

Aplicação de Redes SOM e Rough Sets na Estimação de Curva de Carga de consumidores BT da ENERSUL

S. C. Cerchiari, ENERSUL, A. Teurya, ENERSUL, J. O. P. Pinto, UFMS, L. Sauer, UFMS, E. H. Zorzate, UFMS, L. Lauretti, UFMS

Resumo-- Este artigo descreve a teoria e a aplicação da metodologia proposta para estimação de curva de carga em consumidores BT da ENERSUL. São utilizadas as técnicas de inteligência artificial de redes SOM para a realização de agrupamentos (clusters) nas curvas de carga amostradas e Rough Sets na classificação de consumidores aos clusters encontrados. A validação da metodologia realizou-se através de uma amostra de transformadores. Os resultados obtidos foram satisfatórios e demonstram que a metodologia proposta é aplicável para este tipo de problema. Desenvolveu-se um sistema computacional para estimar as curvas de carga de transformadores.

Palavras-chave-- Curvas de carga, redes SOM, rough sets.

I. INTRODUÇÃO

A busca constante por técnicas que permitam otimizar a aplicação de recursos, aliados à melhoria da qualidade dos serviços, garantindo a modicidade tarifária a seus consumidores, levaram as empresas distribuidoras de energia elétrica a investir em sistemas computacionais de gestão de suas redes de distribuição integradas às plataformas GIS e de Gestão de Consumidores. A simulação do comportamento dos sistemas elétricos a partir dessas bases de dados exige, para obtenção de qualidade desejada nos resultados, a representação dos consumidores a partir de suas curvas de cargas.

Observa-se, no entanto, que as medições instaladas nos consumidores de tensão secundária (127/220 volts) só registram energia (kWh) e a execução dos cálculos elétricos exigem a sua representação através de valores de demanda (kW), em patamares de 15 minutos. A modelagem da curva de carga desses consumidores se torna complexa, pois depende de variáveis tais como: tipo de consumidor, hábitos de consumo para os consumidores residenciais, dias da semana, período do ano, temperatura, processo produtivo, dentre outras. Todas essas variáveis se tornam ainda mais complexa para os consumidores residenciais, pois além de possuir grande variabilidade, os hábitos de consumo e os estilos de vida estão em constante mudança.

Estudos realizados nessa área, em sua grande maioria, utilizaram técnicas estatísticas para obtenção dessas curvas a partir de amostras representativas de consumidores [1] e [2]. Entretanto podemos encontrar alguns estudos que utilizaram técnicas de inteligência artificial como forma de obter resultados mais precisos face às incertezas existentes nas

variáveis e a sua grande complexidade de modelagem [3], [4] e [5].

Com esse objetivo o estudo utilizou duas técnicas: a SOM de Kohonen e o Rough-sets. A primeira para encontrar similaridades no comportamento das curvas de demanda medidas e definir um conjunto de curvas típicas de demanda. A segunda, Rough-sets, para classificar o consumidor ao cluster, por sua vez, a curva típica de demanda, a partir de atributos existentes no banco de dados de consumidores da Empresa.

II. MAPAS AUTO ORGANIZÁVEIS DE KOHONEN

Os mapas de Kohonen 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.

Essa rede pode ser de n dimensões, mas normalmente se utiliza a de uma ou duas dimensões, por simples questões de visualização.

Na referencia [6], o autor descreve os processos essenciais na formação do mapa auto-organizável são realizados através de três princípios:

- A *competição* entre os neurônios através da busca do neurônio que possui o peso sináptico mais próximo do vetor de entrada. Normalmente, pelo calculo da distância euclidiana. Esse neurônio é declarado vencedor e passa a ser ativado;
- 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;
- A *adaptação* sináptica é o ajuste nos pesos dos vetores da vizinhança de modo que fique mais próximo do vetor de entrada.

III. TEORIA DE 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 IA [7].

Essa teoria 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.

É importante ressaltar que os conceitos de Rough Sets não competem com outros métodos, e podem ser usados conjuntamente com outras abordagens como, por exemplo, Lógica Nebulosa, Algoritmos Genéticos, Métodos Estatísticos, Redes Neurais, etc [8].

IV. METODOLOGIA

A. Localização do Estudo

O estudo foi realizado no estado de Mato Grosso do Sul, localizado na região Centro-Oeste do Brasil, na área de Concessionária de Energia Elétrica de Mato do Grosso do Sul - ENERSUL, compreendida por 73 municípios com uma população de aproximadamente dois milhões de habitantes, dispersa em uma área geográfica de 358 mil km².

B. População Alvo

O objeto da pesquisa são os consumidores de baixa tensão (127/220 Volts) localizados nas áreas urbana e rural, excluídos as unidades consumidoras destinadas a Iluminação Pública, totalizando 597,903 mil, em agosto de 2003, assim distribuídas: 82% residenciais; 10% comerciais, 7% rurais e 1% industriais. Desse total aproximadamente 40% encontram-se em Campo Grande e a cidade de Dourados, as duas maiores cidades da área de concessão.

C. Caracterização da Amostra

Para definição da amostra a população alvo foi classificada a partir de seu consumo médio mensal, no período de setembro de 2002 a agosto de 2003, em 04 classes (comercial, industrial, residencial e rural) e 10 faixas de consumo, sendo: de 50 em 50 kWh para os consumos até 300 kWh; de 100 em 100 kWh para os consumos de 301 a 500 kWh, uma faixa para os consumos de 501 a 1.000 kWh e outra para os consumos acima de 1000 kWh.

Utilizou-se uma amostra de 413 unidades consumidoras, apresentada na Tabela I.

Além da amostra de unidades consumidoras foi também constituída uma amostra de 95 transformadores de distribuição (13.800/220-127 Volts) para validação das curvas típicas de demanda obtidas pela modelagem.

TABELA I
DISTRIBUIÇÃO DAS UNIDADES CONSUMIDORAS AMOSTRADAS

Classe Consumidora	Quantidade Amostrada
Comercial	127
Industrial	88
Residencial	179
Rural	19
Total	413

D. Coleta dos Dados

A coleta de dados da amostra foi realizada em duas etapas. A primeira em consulta direta ao banco de dados de consumidores da Empresa onde foram identificados além dos atributos utilizados para a constituição da amostra, outros 06 (seis) atributos descritos a seguir:

- CDC – Código Do Consumidor: referência utilizada pelo sistema comercial da empresa onde permite consultas a todos os outros atributos existentes no sistema;
- Localização geográfica (urbana ou rural);
- Setor econômico;
- Área de atividade;
- Atividade;
- Tipo da ligação (1φ, 2φ ou 3φ).

A segunda através de medições em campo para coleta das informações de demanda, em kW, e consumo de energia, em kWh, por um período de 07 dias, em intervalos de 15 minutos. Para a execução dessa tarefa foram utilizados medidores de grandezas elétricas, do tipo Alpha, do fabricante ABB, com memória de massa para armazenamento de informações de até 30 dias.

Essas atividades foram realizadas no período de novembro de 2003 a junho de 2004

E. Processamento dos Dados

Para as medições dos consumidores e dos transformadores da amostra foram calculados as suas curvas médias $m(t)$, e de desvio padrão, $s(t)$, para os dias de semana, sábados e domingos. Para fazer a compatibilidade das curvas para um possível agrupamento, em especial as dos consumidores, foi necessário tê-las na mesma base. Essa normalização foi realizada tomando como referência um valor de base, dado pela divisão do valor do consumo médio diário (kWh) por 24 (horas do dia) vezes 30 dias [1].

Com a amostra normalizada o agrupamento foi realizado através de uma rede SOM – Self Organizing Map de Kohonen, bi-dimensional, com vetores (curvas) de entrada de 96 pontos. Utilizo-se do *Toolbox* de Redes Neurais do Matlab.

Várias simulações foram realizados a fim de encontrar o número de cluster que retorna-se um resultado satisfatório. Através das simulações optou-se por utilizar 10 clusters neste trabalho. A Figura 1 apresenta o mapa de clusters obtidos através da rede SOM.

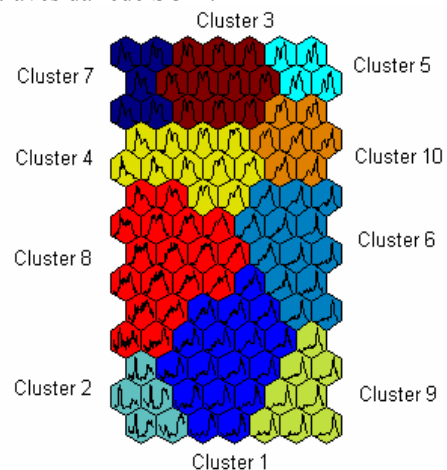


Figura 1. Mapa de clusters obtidos através da rede SOM.

Para cada cluster resultante foram elaboradas as suas respectivas curvas típicas de demanda representadas pela média e pelo desvio padrão das medições dos consumidores pertencentes ao cluster.

A Figura 2 apresenta as curvas médias das curvas de cada cluster.

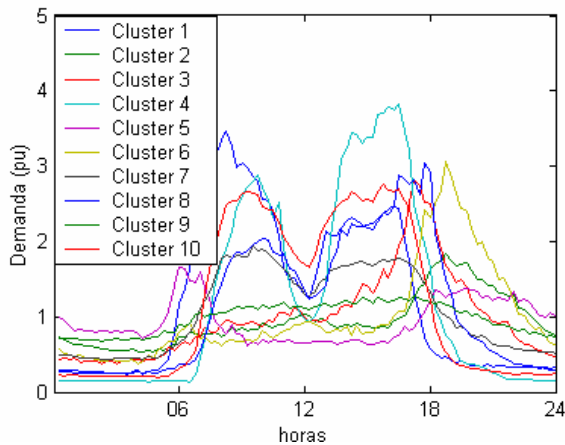


Figura 2. Curvas médias de cada cluster encontrados na rede SOM.

F. Classificação utilizando Rough Sets

A classificação de um consumidor qualquer a uma das curvas típicas de demanda foi realizada através da técnica de Rough-Sets.

Através de cada consumidor da amostra, o seu cluster e os seus atributos (classe, número de fases, faixa de consumo) foi possível estabelecer um conjunto de regras que pudesse realizar essa classificação.

G. Composição das curvas de demanda

A metodologia de composição é aplicada para estimar a curva de carga de transformadores. A composição é realizada a partir de atributos cadastrais do consumidor (tipo de consumidor, faixa de consumo, nº de fase e consumo mensal). Com estes atributos o consumidor, através a base de regras, é classificado em uma curva que representa um cluster, entretanto as curvas que representam os clusters encontram-se em p.u., faz-se necessário a realização da mudança de base para kW. Esta mudança de base é realizada multiplicando-se a curva que representa o consumidor pela sua demanda média, que consiste no seu consumo mensal dividido por 720 (24 x 30).

H. Validação dos resultados

O processo de validação dos resultados obtidos por essa metodologia se deu através da comparação da curva demanda composta versus as curva medida para a amostra de 95 transformadores.

V. RESULTADOS

O resultado alcançado pela aplicação na amostra de validação por esta metodologia foi de 27,70% para a mediana do erro médio relativo e também de 27,70% para a mediana do erro de máximo relativo. A figura 3 apresenta os erros médio e máximo para todos os transformadores utilizados na validação das metodologias.

Como propósito de apresentação visual neste artigo, optou-se por utilizar três transformadores pertencentes à amostra de validação, são eles:

1. Transformador 01: localizado na área central do estado, com 30 kVA de potência e 51 consumidores residenciais.

2. Transformador 02: localizado na área norte do estado, com 45 kVA de potência, 68 consumidores residenciais e 01 consumidor comercial.

3. Transformador 03: localizado na área norte do estado, com 112 kVA de potência, 41 consumidores residenciais e 13 consumidores comerciais.

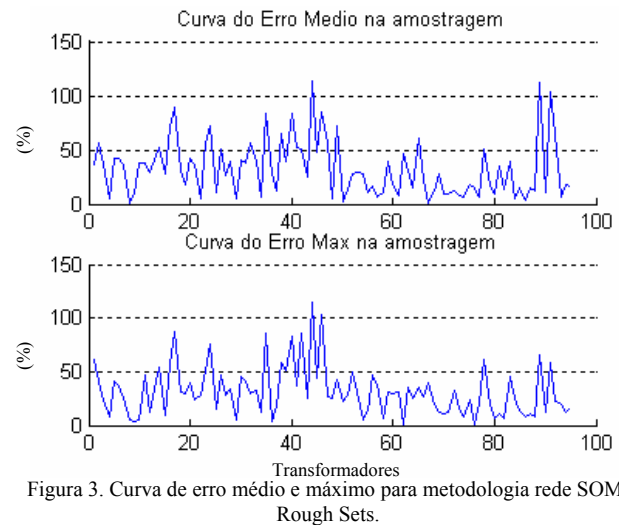


Figura 3. Curva de erro médio e máximo para metodologia rede SOM/ Rough Sets.

A figura 4 apresenta a curva estimada e a média em campo para o transformador 01. O erro médio obtido foi de 4,40 % e o erro de máximo foi de 7,20%. Podemos observar que a curva estimada conseguir acompanhar o perfil de carga para todo o intervalo.

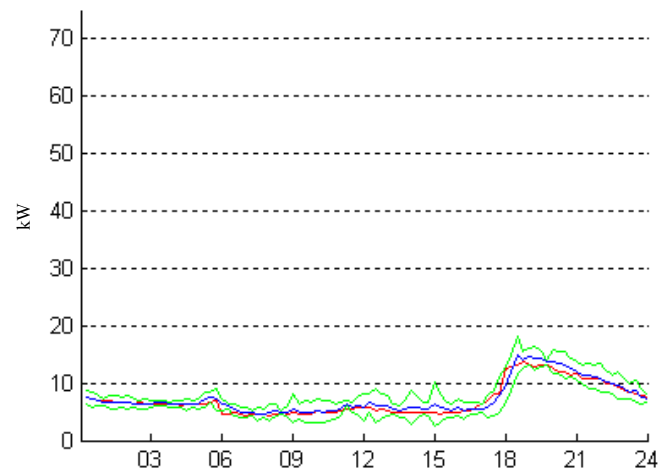


Figura 4. Curva do transformador 01 por metodologia redes SOM/ Rough Sets.

A figura 5 apresenta a curva estimada e a média em campo para o transformador 02. O erro médio obtido foi de 12,50 % e o erro de máximo foi de 19,80%. A curva estimada também obteve um perfil de carga semelhante à curva medida.

A figura 6 apresenta a curva estimada e a média em campo para o transformador 03. O erro médio obtido foi de 29,10 % e o erro de máximo foi de 31,60%. Este resultado mostrou-se acima do erro mediano obtido na amostra. Podemos observar que a curva estimada não conseguiu aproximar-se do perfil da curva medida.

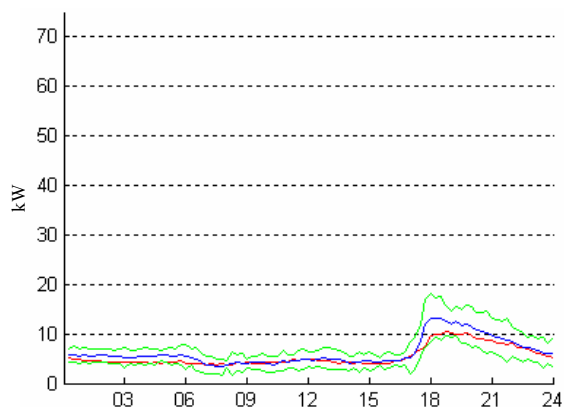


Figura 5. Curva do transformador 02 por metodologia redes SOM/Rough Sets.

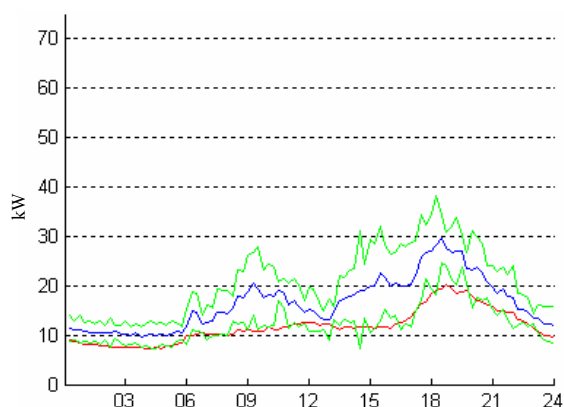


Figura 6. Curva do transformador 03 por metodologia redes SOM/Rough Sets.

VI. CONCLUSÕES

Os resultados mostram que a metodologia proposta conseguiu diminuir o erro na estimação de carga máxima em aproximadamente 47% em relação à aplicação da mesma base de validação ao sistema de estimação utilizado pela concessionária de Mato Grosso do Sul. Como proposto desenvolveu-se a partir da metodologia estudada um sistema computacional para a estimação de carga.

O resultado da implantação de tal sistema será um aumento da eficiência nos setores pertinentes. O resultado direto disso será a diminuição nos erros de carregamento e perdas para a concessionária.

O apêndice A apresenta as telas do sistema computacional desenvolvido para estimação de curva de carga.

VII. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] J.A., JardimI; C. M. V., Tahan; S. U., Ahn; E. L., Ferrari “Distribution transformer loading evaluation based on load profiles measurements”. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, Volume 12, Issue 4, Oct. 1997 Page(s):1766 – 1770, 1997.E. H. Miller, "A note on reflector arrays," *IEEE Trans. Antennas Propagat.*, a ser publicado.
- [2] S. W., Heunis; R., Herman “A Probabilistic Model for Residential Consumer Loads. *Power Systems*”. *IEEE Transactions on*, Volume: 17, Issue: 3, Aug.Pages:621 – 25, 2002.
- [3] D. M., Falcão; H. O., Henriques “Load Estimation Radial Distribution Systems Using Neural Networks and Fuzzy Set Techniques”. *IEEE. Power Engineering Society Summer Meeting. IEEE*, Volume: 2 , 15-19 July. Pages:1002 - 1006 vol.2., 2001.
- [4] J. F. M., Pessanha; L. C., Laurencel; R. C., Souza “Mapa de Kohonen na construção de tipologias de curvas de carga”. *XXXVI SBPO. São João Del Rei – MG*, 2004.
- [5] J. F. M., Pessanha; R. M. G., Velásquez; A. C. G., Melo; R. P., Caldas “Técnicas de Cluster Analysis na Construção de Tipologias de Curva de Carga”. *XV SENDI. Salvador – BA*, 2002.
- [6] S., HAYKIN “Redes Neurais: Princípios e Práticas”, Trad. Paulo Martins Engel. 2º Edição. Porto Alegre: Bookman, 2001.
- [7] D.J.A., Cid; M.M.B.R., Vellasco, M.A.C., Pacheco, “Classificação de Dados Através de Rough Sets”, *V Brazilian Conference on Neural Networks, PUC-RJ* (2001).

APÊNDICE A – Telas do sistema computacional desenvolvido para estimação de curvas de carga

