



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

PhD João O. P. Pinto
UFMS

jpinto@nin.ufms.br

Dr. Leandro Sauer
UFMS

leandrosauer@uol.com.br

Eng. Anderson Teruya
UFMS

andersonteruya@click21.com.br

Eng. Sergio Cherchiar
ENERSUL

cerchiar@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 essenciais¹ 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 artificial². 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. No³ 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 nebulosos⁴ 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 ϕ , 2 ϕ ou 3 ϕ).

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 clusterização⁵ 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 forma⁶:

- 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).

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

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.

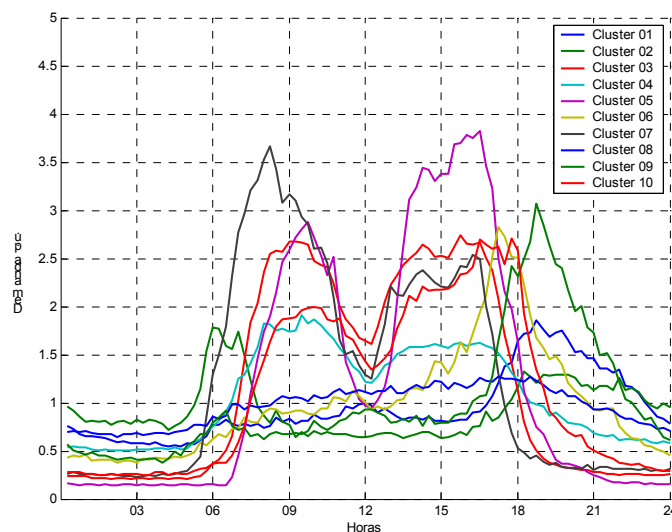


Figura 1 – Curvas médias de cada cluster utilizando redes SOM

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.

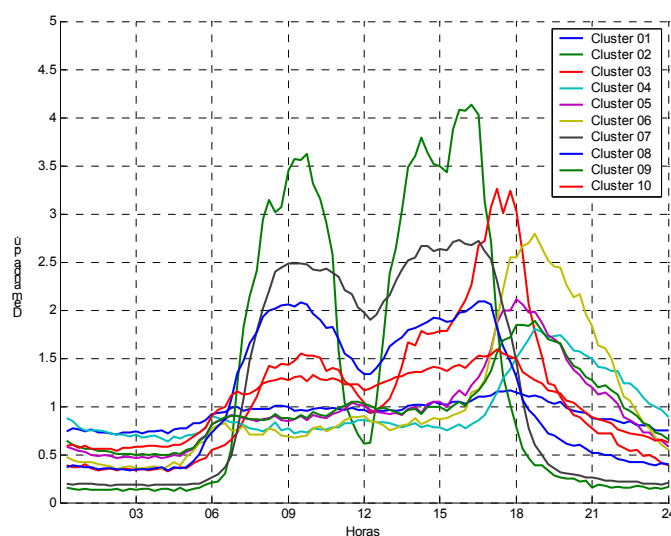


Figura 2 – Curvas médias de cada cluster utilizando Fuzzy C-means

3.3.2 Classificação Fuzzy

A utilização de lógica Fuzzy para classificar consumidores⁷ pode ser realizada em três etapas como segue:

1. Formação da função de pertinência;
2. Agregação das funções de pertinência (μ);
3. Defuzzificação da função agregada (μ_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
Média	39,70	9,00	25,70	36,90	35,40	47,60	77,40	31,60
Mediana	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.

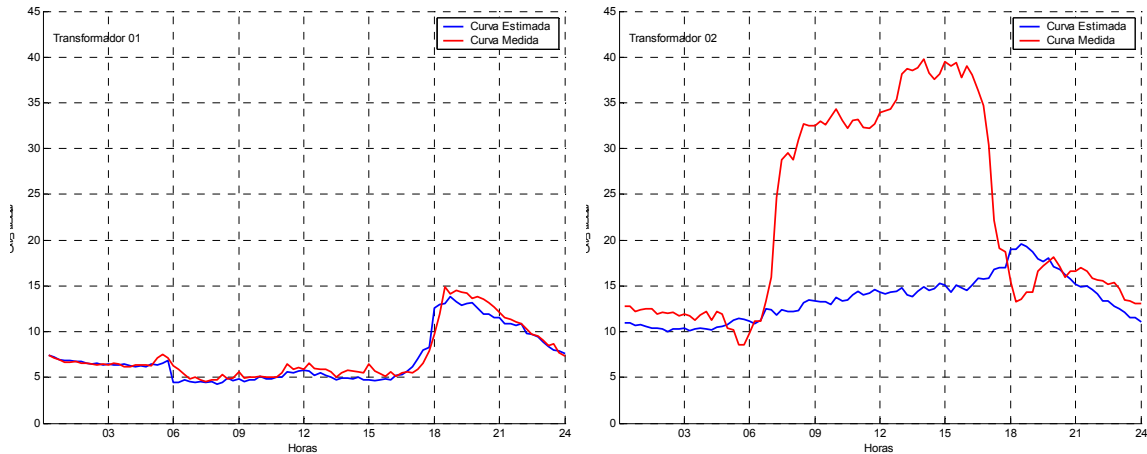


Figura 3 – Comparação das curvas do transformador X pelo método Redes SOM/ Rough Sets

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
Média	39,92	6,34	25,06	40,01	37,44	53,68	94,04	30,43
Mediana	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.

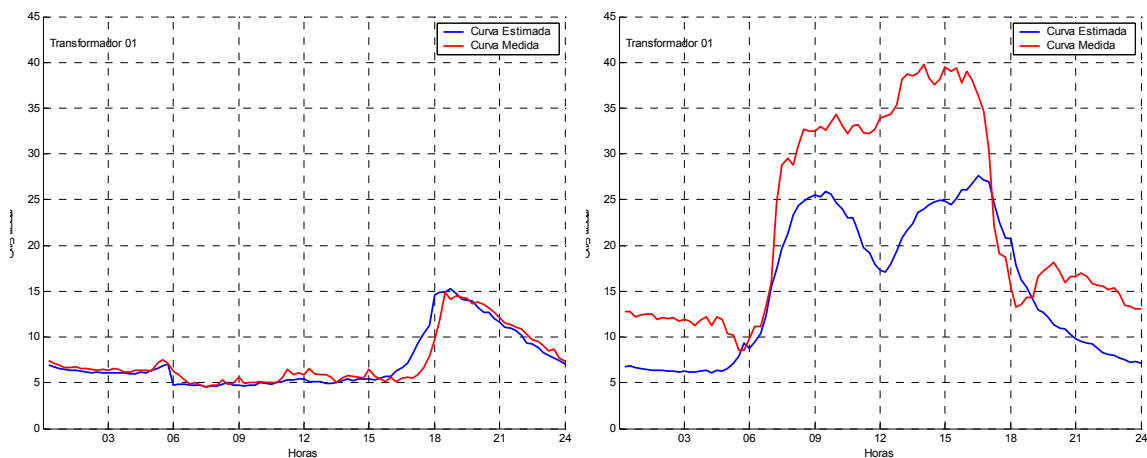


Figura 4 – Comparação das curvas dos transformadores 01 e 02 pelo método Fuzzy

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.

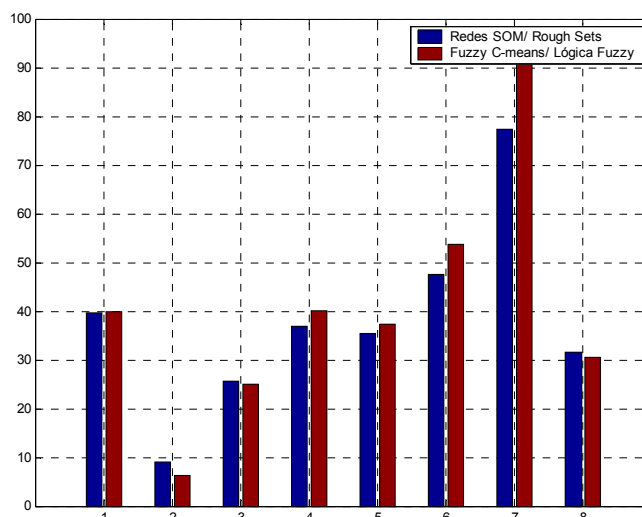


Figura 5 – Comparação dos indicadores das metodologias

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?
Pto Min	0,994	Não
Min	0,412	Não
1° Quartil	0,871	Não
Média	0,403	Não
Mediana	0,585	Não
3° Quartil	0,181	Não
Max	0,073	Não
Pto Max	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.

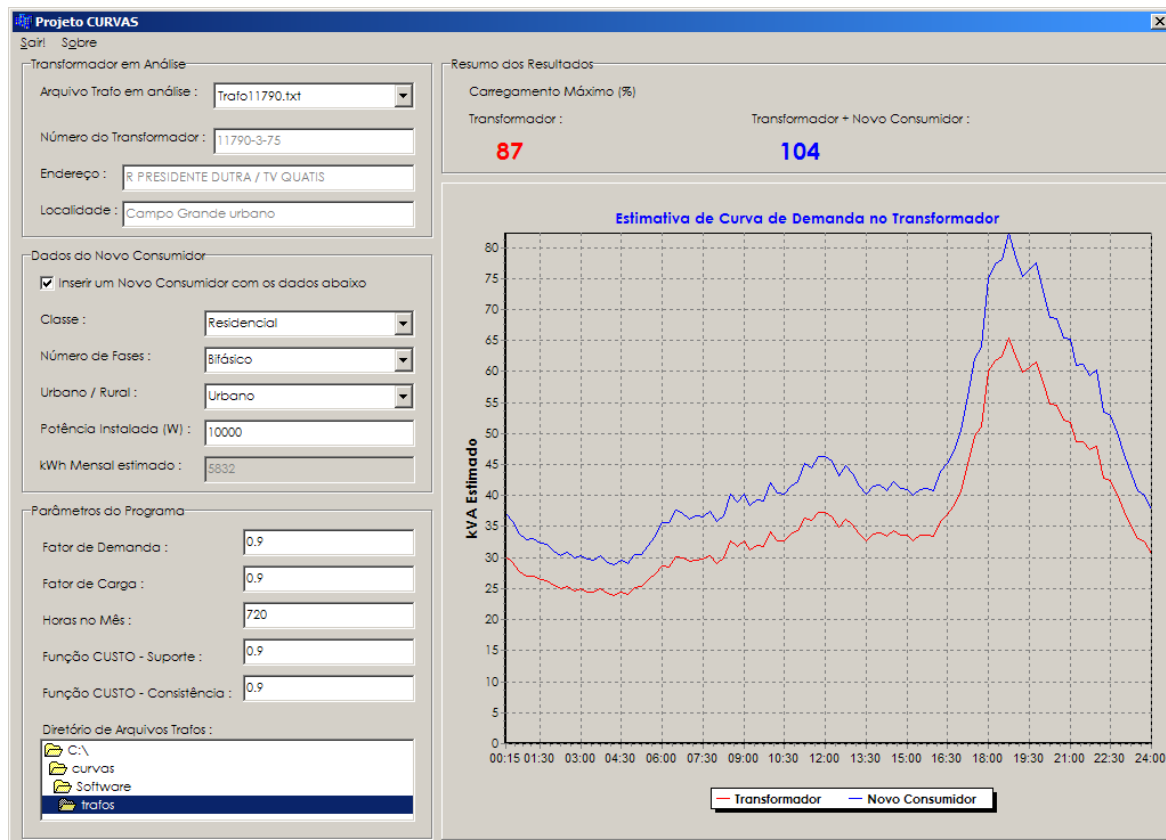


Figura 6 – Tela do software com um transformador selecionado e um consumidor agregado

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.