

# Identificação de Fraudes de Energia Elétrica em Consumidores Comerciais - Uma Aplicação voltada aos Medidores Inteligentes

Guilherme Abraham, Jorge G. S. Simão, Raimundo C. G. Teive

<sup>1</sup> Laboratório de Inteligência Aplicada – Universidade do Vale do Itajaí  
(UNIVALI)  
Itajaí - SC - Brasil

{rteive, jorge.sandoval}@univali.br, guilherme.abraham@edu.univali.br

**Abstract.** *With the advent of smart grids, automatic metering will be a reality, requiring safe and reliable meters. In addition, several functionalities should be implemented in these consumers, such as: cargo management programs, tariff policies and fraud identification (non-technical losses). Regarding the problem of fraud identification, in order to carry out this classification in a decentralized way, it is necessary that these equipments have some intelligence on board. Thus, an Artificial Neural Network implemented in VHDL is proposed for the identification of commercial consumer fraud.*

**Resumo.** *Com o advento das redes elétricas inteligentes, a medição automática será uma realidade, necessitando assim de medidores seguros e confiáveis. Além disto, diversas funcionalidades deverão ser implementadas nestes consumidores, tais como: programas de gerenciamento de cargas, políticas tarifárias e identificação de fraudes (perdas não-técnicas). Em relação ao problema de identificação de fraudes, para realizar essa classificação de forma descentralizada, é necessário que estes equipamentos tenham alguma inteligência embarcada. Assim é proposto nesse trabalho uma Rede Neural Artificial implementada em VHDL, para identificação de fraudes de consumidores comerciais.*

## 1. Introdução

As concessionárias de distribuição de energia elétrica no Brasil devem caracterizar a carga de seus consumidores e o carregamento de suas redes e transformadores, por meio de informações obtidas de campanhas de medição, como requerido pela agência reguladora (ANEEL), no módulo de planejamento da expansão para sistemas de distribuição [ANEEL 2011]. Neste sentido, estudos sobre posse de equipamentos e hábitos de consumo devem ser realizados para caracterizar as curvas de carga.

Baseado em dados de medição e informações resultantes de questionários, uma distribuidora de energia deve dispor de metodologias e modelos computacionais que sejam capazes de processar estes dados e informações, gerando conhecimento novo e útil para subsidiar os processos de operação e planejamento.

Com o advento das redes inteligentes, as quais tiveram um impacto maior sobre os sistemas de distribuição, existirá um volume maior de dados e informações sobre os consumidores; devido ao uso dos medidores inteligentes; aumentando assim a necessidade

das empresas em dispor de sistemas computacionais inteligentes que possam processar estes dados e informações, possibilitando um melhor conhecimento sobre os hábitos e a dinâmica de consumo de energia dos consumidores, suas tipologias de curvas de carga e os principais fatores que influenciam seu consumo.

De acordo com [Falcão 2009], a expressão redes inteligentes incorpora a ideia de um uso intensivo de informações e tecnologia de comunicação em redes de energia elétrica, através da possibilidade de comunicação do *status* entre vários componentes da rede, os quais permitiriam a implementação de estratégias para controle e operação, deixando os sistemas muito mais eficientes do que os atuais.

Como destacado em [O'Malley and Ryan 2013], as redes inteligentes envolvem não somente as modernas tecnologias de comunicação e informação, mas também a ideia de serem inteligentes com seus recursos. Adicionalmente, a questão comunicação bidirecional entre a concessionária e o consumidor é uma importante característica destas redes, particularmente para a implementação de programas de resposta de demanda. O papel da comunicação bidirecional em redes inteligentes é bem abordado em [Georgievski et al. 2012]. Neste trabalho, os autores associam comunicação bidirecional com a instalação de medidores inteligentes e leitura automática em redes inteligentes.

Os medidores inteligentes terão um papel fundamental no contexto das redes inteligentes, possibilitando a implementação de programas de gerenciamento de cargas e políticas tarifárias, de forma distribuída nos próprios consumidores. Outra funcionalidade a ser embutida nestes equipamentos é a identificação de fraudes (perdas não técnicas), utilizando-se os dados de medição; o qual é o foco deste trabalho. Neste sentido, é importante focar nos consumidores comerciais, pois os mesmos são pouco explorados na literatura e possuem um potencial de fraude significativo.

Neste trabalho, é proposto a implementação em VHDL de um classificador baseado em Redes Neurais Artificiais, o qual visa identificar possíveis fraudadores de energia elétrica, comparando-se as tipologias de curvas de carga típicas dos consumidores comerciais e suas respectivas curvas de carga.

## 2. Redes Inteligentes

### 2.1. Características Básicas

Redes inteligentes estão introduzindo um novo paradigma em relação à infra-estrutura tradicional dos sistemas elétricos de potência, principalmente para os sistemas de distribuição. Este novo conceito, segundo [Green et al. 2012], carrega algumas características básicas: inteligência, acomodação, qualidade, resiliência, confiabilidade e verde. Estas redes, de acordo com estes autores, serão efetivamente um complexo sistema ciber-físico que se valerá de múltiplas tecnologias embarcadas inteligentes para aumentar a segurança e confiabilidade dos sistemas de potência.

De acordo com [Falcão 2009], existem quatro grande mudanças com a implementação das redes inteligentes:

- Infra estrutura de medição avançada com a instalação dos medidores inteligentes;
- Fontes de geração de energia renováveis e intermitentes: os consumidores serão capazes de fornecer energia para a rede de distribuição, indicando um fluxo bidirecional de energia, controle e de comunicação, na rede de energia. Este fluxo

bidirecional de energia e informação é uma importante característica das redes inteligentes, que pode ser considerada uma sobreposição da internet sobre a rede elétrica;

- Veículos elétricos: o uso destes veículos influenciará a função e a confiabilidade dos sistemas de distribuição;
- Sistemas ciber-físicos: em qualquer nível do sistema elétrico de potência haverá algum aspecto de automação, comunicação e software, transformando a atual rede elétrica em um verdadeiro sistema ciber-físico, requerendo assim uma infusão massiva de tecnologia.

Além disto, as redes inteligentes tem segundo [Falcão 2009], algumas características particulares:

- Empoderamento do consumidor: a possibilidade de incluir o comportamento do consumidor nos processos de planejamento e operação da rede elétrica;
- Autorecomposição: habilidade de automaticamente detectar, analisar, responder e corrigir falhas na rede;
- Tolerância à ataques externos: habilidade de minimizar e resistir a ataques físicos e cibernéticos;
- Qualidade de energia: fornecer eletricidade com a qualidade exigida pela sociedade e agente regulador;
- Acomodar uma grande variedade de fontes de energia e cargas: habilidade de integrar de uma forma transparente (plug and play) uma variedade de fontes de energia de diversos tamanhos e tecnologias;
- Reduzir o impacto ambiental na geração de energia elétrica: reduzindo perdas e usando fontes de baixo impacto ambiental;
- Tornar os mercados de energia viáveis, benéficos e competitivos: favorecendo o mercado de energia e a micro-geração.

O termo empoderamento aqui reflete a importância que o consumidor terá nas redes inteligentes, como fonte contínua de dados, e ao mesmo tempo, será capaz de receber informação e comandos da concessionária de energia, baseado por exemplo, em programas de resposta a demandas. Estes programas são serviços que estarão disponíveis em uma rede inteligente. Exemplos de outros serviços serão detalhados a seguir.

## 2.2. Serviços em Redes Inteligentes

Como destacado em [Kim et al. 2011], as redes inteligentes oferecem controle de comunicação e serviços que são capazes de executar gerenciamento dinâmico de energia, infraestrutura avançada de medição, com dispositivo de leitura automática e serviços de resposta de demanda. Neste estudo, com relação à leitura de medição automática, os autores apresentam resultados envolvendo o uso de dados obtidos de um medidor automático, instalado na Coreia, para gerar clusters de curvas de carga típicas, os quais servem para classificar consumidores que não tem medição automática.

Resposta de demanda é considerada uma maneira atrativa para reduzir picos de consumo e obter serviços ancilares em sistemas de potência. Com o advento das redes inteligentes, os serviços de resposta de demanda serão facilitados pela automação da infraestrutura das redes de distribuição, dada a possibilidade da comunicação bidirecional, bem

como pelos programas de gerenciamento de energia ou gerenciamento pelo lado da demanda, implementado nas redes inteligentes. Neste caso, o uso dos medidores eletrônicos com alguma inteligência embarcada é essencial para o sucesso destes tipos de programas.

Na verdade, os serviços de resposta de demanda requerem uma infra estrutura dedicada, a qual é chamada de medição avançada em redes inteligentes, sendo responsável pela aquisição de informações, análise da demanda e influenciar a resposta da demanda, fornecendo sinais de preços e ação em dispositivos de controle nas instalações dos consumidores. Para viabilizar isto, o sistema requer comunicação bidirecional, entre a concessionária e os consumidores e vice-versa, além de um sistema de processamento de dados mais elaborado.

Em [Fan et al. 2012] é destacado que nas redes inteligentes a resposta de demanda é um mecanismo para obter eficiência no fornecimento de eletricidade, através do gerenciamento do consumo dos consumidores, em resposta às condições de operação do sistema de distribuição. Um outro aspecto do gerenciamento pelo lado da demanda, enfatizado por estes autores, refere-se ao uso da geração distribuída e micro-grids, os quais estão presentes também nas redes inteligentes.

Um exemplo de aplicação de serviço de demanda para consumidores residenciais é apresentado em [Saramakoon et al. 2012]. Neste artigo é apresentada uma experiência de implementação do serviço de resposta de demanda no Reino Unido, onde pode ser encontrado medidores inteligentes para registrar a resposta de demanda disponível dos consumidores residenciais, além da capacidade dos sistemas de comunicação. Adicionalmente, o estudo revelou a grande quantidade de informações trocadas entre consumidores e a concessionária de energia elétrica.

As inovações encontradas nas redes inteligentes, tais como: medidores inteligentes, redes de comunicação, sensores (PMU) e dispositivos de controle (relés inteligentes), além de fontes de energia renováveis e carros elétricos, aumentarão a vulnerabilidade da rede elétrica para ataques cibernéticos, aumentando assim a necessidade dos estudos sobre segurança cibernética, como destacado em [Hong et al. 2014]. Neste sentido, em [09] é enfatizado que segurança cibernética será um serviço necessário nas redes inteligentes, sendo apresentado três aspectos principais a serem observados: confiabilidade, integridade e disponibilidade. Estes autores apontam as redes inteligentes devem ter para proteger contra ataques cibernéticos, envolvendo a habilidade para identificar, reagir aos ataques e prevenir dificuldades (ataques, invasões e falhas) em tempo real.

A questão do aumento do volume de dados de medição em redes inteligentes é também discutido em [Hong et al. 2014]. Os autores comentam que o uso crescente de redes inteligentes e medidores inteligentes fornecerá uma maior quantidade de dados, influenciando assim o processo de previsão de carga, fornecendo à concessionária de energia previsores de carga de alta resolução e informações em vários níveis, por isso melhorando o processo de previsão como um todo.

Assim, a partir do que foi descrito acima, é possível inferir que as concessionárias de energia, em especial as empresas de distribuição, devem buscar o desenvolvimento de sistemas computacionais inteligentes, tanto em nível de software, quanto em nível de hardware, buscando gerar conhecimento novo e útil para estas empresas, baseado na grande quantidade de dados e informações obtidos dos seus consumidores.

### 3. Tipologias de Curva de Carga

Os valores de consumo de energia elétrica mensal de cada usuário são armazenado pelas concessionárias após a leitura dos valores de consumo nos medidores. Através da análise dos valores de energia consumida é possível classificar os consumidores por padrões de consumo. Esses padrões de consumo variam de acordo com as tipologias das edificações, situações sociais e financeiras de cada consumidor, situação econômica do país, clima e eventos em períodos do ano (férias escolares, viagem, entre outros) [Hansen 2000].

Independentemente do tipo de consumidor, o consumo de energia elétrica possui um comportamento sazonal e cíclico que pode ser demonstrado através das tipologias de curvas de carga quando é feita a análise de consumo dos usuários. O comportamento regular desta curva é chamado de padrão ou perfil de consumo. A curva de carga típica descreve os valores horários do consumo energético em uma base diária, e é associada a uma certa categoria de consumidor, em condições específicas de operação [Gavrilas et al. 2010].

As curvas de carga podem ser definidas como residenciais, industriais, comerciais ou de serviços, para estações quentes e frias, em dias de semana ou fins de semana, e são obtidas agrupando os perfis de carga de acordo com sua similaridade [Azad et al. 2015]. Nos dados utilizados para esta pesquisa, os perfis de consumo diário dos consumidores são registrados por hora, com dados coletados em um intervalo de cinco minutos.

Estes dados também foram divididos sazonalmente, pois há mudança na tipologia das curvas de um mesmo consumidor em estações diferentes. O perfil consumo do usuário mantém um padrão similar durante todos os dias, pois as atividades comerciais dos consumidores utilizados neste estudo são regulares na sua execução (ou seja, possuem intervalos definidos de início e fim, com interrupções sempre nos mesmos horários). Através da identificação de características comuns entre os clusters pelas regras de associação e através da análise das curvas de consumo de energia elétrica, é possível detectar padrões de consumo que podem ser usados para classificar consumidores e detectar anomalias nas redes de distribuição de energia elétrica [Queiroz et al. 2016].

### 4. Rede Neural e Dados Utilizados

A topologia da rede neural implementada está ilustrada na Figura 1. A RNA implementada é uma MLP de três camadas sendo a entrada constituída de 24 valores do consumo diário do consumidor a ser avaliado. A saída é um neurônio booleano que indica a presença de fraudes.

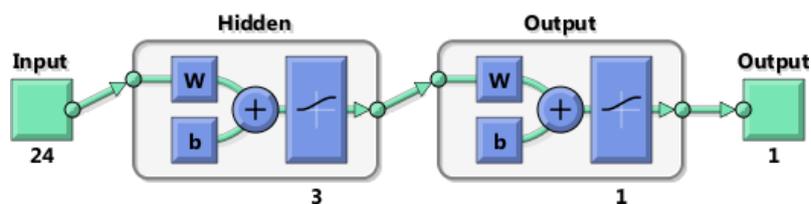


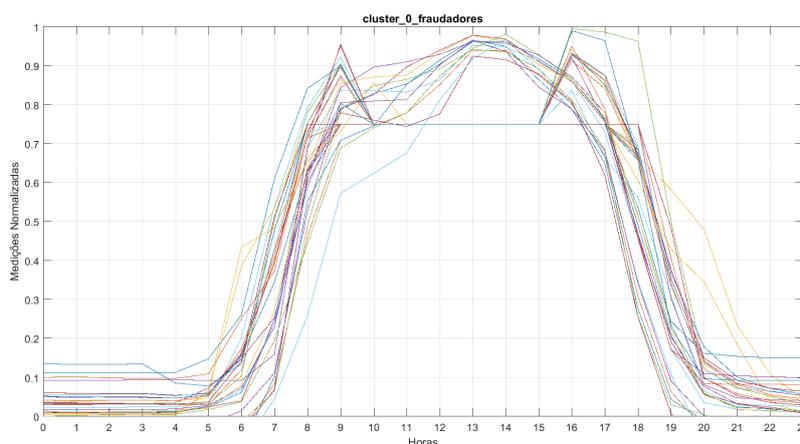
Figura 1. Topologia da MLP implementada.

Os dados não-fraudadores utilizados compreendem a totalidade de dados do cluster 0 (53 registros). Nos dados fornecidos pela concessionária de energia não havia a

identificação de fraudes, por conta disso optou-se por criar registros de fraudadores baseados nos dados fornecidos. A criação das fraudes está dividida em dois tipos: um primeiro tipo considera a totalidade dos dados do cluster e em um segundo tipo, considera cada dia da semana individualmente. Essa estratégia foi adotada para possibilitar um maior número de registros fraudadores. Considerando os cinco dias úteis da semana e o conjunto total de dados, o processo de criação de fraudes foi realizado em seis iterações, sendo que a cada iteração foram criados cinco diferentes tipos de fraudes, conforme descrito abaixo:

1. Curva média do cluster com um ou dois desvios padrão subtraídos. Nesta fraude o consumidor teria uma redução de um ou dois desvios padrão em seu padrão de consumo, o qual se baseia na curva média do cluster.
2. Curva média ceifada a partir de valor configurável. Nesta fraude o consumo é novamente baseado na curva média do cluster, porém esse consumo é saturado em um valor configurável, não ultrapassando o valor limite estabelecido.
3. Curva média ceifada a partir de valor configurável em intervalo específico. Semelhante à Fraude 2, porém com a saturação aplicada apenas ao intervalo de horas configurado.
4. Curvas aleatórias ceifadas a partir de valor configurável. Nesta fraude especifica-se uma porcentagem do total de curvas para que sejam geradas fraudes semelhantes à Fraude 2, porém considerando curvas reais selecionadas aleatoriamente.
5. Curvas aleatórias ceifadas a partir de um valor configurável em intervalo específico. Semelhante à Fraude 3, porém utilizando o mesmo princípio da Fraude 4 de se basear em curvas aleatórias do cluster.

O número total de fraudes varia pela porcentagem de curvas aleatórias configurada para as Fraudes 4 e 5. Nos experimentos realizados utilizou-se 1% de curvas aleatórias o que juntamente com os outros tipos de fraudes totalizou 36 registros fraudadores. Na Figura 2 pode-se visualizar as fraudes geradas. O total de registros utilizados foi de 89, 36 fraudadores e 53 não fraudadores, dos quais 72% foram utilizados para o treinamento restando 25 registros para os testes.



**Figura 2. Fraudes geradas a partir do Cluster 0 do verão.**

## 5. Rede Neural em VHDL

As capturas de RTL foram realizadas em uma rede neural de topologia diferente da utilizada no experimento, com a finalidade de ilustrar as estruturas internas de uma RNA

descrita em VHDL.

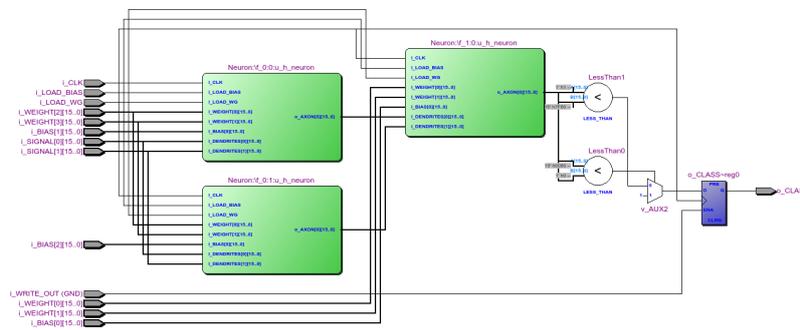


Figura 3. RTL do caminho de dados da rede neural gerada como exemplo

Na Figura 3 pode-se observar dois neurônios da camada oculta conectados ao neurônio de saída, que por sua vez passa por dois comparadores que convertem a saída do neurônio em um sinal de um bit.

Na Figura 4 observa-se a estrutura interna de um neurônio. Na estrutura do neurônio está contido uma sinapse para cada estímulo que entra no neurônio, cuja função é multiplicar o estímulo por um peso obtido através do treinamento da rede em software, um somador para soma das sinapses juntamente a um bias e uma função de ativação para definir a saída do neurônio.

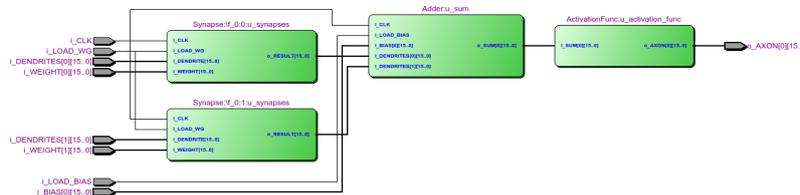


Figura 4. RTL da estrutura interna de um neurônio.

A função de ativação utilizada foi PLAN (Piecewise Linear Approximation of a Nonlinear function – Aproximação linear por partes de uma função não linear), como pode ser visto no Quadro 1, a qual é uma aproximação de uma função de ativação Logsig, utilizada em implementações de baixo nível. Para implementação desta função baseou-se em [Tisan et al. 2009]

PLAN(X)	Condições
1	$ X  \geq 5$
$0,03125 \cdot  X  + 0,84375$	$2,375 \leq  X  < 5$
$0,125 \cdot  X  + 0,62$	$1 \leq  X  < 2,375$
$0,25 \cdot  X  + 0,5$	$0 \leq  X  < 1$

Quadro 1. Quadro com intervalos da aproximação PLAN utilizada.

## 6. Resultados Obtidos

No Quadro 2 detalha-se a quantidade de neurônios e função de ativação da camada oculta e da camada de saída das três redes testadas.

Rede	Camada Oculta	Camada de Saída
Rede 1	3 Neurônios, ativação Logsig	1 Neurônio, ativação Purelim
Rede 2	3 Neurônios, ativação Logsig	1 Neurônio, ativação Logsig

**Quadro 2. Quadro com intervalos da aproximação PLAN utilizada.**

### 6.1. Redes Neurais em Software

Na Figura 5 (a) observa-se a matriz de confusão do teste com a Rede 1, nos testes ocorreram 2 erros de classificação, células em vermelho da figura, um caso de falso positivo e um caso de falso negativo. Na parte de treinamento, Figura 5 (b), embora ocorra um número maior de classificações falsas os resultados são melhores em percentual devido ao maior número de registros utilizado.



**Figura 5. Matrizes de confusão rede 1: (a) teste; (b) treino.**

Na Figura 6 os resultados obtidos serão utilizados como referência posteriormente na comparação com a Rede Neural implementada em VHDL, uma vez que se optou pelo uso da Rede 2 para implementação em hardware.



**Figura 6. Matrizes de confusão rede 2: (a) teste; (b) treino.**

## 6.2. Rede Neural em VHDL

Para descrição da rede neural em VHDL foi utilizado o mesmo conjunto de dados dos experimentos em software. A conversão dos dados de ponto flutuante para ponto fixo com sinal foi realizada utilizando um comando do MATLAB (FI), que permitiu a definição do tamanho da parte inteira e da parte fracionária, bem como sua conversão para uma palavra binária de 4 bytes. Das redes implementadas em software a escolhida para implementação em VHDL foi a Rede 2, devido suas funções de ativação.

Para validação da rede em VHDL foi implementado um arquivo de teste bench que lia os dados dos arquivos gerados pelo MATLAB, os inseria na RNA e escrevia a saída em um novo arquivo para posterior comparação dos resultados utilizando o MATLAB. Em um primeiro momento do teste os arquivos com os pesos e bias eram acessados e escritos na entrada da rede após uma requisição de calibração, posteriormente os registros utilizados para o treino e teste da rede neural em software também eram escritos na rede e a saída da rede registrada em arquivos novos. Para cada nova escrita de entradas para teste na rede faz-se uma nova requisição.

A síntese da rede neural em VHDL utilizou 19 LUTs e 16 registradores com uma frequência de operação máxima de 221,93 MHz. A frequência de operação máxima é apenas um valor de referência que indica o tempo de execução do caminho crítico do circuito. Em um cenário real a frequência de operação do coprocessador implementado seria definida levando em consideração a frequência de operação do processador presente no medidor inteligente. Outra questão acerca da frequência de operação é a não presença de requisitos de tempo real, uma vez que as análises realizadas pela RNA são feitas em cima de medições horárias de um dia de consumo.

## 7. Conclusões

No desenvolvimento do trabalho o objetivo geral, de validar a viabilidade de uma rede neural em VHDL para o problema de detecção de fraudes no consumo de energia elétrica, foi atingido. Neste trabalho uma versão funcional de uma RNA em VHDL foi desenvolvida, permitindo a realização de experimentos para comparação com técnicas já aplicadas anteriormente na solução do problema.

As contribuições deste trabalho são constituídas das análises realizadas em software, com desenvolvimento dos scripts para facilitação dos experimentos, e o desenvolvimento da rede neural em VHDL, que valida sua aplicabilidade e permite a realização de trabalhos futuros. Dentre as sugestões para trabalhos futuros ficam:

- A integração em VHDL de uma interface AMBA, facilitando a interconexão do coprocessador ao barramento de um sistema de medição inteligente;
- A integração deste coprocessador a um medidor inteligente;
- O desenvolvimento de um software de simulação que integre as etapas de experimentos do MATLAB com a etapa de experimentos dos modelos sintetizados em VHDL;
- A validação da RNA implementada em VHDL em outros cenários de classificação.

Através dos resultados obtidos verificou-se que uma rede neural implementada em VHDL é uma alternativa viável para a detecção de fraudes no consumo de energia elétrica

e que traz como principais benefícios o baixo custo de hardware e sua característica distribuída.

## Referências

- ANEEL (2011). Módulo 2 – planejamento da expansão do sistema de distribuição. Technical Report 1, Agência Nacional de Energia Elétrica, The address of the publisher. An optional note.
- Azad, S. A., Ali, A. B. M. S., and Wolfs, P. (2015). Identification of typical load profiles using k-means clustering algorithm. In *Asia-Pacific World Congress on Computer Science and Engineering*. IEEE.
- Falcão, D. (2009). Smart grids e microrredes: o futuro já é presente. In *VIII SIMPASE – Simpósio de Automação de Sistemas Elétricos*, volume 8, page 1. Cigré-Brasil.
- Fan, Z., Chen, Q., Kalogridis, G., Tan, S., and Kaleshi, D. (2012). The power of data: Data analytics for m2m and smart grid. In *3rd IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe*. IEEE.
- Gavrilas, M., Gavrilas, G., and Sfintes, C. V. (2010). Application of honey bee mating optimization algorithm to load profile clustering. In *IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications*. IEEE.
- Georgievski, I., Degeler, V., Pagani, G., NGuyen, T. A., Lazovik, A., and Aiello, M. (2012). Optimizing energy costs for offices connected to the smart grid. *IEEE Transaction on Smart Grid*, 3(4):2273–2285.
- Green, R. C., Wang, L., and Alam, M. (2012). Applications and trends of high performance computation for electric power systems: Focusing on smart grid. *IEEE Transaction on Smart Grid*, 4(2):922–931.
- Hansen, A. M. D. (2000). Padrões de consumo de energia elétrica em diferentes tipologias de edificações residenciais, em porto alegre. Master’s thesis, Universidade Federal do Rio Grande do Sul.
- Hong, T., Wilson, J., and Xie, J. (2014). Long term probabilistic load forecasting and normalization with hourly information. *IEEE Transaction on Smart Grid*, 5(1):456–462.
- Kim, Y.-I., Ko, J.-M., and Choi, S.-H. (2011). Methods for generating ttps (typical load profiles) for smart grid-based energy programs. In *IEEE Symposium on Computational Intelligence Applications in Smart Grid*. IEEE.
- O’Malley, M. and Ryan, E. (2013). The smart grid – does it have a role in wind integration. *IEEE Power Energy*, 11(6):108–112.
- Queiroz, A. S., Franco, E. M. C., and Lopez, G. P. (2016). Detecção de fraudes nas redes de distribuição de energia elétrica utilizando técnicas de inteligência computacional. In *VI Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos*. SBSE.
- Saramakoon, K., Ekanayake, J., and Jenkins, N. (2012). Reporting available demand response. *IEEE Transaction on Smart Grid*, 4(4):1842–1850.
- Tisan, A., Oniga, S., Mic, D., and Attila, B. (2009). Digital implementation of the sigmoid function for fpga circuits. 50.