

Embedded NILM as Home Energy Management System: A Heterogeneous Computing Approach

F. Garcia, W. Souza, *Member, IEEE*, and F. Marafão, *Member, IEEE*

Abstract—This paper presents an embedded NILM engine to enable load disaggregation intelligence and explore its potential application as an energy management system. In this sense, the power meter is upgraded to a novel category called cognitive power meter. Therefore, this paper discloses a heterogeneous multiprocessing approach to attend NILM prerequisites and increase household interactivity. The proposed NILM performs the microscopic analysis using the Conservative Power Theory (CPT) for feature extraction; k-Nearest Neighbors (k-NN) for the appliance classification; and the Power Signature Blob (PSB) for energy disaggregation. Results show NILM can be performed on-site, embedded into modern cognitive power meters, and it may support households on providing valuable information concerning appliances' usage for energy management systems.

Index Terms—Cognitive meter, Energy management, Energy meter, NILM and Smart metering.

I. INTRODUÇÃO

NO Brasil, a adoção de medidores inteligentes para clientes classe B foi autorizada pela ANEEL em 2012, a partir da resolução 502/2012 [1]. Em 2019, o novo sistema tarifário – tarifa branca – entrou em vigor e está disponível para consumidores residenciais. Com isso, o preço da energia elétrica varia de acordo com quatro postos tarifários e o consumidor residencial pode optar pela adoção da tarifa. No entanto, a mudança não garante vantagens ao consumidor, pois depende do conhecimento por parte do consumidor, do perfil de demanda e do horário em que ocorre o pico de consumo de energia elétrica. Assim, conhecer os hábitos de consumo e quais eletrodomésticos consomem mais energia pode auxiliar na melhor escolha de tarifa.

Neste contexto, os medidores de energia elétrica tornaram-se elementos importantes no contexto das redes modernas de energia [2, 3]. Para aprimorar a gestão de energia elétrica, os pontos de medição devem informar dados confiáveis e precisos, sendo capazes de armazená-los e transmiti-los a centrais de controle e monitoramento; de integrar-se com os dispositivos elétricos existentes no sistema; realizar procedimentos remotamente; e permitir a implementação de recursos com “inteligência” embarcada [4].

Acerca desses requisitos, definiu-se o conceito de medidor de energia elétrica cognitivo [5], correspondendo a uma nova categorização de medidores que distinguem-se dos convencionais por integrar o método de desagregação do consumo

de energia elétrica em cargas. Tal método, apresentado inicialmente por Sultanem [6] e Hart [7], tem como finalidade monitorar um circuito elétrico que contém uma série de dispositivos – eletrodomésticos ou quaisquer cargas elétricas – e, a partir da análise dos sinais de tensão e corrente, realiza-se a identificação dos dispositivos que estão ou que foram conectados. Dito de outra maneira, tal metodologia desempenha a desagregação do consumo de energia, estimando o consumo individual de cada dispositivo durante o respectivo período de operação. Com isso, os medidores cognitivos provêm informações detalhadas sobre uso de energia, tornando-se um instrumento que pode auxiliar na conscientização sobre o uso de energia elétrica, na gestão do consumo e em medidas que possam auxiliar o consumidor a tomar decisões para o uso eficiente de energia elétrica [4, 8–10].

Na literatura, a desagregação do consumo por cargas é chamada de NILM (do inglês, *Non-intrusive Load Monitoring* – Monitoramento não intrusivo de cargas) e diversos trabalhos publicados fornecem análises macroscópicas e microscópicas, apresentando novos métodos para a desagregação de cargas [3, 4, 10–15]. Com o NILM implementado em um medidor cognitivo e em conjunto com a tarifa branca, pode-se priorizar o uso de alguns eletrodomésticos com alta potência de consumo fora do horário de pico, como o chuveiro elétrico, ar condicionado e micro-ondas. Nesse cenário, os medidores cognitivos e interfaces para gerenciamento de consumo de energia (IHD – *In Home Display*) podem ser utilizados como ferramentas informativas para alertar o consumidor sobre os hábitos de consumo, auxiliando-o no uso dos eletrodomésticos para que se tenha redução de gastos com energia elétrica.

O NILM oferece diversas vantagens para concessionárias de energia e consumidores. Para as concessionárias, a identificação e caracterização da carga no perfil residencial pode permitir a análise detalhada e a previsão do comportamento dos consumidores, o que pode ajudar a melhorar a gestão de energia, o controle melhorado da demanda, a estimativa das perdas reais de energia, e a oferta de soluções mais eficientes do que o uso de bandeiras tarifárias [16]. Para os consumidores, as informações detalhadas sobre o consumo podem auxiliar o consumidor a estar ciente de seu consumo e, considerando um sistema NILM, o consumidor pode analisar quais são os equipamentos elétricos responsáveis pelo maior consumo e pode-se tentar reduzir o tempo de uso para economizar eletricidade ou evitar o uso em momentos que o preço da energia é mais caro. Além disso, a fatura de energia com a desagregação por cargas torna-se muito mais informativa aos consumidores.

A partir do método NILM proposto por Souza et al. [4, 15] e Garcia [9], este artigo apresenta o projeto de um

F.D. Garcia and F.P. Marafão are with the Institute of Science and Technology of Sorocaba, São Paulo State University (UNESP), Sorocaba SP 18087-180, Brazil, e-mail: fernando.delunogarcia@gmail.com, fernando.marafao@unesp.br.

W.A. Souza is with the Department of Computer Science, Federal University of São Carlos (UFSCar), Sorocaba SP 18052-780, Brazil, e-mail: wesleyangelino@ieee.org.

novo modelo de medidor cognitivo, utilizando sensores não invasivos e sistemas embarcados, com uma abordagem de multiprocessamento heterogênea para atender os requisitos de projeto NILM, além de oferecer recursos de conectividade para disponibilização de informações aos consumidores. A validação da metodologia é feita a partir de casos reais, com o intuito de comprovar que o NILM é aplicável em medidores cognitivos, tornando-se uma alternativa para o problema de gerenciamento de energia elétrica.

Assim, as próximas seções contextualizam a área de aplicação e apresentam o desenvolvimento do medidor cognitivo. Na Seção II são apresentados requisitos de projeto para o medidor de energia elétrica, destacando os principais componentes e as tecnologias que podem ser empregadas. Na sequência, a Seção III relata os requisitos para realizar o monitoramento não intrusivo de cargas. Já na Seção IV, é demonstrado o projeto do medidor cognitivo baseado em computação heterogênea. Por fim, os resultados são apresentados na Seção V e as conclusões na Seção VI.

II. REQUISITOS DE PROJETO PARA O MEDIDOR DE ENERGIA ELÉTRICA

Os medidores de energia elétrica modernos apresentam as seguintes funções [4, 17]: medição regular e precisa, armazenamento de dados, notificação por alarmes e comunicação bidirecional. Essas funcionalidades permitem o uso do medidor para outros fins, como o gerenciamento por demanda e detecção de furto de energia elétrica.

Para Sun et al. [17], os medidores de energia se tornarão mais inteligentes e flexíveis se forem construídos de maneira modularizada. Assim, funcionalidades do medidor podem ser alteradas e expandidas com a agregação de novos módulos. Armel et al. [8] reforça tal ponto de vista: a extensão das funcionalidade pode ser realizada via atualização de *firmware*, remotamente ou em visitas de rotina. Demais funcionalidades podem depender de atualizações do *hardware* do medidor.

Conforme ilustrado na Fig. 1, o medidor de energia elétrica é composto por um conjunto subsistemas que compreendem duas unidades específicas: metrologia e comunicação.

A. Unidade de Metrologia

A unidade de metrologia corresponde aos elementos necessários para realizar amostragem de sinais de corrente

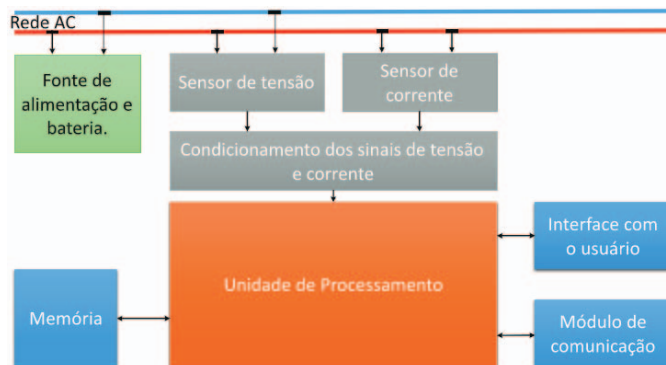


Fig. 1. Diagrama do medidor de energia elétrica.

e tensão elétrica, além do processamento embarcado para calcular os parâmetros fornecidos pelo medidor.

1) *Sensoriamento*: Em uma pesquisa realizada por Haq and Jacobsen [18], 60% dos medidores de energia empregam transformadores de corrente (TC), enquanto outros fazem uso de bobinas de Rogowski para medição de corrente elétrica. O tipo do sensor também implica na carga máxima que pode ser medida. A mesma pesquisa aponta que 73% dos medidores avaliados são capazes de monitorar múltiplas fases e, em alguns medidores, a tensão é considerada constante. Em relação a digitalização dos sinais, a maioria dos respondentes indicou que os conversores analógicos digitais (AD) possuem resolução entre 10 e 16 bits.

Após o sensoriamento, condicionamento e digitalização dos sinais, o medidor deve calcular as demais grandezas elétricas e providenciar as informações de consumo de energia elétrica.

2) *Processamento Embarcado*: A maioria dos medidores calcula valores médios da potência ativa, potência reativa, fator de potência, qualidade de energia, entre outros [8]. Para tal, faz-se necessário o uso de alguma unidade de processamento embarcado que executa algoritmos nas amostras coletadas.

A tecnologia empregada pode variar conforme a aplicação do medidor de energia, o módulo pode ser composto por dispositivos como: microcontrolador, processador digital de sinal (DSP), System-On-Chip (SoC), ou circuitos integrados dedicados para medição do consumo de energia.

3) *Armazenamento*: É necessária a gravação de dados local para atender a frequência de transmissão de dados. O medidor também pode apresentar informações para os usuários a partir de interfaces gráficas ou servidores Web.

B. Unidade de Comunicação

Outro fator importante a ser considerado no desenvolvimento dos medidores de energia são as tecnologias de comunicação. Segundo Uribe-Pérez et al. [19], o sucesso na implementação de um sistema de energia depende dessa escolha, no entanto deve-se considerar que nenhuma tecnologia atende todas as necessidades. De modo geral, a unidade de comunicação representa o conjunto de tecnologias empregadas, que são categorizadas como cabeadas ou sem fio. Além disso, deve-se considerar que a comunicação refere-se à comunicação com a concessionária de energia e também com o consumidor residencial. Assim sendo, dependendo da norma de cada país, os medidores devem apresentar protocolos padronizados para intercâmbio de informações e aquisição da leitura local dos valores medidos. De acordo com Uribe-Pérez et al. [19], as principais tecnologias empregadas são:

- RF-Mesh;
- IEEE 802.15: Bluetooth, Zigbee e 6LowPAN;
- IEEE 802.11: WiFi, Enhanced WiFi e IEEE 802.11n;
- IEEE 802.16: WiMax;
- PLC (do inglês, *Power Line Communication*);
- xDSL: ADSL, HDSL e VDSL;
- Euridis: IEC 62056-31;
- PON (do inglês, *Passive Optical Network*).

III. MONITORAMENTO NÃO INTRUSIVO

Como dito anteriormente, o NILM tem como finalidade identificar cargas em um circuito elétrico a partir da análise dos sinais de tensão e corrente, possibilitando a realização da desagregação do consumo de energia por cargas. De modo geral, objetiva-se estimar o consumo P_i de n cargas no instante t e considerando o erro de medição $e(t)$, de maneira que o consumo total $P(t)$ seja definido como em (1).

$$P(t) = \sum_{i=1}^n a_i(t) \cdot P_i(t) + e(t) \quad (1)$$

Sendo que:

$$a_i(t) = \begin{cases} 1, & \text{se a carga } a_i \text{ está ativada no instante } t, \\ 0, & \text{se a carga } a_i \text{ está desativada no instante } t. \end{cases}$$

Para tal objetivo, o procedimento de desagregação NILM é composto por seis etapas:

- Aquisição de dados: O primeiro estágio de monitoramento corresponde à aquisição de sinais de tensão e corrente dos sensores;
- Processamento: Em seguida, esses dados são transformados para a obtenção de outras grandezas elétricas como, por exemplo, a potência ativa ilustrada na Fig. 2;
- Deteção de eventos: Posteriormente, as informações processadas são analisadas para identificar o momento em que as cargas são ativadas ou desativadas.
- Extração de atributos: Nesta etapa, um conjunto de atributos obtidos diretamente da etapa b) são utilizados para um conjunto de atributos singular que cada carga gera quando é ativada;
- Classificação: Em seguida, o conjunto de atributos é associado a um tipo de carga através de um algoritmo de aprendizado de máquina, que rotula (identifica) a carga;
- Cálculo do consumo: Por fim, estima-se o consumo de energia de cada aparelho identificado, com base no período de operação e no tipo da carga.

A. Requisitos NILM para Medidor de Energia Inteligente

O pré-requisito para realizar o procedimento NILM é a capacidade de detectar a operação de uma carga a partir de um ponto de acoplamento comum entre várias cargas [18], conforme ilustrado na Fig. 2. Em uma residência, tal ponto é justamente onde os medidores convencionais são instalados.

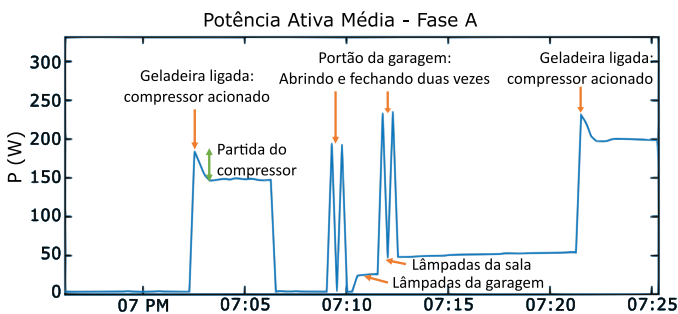


Fig. 2. Curva de carga agregada: potência ativa.

Segundo Zhuang et al. [20], a frequência de amostragem de grandezas elétricas determina o tipo de informação que pode ser extraída. De modo geral, tais sistemas são categorizados na literatura como de baixa frequência ou alta frequência [4, 14]:

- O primeiro representa aplicações que utilizam informações obtidas com frequência de amostragem inferior a 1 Hz. Na pesquisa realizada por Armel et al. [8], com a taxa de amostragem entre 1 segundo e 1 minuto, é possível identificar até 8 cargas distintas.
- O segundo corresponde a aplicações em que a taxa de amostragem é realizada na faixa de kHz até MHz. Segundo Armel et al. [8], em MHz é possível identificar aproximadamente 100 cargas distintas. Na faixa de kHz, a quantidade pode variar entre 20 e 40. Assim, quanto maior a taxa de amostragem, mais cargas podem ser identificadas individualmente e simultaneamente [18].

Para Armel et al. [8], a frequência de amostragem também define a resolução dos métodos de identificação de cargas. Em frequências maiores que 1 Hz é possível analisar variações em torno de 0,1 W. Com resoluções abaixo de 1 Hz, cargas de baixo consumo são ocultadas por cargas de maior consumo. Outro fator que influencia a identificação de cargas é a digitalização dos sinais amostrados, pois determina a quantidade de informação representada por um bit [18].

Com os requisitos para um projeto de medidor e considerando o método NILM, tem-se o alicerce para o medidor cognitivo. Desta forma, a Seção IV apresenta a *hardware* e *software* do medidor cognitivo em um dispositivo embarcado.

IV. ARQUITETURA DO SISTEMA EMBARCADO NILM: ABORDAGEM HETEROGÊNEA

A. Características Gerais

Como apresentado nas Seções II e III e ilustrado na Fig. 3, o medidor inteligente é composto por um conjunto de *hardware*, *software* e sistemas de instrumentação. As características gerais do dispositivo são:

- Entrada Trifásica;
- Taxa de Amostragem: 15.360 Hz;
- Resolução: 24 bits;
- Tensão Nominal: 160 V rms;
- Corrente Nominal: 50 A rms;
- Conectividade: Ethernet / Wi-Fi;
- Sistema Operacional Embarcado: Linux.

1) *Condicionamento de Sinais e Digitalização*: O conversor AD utilizado nesse projeto é o ADS131E08S que possui oito canais de conversão simultâneos do tipo delta-sigma ($\Delta\Sigma$)

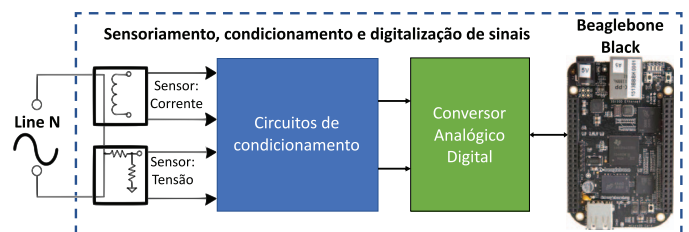


Fig. 3. Módulos de *hardware* do medidor proposto.

com resolução de 24 bits, referência de tensão interna e controle de ganho. Operando em modo diferencial, a faixa de conversão é estabelecida entre +2,5 V e -2,5 V.

Para medir tensões e correntes elétricas, utilizaram-se os sensores LV25-P e LA55-P. A saída dos sensores são condicionadas pelo circuito ilustrado na Fig. 4 que foi desenvolvido pelos grupos de pesquisa GASI/UNESP de Sorocaba e da FEEC/UNICAMP. A referência técnica do circuito é apresentada no trabalho desenvolvido por Garcia [9].

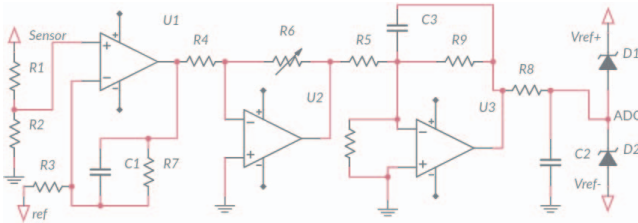


Fig. 4. Circuito de condicionamento de sinais.

A saída do circuito de condicionamento é conectada ao conversor ADS131E08S, que fornece as amostras via interface SPI para a unidade de processamento. A taxa de amostragem é determinada por um oscilador externo com frequência de 1,96608 MHz, sendo dividida por 128 em um circuito interno ao ADC para obter 15.360 Hz.

2) *Unidade de Processamento:* Para que o dispositivo consiga realizar tanto as tarefas de medição quanto o monitoramento não-intrusivo e a comunicação dessas informações, optou-se pela arquitetura heterogênea. Os benefícios dessa abordagem incluem [21]: aumento geral do desempenho, maior eficiência e redução do custo do sistema devido à integração de diferentes elementos de computação.

Para o desenvolvimento do protótipo, propôs-se o uso da placa de desenvolvimento Beaglebone Black Rev C, baseada no microprocessador Sitara AM3358. A unidade microprocessadora é composta por um processador ARM Cortex-A8 32-bit RISC e do subsistema apresentado na Fig. 5.

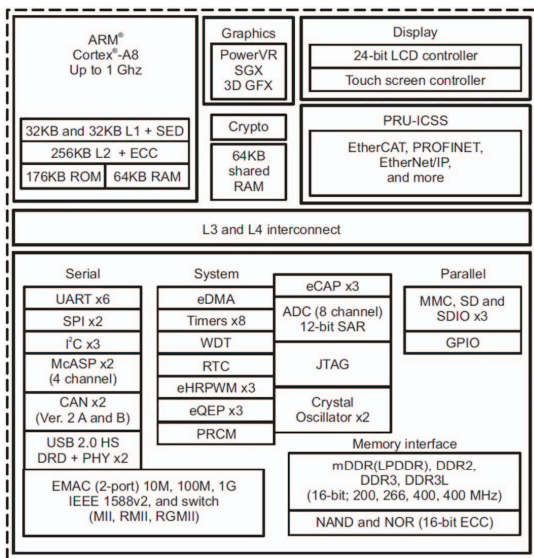


Fig. 5. Componentes do SoC Sitara AM3358.

Segundo Dave [21], os processadores Cortex-A são otimizados para executar sistemas operacionais e garantir desempenho em aplicações que demandam poder computacional. Além disso, o SoC apresenta duas unidades de tempo real programáveis (PRU) com arquitetura 32-Bit Load/Store RISC, capazes de operar em até 200 MHz. A atribuição de tarefas para a PRU garante a execução em tempo real e reduz a carga de processamento da CPU [22]. Outra característica importante é o compartilhamento de memória e interrupções entre as PRUs, e também entre as PRUs e o processador de aplicação.

B. Estratégias para Aquisição e Processamento

Devido à capacidade de multiplexação de pinos e do acesso pelas unidades de tempo real, optou-se por dedicar as PRUs à tarefa de aquisição de dados. Para tal, as unidades de tempo real são utilizadas de forma sincronizada, conforme ilustrado nas Figs. 6 e 7.

A unidade de tempo real PRU1 é utilizada para coletar as amostras fornecidas pelo ADC via interface SPI. O conversor ADS131E08S indica a partir de um sinal DRDY quando uma amostra está disponível para leitura. A PRU1 é responsável por monitorar esse sinal e coletar 24 bytes dos oito canais amostrados, mais 4 bytes de de uma palavra de estados (*flags*), armazenando-os em bancos de registradores internos que são compartilhados entre as PRUs, denominado *scratchpad* RAM.

O procedimento de coleta é realizado 4 vezes e no final uma PRU1 notifica a outra usando um sinal de interrupção. A PRU0 é utilizada para controlar o armazenamento de 15.360 amostras por canal, em uma região de memória compartilhada com o processador de aplicação. Assim, as duas PRUs operam em paralelo: a primeira, coleta pacotes de 4 amostras de cada canal; a segunda, concatena o pacote de amostras na memória principal.

Para possibilitar que a aplicação processe os dados coletados, optou-se por duplicar a região de memória RAM compartilhada com a PRU0. Assim, o processador de aplicação acessa uma região de memória enquanto a PRU faz a gravação das amostras em outra. Esse mecanismo, denominado *ping-pong buffer*, é alternado sempre que o processador de aplicação é notificado por interrupção, conforme ilustrado na Fig. 8.

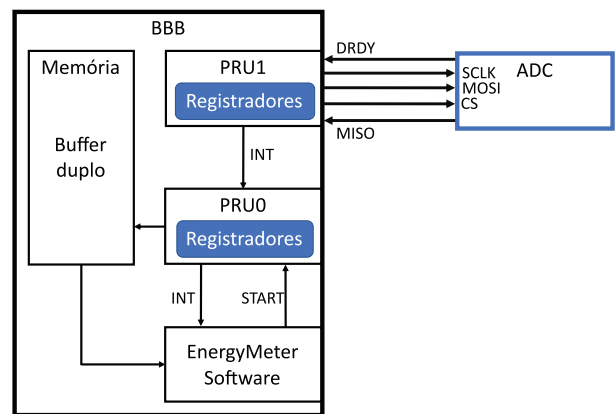


Fig. 6. Recursos de *hardware* utilizados na aquisição e processamento de dados.

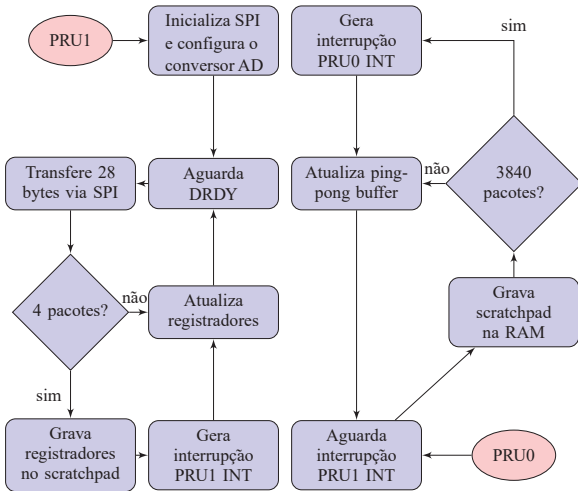


Fig. 7. Operações realizadas nas unidades de tempo real.

C. Processamento de Sinais e Assinatura de Potência

1) *Componentes Harmônicas*: Para observar o comportamento das cargas, implementou-se o algoritmo de Goertzel com objetivo de calcular componentes harmônicas de corrente, conforme ilustrado na Fig. 11. Para tal, calcula-se a transformada discreta de Fourier (DFT) a partir da recursão de equações diferenciais.

O sinal $x[n]$ corresponde ao vetor de amostras de corrente em um ciclo do sinal amostrado. Considerando um sinal de 60 Hz e a taxa de amostragem de 15.360Hz, o vetor possui 256 pontos (N). Para calcular uma componente harmônica (H_k) múltipla de 60Hz ($\frac{2\pi k}{N}$), utiliza-se a equação (2).

$$H_k = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j \frac{2\pi n k}{N}} \quad (2)$$

2) *Teoria de Potência Conservativa*: A CPT provê definições de potência e fator de potência, considerando os efeitos de desbalanceamento de carga, assimetria de tensão e variação de frequência. As grandezas elétricas definidas pela CPT são ditas conservativas, pois, satisfazem as leis de tensões e correntes de Kirchoff e o teorema de Tellegen [23]. Além dos termos de potência e energia, a CPT decompõe as correntes de fase em parcela ativa, reativa e residual. Para os circuitos trifásicos, as parcelas são decompostas em balanceadas e desbalanceadas, representando o desbalanceamento de carga.

A CPT é utilizada para fornecer parâmetros necessários para classificar as cargas em operação, pois possibilita analisar fenômenos físicos referentes as cargas presentes no circuito. Para tal, utilizam-se os seguintes parâmetros [15]: potência ativa média (P) e os fatores de potência (PF), reatividade (QF) e de não linearidade (VF). O objetivo é representar particularidades de uma carga, conforme a potência consumida e a alteração no fator de potência, que pode ser observada conforme as indicações de carga reativa e/ou não linear.

D. Desagregação de Consumo

A metodologia empregada na desagregação do consumo é baseada nos eventos gerados por uma carga e foi proposta

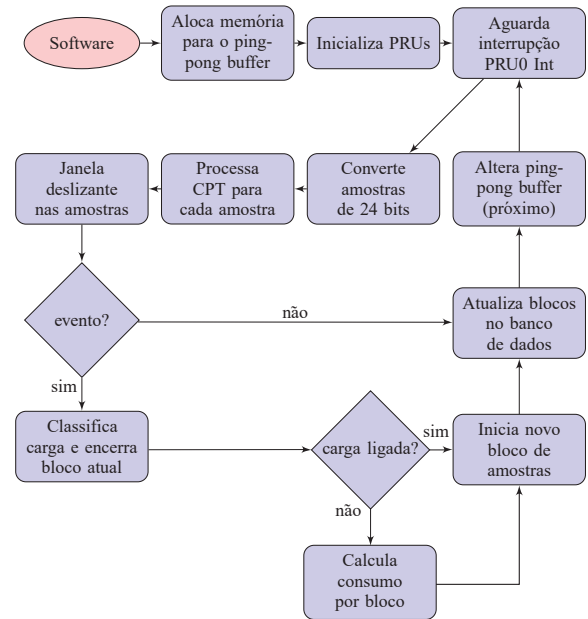


Fig. 8. Operações realizadas no processador de aplicação.

em [4, 9, 15]. Para classificação de cargas, utiliza-se um método de aprendizado supervisionado baseado em distância entre objetos e que não necessita de treinamento. Para tal, os atributos da CPT citados anteriormente são utilizados para procurar pelos k vizinhos mais próximos (algoritmo k -NN, do inglês *k-Nearest Neighbors*) em um conjunto de dados previamente conhecido que contém instâncias compostas por atributos (P, PF, QF e VF) e rótulos (nome da carga). A criação da base de dados é descrita na Seção V.

Conforme ilustrado na Fig. 8, após a identificação da primeira carga, inicia-se um processo para armazenar o valor médio de potência a cada segundo em um banco de dados local. Se outro evento é detectado, verifica-se se alguma carga foi desligada ou se outra carga foi ligada. Se foi desligada, encerra-se o registro de amostras, formando um bloco de dados identificado pelo rótulo da carga. No entanto, se outra carga é ligada, inicia-se a formação de outro bloco, sendo associado a todas as cargas que estão ativas.

Na Fig. 9 tem-se a formação de blocos e a quantidade de rótulos associados. Com essa abordagem, o consumo desagregado é calculado considerando todos os blocos associados à uma determinada carga, ocorrendo sempre após um evento de carga desativada.

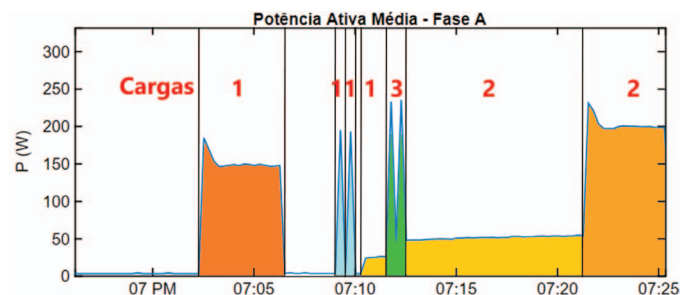


Fig. 9. Desagregação por blocos.

E. Sistema Supervisório

As informações obtidas pelo medidor são disponibilizadas em um sistema de gerenciamento de consumo embarcado no medidor, conforme ilustrado na Fig. 10. O sistema foi construído com base em um servidor WEB Apache embarcado, disponibilizando o acesso a uma página PHP via HTTP. O conteúdo da página é gerado consultando um banco de dados local em MySQL que contém os dados de consumo por cargas e apresenta ao usuário as seguintes informações:

- Informações percentuais — Indica a parcela individual de consumo de cada eletrodoméstico sem mencionar termos técnicos;
- Informações técnicas — Apresenta o consumo em kWh e também o tempo de uso de cada eletrodoméstico;
- Perfil — Indica a curva de carga diária;
- Relatório — Fornece sugestões e recomendações sobre cargas de interesse.



Fig. 10. Sistema de gerenciamento de consumo para o usuário.

V. PROTOCOLO EXPERIMENTAL E APLICAÇÕES

Para teste do protótipo, criou-se uma base de dados para o medidor cognitivo contendo os atributos de eletrodomésticos mencionados na Seção IV-C para as seguintes classes: geladeira, micro-ondas, purificador de água, notebook, aparelho de som, televisão LED, liquidificador, televisão LCD, máquina de lavar roupas, secador de cabelos, lâmpada fluorescente, computador *desktop*, forno elétrico, monitor LCD-LED-Tubo, lâmpada LED, ferro de passar roupas, lâmpada incandescente, fritadeira elétrica, ar condicionado e chuveiro.

Nessa etapa, avaliou-se a forma de onda para gerar os atributos de classificação de cada carga. Para tal, registrou-se a operação dos eletrodomésticos para obter os valores médios, máximos e mínimos de cada atributo. Posteriormente, tais valores foram armazenados uma base de dados local para reconhecimento de cargas.

Por exemplo, na Tabela I são apresentados os valores médios, máximos e mínimos dos parâmetros analisados para quatro modelos de geladeiras. Na Fig. 11, são apresentadas a forma de onda e a composição harmônica do sinal de corrente para casos em que o compressor da geladeira está ativado. Os fatores provenientes da CPT indicam que a carga tem comportamento não linear e que o sinal de corrente está defasado.

TABELA I
CLASSE I: GELADEIRA

Geladeira	Potência Ativa (P) em Watts			Fator de Potência (PF)		
	Mín	Médio	Máx	Mín	Médio	Máx
1	52.894	127.258	148.055	0.524	0.553	0.609
2	53.416	134.564	149.990	0.464	0.519	0.723
3	61.021	91.034	113.866	0.409	0.608	0.894
4	60.538	120.903	147.248	0.062	0.862	0.901
	Reatividade (QF)			Não linearidade (VF)		
1	0.319	0.826	0.851	0.075	0.090	0.675
2	0.137	0.838	0.872	0.071	0.103	0.745
3	0.192	0.789	0.845	0.071	0.096	0.514
4	0.062	0.862	0.901	0.049	0.068	0.405

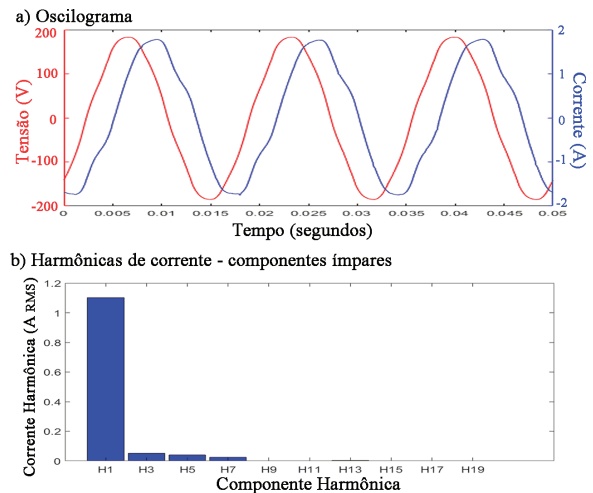


Fig. 11. Geladeira a) Oscilografia; b) Decomposição harmônica.

Após a formação da base de dados, o medidor cognitivo opera continuamente, realizando a sequência de tarefas indicadas na Seção III. Devido a execução do procedimento de desagregação diretamente no medidor cognitivo, o sistema de gerenciamento de energia é atualizado a cada evento de carga desligada. Com isso, calcula-se o consumo individual em kWh, o percentual de participação no consumo total e tempo de uso no dia. Cabe ressaltar que essas informações são fornecidas a partir de consultas realizadas em um banco de dados local, possibilitando a pesquisa por períodos maiores que um dia e geração de gráficos conforme ilustrado nas Figs. 12 e 13.

As informações apresentadas são importantes para conhecimento da curva de carga diária sem utilizar termos técnicos, facilitando a interpretação e avaliação do consumidor. Assim, uma função configurada no medidor cognitivo é o sistema de sugestões e recomendações sobre uso dos eletrodomésticos, sendo criado com base na avaliação do período de uso de cargas pré-definidas, tais como: geladeira, micro-ondas, chuveiro, ferro de passar roupas e ar condicionado.

Para o novo regime de tarifação, indicam-se os postos em que a energia é mais cara. Conforme ilustrado na Fig. 14, o posto intermediário é indicado pela cor cinza, e o período de ponta em laranja. O posto intermediário ocorre uma hora antes e uma hora depois do horário de ponta. Neste caso, é perceptível que o valor da tarifa entre a 18^a e 22^a hora do dia é maior que nos outros horários. Nas três horas que compreendem a 19^a até a 21^a hora do dia, tem-se o horário de ponta, que corresponde ao aumento significativo no valor da

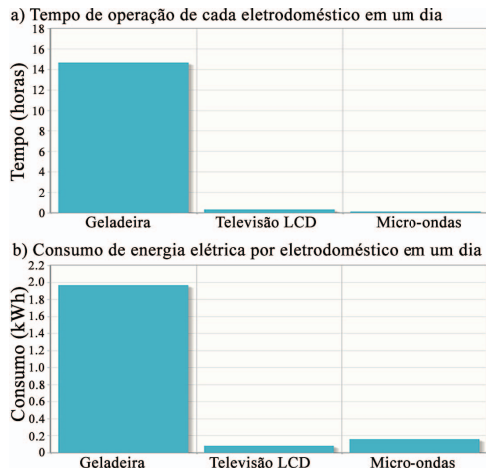


Fig. 12. a) Tempo de uso e b) consumo de energia desagregado.

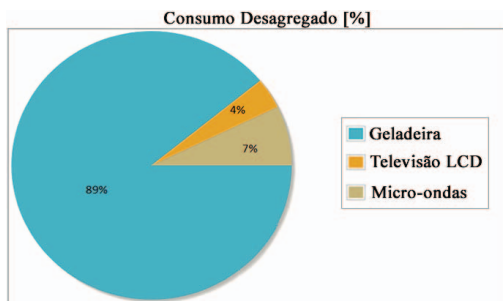


Fig. 13. Participação de cada carga no consumo total.

tarifa. Desta forma, o consumidor deve evitar o uso de cargas com alto consumo neste intervalo.

Para atender tal necessidade, o medidor cognitivo pode auxiliar o consumidor. Um exemplo de aplicação é ilustrado na Fig. 15: o chuveiro elétrico está sendo usado dentro do período de ponta. Com conhecimento dos hábitos e por ser uma carga que possibilita a flexibilidade do horário de uso, o consumidor pode ser incentivado a alterá-los de acordo com o conforto desejado ou estabelecendo metas de economia. Para este caso, o sistema supervisor indica os horários em que a tarifa é mais cara e que é necessária a mudança do horário de

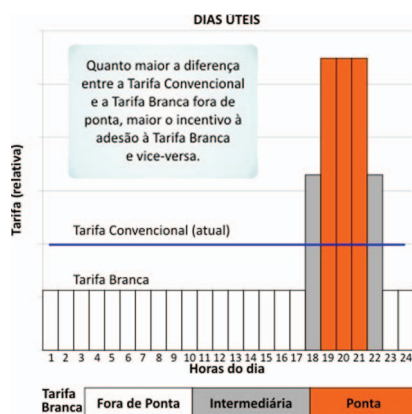


Fig. 14. Tarifa Branca. Adaptado de www.aneel.gov.br/tarifa-branca.

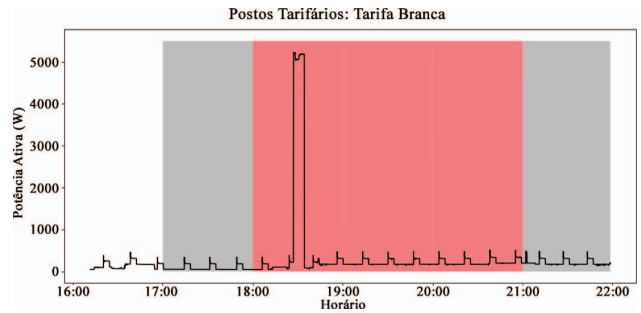


Fig. 15. Indicação do posto intermediário e de ponta.

uso. Desta forma, o consumidor terá diretamente a redução de gastos com energia elétrica.

VI. CONCLUSÃO

Esse trabalho apresentou a proposta de medidor de energia elétrica composto por sensores não intrusivos e sistema embarcado, propiciando a realização da desagregação de consumo por cargas diretamente no medidor. Para atender os requisitos do monitoramento não intrusivo, utilizou-se uma abordagem de multiprocessamento heterogêneo para distribuir tarefas de aquisição e processamento de dados. Devido a capacidade computacional e do suporte a sistemas operacionais, o medidor foi utilizado como sistema de gerenciamento de consumo de energia elétrica, enfatizando o uso de informações provenientes da desagregação do consumo por cargas para criar sugestões e recomendações de uso de equipamentos e redução de gastos, sobretudo durante os postos tarifários intermediário e de ponta. Desta forma, os resultados apresentam uma aplicação do medidor de energia como instrumento informativo para conscientização do consumidor, destacando o cenário atual brasileiro que atualmente conta com o sistema de tarifa branca.

AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer a FAPESP (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo), processos 2012/19375-1 e 2016/08645-9, e a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES).

REFERÊNCIAS

- [1] ANEEL. Resolução normativa nº 502/2012 - regulamenta sistemas de medição de energia elétrica de unidades consumidoras do grupo b. Technical report, Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), August 2012.
- [2] H. Chang, K. Lian, Y. Su, and W. Lee. Power-spectrum-based wavelet transform for nonintrusive demand monitoring and load identification. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 50(3):2081–2089, May 2014.
- [3] A. S. Bouhouras, P. A. Gkaidatzis, E. Panagiotou, N. Poulakis, and G. C. Christoforidis. A nilm algorithm with enhanced disaggregation scheme under harmonic current vectors. *Energy and Buildings*, 183:392 – 407, 2019.

- [4] W. A. Souza, F. D. Garcia, F. M. Marafao, L. C. P. Silva, and M. G. Simoes. Load disaggregation using microscopic power features and pattern recognition. *Energies*, 12(14):2641, 2019.
- [5] M. R. Durling, Z. Ren, N. Visnevski, and L. E. Ray. Cognitive electric power meter, April 6 2010. US Patent 7,693,670.
- [6] F. Sultanem. Using appliance signatures for monitoring residential loads at meter panel level. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 6(4):1380–1385, Oct 1991.
- [7] G. W. Hart. Nonintrusive appliance load monitoring. *Proceedings of the IEEE*, 80(12):1870–1891, Dec 1992.
- [8] K. C. Armel, A. Gupta, G. Shrimali, and A. Albert. Is disaggregation the holy grail of energy efficiency? the case of electricity. *Energy Policy*, 52:213–234, 2013.
- [9] F. D. Garcia. Cognitive energy meter for energy efficiency applications. Master's thesis, Univ Estadual Paulista (UNESP), 2018.
- [10] M. Liang, Y. Meng, N. Lu, D. Lubkeman, and A. Kling. Hvac load disaggregation using low-resolution smart meter data. In *Proceedings of the IEEE Power Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference*, pages 1–5, Feb 2019.
- [11] M. Figueiredo, A. Almeida, and B. Ribeiro. Home electrical signal disaggregation for non-intrusive load monitoring (nilm) systems. *Neurocomputing*, 96:66–73, 2012.
- [12] J. Kelly and W. Knottenbelt. Neural nilm: Deep neural networks applied to energy disaggregation. In *Proceedings of the ACM International Conference on Embedded Systems for Energy-Efficient Built Environments*, pages 55–64, 2015.
- [13] Y. Lin, M. Tsai, and C. Chen. Applications of fuzzy classification with fuzzy c-means clustering and optimization strategies for load identification in nilm systems. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pages 859–866, June 2011.
- [14] N. Sadeghianpourhamami, J. Ruysinck, D. Deschrijver, T. Dhaene, and C. Develder. Comprehensive feature selection for appliance classification in nilm. *Energy and Buildings*, 151:98–106, 2017.
- [15] W. A. Souza, F. P. Marafão, E. V. Liberado, M. G. Simões, and L. C. P. Silva. A nilm dataset for cognitive meters based on conservative power theory and pattern recognition techniques. *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, 29(6):742–755, Dec 2018.
- [16] ANEEL. Resolução normativa nº 502/2013 - estabelecer os procedimentos comerciais para aplicação do sistema de bandeiras tarifárias. Technical report, Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), April 2013.
- [17] Q. Sun, H. Li, Z. Ma, C. Wang, J. Campillo, Q. Zhang, F. Wallin, and J. Guo. A comprehensive review of smart energy meters in intelligent energy networks. *IEEE Internet of Things Journal*, 3(4):464–479, Aug 2016.
- [18] A. U. Haq and H. Jacobsen. Prospects of appliance-level load monitoring in off-the-shelf energy monitors: A technical review. *Energies*, 11(1):189, 2018.
- [19] N. Uribe-Pérez, L. Hernández, D. De la Vega, and I. Angulo. State of the art and trends review of smart metering in electricity grids. *Applied Sciences*, 6(3), 2016.
- [20] M. Zhuang, M. Shahidehpour, and Z. Li. An overview of non-intrusive load monitoring: Approaches, business applications, and challenges. In *Proceedings of the International Conference on Power System Technology*, pages 4291–4299, Nov 2018.
- [21] K. Dave. Optimizing arm cortex-a and cortex-m based heterogeneous multiprocessor systems for rich embedded applications. In *Proceedings of the Embedded World Conference*, 2017.
- [22] A. M. Anand and B. Raveendran. Real-time application in linux using pruss. In *Proceedings of the International Journal of Engineering Research and Technology*, volume 4, May 2015.
- [23] P. Tenti, H. K. M. Paredes, and P. Mattavelli. Conservative power theory, a framework to approach control and accountability issues in smart microgrids. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 26(3):664–673, March 2011.



Fernando Deluno Garcia nascido em Sorocaba (SP), é graduado em Engenharia de Computação pela Faculdade de Engenharia de Sorocaba (2013) e mestre em engenharia elétrica pela Faculdade de Engenharia UNESP/Bauru (2018). Atualmente, é aluno regular de Doutorado no Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da UNESP/Bauru. Suas principais áreas de interesse são: Projeto e Desenvolvimento de Sistema Embarcados, Instrumentação e Sistemas de Medição.



Wesley Angelino de Souza nascido em Bauru (SP), é graduado em ciência da computação pela Faculdade de Ciências da UNESP/Bauru (2008), é mestre em engenharia elétrica pela Faculdade de Engenharia UNESP/Bauru (2011) e doutor em Engenharia Elétrica pela UNICAMP (2016). Entre 2013 a 2014 foi pesquisador visitante na Universidade de Padova (Itália) e atualmente é pesquisador de pós doutorado no Departamento de Computação da UFSCar/Sorocaba. Suas principais áreas de interesse são instrumentação, análise de dados, sistemas computacionais, inteligência artificial, aprendizagem de máquina, análise e controle da qualidade de energia. Dr. Souza é membro do IEEE e da SBC.



Fernando Pinhabel Marafão nascido em José Bonifácio (SP), é graduado em Engenharia Elétrica pela UNESP/Bauru (1998), tem mestrado e doutorado em Engenharia Elétrica pela UNICAMP (2000 e 2004). Em 2002 e 2013 foi pesquisador visitante na Universidade de Padova (Itália) e na Colorado School of Mines (EUA), respectivamente. Desde 2005, é professor no Campus de Sorocaba da UNESP. É pesquisador do Grupo de Automação e Sistemas Integráveis (GASI/UNESP), tendo sido seu líder de 2007 a 2011 e vice-líder de 2014 a 2016, sendo atualmente o coordenador dos laboratórios de pesquisa do grupo. Suas principais áreas de interesse são análise e condicionamento da qualidade da energia elétrica, micro geração distribuída de energia, técnicas de análise e controle para redes inteligentes de energia e teorias de potência para circuitos elétricos modernos. Dr. Marafão é membro do IEEE, da Sobraep e da SBA.