa 02: apresentação à rede o vetor de entrada.

Etapa 03: identificar o neurônio vencedor, ou seja, o neurônio que possui peso sináptico mais próximo do vetor de entrada.

Etapa 04: ajustar o peso sináptico do neurônio vencedor e dos neurônios em sua vizinhança.

As etapas de 1 a 4 se repetem até que não haja alterações dos pesos sinápticos dentro do mapa de características.

## **2.2. Rough Sets**

A teoria de Rough Sets é uma abordagem matemática para manipular incerteza e imprecisão, introduzida por Zdzislaw Pawlak no início da década de 80. Essa abordagem pode potencialmente ser aplicada em diversas áreas de Inteligência artificial<sup>2</sup>. Ela aborda basicamente a análise de tabelas (ou banco de dados) com o objetivo de aproximar conceitos e informações contidas nesses repositórios. Muitas vezes estas informações são imprecisas ou incertas, necessitando de métodos ou algoritmos para serem determinadas. Este motivo justifica a grande aplicabilidade da teoria de Rough Sets na descoberta de conhecimento em banco de dados

## **2.3. Fuzzy C-means**

Um algoritmo de agrupamentos Fuzzy bastante utilizado é o Fuzzy C-means (FCM). Trata-se de um algoritmo iterativo que inicia com  $c$  valores arbitrários, e com base nesses valores, associa cada elemento ao valor ao qual possui menor distância, formando  $c$  grupos. Em seguida, calcula-se o centro de cada grupo formado, e os elementos são re-associados ao centro mais próximo. Assim, os cálculos prosseguem, iterativamente, até que as diferenças entre os centros do passo atual e do anterior sejam mínimas. No<sup>3</sup> FCM cada objeto pertence a todos as classes, porém com graus de pertinência distintos, sendo que o objeto é alocado na classe onde o grau de pertinência é maior, ou seja, a *defuzzificação* é pelo máximo.

## **2.4. Lógica Fuzzy**

A teoria dos conjuntos nebulosos<sup>4</sup> representa uma extensão da teoria dos conjuntos clássica visto que considera a pertinência de um elemento ou objeto a um conjunto ou classe como sendo gradual, ao contrário da última onde um elemento pode apenas pertencer ou não a um conjunto.

# **3. METODOLOGIA**

## **3.1. Caracterização da amostra e obtenção das curvas de demanda em p.u.**

O universo de estudo são os consumidores de baixa tensão (127/220 Volts) localizados nas áreas urbana e rural pertencentes à área de concessão da ENERSUL, excluídos as unidades consumidoras destinadas à iluminação pública, totalizando 597,903 mil consumidores, em agosto do ano de 2003, assim distribuídas: 82% residenciais; 10% comerciais, 7% rurais e 1% industrial.

Os dados cadastrais dos consumidores disponíveis na base de dados da concessionária para consulta foram:

- a. CDC – Código Do Consumidor: referência utilizada pelo sistema comercial da empresa onde permite consultas a todos os outros atributos existentes no sistema;
- b. Localização geográfica (urbana ou rural);
- c. Tipo de consumidor
- d. Tipo da ligação (1 $\phi$ , 2 $\phi$  ou 3 $\phi$ ).

Para definição da amostra, a população alvo foi classificada no período de setembro de 2002 a agosto de 2003, em 04 classes (tipos) de consumidores: comercial; industrial; residencial e rural.

Os consumidores foram classificados em 10 estratos de consumo, sendo elas: Até 50kWh; 51 à 100kWh; 101 à 150kWh; 150 à 200kWh; 201 à 250kWh; 251 à 300kWh; 301 à 400kWh; 401 à 500kWh; 501 à 1000kWh; Acima de 1001kWh.

O tamanho da amostra para unidades consumidoras foi obtida através de sorteio aleatório por classe e estrato com 95% de confiabilidade e erro estimado máximo de 10% do valor médio, o que resultou em uma amostra total de 836 unidades consumidoras.

Além da amostra de unidades consumidoras utilizou-se de uma amostra de transformadores de distribuição (13.800-127/220Volts) para validação das curvas típicas de demanda obtidas pela modelagem. Optou-se por uma amostra com o mesmo percentual de confiabilidade (95%) com erro estimado de 10%, o que resultou em 179 transformadores amostrados.

A responsabilidade logística pela coleta das amostras foi da ENERSUL. Utilizou-se de medidores de grandezas elétrica com memória de massa para coletar as demandas de cada elemento da amostra. Estes equipamentos permaneceram de sete a quinze dias nos locais definidos, onde armazenaram informações a cada 15 minutos totalizando 96 valores de demanda por dia.

De posse da campanha de medição de demanda dos consumidores e transformadores, executou-se os seguintes passos de pré-tratamento:

- a. Eliminação de medições com demanda zerada durante o intervalo de tempo solicitado, de tal forma que qualquer medição processada, possua pelo menos 07 dias completos e consecutivos medido;
- b. Deslocamento de quatro unidades para direita, para as medições efetuadas antes do dia 15 de fevereiro de 2003, para compensar o horário de verão adotado no país;
- c. Acerto nas medições, de tal forma que todas comecem às 00:15 horas da segunda-feira e terminem no domingo às 24:00 horas, implicando em curvas com 672 pontos. A partir deste procedimento, obteve-se: a curva média da semana com seu respectivo desvio padrão, a curva de sábado e a curva de domingo;
- d. Uma segunda validação das curvas, através da comparação da energia intrínseca na curva de demanda do consumidor com o consumo mensal faturado para o consumidor. Consumidores que apresentaram mais de 30% de variação foram descartados; Este percentual foi definido pelos especialistas da área pertinente da concessionária estudada.

O procedimento de pré-tratamento reduziu a amostra para 413 consumidores e 95 transformadores. Também foi necessário o pré-tratamento dos dados amostrados para os transformadores. Procedimento que resultou na redução do tamanho amostra, para 95 transformadores sendo todos localizados em área urbana.

Após o pré-tratamento, as curvas amostradas de cada consumidor e de cada transformador, ou seja, 07 curvas de carga diárias, foram utilizadas para estabelecimento de outras duas curvas que representassem o consumidor: curva média de demanda de segunda-feira a sexta-feira (curva média durante a semana), e a curva de desvio padrão de segunda-feira a sexta-feira (curva de desvio padrão). Curva média durante a semana (1), é composta de 96 valores, sendo 01 valor para cada 15 minutos  $P_m(t)$  {ou  $M(t)$ }, obtidos pela média dos pontos naquele horário de todas as curvas diárias de um determinado consumidor da amostra.

$$M(t) = P_m(t) = \frac{\sum_{i=1}^n P_{id}(t)}{n} \quad t = 1 \dots 96 \quad (1)$$

Onde:

$P_d(t)$  – valores medidos nos vários dias do instante  $t$ .

$n$  – número de dias da medição.

Curva de desvio padrão (2), é composta de 96 valores  $S(t)$ , obtidos pelo cálculo do desvio padrão.

$$S(t) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_{id}(t) - P_m(t))^2}{n - 1}} \quad t = 1 \dots 96 \quad (2)$$

Para compatibilizar as curvas para o procedimento de agregação e clusterização<sup>5</sup> é necessário que as curvas estejam na mesma base. O trabalho de estabelecer as curvas na mesma base foi aplicado somente para as curvas dos consumidores.

A potência de base  $P_B(3)$  é calculada por:

$$P_B = \frac{1}{24} \int P_m(t) dt = \frac{\text{consumo mensal (kWh)}}{24 \times 30} \quad (3)$$

Utiliza-se da potência de base  $P_B$  para normalizar a curva média e a curva de desvio padrão conforme as equações (4) e (5) respectivamente.

$$m(t) = \frac{M(t)}{P_B} \quad \text{p.u.} \quad t = 1 \dots 96 \quad (4)$$

Onde:

$m(t)$  – curva média normalizada no instante  $t$ .

$$s(t) = \frac{S(t)}{P_B} \quad \text{p.u.} \quad t = 1 \dots 96 \quad (5)$$

Onde:

$s(t)$  – curva de desvio padrão normalizada no instante  $t$ .

Com este procedimento um consumidor  $i$  pertencente à amostra  $n$  passa a ser definido pelas suas curvas média e de desvio padrão em p.u. ( $m_i$ ,  $s_i$ ). Este procedimento foi adotado para todos os consumidores da amostra.

Após o procedimento de obtenção das curvas em p.u. dos consumidores pertencentes à amostra, são necessárias duas etapas para definir a curvas de demanda representativa de um consumidor e uma terceira etapa para estimar a curva de demanda de um transformador. Estes passos são apresentados a seguir:

Etapa 01: a primeira etapa consiste em encontrar os clusters (classes) a partir das curvas de demanda em p.u. dos consumidores. Neste procedimento aplicou-se as técnicas de I.A.: Redes SOM e Fuzzy C-means. Para cada classe obtida, calculou-se a curva média das curvas de demanda em p.u. pertencentes a mesma. Esta curva é denominada de curva de demanda representativa.

Etapa 02: a segunda etapa consiste em classificar um determinado consumidor, a partir de alguns de seus atributos, em um dos cluster obtidos na etapa anterior (curva representativa). Neste procedimento aplicou-se as técnicas de I.A.: Rough Sets e Lógica Fuzzy.

Etapa 03: a ultima etapa consiste em estimar a curva de demanda de um transformador. Este procedimento é realizado da seguinte forma<sup>6</sup>:

- a. Dado um consumidor  $i$  tem-se sua potência de base  $P_{Bi}$  calculada através da sua energia mensal pela equação (3);
- b. Para cada consumidor  $i$  seleciona-se a curvas em p.u. representativa do mesmo: curva média –  $M_{ei}$  (6); e curva de desvio padrão –  $S_{ei}$  (7);

$$M_e(t) = \frac{\sum_{i=1}^p m_i(t)}{p} \quad t = 1 \dots 96 \quad (6)$$

Onde:

$M_{Estrato}(t)$  = valor médio da curva do estrato de consumo do instante  $t$ .

$p$  = número de consumidores pertencentes ao estrato.

$$S_e(t) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p (m_i(t) - M_e(t))^2}{p-1}} \quad t = 1 \dots 96 \quad (7)$$

- c. Multiplica-se as curvas em p.u. ( $M_{ei}$  e  $S_{ei}$ ) pelo valor da potência de base  $P_{Bi}$ , obtendo-se a curva em potência do consumidor  $i$  conforme as equações (8) e (9):

$$M_i(t) = P_{Bi} \times M_{ei}(t) \quad (8)$$

$$S_i(t) = P_{Bi} \times S_{ei}(t) \quad (9)$$

- d. Repete-se os passos anteriores para todos os consumidores ligados ao transformados ou alimentador;
- e. Agrega-se os  $n$  consumidores, obtendo-se as curvas calculadas para o transformador ou alimentador, através das equações (10) e (11):

$$M_{Agregado}(t) = \sum_{i=1}^n M_i(t) \quad (10)$$

$$S^2_{Agregado}(t) = \sum_{i=1}^n S^2_i(t) \quad (11)$$

Após a estimação das curvas de demanda da amostra de transformadores, estabeleceram-se alguns indicadores de desempenho, com propósito de analisar os métodos e compará-los.

- a. Curva de erro relativo percentual – esta curva é calculada para cada transformador pertencente à amostra. Seu calculo é realizado utilizando-se da curva média de demanda medida do transformador  $\{M(t)\}$ , e a curva média de demanda estimada para o transformador  $\{M_{Agregado}(t)\}$ , conforme a equação (12).

$$Erro(t) = \left| \left\{ \frac{M(t) - M_{Agregado}(t)}{M(t)} \right\} \right| \times 100 \quad (12)$$

1. Diferença entre o instante de mínimo – considera o erro relativo percentual no instante de mínimo de demanda entre as curva de demanda (curva média de demanda medida e curva média estimada), para cada transformador da amostra.
2. Erro mínimo relativo percentual – considera o menor erro obtido na curva de Erro(t) para cada transformador da amostra.
3. Erro 1º Quartil relativo percentual – considera o valor do erro no 1º Quartil referente à curva de Erro(t) para cada transformador da amostra.
4. Erro Mediano (2º Quartil) relativo percentual – considera o valor mediano da curva de Erro(t) para cada transformador da amostra.
5. Erro Médio relativo percentual – considera o valor médio da curva de Erro(t) para cada transformador da amostra.
6. Erro 3º Quartil relativo percentual - considera o valor do erro no 3º Quartil referente à curva de Erro(t) para cada transformador da amostra.
7. Diferença entre o instante de máximo – considera o erro relativo percentual no instante de máximo de demanda entre as curva de demanda (curva média de demanda medida e curva média estimada), para cada transformador da amostra.
8. Erro máximo relativo percentual – considera o maior erro obtido na curva de Erro(t) para cada transformador da amostra.

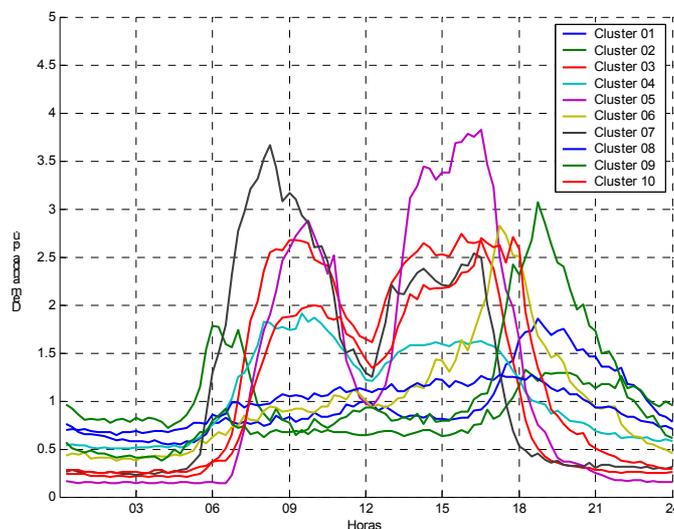
Para avaliar a amostra de transformadores estabeleceu-se a média e a mediana de cada indicador apresentado acima.

### 3.2. Redes SOM/ Rough Sets

#### 3.2.1 Redes SOM

Neste trabalho, utilizou-se o *Toolbox* de Redes Neurais do Matlab® para implementação da metodologia de agrupamento das curvas de carga utilizando mapas auto-organizáveis (SOM). Desenvolveu-se um script para realizar a clusterização e plotar as curvas representativas geradas.

Utilizou-se da distância euclidiana como medida de distância. Definiu-se 10 classes para realizar o agrupamento. A Figura 1 apresenta as curvas representativas de cada classe obtida através da Rede SOM.



**Figura 1 – Curvas médias de cada cluster utilizando redes SOM**

### 3.2.2 Classificação Rough Sets

A aplicação de Rough Sets para realizar a classificação, consiste em um gerador de regras, na qual cada consumidor da amostragem devidamente classificado pela rede SOM é avaliado em conjunto com seus respectivos atributos cadastrais (tipo de consumidor, faixa de consumo e nº de fase). A ferramenta gera regras *if-then*, tendo como condição os atributos cadastrais e como execução a classificação do consumidor em um *cluster*. Para cada regra gerada é anexado um índice de incerteza, que poderá ser usado para competir regras, caso mais de uma tenha capacidade para classificar o consumidor em análise. A Tabela 1 apresenta algumas regras geradas a partir da aplicação da técnica Rough Sets.

**Tabela 1 – Regras geradas utilizando Rough Sets**

Classe	Faixa	Nº de Fase	Cluster	Suporte	Consistência
Industrial	***	***	8	32	0.3636
***	***	TRIFASICO	8	54	0.2842
Residencial	***	***	1	60	0.3352
***	1	***	9	6	0.3333
***	***	MONOFASICO	1	33	0.2619
Rural	***	***	9	6	0.3158
***	2	***	6	21	0.2800
***	9	***	3	14	0.2800

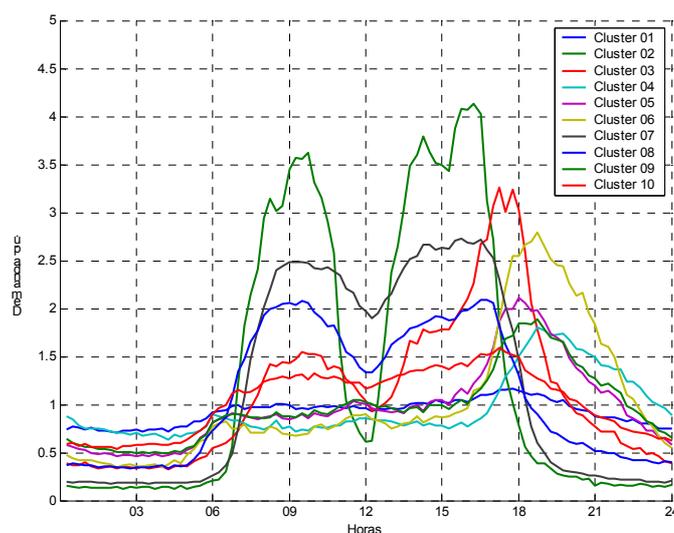
Como exemplo de classificação através de Rough Sets utilizando a Tabela 1, tomemos um consumidor do tipo “Industrial”, observa-se que este é classificado no cluster 8, no caso de ser Rural, este seria classificado no cluster 9.

### 3.3. Fuzzy C-means/ Lógica Fuzzy

#### 3.3.1 Fuzzy C-means

Para a aplicação do Fuzzy C-means neste trabalho, utilizou-se do *Toolbox* de Fuzzy do Matlab®, que contém a função do algoritmo Fuzzy c-means. Esta função utiliza a distância euclidiana como medida de distância. Alguns testes foram realizados com o objetivo de ajustar os parâmetros de entrada do algoritmo FCM. O melhor ajuste de parâmetros foi agrupamento em 10 clusters, com  $m = 1.28$ , 300

interações. A Figura 2 apresenta as curvas representativas de cada classe obtidas através do algoritmo FCM.



**Figura 2 – Curvas médias de cada cluster utilizando Fuzzy C-means**

### 3.3.2 Classificação Fuzzy

A utilização de lógica Fuzzy para classificar consumidores<sup>7</sup> pode ser realizada em três etapas como segue:

1. Formação da função de pertinência;
2. Agregação das funções de pertinência ( $\mu$ );
3. Defuzzificação da função agregada ( $\mu_A$ );

Para a aplicação neste trabalho da metodologia Fuzzy de classificação, utilizou-se dos atributos cadastrais dos consumidores (tipo de consumidor, faixa de consumo e nº de fase). Dados os atributos de um determinado consumidor, as etapas devem ser realizadas.

Etapla 01: calcular a função de pertinência através da frequência relativa normalizada de cada atributo em cada cluster em relação ao número total de consumidores do cluster.

Etapla 02: a partir das curvas de pertinência dos atributos de um determinado consumidor, realizar a agregação (mínimo das funções para cada classe) das funções de pertinência.

Etapla 03: a definição da classe que melhor representa o consumidor é realizada pelo máximo da curva agregada.

## 4. RESULTADOS E COMPARAÇÃO

Com propósito de exemplificar a estimação da curva de demanda de um transformador, optou-se por apresentar o plot de dois transformadores pertencente a amostra de transformadores coletada. O transformador 01 possui 51 consumidores conectados a ele, com composição de 100% de consumidores residenciais, 97% destes monofásicos e distribuídos em sua maioria nos estratos de consumo de 01 (até 50 kWh), 02 (50kWh a 100kWh) e 03 (100kWh a 150kWh). O transformador 02 possui 26 consumidores conectados a ele, com composição de aproximadamente 47% de consumidores residenciais, 50% comercial e 4% industrial, 20% destes monofásico, 47% bifásico e 35% trifásico e distribuídos em todos estratos de consumo, com exceção dos estratos 08 (400 a 500 kWh) e 09 (500kWh a 1000kWh).

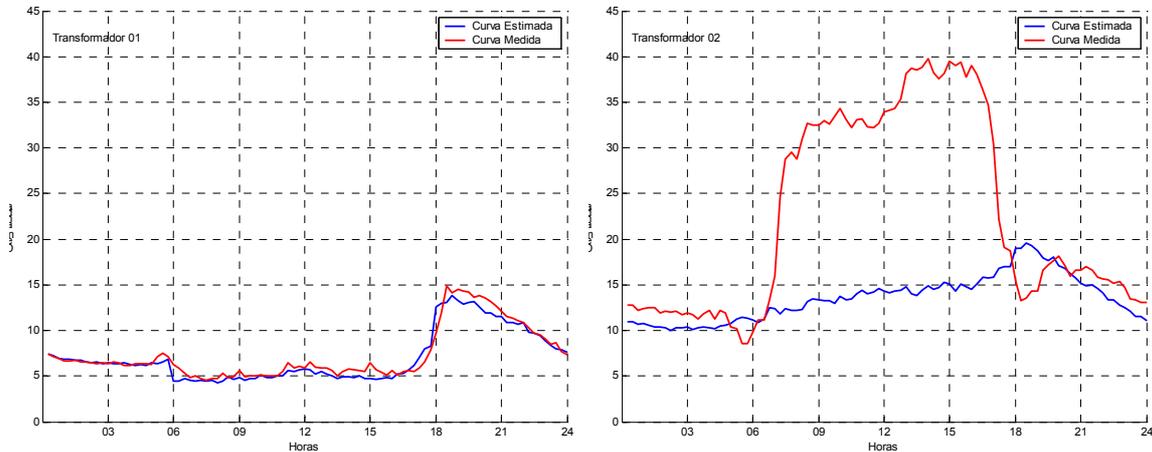
### 4.1. Redes SOM/ Rough Sets

A Tabela 2 apresenta dos resultados médios e medianos para os indicadores de performance da amostra de transformadores (95 transformadores), utilizando o método Redes SOM/ Rough Sets.

**Tabela 2 – Resultado dos indicadores de performance da amostra de transformadores pelo método Redes SOM/ Rough Sets**

	Pto Min	Min	1° Quartil	Média	Mediana	3° Quartil	Max	Pto Max
<b>Média</b>	39,70	9,00	25,70	36,90	35,40	47,60	77,40	31,60
<b>Mediana</b>	30,20	0,90	16,00	29,50	27,70	41,50	61,40	27,70

A Figura 3 apresenta a curva de demanda estimada e a medida e seus respectivos desvios, utilizando o método de Redes SOM/ Rough Sets.



**Figura 3 – Comparação das curvas do transformador X pelo método Redes SOM/ Rough Sets**

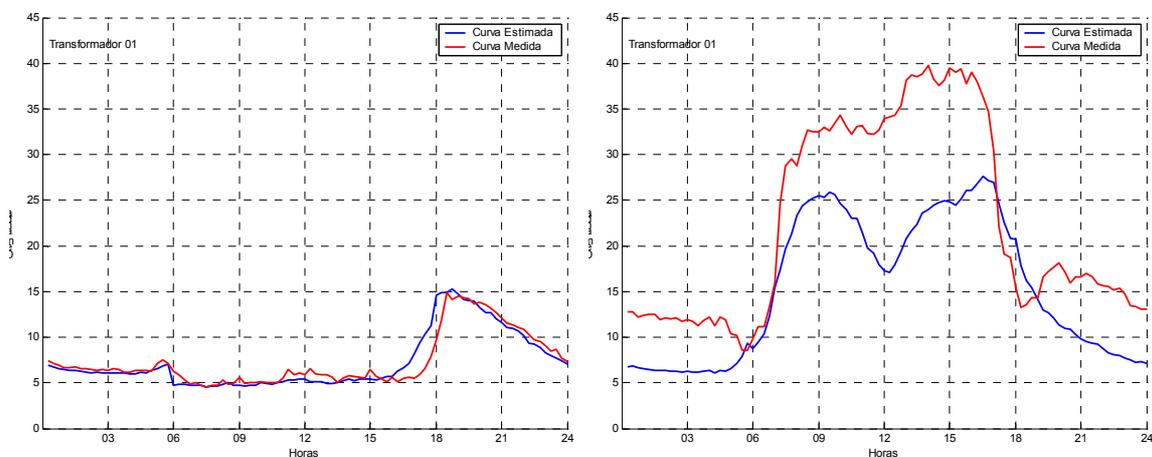
#### 4.2. Fuzzy C-means/ Lógica Fuzzy

A Tabela 3 apresenta dos resultados médios e medianos para os indicadores de performance da amostra de transformadores, utilizando o método Fuzzy C-means/ Lógica Fuzzy.

**Tabela 3 – Resultado dos indicadores de performance da amostra de transformadores pelo método Fuzzy C-means/ Lógica Fuzzy**

	Pto Min	Min	1° Quartil	Média	Mediana	3° Quartil	Max	Pto Max
<b>Média</b>	39,92	6,34	25,06	40,01	37,44	53,68	94,04	30,43
<b>Mediana</b>	32,70	1,01	17,55	35,30	33,53	47,74	73,85	23,95

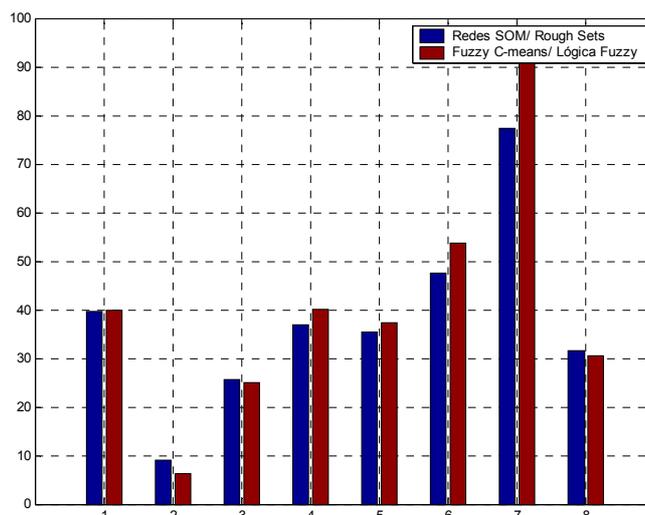
A Figura 4 apresenta a curva de demanda estimada e a medida e seus respectivos desvios, utilizando o método de Fuzzy C-means/ Lógica Fuzzy.



**Figura 4 – Comparação das curvas dos transformadores 01 e 02 pelo método Fuzzy**

### 4.3. Comparação dos métodos

Os resultados obtidos pelo método Redes SOM/ Rough Sets, mostraram-se melhores para estimação de transformadores com predominância de consumidores residenciais. Observamos que para o exemplo do transformador 02 apresentado na Figura 3, o método não apresentou um resultado de estimação adequado. No caso do método Fuzzy C-means/ Lógica Fuzzy, os melhores resultados alcançados foram obtidos também por transformadores com predominância de consumidores residenciais. Entretanto para o caso no transformador 02 apresentado na Figura 4, observa-se que este método conseguiu uma aproximação melhor do perfil de carga, em relação ao método anterior. A comparação entre as metodologias pode ser realizada de forma visual através da Figura 5, que apresenta do resultado médio dos oito indicadores de desempenho da amostra de 95 transformadores.



**Figura 5 – Comparação dos indicadores das metodologias**

Podemos observar que os resultados apresentados são praticamente equivalentes para as metodologias. Com propósito de confirmar esta observação aplicou-se uma análise de variância técnica. A Tabela 4 apresenta os resultados obtidos para cada um dos indicadores.

**Tabela 4 – Análise de variância técnica dos indicadores de desempenho**

Indicadores	P =	Existe diferença?
<b>Pto Min</b>	0,994	Não
<b>Min</b>	0,412	Não
<b>1° Quartil</b>	0,871	Não
<b>Média</b>	0,403	Não
<b>Mediana</b>	0,585	Não
<b>3° Quartil</b>	0,181	Não
<b>Max</b>	0,073	Não
<b>Pto Max</b>	0,877	Não

Podemos concluir que não existe uma diferença relativa entre as metodologias utilizadas para propósitos deste trabalho.

### 4.4. Software desenvolvido

Conforme proposto, desenvolveu-se um *software* em linguagem de programação C, utilizando as curvas geradas a partir da técnica de agrupamento de rede SOM e a base de regras encontrada através da ferramenta de Rough Sets. Este *software* recebeu a denominação de “PrevCarga”.

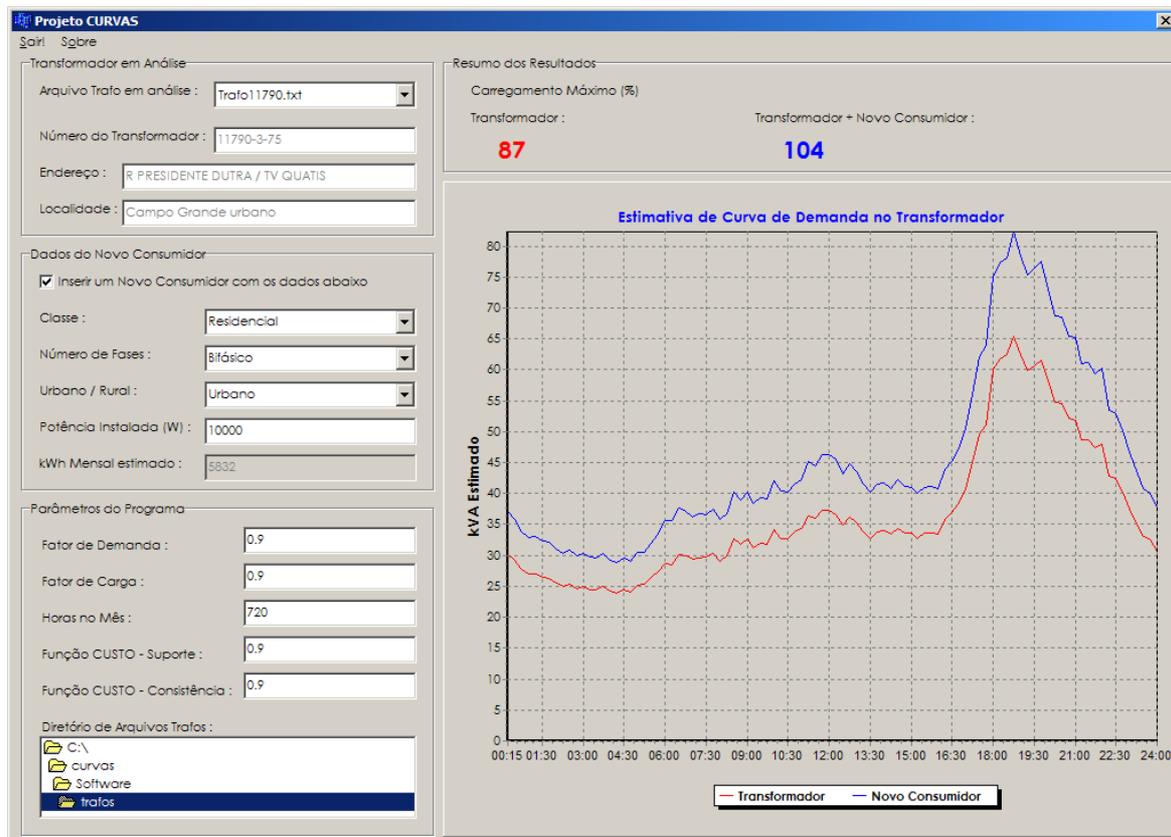
O *software* necessita de três arquivos *\*.txt* para sua execução que consiste em:

- curvas.txt – arquivo *\*.txt* de parâmetros;
- clusterizacao.txt – arquivo *txt* com as curvas típicas e a base de regras para a classificação;

- c. `{**nro_trafo**}.txt` – arquivo \*.txt com informações sobre o transformador em análise e os consumidores ligados nele com seus atributos cadastrais;

Durante o processamento o *software* solicita a seleção do arquivo do transformador em análise. A partir do momento que este é selecionado, através do arquivo de curvas / regras, o software irá fazer a classificação dos consumidores contidos no arquivo, acumulando suas respectivas curvas demanda, no final fornecendo a curva de carga estimada para o transformador em análise. Também é permitido, simular um novo consumidor no circuito. Bastando informar os atributos do novo consumidor, a carga instalada e os fatores de demanda e de carga. Com estes parâmetros o software realiza um segundo plot na área de gráfico, obtendo uma curva do carregamento real do transformador e a nova curva simulada.

A Figura 6 apresenta a tela do software com um determinado transformador selecionado e um novo consumidor inserido, resultando em duas curvas de carga estimadas sendo uma do transformador e a outra do transformador com o consumidor agregado.



**Figura 6 – Tela do software com um transformador selecionado e um consumidor agregado**

## 5. CONCLUSÕES

O objetivo principal deste trabalho foi apresentar duas metodologias com base em inteligência artificial para estimação de curva de demanda elétrica de consumidores em baixa tensão pertencentes à área de concessão da ENERSUL. Esse objetivo foi alcançado com êxito, pois através desse estudo foi possível comparar os métodos Redes SOM/ Rough Sets e Fuzzy C-means/ Lógica Fuzzy, para obtenção da curva de demanda representativa de um consumidor, e a partir dessas curvas, estimar a curva de demanda para um determinado transformador.

Os resultados obtidos quando comparados às curvas medidas da amostra de 95 transformadores, mostraram-se melhores para os transformadores com predominância de consumidores residenciais. Para a análise e comparação dos métodos apresentados, definiu-se oito indicadores de desempenho. Os resultados médios desses indicadores mostraram-se equivalentes para os métodos.

Ao final desse trabalho, desenvolveu-se um *software* denominado de “PrevCarga”, que possui como banco de curva representativas, as encontradas através do método Redes SOM, e a base de regras para classificação de um consumidor, as encontradas através da técnica Rough Sets.

## 6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1 HAYKIN, S. “*Redes Neurais: Princípios e Práticas*”. Trad. Paulo Martins Engel. 2º Edição. Porto Alegre: Bookman, 2001.

2 CID, D.J.A., VELLASCO, M.M.B.R., PACHECO, M.A.C. “*Classificação de Dados Através de Rough Sets*”. V Brazilian Conference on Neural Networks, PUC, Rio de Janeiro, 2001.

3 PESSANHA, J. F. M.; VELÁSQUEZ, R. M. C.; melo, a. C. G.; *et al.* Técnicas de *cluster analysis* na construção de tipologias de curvas de carga. Xv seminário nacional de distribuição de energia elétrica (novembro, 2002, salvador, Bahia). *Anais*. Bahia, 2002.

4 ZADEH, L. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8, p. 338-353, 1965.

5 JARDINI, J. A.; TAHAN, C. M. V.; GOUVEA, M. R.; *et al.* Daily Load Profiles for Residential, Commercial and Industrial Low Voltage Consumers. *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 15, no. 1, pp. 375–380, Jan. 2000.

6 CASOLARI, R. P. *Curvas de Demanda de Consumidores Industriais – Agregação com outras Demandas*. São Paulo, 1996. Dissertação (Mestrado em Engenharia) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.

7 ANDRADE, W. S. *Estimação de Curvas de Demanda de Consumidores de Distribuição Utilizando Redes Neurais e Lógica Fuzzy*. Rio de Janeiro, 2002. Dissertação (Mestrado em Ciências em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal do Rio de Janeiro.