

REVISTA BRASILEIRA DE **ENERGIAS RENOVÁVEIS**

ARQUITETURA DO MEDIDOR COGNITIVO DE ENERGIA¹

FELIPE LEITE PAES², FERNANDO PINHABEL MARAFÃO², WESLEY ANGELINO DE SOUZA³, FERNANDO DELUNO GARCIA²

¹ Apresentado no Congresso de Energias Renováveis da UFSCar: 23 a 26 de maio de 2017 – Sorocaba-SP, Brasil

² Universidade Estadual Paulista, Grupo de Automação e Sistemas Integráveis, Sorocaba, SP, Brasil

E-mail: paes.felipe@hotmail.com

³ Universidade Estadual de Campinas, Departamento de Sistemas e Energia, Campinas, SP, Brasil

RESUMO

As Redes Inteligentes de Energia indicam para uma nova arquitetura dos sistemas de distribuição de energia elétrica, a qual deve se consolidar nas próximas décadas, em um cenário repleto de dispositivos e sistemas dotados de algum grau de “inteligência” artificial. Neste cenário, a possibilidade de comunicação bidirecional entre o usuário e a rede de energia elétrica será imprescindível para integração dos vários dispositivos e agentes em uma Rede Inteligente. Atualmente, há muita pesquisa e desenvolvimento sobre os chamados medidores inteligentes de energia e sobre os medidores cognitivos de energia, que possibilitam a integração e comunicação dos dispositivos numa rede de dados e facilita a atuação de uma Rede Inteligente de Energia. Nesse contexto, este trabalho propõe um tutorial sobre as tecnologias, métodos e etapas que podem ser utilizadas no desenvolvimento de medidores cognitivos de energia.

Palavras-chave: Inteligência Artificial, Medidores Inteligentes de Energia, Redes Inteligentes de Energia.

COGNITIVE POWER METER ARCHITECTURE

ABSTRACT

The smart grids point us to a new model of distribution systems of electrical power, which must be consolidated in the next decades, in a scenery full of devices and systems that bring us a new level of artificial intelligence. In this scene, the possibility of a two hands way of communication between the final user and the electrical energy network will be indispensable to compose the many devices and agents into a smart grid. Nowadays, there is a lot of research and development about new smart power meters and cognitive energy meters, allowing the integration and the communication among some devices in a data network, enhancing the performance of a smart grid. In this context, the efforts of this work is to purpose a tutorial about technology, methods and steps that may be used to develop new cognitive power meters.

Keywords: Artificial Intelligence, Smart Meters, Smart Grids.

INTRODUÇÃO

Os primeiros medidores de energia datam de 1872, consistindo de simples temporizadores que controlavam o tempo da carga conectada à rede (QUEEN, 2011). Novos medidores foram desenvolvidos, químicos e eletromecânicos, sendo que os medidores eletromecânicos ainda estão presentes em muitas instalações, devido sua simplicidade, facilidade de manutenção e por ter sido predominante no Brasil por quase todo o século XX (SOUZA, 2016).

Com a evolução da eletrônica e suas possibilidades de aplicação, surgiu o medidor eletrônico de energia com sensores de medição de tensão e corrente, criando possibilidades de armazenamento de informações, apresentação dos dados em display, comunicação unidirecional (o ponto consumidor pode enviar automaticamente informações de consumo à concessionária). Com a medição de tensão e corrente, tornou-se possível realizar cálculos de

potência instantânea, energia consumida, fator de deslocamento e outros indicadores de energia elétrica (QUEEN, 2011).

Em um cenário em ascensão de novas fontes de energias renováveis sendo aplicadas, com a chegada do prossumidor, o usuário que consome e fornece energia, com a popularização das redes inteligentes de energia e a necessidade do fornecimento de informações adicionais sobre a energia elétrica, houve a necessidade da existência de comunicação bidirecional no medidor. Essa nova evolução do medidor eletrônico ganhou o nome de medidor inteligente (GARCIA et al., 2017; QUEEN, 2011).

A evolução do medidor inteligente surge com a prospecção de um novo cenário no mercado de energia, com novas políticas de tarifação e de consumo otimizado, sobretudo pela eficiência energética. Assim vem surgindo os medidores cognitivos de energia, os quais aliam as capacidades de um medidor inteligente realizar a desagregação do consumo de energia elétrica através de técnicas de cognição, na qual possibilita a inclusão do consumidor no cenário de gestão de energia elétrica, controlado anteriormente apenas pelos agentes concessionários e distribuidores de energia elétrica (MAKONIN; POPOWICH; GILL, 2013).

Dentro do cenário proposto em redes inteligentes de energia, tem o medidor inteligente de energia como uma das peças fundamentais para integração do sistema. A evolução do medidor inteligente convencional (medidor eletrônico com tecnologia de comunicação bidirecional), para um medidor de energia cognitivo pode ser o diferencial para a operação otimizada das redes inteligentes de energia (SOUZA, 2016).

As políticas adotadas em vários países de resposta a demanda e que já estão sendo discutidas no Brasil, são propulsoras para desenvolvimento dessas ferramentas e contribuem para definições nas pesquisas em andamento na área (HU et al., 2016; LI et al., 2016).

Segundo MAKONIN, POPOWICH e GILL (2013) e SOUZA (2016), os medidores cognitivos seriam medidores inteligentes com capacidade de desagregação de cargas, característica que pode contribuir para proposição de estratégias de controle de consumo em uma instalação ou parâmetro de decisão para responder a uma política de controle de demanda de energia.

A investigação de técnicas associadas aos mecanismos de cognição em inteligência artificial e processamento estatístico é crucial para determinar a arquitetura de um medidor cognitivo de energia, no âmbito de atender as expectativas do problema (desagregação de cargas), como também a sua exequibilidade.

Esse trabalho propõe um tutorial sobre as tecnologias, métodos e etapas que podem ser utilizadas no desenvolvimento de medidores cognitivos de energia, na próxima seção será abordado sobre a concepção do medidor cognitivo de energia.

Medidor cognitivo

Um medidor cognitivo de energia pode ser estruturado por etapas, que somadas poderão propor uma tecnologia que atenda aos requisitos de confiabilidade das informações geradas e factibilidade de integração que essa aplicação apresenta. Na Figura 1 é apresentado a sugestão de uma arquitetura do medidor cognitivo.

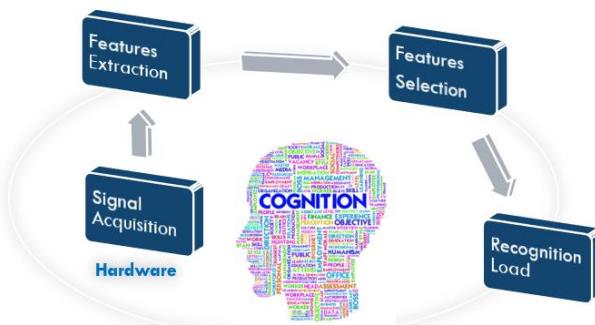


Figura 1: Arquitetura do sistema do medidor cognitivo de energia.

Fonte: adaptado pelo autor.

A definição do hardware adequado é imprescindível para a factibilidade da arquitetura apresentada na Figura 1. Como alternativa a destacar, pesquisas na área de Internet das Coisas e Computação em nuvem mostram oportunidades para execução do tratamento dos dados fora da plataforma de hardware, o que poderia viabilizar upgrades em medidores atuais, permitindo que etapas como extração de informações, seleção de atributos e reconhecimento de carga fossem realizadas numa outra plataforma (YU et al., 2016).

As subseções a seguir: Aquisição de sinais, Extração de atributos, Seleção de Atributos, Reconhecimento de cargas e Hardware foram criadas para apresentar informações sobre a arquitetura sugerida na Figura 1.

Aquisição de sinais

A aquisição de sinais é uma etapa importante do processo para a confiabilidade do resultado final de um sistema cognitivo. Os sinais que forem armazenados serão a base de dados para a inteligência do sistema. É crucial a obtenção do sinal em sua integridade, pois o comportamento do sistema de energia pode ser dinâmico, com transitórios que poderão trazer informações relevantes para caracterização das cargas, o principal objetivo de um medidor cognitivo (YU et al., 2016).

O sistema deve ser compatível para o tipo de análise de dados que seja pretendido fazer. Deve ser considerado que os sinais de tensão e corrente possuem componentes harmônicas e as suas respectivas frequências também devem ser respeitadas. Uma componente harmônica pode trazer muita informação para caracterização de carga e pode tornar-se algo primordial para definição de uma classe em uma fronteira de decisão (YU et al., 2016). Segundo TUOMISTO (2016), considerando que harmônicas acima da 20^a não estão usualmente presentes em equipamentos domésticos, em um sistema comercial de 60 Hz para garantir uma boa qualidade da amostragem, deve-se trabalhar com uma frequência de amostragem equivalente ou maior que 2400 Hz para atender o teorema da amostragem de Nyquist (OGATA, 1982). Frequências de amostragem menores que esta podem omitir assinaturas de cargas que apresentem componentes harmônicas mais altas, sendo que maiores frequências de amostragem, permitem maior precisão, beneficiando o sistema de reconhecimento de padrões (YU et al., 2016).

A corrente elétrica traz bastante informação a respeito, com o aumento ou diminuição de seu módulo, como também o comportamento numa janela de tempo, que pode ser caracterizada por um pico acentuado na partida, pequenas oscilações durante a carga. O grande desafio é desagregar cargas a partir de uma medição de entrada, pois há sobreposição de cargas com suas respectivas características (YU et al., 2016).

Extração de atributos

Para estruturar um dispositivo inteligente é necessária uma base de dados representativa. Para aplicação em medidores cognitivos, a ideia de extrair informações limita-se a entender o comportamento das diferentes cargas, com objetivo de obter um dispositivo com capacidade de desagregar as cargas do sistema. Nas pesquisas em monitoramento de cargas, têm-se basicamente três linhas de objetivos: Sistema de Monitoramento de Cargas Intrusivo (também chamado de Sistema de monitoramento distribuído), Sistema de

Monitoramento Semi-Intrusivo (ou sistema parcialmente distribuído) e Sistema de Monitoramento de Cargas Não Intrusivo (ou Sistema de Monitoramento Concentrado) (GARCIA et al., 2017; YU et al., 2016).

Segundo YU et al. (2016) é possível adotar diferentes estratégias para extração de características da carga, sendo uma baseada na análise no domínio do tempo, outra baseada na análise no domínio da frequência e para complementar, a terceira baseada na assinatura de potência (ciclo on-off).

Uma outra opção para a obtenção dos padrões trata-se da Teoria da Potência Conservativa (CPT) descrita em Tenti, Mattavelli e Paredes (2010), que é capaz de quantificar e caracterizar a carga em um determinado tempo de funcionamento. Desta forma, são calculadas parcelas de potência, o que permite a criação de padrões com maior precisão, e consequentemente torna o processo de desagregação mais eficiente. Segundo proposto por Souza (2016), utiliza-se para a desagregação, a potência ativa P , o fator de potência (λ), fator de reatividade (λ_Q), e fator de não linearidade (λ_D), todos calculados a partir das proposições da CPT.

Seleção de atributos

Na área de sistemas inteligentes, com a possibilidade de aplicação de diversas ferramentas que possuem um viés probabilístico, pode ser aplicável técnicas de seleção de atributos e pré-processamento de sinais.

Pode-se pensar, a princípio, que se trata de uma etapa “supérflua”, pois bastaria processar todos os atributos possíveis, e o sistema inteligente dependendo da técnica intrínseca e com seu poder de aproximação, se encarregaria de realizar a seleção necessária. No entanto, do ponto de vista prático, essa noção pode ser inadequada por uma série de razões. Entre as razões defendidas por Guyon e Elisseeff (2003) está a simplicidade de compreender os dados e as necessidades do projeto se o espaço de entrada for relativamente pequeno, utilizar um conjunto compacto de atributos podem possibilitar que o treinamento e a operação do sistema ocorram num período de tempo compatível com a aplicação.

Para caracterizar um problema, equacionar um modelo físico, espera-se que as variáveis ou a interação entre elas possa representar o comportamento do sistema. As

variáveis podem ser caracterizadas por diversas maneiras e existem alguns métodos que procuram identificar essas características (DUCH, 2006).

Reconhecimento de cargas

Os requisitos para caracterização de um medidor cognitivo de energia estão na associação de um medidor que possua tecnologia para processamento de dados, comunicação bidirecional e mecanismos de reconhecimento de cargas agregados.

Conforme SOUZA (2016) e YU et al. (2016) existem duas estratégias para monitoramento e identificação de cargas, uma de caráter intrusiva (ou distribuída), ou seja, é necessário a instalação de dispositivos de medição em cada carga e com comunicação estabelecida com o Smart Meter para possibilitar a concentração de medições e utilizar esses dados para fornecer ao usuário dados de consumo instantâneo de cada dispositivo acoplado a rede (por exemplo). Outra estratégia que vem sendo utilizada refere-se a não intrusiva (ou concentrada), que tem como objetivo realizar a medição no PAC (Ponto de Acoplamento Comum), e com a aplicação de técnicas de reconhecimento de padrões, detecção de eventos, entre outras, conseguir desagregar as diferentes cargas inseridas na rede, trazendo os dados de maneira independente das cargas conectadas. Observa-se que o problema não é trivial e exige que todas as etapas sejam executadas com precisão.

Geralmente, devido à complexidade de implementar um sistema que possua um desempenho ótimo em generalização, opta-se por iniciar o desenvolvimento de um sistema cognitivo treinando-o com cargas separadamente, e depois realizam a etapa de validação também colocando as cargas separadas. Para essas situações os resultados tendem a ser bons, pois não há sobreposição de características, e o algoritmo consegue resolver os problemas propostos com um EQM (Erro quadrático médio) pequeno. Esse método é utilizado como base para avanço no estudo de desagregação de cargas, porém sua aplicação prática possui limitações (SOUZA, 2016).

Um sistema de reconhecimento de cargas pode ser comparado a um sistema genérico de reconhecimento de padrões e um requisito básico para operabilidade de um sistema de reconhecimento de padrões é o estabelecimento das classes. Com base em algumas características o algoritmo classificador deve definir qual classe de dados aquela referida amostra pertence. A criação de classes é imprescindível, pois define as regiões no espaço de dados para estrutura de decisão do algoritmo (YU et al., 2016).

Em seu estudo, SOUZA (2016) utilizou a técnica de detecção de cargas por eventos e na existência de um determinado evento é utilizado um algoritmo de reconhecimento de padrões. Neste estudo, foram utilizados cinco algoritmos classificadores que são: máquina de vetores de suporte (SVM), floresta de caminhos ótimos (OPF), perceptron multicamadas (MLP), K-enésimo vizinho mais próximo (KNN) e a árvore de decisões (DT). Destes classificadores, o KNN obteve maior exatidão e custo computacional baixo.

Hardware

Conceitualmente, um medidor cognitivo é diferente de um Smart Meter apenas no que tange a capacidade de cognição. Esse avanço em cognição não significa exatamente na troca de hardware, e sim a utilização de um processamento que até então era limitado. Os avanços na área de Internet das Coisas (IOT) e Computação em nuvem podem possibilitar a implementação de medidores cognitivos para os casos onde o hardware tenha limitação de processamento para um algoritmo e/ou limitação em memória para os dados, pois essas novas tecnologias permitem a operação do algoritmo ou a alocação do banco de dados em nuvem (YU et al., 2016).

Em Ganiyu e Anthony (2014) apresentam-se as principais características de hardware para um smart meter, com aplicação de diferentes tipos de tecnologias de comunicação, tais como PLC (Power Line Communication), ZigBee, entre outras. A arquitetura tem como base um sistema embarcado, que basicamente é um processador, periféricos e uma interface para o usuário. A concepção dessa arquitetura possibilita a criação e desenvolvimento de softwares, com foco na utilização dos periféricos (para medição, condicionamento dos sinais, comunicação, entre outras aplicações). No hardware deve constar canais para aquisição dos sinais medidos e conversores AD para possibilitar o processamento desses dados. A inteligência do sistema (capacidade de cognição) pode ser implementada no próprio processador, ou numa aplicação em paralelo.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

A capacidade de desagregação de cargas em um medidor inteligente define um medidor cognitivo. No entanto, ainda há muito espaço para ser explorado, desde as técnicas que poderão ser testadas e aplicadas, como também as diferentes aplicações que poderão ser

viabilizadas por um medidor cognitivo. Especialmente no caso de circuitos trifásicos, acredita-se que muitas contribuições ainda devem surgir, inclusive com atributos mais representativos, no caso da utilização da CPT.

Diferentes tipos de cargas caracterizam diferentes comportamentos numa rede de energia e podem ser decisivos para a definição de quais técnicas utilizar no desenvolvimento do medidor cognitivo de energia, desde a extração de atributos ao reconhecimento de cargas.

CONCLUSÕES

A capacidade de cognição é uma característica que poderá ser ainda muito investigada e explorada na área de monitoramento e controle de energia, mas devido à falta de definições na área, ainda não é possível afirmar que as novas abrangências de cognição farão parte do medidor de energia.

As informações geradas por um sistema de desagregação de cargas podem ser utilizadas de diversas formas, além do tratamento de gestão de energia e QEE, pois são dados que poderão ser utilizados para estimação de perfil (com diferentes objetivos), inclusive para fins de espionagens. Certamente ainda virão muitas pesquisas nesse tema, conforme os requisitos de segurança forem sendo assegurados, possivelmente as aplicações vão ganhando espaço.

Os medidores cognitivos de energia possuem versatilidade na aplicação, pois poderão ser úteis tanto para o usuário como também para a concessionária de energia, focando em diferentes aplicações, entre elas o controle de consumo de energia por carga numa residência ou empresa, como também trazendo informações importantes para a gestão de resposta a demanda ou até mesmo para o controle e estabilidade da rede elétrica de energia.

REFERÊNCIAS

DUCH, W., Filter Methods, in I. Guyon et al. (eds.), **Feature Extraction: Foundations and Applications**, Springer, 2006.

GANIYU A. A., ANTHONY A. O.; Hardware Design of a Smart Meter, Department of Electronic & Electrical Engineering, Ladoke Akintola University of Technology, P.M.B. 4000, Ogbomoso, Nigeria **Int. Journal of Engineering Research and Applications**, 2014.

GARCIA F. D., SOUZA W. A., MARAFAO F. P., SILVA L. C. P.; **Power Metering: History and Future Trends.** 9th Annual Green Technologies Conference (IEEE GreenTech), 2017.

GUYON, I; ELISSEEFF, A., An Introduction to Variable and Feature Selection, **Journal of Machine Learning Research**, Vol. 3, pp. 1157 – 1182, 2003.

HU, J.; CAO, J.; YONG, T.; GUERRERO, J. M.; CHEN, M. Z. Q.; LI, Y. **Demand Response Load Following of Source and Load Systems.** IEEE, Transactions on Smart Grid. 2016.

LI, Z.; WANG. S.; ZHENG, X.; LÉON, F.; HONG, T. **Dynamic Demand Response using Customer Coupons Considering Multiple Load Aggregators to Simultaneously Achieve Efficiency and Fairness.** IEEE, Transactions on Smart Grid. 2016.

MAKONIN, S.; POPOWICH, F.; GILL, B.; **The Cognitive Power Meter: Looking Beyond the Smart Meter.** School of Computing Science, SFU Technology Centre, BCIT. Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE). 2013.

OGATA, K. **Engenharia de Controle Moderno**, Prentice Hall, 1982.

QUEEN, E. E., **Smart Meters and Smart Meter Systems:** A Metering Industry Perspective. An EEI-AEIC-UTC White Paper. EEI. Washington, D.C. Março de 2011.

SOUZA, W. A.; **Estudos de Técnicas de Análise e Tecnologias para o Desenvolvimento de Medidores Inteligentes de Energia Residenciais.** Unicamp. Campinas, São Paulo. 2016.

TENTI, P.; MATTAVELLI, P.; PAREDES, H.K.M., **Conservative Power Theory, sequence components and accountability in smart grids**, in Nonsinusoidal Currents and Compensation (ISNCC), 2010 International School on , vol., no., pp.37-45, 15-18 June 2010.

TUOMISTO, M.; Non-intrusive Appliance Load Monitoring (NIALM) System with the Possibility for Users to Follow the Consumption of Individual Electricity Appliances from the Calendar. **International Journal of Energy and Power Engineering.** 12 de junho de 2016.

YU, L.; LI, H.; FENG, X.; DUAN, J.; **Nonintrusive Appliance Load Monitoring for Smart Homes:** Recent Advances and Future Issues. IEEE Instrumentation & Measurement Magazine. Junho de 2016.