USO DE MULTI-LAYER PERCEPTRON NA IDENTIFICAÇÃO DE DISPOSITIVOS SIMILARES EM *SMART GRID*

Leandro Nogueira dos Santos
Universidade Federal do Espírito Santo, Centro Universitário Norte do Espírito Santo
Rodovia BR 101 Norte, Km 60. Bairro Litorâneo - São mateus - ES
leandronog.ufes@gmail.com

Luís Otávio Rigo Júnior, Wanderley Cardoso Celeste, Helder Roberto de Oliveira Rocha, Daniel José Custódio Coura, Silvia das Dores Rissino, Roney Pignaton da Silva
Universidade Federal do Espírito Santo, Centro Universitário Norte do Espírito Santo
Rodovia BR 101 Norte, Km 60. Bairro Litorâneo - São mateus - ES
{luis.rigo,wanderley.celeste,helder.rocha,daniel.coura,silvia.rissino,roney.silva}@ufes.br

RESUMO

O desenvolvimento tecnológico e a crescente preocupação com o uso racional dos recursos naturais propiciou o surgimento das redes inteligentes de energia, ou Smart Grids, que compreendem o estudo e implementação de novos modelos de geração, transmissão, distribuição e consumo de energia. Neste trabalho, é explorada a aplicação de métodos de identificação inteligente de cargas elétricas consideradas similares. Tal problema tem sido apresentado na literatura como um desafio, dada sua complexidade. Aprofunda-se neste trabalho o uso do método Multi-Layer Perceptron com Backpropagation para identificar quais dispositivos estão ligados em um dado instante de tempo, a partir de uma plataforma experimental contendo dispositivos similares. Utiliza-se 14 características do sinal elétrico como entrada do classificador. Como resultado, obtém-se um classificador capaz de reconhecer o estado de um dispositivo em 88,44% dos casos e de todo sistema em 74,58% dos casos. Estes resultados representam um importante avanço no reconhecimento de cargas elétricas similares.

PALAVRAS CHAVE: *Smart grids.* Cargas elétricas similares. *Multi-Layer Perceptron*.

EN - PO na Área de Energia

ABSTRACT

Technological development and growing concern about the rational use of natural resources have led to the emergence of Smart Grids. They include the study and implementation of new generation, transmission, distribution and energy consumption models. In this work, we explore the application of methods of intelligent identification of electrical loads considered similar. Such a problem has been presented in the literature as a challenge, given its complexity. We have extensively explored the use of MultiLayer Perceptron to identify which devices are connected at a given instant of time, from an experimental platform containing similar devices. We use 14 characteristics of the electrical signal as input of the classifier. As a result, we obtain a classifier capable of recognizing the state of a device in 88.44% of the cases and of the whole system in 74.58% of cases. These results represent an important advance in the recognition of similar electrical loads.

KEYWORDS: Smart grids. Similar electrical loads. Multi-Layer Perceptron.

EN - OR onEnergy

https://proceedings.science/p/85384?lang=pt-br

1. Introdução

O formato de consumo de energia elétrica tem se mantido inalterado por muito tempo em todo mundo. Entretanto, esse formato, ou modelo tradicional de consumo, tem se mostrado insustentável para o futuro próximo. O constante crescimento da demanda mundial por energia elétrica, atrelado a alta dependência da matriz energética mundial por fontes não-renováveis e da baixa exploração dos recursos renováveis ainda altamente custosos têm contribuído para uma tentativa de mudança desse modelo de consumo [Mathias e Kaddah, 2015].

Tanto em países desenvolvidos como países em desenvolvimento, o aumento da capacidade de geração de energia tem propiciado novos desafios, gerando um ambiente favorável para a inserção de mudanças na maneira de se utilizar a energia elétrica [Fernández *et al.*, 2016; Zhanga, 2017]. Novas regras de tarifação do consumo e incentivo de geração local de energia iniciaram tais mudanças [Kernan *et al.*, 2017; Zhongfu, 2011], as quais se baseiam em um conceito mundialmente discutido nos últimos anos, o conceito *Smart Grid* [Higgins *et al.*, 2011; Zaballos *et al.*, 2011; Crispim *et al.*, 2014; Jenkins *et al.*, 2015].

O conceito de *Smart Grid* é aplicável a todo o sistema elétrico, incluindo geração, transmissão, distribuição e consumo em residências, edifícios comerciais e complexos industriais. Este conceito busca adicionar monitoramento, análise, controle e capacidade de comunicação nos sistemas elétricos, estimulando o consumo inteligente da energia elétrica e reduzindo as perdas de energia [Oliveira *et al.*, 2012].

O monitoramento individual das cargas elétricas em uma microrrede pode ser implementado de duas formas. Por meio da medição individual de cada equipamento via sensores locais, o que pode se tornar inviável economicamente por conta da complexidade da medição ser proporcional ao número de dispositivos a serem monitorados. Ou, através do uso de um único equipamento, denominado medidor inteligente, capaz de mensurar, a qualquer instante de tempo, a energia elétrica necessária para cada dispositivo que está consumindo energia na microrrede [Benzi *et al.*, 2011].

Um medidor inteligente apresenta várias funcionalidades: uma delas é a capacidade de identificar os dispositivos utilizados, em um determinado instante de tempo, por meio de suas características elétricas. Porém, ainda existe uma incerteza na definição de quais características elétricas podem representar uma assinatura elétrica do dispositivo, de forma a permitir uma identificação robusta e precisa [Azzini *et al.*; 2012, Monzani, 2015].

Segundo a literatura, quando o conjunto de objetos a serem identificados é formado por dispositivos elétricos distintos, o problema de identificação de forma robusta é menos complexo do que quando o conjunto de dispositivos é considerado similar (por exemplo, lâmpadas de um mesmo fabricante e com mesmas especificações técnicas) [Nascimento, 2012; Paixão *et al.*, 2016].

Em ambos os casos, diversas técnicas de inteligência artificial têm sido aplicadas para identificação de padrões nos sinais elétricos dos equipamentos, na tentativa de assim diferenciar um equipamento de outro pelo menos com uma precisão viável. Em [Paixão *et al.*, 2016], é apresentada a definição cargas similares em uma *Smart Grid*, com o uso de técnicas de inteligência artificial para classificação e identificação de assinaturas elétricas de dispositivos com características elétricas semelhantes. Naquele mesmo trabalho, são apresentados alguns resultados dos experimentos usando técnicas como Raciocínio Baseado em Casos (RBC), Redes Neurais Artificiais (RNA) e classificação pelo método de agrupamento K-Means. Seus melhores resultados foram alcançados ao usar a técnica RBC, tendo uma taxa de acerto de 85,94% para a identificação de qual dispositivo estava ativado em determinada configuração e de 73,75% para determinar qual a configuração exata das lâmpadas ligadas.

Apesar de [Paixão *et al.*, 2016] apresentar resultados inferiores no uso de RNA do tipo *Multi-Layer Perceptron* (MLP), a literatura mostra que o uso deste método apresenta resultados robustos para diversos problemas, inclusive para o problema em questão [Pirooznia, 2008; Kukreja *et al.*, 2012], indicando, assim, a necessidade de experimentos mais detalhados com o objetivo de explorar todo o seu potencial.

O presente trabalho propõe aprofundar os experimentos computacionais realizados em [Paixão *et al.*, 2016], em busca de resultados melhores para identificação de cargas similares utilizando RNA do tipo MLP aplicada sobre o mesmo conjunto de dados. Contribuindo, assim, para o avanço do estado da arte na tentativa de resolver o problema de identificar cargas similares.

2. Metodologia

2.1 Aquisição dos dados

Os dados utilizados neste trabalho foram coletados em [Paixão *et al.*, 2016], utilizando uma bancada com 4 lâmpadas consideradas similares, isto é, de mesmo fabricante e com as mesmas especificações técnicas. A partir da bancada, foram registrados os sinais elétricos de todas as combinações possíveis de estado das 4 lâmpadas, ou seja, desde nenhuma lâmpada ligada até todas elas ligadas, resultando em 16 configurações diferentes. Os dados foram coletados com os dispositivos em estado estacionário, ou seja, após terminar o estado transiente do dispositivo ao ser ligado ou desligado.

Para cada configuração de funcionamento, foram coletados sinais elétricos em momentos distintos de funcionamento, a saber: logo após o dispositivo ser ligado após 5 minutos; após 10 minutos; após 15 minutos; e após 20 minutos de funcionamento. O objetivo disso é garantir uma maior robustez dos sistemas de classificação a partir de dados que permitam, possivelmente, extrair mais informação sobre os dispositivos, tendo em vista que equipamentos elétricos são suscetíveis a fatores dinâmicos como, por exemplo, aquecimento térmico, temperatura ambiente, entre outros.

Em [Paixão *et al.*, 2016], os sinais elétricos de tensão e de corrente foram amostrados nas frequências de 6,25kHz, 12,5kHz e 25kHz, obtendo, assim, três conjuntos de dados distintos. Entretanto, como a frequência de amostragem que contém mais informações implícitas e, por esse motivo, proporcionou os melhores resultados é a de 25kHz, optou-se por usar no presente trabalho os dados amostrados a 25kHz.

Para cada amostra de sinal coletado, foram extraídas as seguintes características: corrente eficaz (Irms), do primeiro ao décimo sétimo harmônico ímpar do espectro de frequência da corrente (Hz), potência ativa (P), potência aparente (S), fator de potência (FP) e potência reativa (Q). Também é sabido o estado de cada lâmpada (se ligada ou desligada) em cada uma das amostras adquiridas.

Por fim, o problema estudado no presente trabalho consiste em, usando aquelas informações, isto é, o conjunto de características e os estados das lâmpadas, determinar: quais dispositivos estão ligados em um determinado instante de tempo; e qual o conjunto de dispositivos está ligado em um determinado instante de tempo. Tais informações estão organizadas em um conjunto contendo 150 amostras de cada configuração (16 classes possíveis), totalizando 2400 amostras.

A Tabela 1 apresenta a relação entre estado de cada dispositivo e configuração geral do sistema (rotulada por uma das 16 classes). As classes também representam um código decimal equivalente à codificação binária onde cada dispositivo corresponde a um bit (0 para desligado e 1 para ligado). Assim, a Classe 0 representa o estado em que o sistema encontra-se com todos os dispositivos desligados (4 bits iguais a 0) e a Classe 15 representa o sistema com todos os dispositivos ligados (4 bits iguais a 1).

Tabela 1 – Relação entre dispositivos e classes. Adaptado de [Paixão *et al.*, 2016].

Classe	Código binário de funcionamento				Condição
	D1	D2	D3	D4	
0	0	0	0	0	Todos os dispositivos desligados
1	1	0	0	0	Apenas o dispositivo D1 ligado
2	0	1	0	0	Apenas o dispositivo D2 ligado
3	1	1	0	0	Dispositivos D1 e D2 ligados
4	0	0	1	0	Apenas o dispositivo D3 ligado
5	1	0	1	0	Dispositivos D1 e D3 ligados
6	0	1	1	0	Dispositivos D2 e D3 ligados
7	1	1	1	0	Dispositivos D1, D2 e D3 ligados
8	0	0	0	1	Apenas o dispositivo D4 ligado
9	1	0	0	1	Dispositivos D1 e D4 ligados
10	0	1	0	1	Dispositivos D2 e D4 ligados
11	1	1	0	1	Dispositivos D1, D2 e D4 ligados
12	0	0	1	1	Dispositivos D3 e D4 ligados
13	1	0	1	1	Dispositivos D1, D3 e D4 ligados
14	0	1	1	1	Dispositivos D2, D3 e D4 ligados
15	1	1	1	1	Todos os dispositivos ligados

Cabe acrescentar que, em uma análise probabilística para a identificação dos dispositivos (4 lâmpadas), a chance de identificar corretamente se um determinado dispositivo encontra-se ligado/desligado é de 50%. Além disso, quando considerado o estado do sistema como um todo (combinação dos estados dos dispositivos), a chance de identificar corretamente uma determinada configuração, através de uma escolha aleatória, cai para 6,25%. Logo, a utilização de quaisquer das técnicas de classificação inteligente, utilizada no trabalho preliminar, se mostrou muito superior a uma possível identificação ao acaso. Destaca-se ainda que, para as 16 configurações, cada dispositivo possui 50% de casos em que está ligado e 50% de casos em que está desligado. Além disso, todas as 16 combinações possíveis estão representadas de maneira igualitária no conjunto de amostras.

2.2 Pré-processamento dos dados

A literatura atual apresenta diversos trabalhos sobre identificação de cargas elétricas em situações que envolvam dispositivos distintos. Entretanto, a maioria dos trabalhos não considera dispositivos similares e limitam-se em dizer que este é um problema complexo, sem apresentar experimentos e resultados usando tais dispositivos [Nascimento, 2012; Fernandes *et al.*, 2010; Monzani, 2015]. O problema estudado no presente trabalho consiste em, usando os dados coletados dos sinais elétricos da bancada com 4 lâmpadas com mesma especificação técnica e de mesmo fabricante (cargas similares), desenvolver um classificador capaz de determinar qual o estado do sistema (a configuração de dispositivos ligados, dentre 16 combinações possíveis) e se um determinado dispositivo está ligado ou desligado em um determinado instante de tempo.

Uma vez coletado o conjunto de amostras, representado pela matriz L[NxM], onde N é o número amostras (no presente caso são 2400 amostras) e M = 14 é o número de características do sinal, foi realizado o processo de normalização do conjunto de dados, conforme a seguir:

$$L'(:,j) = \frac{L(:,j) - \min(L(:,j))}{\max(L(:,j)) - \min(L(:,j))}, \forall j = 1,2,\dots,M, \quad (1)$$

de modo que cada coluna de *L*' contém valores reais entre 0 e 1, sendo 0 o menor valor da coluna de característica e 1 o maior valor.

2.3 Método de aprendizado

Com o objetivo de realizar o processo de identificação dos dispositivos a partir das informações apresentadas na Subseção 2.1, foi utilizado uma Rede Neural Artificial (RNA) denominada *Multi-Layer Perceptron* (MLP). O processo de treinamento da rede foi realizado com algoritmo de aprendizado supervisionado *Back Propagation* (BP) [Rumelhart *et al.*, 1986].

O MLP é uma rede neural com uma camada de entrada, uma camada de saída e uma ou mais camadas escondidas, onde os neurônios de uma camada estão conectados com todos os neurônios das camadas adjacentes (Figura 3).

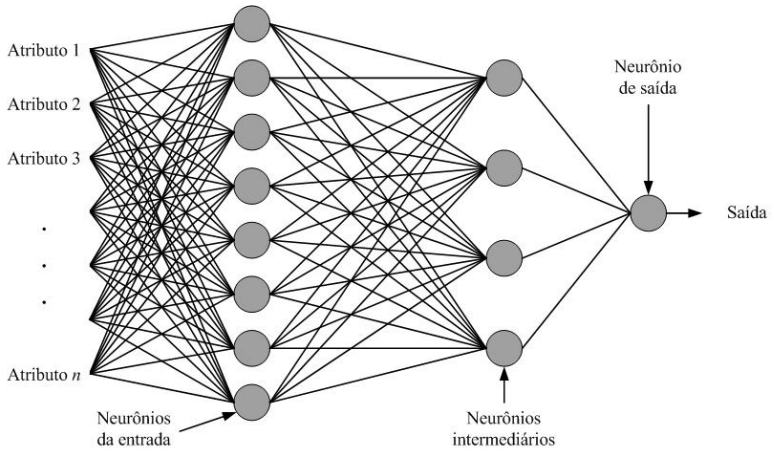


Figura 3. Ilustração da rede neural MLP.

O processo de escolha dos parâmetros da rede foi realizado empiricamente a partir dos resultados apresentados em [Paixão *et al.*, 2016]. Foram gerados novos classificadores variando o número de neurônios, número de camadas, número de ciclos e taxa de aprendizado, a fim de melhorar significativamente o resultado da rede neural. Todos os neurônios das redes testadas foram configurados com a função de ativação sigmóide.

A Tabela 2 representa a configuração das redes neurais geradas no presente trabalho, onde estão descritos: o número de camadas das redes neurais, o número de neurônios em cada camada, o número de ciclos no aprendizado e a taxa de aprendizado da rede. Na coluna Neurônios por camada, o primeiro e o último termos representam o número de neurônios nas camadas de entrada e saída, respectivamente, enquanto que o termo central (quando há), representa o número de neurônios na camada intermediária. Como pode ser observado, as RNAs foram configuradas com quatro neurônios na camada de saída. Assim, elas são capazes de identificar as 16 configurações possíveis de dispositivos (16 classes).

Tabela 2 - Configuração das redes neurais geradas.

Classificador	**Nº de camadas**	**Neurônios por camada**	**Critério de parada Nº de ciclos**	**Taxa de aprendizado**
MLP_A	2	8 - 4	100 mil	0,20
MLP_B	2	8 - 4	100 mil	0,01
MLP_C	3	22 - 18 - 4	10 mil	0,20
MLP_D	3	22 - 18 - 4	100 mil	0,20
MLP_E	3	22 - 18 - 4	100 mil	0,01
MLP_F	3	32 - 20 - 4	100 mil	0,01

O algoritmo *Back Propagation* foi responsável pelo treinamento da rede neural. Neste algoritmo, os neurônios da camada de entrada receberam as informações de uma amostra (14 valores de entrada), propagaram o sinal para as camadas adjacentes até a última camada (camada de saída), que identificava os dispositivos estavam ligados naquele instante de tempo. Em seguida, fez-se a retro propagação do erro e o ajuste dos pesos da rede. O erro foi determinado pela diferença entre a saída esperada e a saída encontrada pela rede. O ajuste dos pesos foi determinado por meio da regra delta generalizada [Rumelhart *et al.*, 1986]. Este procedimento foi feito para todos os casos presentes na matriz *L*' e, repetido, iterativamente, até que os critérios de parada sejam satisfeitos. Cada ciclo corresponde a uma passagem completa da matriz *L*'. O aprendizado termina quando não houver melhora no aprendizado (ausência de variância mínima no erro médio quadrático dos últimos ciclos) ou quando completar um número máximo de ciclos, valendo o que ocorrer primeiro.

Durante a execução desse algoritmo de aprendizado, a RNA adquire conhecimento através das características ou padrões contidos no conjunto de amostras.

2.4 Análise de desempenho

Para avaliar o desempenho das RNA, optou-se por utilizar o método de validação cruzada (*cross-validation*), com a seleção aleatória de 10% dos casos contidos em *L*' (vide Subseção 2.2) para o conjunto de testes e os demais casos divididos em 10 conjuntos de treinamento e validação. A validação cruzada com 10 conjuntos é um método robusto para análise de desempenho de classificadores inteligentes aplicados a problemas reais [Kohavi, 1995]. Justifica-se a escolha do referido método de validação por ser o mesmo método utilizado em [Paixão *et al.*, 2016] e ser um método consagrado na literatura e que permite que os resultados aqui apresentados possam servir de base para comparação com trabalhos futuros.

3. Resultados e discussões

Experimentos preliminares demonstraram que os erros apresentados pela rede ocorrem majoritariamente entre classes que possuem a mesma quantidade de lâmpadas ligadas. Com base nestes resultados, implementou-se uma matriz de similaridade, definida em [Li et al., 2016], para penalizar mais, durante o aprendizado, os erros entre classes com mesma quantidade de dispositivos. Primeiramente, calcula-se o ponto médio no plano das amostras de cada classe e, então, calcula-se a matriz de similaridade entre classes por meio da inversa da distância euclidiana entre esses pontos. Ou seja, classes próximas terão maior similaridade que classes mais distantes. Esse grau de similaridade é levado em conta no treinamento da rede neural, onde o erro é ponderado pelo grau com o intuito de dar mais importância a erros em casos de classes similares.

Foram realizados novos experimentos com e sem o uso da matriz de similaridade, partindo de um mesmo conjunto de pesos iniciais aleatórios (mesma rede). Os resultados com a matriz foram inferiores, de modo que chegou-se à conclusão de que a matriz de similaridade não resultou em melhoras no aprendizado do classificador.

Em sequência, foram realizados os experimentos computacionais com as configurações de rede, definidas na Subseção 2.3. A Tabela 3 apresenta uma comparação entre os resultados obtidos na identificação do estado de um dispositivo específico (ligado ou desligado) no presente trabalho e os melhores resultados obtidos em [Paixão et al., 2016]. Nessa tabela, são apresentadas as taxas de acerto de cada classificador obtidos nas etapas de treinamento, validação e teste. As primeiras duas linhas apresentam, respectivamente, o melhor resultado geral (algoritmo RBC + *K-Means*) e com o uso de MLP (MLP_8) obtido em [Paixão et al., 2016]. As demais linhas apresentam os resultados obtidos no presente trabalho. Os resultados destacados representam o melhor desempenho em cada etapa.

Tabela 3. Taxa de acerto (em %) obtida na identificação do dispositivo.

Classificador	Treinamento	Validação	Teste
RBC+*K-Means*	---	85,65	84,79
MLP_8	81,67	81,37	80,73
MLP_A	83,36	81,52	80,31
MLP_B	83,97	82,44	82,50
MLP_C	90,30	84,91	87,08
MLP_D	91,05	84,92	87,19
MLP_E	94,77	**88,58**	**88,44**
MLP_F	**95,36**	88,28	88,13

Como pode ser observado, os experimentos realizados no presente trabalho representaram uma melhora de 3,65 pontos percentuais no desempenho da técnica de classificação por rede MLP na identificação do estado dos dispositivos, obtendo uma taxa de acerto sobre o conjunto de teste no valor de 88,44%. É possível constatar que o aumento no número de camadas e de neurônios contribuiu significativamente para a melhoria no desempenho dos classificadores (configurações C, D, E e F).

Complementarmente, também é possível observar que o aumento no tamanho da rede de E para F ocasionou o *overfitting* da rede maior, gerando uma especialização do aprendizado no conjunto de treinamento e uma perda de desempenho nos demais conjuntos. Outro fator a ser observado é a melhora nos resultados quando a taxa de aprendizado é menor. Isto pode ser justificado pela menor oscilação dos pesos da rede ao utilizar uma taxa de aprendizado menor.

A Tabela 4 apresenta uma comparação entre os resultados obtidos na identificação da classe (conjunto de dispositivos ligados) no presente trabalho e os melhores resultados obtidos em [Paixão *et al.*, 2016]. Nessa tabela, são apresentadas as taxas de acerto de cada classificador obtidos nas etapas de treinamento, validação e teste. As primeiras duas linhas apresentam, respectivamente, o melhor resultado geral (algoritmo *K-Means*) e com o uso de MLP obtido em [Paixão *et al.*, 2016]. As demais linhas apresentam os resultados obtidos no presente trabalho. Os resultados destacados representam o melhor desempenho em cada etapa.

Tabela 4. Taxa de acerto (em %) obtida na identificação da classe.

Classificador	Treinamento	Validação	Teste
RBC+*K-Means*	---	75,46	72,50
MLP_8	54,94	59,73	55,84
MLP_A	54,37	51,44	47,92
MLP_B	56,00	52,82	52,08
MLP_C	78,00	68,52	72,08
MLP_D	79,50	68,80	72,08
MLP_E	86,35	74,07	**74,58**
MLP_F	**88,16**	**74,95**	74,17

Como pode ser observado na Tabela 4, os classificadores obtiveram um desempenho semelhante no processo de identificação das classes ao dos dispositivos. A única diferença ocorre

sobre o conjunto de validação, no qual a configuração F obteve um desempenho melhor que a configuração E. Mesmo com esta diferença, o principal critério de avaliação do classificador, que é a taxa de acerto sobre o conjunto de teste, pressupõe um overfitting na configuração F. Desta maneira, pode-se concluir que a configuração de MLP para identificação de dispositivo e de classe é a MLP_E, apresentando taxas de acerto de 88,44% e 74,58%, respectivamente.

4. Considerações finais

O problema de identificação de cargas elétricas consideradas similares é um problema de difícil solução e que tem ganhado cada vez mais importância com o surgimento do conceito *smart grid*. Para abordar tal problema, neste trabalho, optou-se pelo aprofundamento dos experimentos realizados em [Paixão *et al.*, 2016].

Inicialmente, fez-se a análise dos dados obtidos no referido trabalho a partir de uma plataforma experimental, composta de um arranjo de 4 lâmpadas fluorescentes compactas, de um mesmo fabricante e com características elétricas similares. Posteriormente, através da análise dos resultados obtidos em [Paixão *et al.*, 2016] e do potencial do uso de redes neurais artificiais para resolução de problemas de classificação, optou-se por explorar, de maneira mais detalhada, o uso desta técnica sobre o mesmo conjunto de amostras.

Como contribuição relevante deste trabalho, pode-se destacar o desenvolvimento de versões de redes neurais do tipo MLP cujos resultados mostram um avanço na busca por identificar, com precisão e de forma robusta, cargas elétricas similares. Destaca-se que a rede neural MLP_E (vide Tabela 2) obteve o melhor desempenho, tanto para a identificação dos dispositivos quanto para a identificação das classes com taxa de acerto de 88,44% e 74,58%, respectivamente. Esses valores superam, respectivamente, os resultados de 84,79% e 72,50% obtidos em [Paixão *et al.*, 2016] , reafirmando, portanto, o referido avanço na tentativa de resolver o problema de identificar cargas similares.

Ressalta-se, por fim, que este trabalho não esgota o tema tratado, ao contrário, abre novas perspectivas de investigação como, por exemplo, na aplicação de métodos automáticos de seleção de heurísticas e parâmetros das técnicas aplicadas ao problema.

5. Agradecimentos

Os autores agradecem à UFES/Brasil pela bolsa de IC concedida, ao CNPq/Brasil (processo 443384/2014-2) e FAPES-ES/Brasil (processo 67651259/14) pelo suporte financeiro a esta pesquisa.

6. Referências

Azzini, H. A. D.; Fardin, J. F. e Salles, E.O.T. (2012). Avaliação das Capacidades de Software Baseado em Monitoramento não Intrusivo Voltado para Eficiência Energética. Anais do XIX Congresso Brasileiro de Automação, CBA 2012, pp. 2467-2474.

Crispim, J.; Braz, J.; Castro, R. e Esteves, J. (2014). Smart grids in the eu with smart regulation: Experiences from the uk, italy and portugal. Utilities Policy, 31:85–93

Jenkins, N.; Long, C. e Wu, J. (2015). An overview of the smart grid in great britain. Engineering, 1(4):413–421.

Fernandes, R. A. S.; Silva, I. N.; Oleskovicz, M. (2010). Identificação de cargas lineares e não-lineares em sistemas elétricos residenciais usando técnicas para seleção de atributos e redes neurais artificiais. Revista Controle & Automação, Vol.21, No.4, pp. 389-405.

Fernández, J. M. R.; Payán, M. B.; Santos, J. M. R. e García, A. L. T. (2016). Renewable generation versus demand-side management. a comparison for the spanish market. Energy Policy, 96:458–470.

Higgins, N.; Vyatkin, V.; Nair, N. C. e Schwarz K. (2011). Distributed power system automation with iec 61850, iec 61499, and intelligent control. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 41(1):81–92.

Kernan, R.; Liu, X.; McLoone, S. e Fox, B. (2017). Demand side management of an urban water supply using wholesale electricity price. Energy Applied, 189:395–402.

Kohavi, R. (1995). Study of Cross-Validation and Bootstrap for Accuracy Estimation and Model Selection. International Joint Conference on Articial Intelligence (IJCAI).

Li, Q.; Li, K.; You, X.; Bu, S. e Liu, Z. (2016). Place recognition based on deep feature and adaptive weighting of similarity matrix. Neurocomputing V. 199, pages 114-127.

Mathias, J.; Kaddah, R.; Busic, A. e Meyn, S. P. (2015). Smart fridge / dumb grid? demand dispatch for the power grid of 2020. CoRR, abs/1509.01531.

Monzani, R. C. Identificação de cargas residenciais usando rede neural artificial a partir de aquisição não intrusiva. (2015). XII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, SBAI 2015, pp. 890-895.

Nascimento, D. M. Identificação não invasiva de cargas elétricas residenciais. (2012). Dissertação de Mestrado – Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica.

Oliveira, R. D.; Vieira, J. C. M. J. (2012). Benefícios e Desafios de Redes Inteligentes. UNIFACS – Universidade Salvador. Revista Eletrônica de Energia, v.2, n.1, p. 3-14, jan./dez.

Benzi, F.; Anglani, N.; Bassi, E. e Frosini, L. (2011). Electricity smart meters interfacing the households. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 58(10):4487–4494.

Paixão, A. R.; Celeste, W. C.; Rigo, L. O. J.; Coura, D. J. C.; Rocha, H. R. O. e Rissino, S. D. (2016). Classificação inteligente aplicada ao problema de identificação de cargas elétricas "idênticas". Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional. Vitória, ES.

Pirooznia, M., Yang, J. Y.; Yang, M. Q., Deng, Y. (2008). A comparative study of different machine learning methods on microarray gene expression data. BMC Genomics.

Kukreja, M.; Johnston, S. A. e Stafford, P. (2012). Comparative study of classification algorithms for immunosignaturing data. BMC Bioinformatics.

Rumelhart, D. E.; Hinton G. E. e Williams R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. Nature volume 323, pages 533–536.

Zaballos, A.; Vallejo, A. e Selga, J. M. (2011). Heterogeneous communication architecture for the smart grid. IEEE Network, 25(5):30–37.

Zhanga, S.; Jiaoa, Y. e Chena, W. (2017). Demand-side management (dsm) in the context of china's on-going power sector reform. Energy Policy, 100:1–8.

Zhongfu, T. (2011). Examining economic and environmental impacts of differentiated pricing on the energy-intensive industries in china: input-output approach. Journal of energy engineering, 137(3):130–137.