

## **GRUPO DE ESTUDO DE GERAÇÃO TÉRMICA - GGT**

### **IDENTIFICAÇÃO DE APARELHOS USANDO NILM PARA MELHORAR A EFICIÊNCIA ENERGÉTICA.**

**MAURÍCIO ROQUE VIDAL; TAKAAKI OHISHI(1)  
UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS(1)**

#### **RESUMO**

No contexto de eficiência energética, existem várias soluções que podem ser trabalhadas de modo a otimizar a utilização dos recursos renováveis. A ideia que será abordada neste projeto, será baseada nas técnicas de monitoramento de carga não intrusivos. Ao se estimar individualmente o consumo de cada aparelho naquele cenário, dispõe-se de um monitoramento mais barato e eficiente, contribuindo para a economia no consumo de energia, que se dá quando se é investido nos "combustíveis invisíveis". Para a elaboração dos resultados, serão utilizadas técnicas de inteligência artificial, para o desenvolvimento de um modelo, que terá por objetivo detectar/identificar os eventos elétricos dentro de cada residência.

**PALAVRAS-CHAVE:** Modelos de identificação; consumo residencial; redes neurais convolucionais, monitoramento, potências Ativa e reativa, Convnet.

#### **1.0 INTRODUÇÃO**

A energia elétrica é um dos principais elementos da infraestrutura básica do nosso modo de vida, e a sua demanda tem sido crescente desde o seu surgimento, tendência esta que deverá se manter ainda por muitos anos. Mas, o oferecimento deste recurso tem um alto custo, principalmente devido ao seu elevado impacto ambiental. Esta agenda ambiental tem exercido forte pressão por fontes de geração mais limpas do ponto de vista ambiental e por um uso mais eficiente da energia elétrica, pois isto reduz custos de produção e retarda um pouco a necessidade de expansão das fontes de geração. A melhora da eficiência dos consumidores de energia elétrica pode ser obtida pela troca por equipamentos mais eficientes, mas principalmente pela redução no desperdício no consumo de energia. E, para isso, é importante conhecer como a energia é consumida.

Este artigo apresenta um método de identificação de usos de equipamentos elétricos em uma residência, através de um procedimento não-intrusivo. A partir do conhecimento sobre os usos dos equipamentos elétricos é possível levantar o perfil de consumo de uma residência. O perfil de consumo de energia elétrica pode ser utilizado para vários fins. Uma delas é ajudar no processo de identificação de desperdícios. Por exemplo, manter iluminação elétrica sem necessidade. O perfil pode ser utilizado para identificar aparelhos ineficientes. Por exemplo, se o consumo de energia de uma geladeira está muito acima do padrão, isto indica um possível defeito no aparelho ou um equipamento muito ineficiente. Uma outra aplicação é no reordenamento de usos de equipamentos, por exemplo, a transferência de utilização de determinados equipamentos para períodos fora da demanda de ponta, quando o custo de energia é mais caro. Este processo de identificação também pode ser a base de um sistema de controle de consumo de energia elétrica, incluindo um sistema de alarmes para equipamentos com defeito e monitoramento do consumo de energia elétrica. A prática tem mostrado que quando é mostrado a um consumidor o seu padrão de consumo de energia elétrica, em muitos casos o consumidor altera o seu padrão de consumo visando reduzir as perdas.

Há basicamente dois processos de identificação de usos de equipamentos elétricos. Um é o intrusivo, no qual são instalados sensores nos equipamentos. O outro é o processo não-intrusivo, que faz a identificação a partir de dados de consumo global de energia elétrica da residência. Através do processo intrusivo facilmente é possível identificar quais aparelhos estão ligados, mas requer a instalação de uma estrutura de medição através de sensores, que é mais cara e mais trabalhosa em termos de instalação. Já o não-intrusivo exige muito menos investimentos para se obter os dados de consumo, mas requer um sistema de desagregação dos dados de consumo global no uso de cada aparelho. Esta desagregação é usualmente realizada através de programas computacionais. Este projeto considerou um processo não-invasivo.

O processo de identificação é fortemente influenciado pela disponibilidade de informações sobre o consumo de energia elétrica. Em geral, quanto maior é a disponibilidade de informações, maior é a acurácia dos modelos de

identificação. Os medidores tradicionais só registram o consumo de potência ativa e guardam somente o valor do consumo total; não registram por exemplo como a potência ativa foi consumida ao longo do tempo, que é uma informação importante para levantar o perfil de consumo. Já os medidores mais modernos, os “smart meters”, registram valores de tensão, corrente e fator de potência, a partir do qual é possível calcular os consumos de potências ativa e reativa. Este artigo mostra que a disponibilidade de mais informação resulta em um processo de identificação mais preciso.

## 2.0 PROCESSO DE MONITORAMENTO NÃO-INTRUSIVO

Os sistemas de identificação não-intrusivos, conhecido como NILM (“non-intrusive load monitor”), devem ser capazes de estimar com uma grande acurácia a detecção de eventos, utilizando exclusivamente softwares computacionais, sem a necessidade de sub-medidas providas por outros sensores. Além disso, baseado na eficácia destes softwares, estes sistemas podem ser avaliados fundamentalmente em três dimensões [6]: redução de custo com sensores; melhoramento da acurácia na desagregação de energia e minimização da necessidade de dados de treinamentos.

O formalismo do NILM para residências foi introduzido conceitualmente por Hart e Sultanem [12]. Hart focou seus estudos na análise de aparelhos de baixa frequência de consumo elétrico. Em seu artigo, ele define que esses aparelhos podem ser divididos em três classes: ligar/desligar; máquinas de estado finitos e variáveis de continuidade. Por outro lado, Sultanem [13] tratou da questão de medições de alta frequência e na noção de categorias harmonizadas para agrupar os aparelhos. As classes de aparelhos propostas foram: resistivos; operados por bombas; movido a motor; controle eletrônico de energia e iluminação fluorescente.

## 3.0 – PROCESSO DE IDENTIFICAÇÃO NÃO-INTRUSIVO

Uma das formas de identificar eventos sobre usos de equipamentos elétricos é através da análise sobre as variações no consumo de energia elétrica em uma residência, pois quando um equipamento é ligado há um aumento no consumo de energia e vice-versa quando o mesmo é desligado. Mas, cada tipo de aparelho tem um perfil de consumo específico, o que pode ser utilizado para a sua identificação. Este perfil específico é denominado a assinatura do equipamento.

### 3.1 – Assinatura de Equipamentos

As assinaturas de aparelhos são as bases para qualquer sistema de monitoramento não intrusivo. Figueiredo [2] afirma que estas assinaturas podem ser definidas como um conjunto de parâmetros que podem ser medidos da carga total, que usualmente resultam tanto de sinais de estados estacionários ou obtidos pelos sensores de oscilações. Uma assinatura baseada em estados estacionários pode facilmente identificar aparelhos eletrônicos que são ligados e desligados na rede. Porém, algumas limitações podem ser apontadas, tais como a impossibilidade de distinguir dois aparelhos que possuem a mesma assinatura estacionária. Deste modo, para combater estas limitações, as assinaturas baseadas em oscilações podem ser usadas. Elas são resultadas de perturbações em sinais elétricos causados por trocas de ligado e desligado de aparelhos [14].

A assinatura é composta apenas de mudanças na potência ativa, o qual provê informações sobre o reconhecimento dos aparelhos. A utilização da potência reativa e do fator de potência podem deixar a desagregação de energia mais fácil de ser identificada. Basicamente, a energia reativa é a componente que não realiza trabalho e é responsável pela criação do campo eletromagnético necessário para o bom funcionamento do aparelho é medido em kVAh (kilo volt ampere reativos hora) [14], [15].

## 4.0 - REDES NEURAIAS CONVOLUCIONAIS

As redes neurais são compostas de unidades de processamento que se interligam através de conexões, que representam as relações entre as variáveis. Existem diversas arquiteturas e tipos de redes, que podem ser utilizadas em diversos contextos como: identificação de imagens, voz e vídeo, classificação e previsão de eventos [16].

Soncha e Boonyang [18] propuseram um sistema de medição em redes neurais, com o intuito de medir o consumo de energia em aparelhos de ar condicionado, televisão, geladeira e panela de arroz em uma residência. Os resultados mostraram que em média obtiveram uma acurácia de 96% de acerto em dados simulados e de teste na desagregação da energia total da residência.

Outra técnica que possuiu um grande desempenho foi proposta por [18], que construiu uma arquitetura de rede semelhante às utilizadas na tarefa de classificação de texto, a Seq2Point. Basicamente esta rede recebe uma

sequência temporal de observações da potência ativa ao longo do tempo, que a partir do processo de convolução, herdado das redes Convolucionais, consegue gerar um ponto que representa o consumo de um determinado aparelho elétrico, desagregado do consumo ativo de uma determinada residência. Uma rede convolucional é comumente utilizada em tarefas de identificação e classificação de objetos dentro de uma imagem. Este processo se dá a partir de operações convolucionais, que são realizadas no processo de treinamento, no qual filtros que melhor representam aqueles determinados objetos são criados. Assim, ao final deste processo, são gerados vetores de características extraídas destas imagens, os quais foram os que melhores representam, de forma resumida, aquela imagem. Por final, este vetor de características é utilizado para identificar, classificar ou estimar um resultado [19, 20, 21].

Da mesma maneira que acontece com as imagens, as sequências também podem passar por processos convolucionais, de modo a extrair as características que melhores representam o objetivo do treinamento, assim como é demonstrado nos estudos de [18, 22], os quais utilizam as redes convolucionais para desagregar o consumo dos aparelhos, utilizando-se apenas da potência ativa agregada da residência. Os estudos propostos neste projeto, se basearam na arquitetura desenvolvida por [18], porém com a utilização da potência ativa e reativa agregada da residência, e além de outras características identificadas na análise exploratória dos dados.

## 5.0 – MODELO DE IDENTIFICAÇÃO DE USO DE EQUIPAMENTO ELÉTRICO

Para a elaboração deste projeto foi utilizado um conjunto de dados chamado *UK Domestic Appliance Level-Electricity* (UK-DALE) [23]. Este conjunto de dados armazena informações do consumo elétrico de cinco casas, onde para três delas é disponibilizado além da potência ativa, a potência aparente e a voltagem total da casa, a cada seis segundos. O *dataset* contém medições de mais de 10 aparelhos elétricos diferentes, porém na elaboração deste projeto, foram considerados quatro aparelhos elétricos: chaleira elétrica, micro-ondas, geladeira e máquina de lavar louças. Outros artigos também consideram estes mesmos aparelhos, porém utilizando somente da potência ativa [18, 22]. Para este estudo, inicialmente foi considerado apenas a residência 1 para treinamento e validação dos resultados. Foram definidos 3 períodos diferentes para o desenvolvimento deste projeto. O primeiro período foi selecionado para o conjunto de treinamento, que se deu do dia 12/04/2013 ao dia 21/08/2014. O segundo período foi selecionado para ser o conjunto de validação, o qual é usado para selecionar o melhor modelo do treinamento, consistindo do dia 22/08/2014 ao dia 21/10/2014. E por último o conjunto de teste que se concentrou no período de 22/10/2014 à 15/12/2014.

Como foi evidenciado nas seções anteriores, a potência reativa junto a potência ativa pode ajudar muito na tarefa de identificação e desagregação do consumo de cada aparelho. Observando o comportamento do consumo dessas duas potências dos aparelhos mencionados, conseguimos observar alguns comportamentos, como pode ser visto na FIGURA 1.

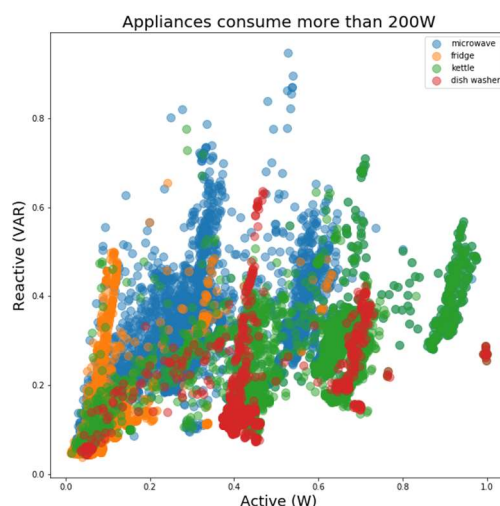
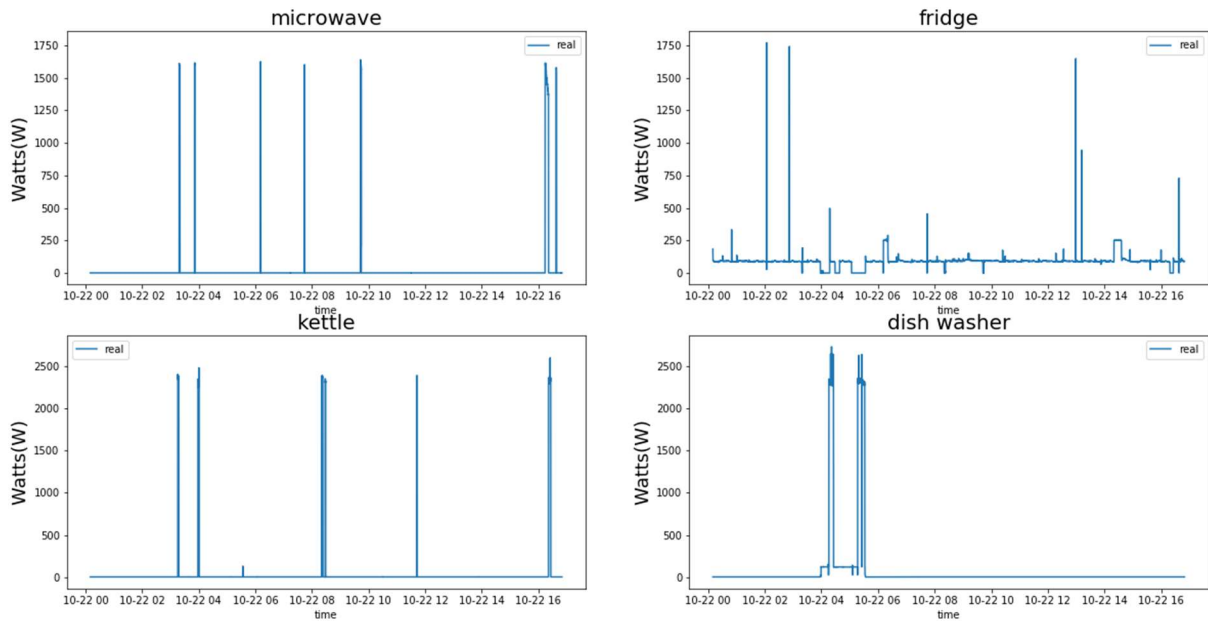


FIGURA 1 - Potência reativa e ativa agregada de uma residência do período de 22/10/2014 à 15/12/2014.

Como estas potências representam o agregado da residência, o perfil de consumo de cada aparelho não fica explicitamente marcado pois na residência pode estar acontecendo a utilização de outros aparelhos. Porém, quando o consumo deste aparelho se torna maior que 200 watts, é mais fácil identificar o perfil de consumo de cada aparelho e suas características na residência. Cada um dos aparelhos selecionados têm um perfil de consumo diferente, e além disso, são ligados em diferentes momentos, ou seja, alguns aparelhos estarão mais ociosos do que outros, como pode ser observado na FIGURA 2.



FUGURA 2 - Consumo individual de cada aparelho selecionado, considerando as 10000 primeiras observações do dia 22/10/2014 à 15/12/2014.

Outro detalhe que é possível observar é que a geladeira se mantém em constante funcionamento e que possui oscilações bem variadas com o tempo. Perfis como este podem ser bem difíceis de serem desagregados. Por isso, será realizado uma análise exploratória dos dados, para que possa ser encontrado outras características que ajudem na desagregação / identificação dos aparelhos selecionados, além de outras arquiteturas que também possam favorecer nisto.

Este experimento foi realizado utilizando uma GPU e 50 GB de memória RAM para processamento dos dados. As definições da GPU podem ser encontradas na FIGURA 3.

NVIDIA-SMI 450.80.02			Driver Version: 450.80.02			CUDA Version: 11.0		
GPU	Name	Persistence-M	Bus-Id	Disp.A	Volatile	Uncorr.	ECC	
Fan	Temp	Perf	Pwr:Usage/Cap	Memory-Usage	GPU-Util	Compute	M. MIG	M.
0	CUDA GPU	On	00000000:07:00.0	Off	0%	Default	0	
N/A	28C	P0	51W / 400W	48MiB / 40537MiB		Disabled		
Processes:								
GPU	GI	CI	PID	Type	Process name	GPU Memory	Usage	
ID	ID							
No running processes found								

FIGURA 3 - *Screenshot* do comando nvidia-smi do sistema operacional linux, mostrando as configurações da GPU atual.

Como resultado parcial, foram realizados alguns experimentos no período de treinamento e de validação, e apurados no período de teste da primeira residência da UK-DALE. Este experimento utilizou-se da técnica Seq2Point utilizando redes convolucionais considerando tanto a potência ativa quanto a reativa da residência como um todo.

A técnica de Seq2Point consiste em processar os dados de modo que a cada observação se utilize 100 instantes anteriores do período avaliado tanto da potência ativa quanto reativa, para cada um dos aparelhos individualmente, como pode ser visto na FIGURA 4:

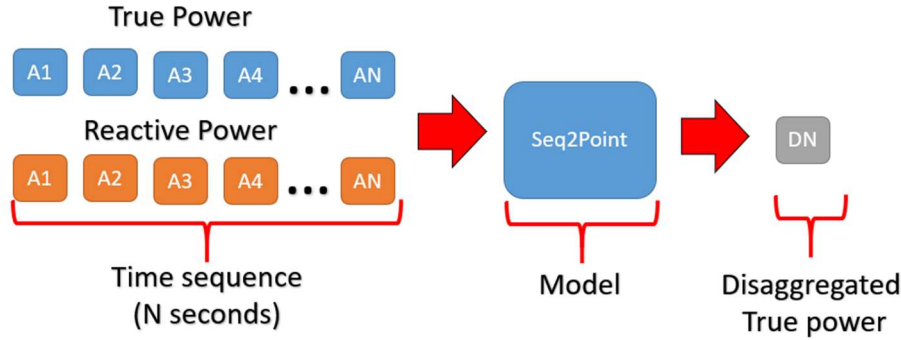


FIGURA 4 - Diagrama exemplificando o processo de desagregação de um aparelho a partir da potência ativa e reativa agregada de uma residência.

O modelo exemplificado na FIGURA 4 é criado individualmente para cada aparelho e também treinado individualmente para cada um deles. O período de treinamento e validação é mantido o mesmo para todos, além das mesmas configurações de parametrização da rede: batch size (1000), epochs (500), otimizador (adam), e função de custo (erro médio quadrado); e de arquitetura: 6 camadas Conv1D de 512 a 32 filtros, intercaladas entre elas de camadas de BatchNormalization, ativação LeakyRelu e MaxPooling1D. O vetor de característica produzida por esta rede é utilizado por um neurônio na tarefa de desagregação da potência ativa de cada aparelho e um neurônio regulador que ajusta esta saída caso ocorra ou não o consumo do aparelho.

Após o treinamento de cada uma das redes para seus respectivos aparelhos, foi apurado no conjunto de teste o desempenho de cada um destes na tarefa de desagregação. Foram selecionados 10000 instantes do período de 2/10/2014 à 15/12/2014 para uma análise visual, como pode ser visto na FIGURA 5:

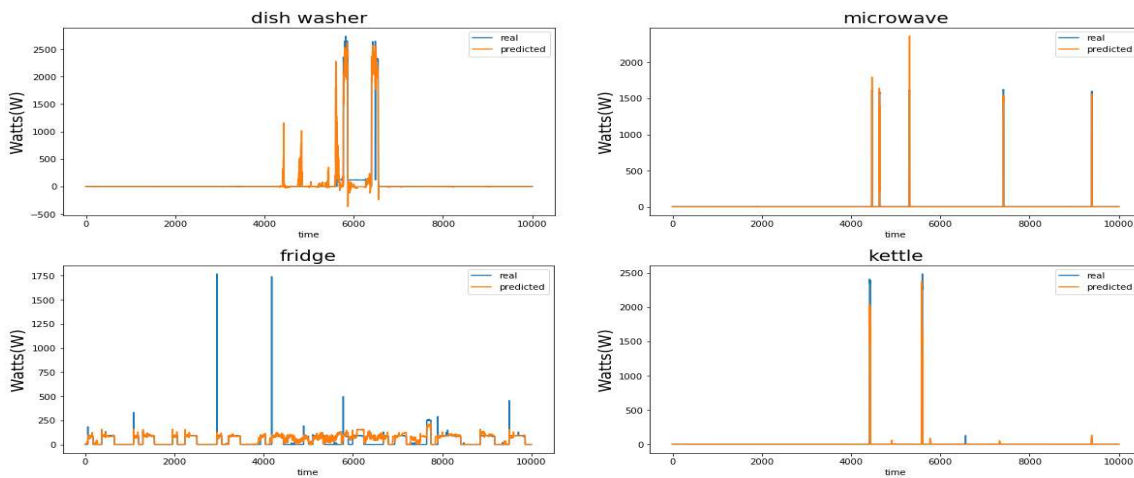


FIGURA 5 - Consumo individual de cada aparelho selecionado, considerando as 10000 primeiras observações do dia 22/10/2014 à 15/12/2014, em laranja é observado o resultado que a rede proveu baseado na potência ativa e reativa da residência.

Os resultados obtidos por cada um dos aparelhos foram avaliados utilizando a métrica *mean absolute error* (MAE) que dá o erro absoluto médio no período de tempo avaliado, como pode ser descrito pela Equação 1. Os resultados individuais de cada aparelho elétrico são mostrados na TABELA 1.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n}$$

EQUAÇÃO 1 - Fórmula do MAE.

TABELA 1. Resultado da desagregação da potência ativa de cada aparelho no período de 22/10/2014 à 15/12/2014, utilizando da potência ativa e reativa agregada da residência.

Aparelho	MAE
Microondas	6.22
Geladeira	19.20
Chaleira elétrica	7.24
Máquina de Lavar louças	8.84

É evidente que o perfil de consumo da geladeira teve um desempenho pior comparado aos demais aparelhos, mas mesmo assim analisando visualmente a FIGURA 5, os erros maiores são em pontos de *outliers* que fogem bastante do perfil de consumo padrão da geladeira. Este comportamento será melhorado nos resultados finais, de modo que a rede seja capaz de identificar a utilização do aparelho e além disso realizar a desagregação efetivamente.

## 5.0 – CONCLUSÕES

Este artigo apresentou um modelo de identificação de usos de equipamentos elétricos em uma dada residência. A abordagem desenvolvida é não-intrusiva, na qual a identificação dos aparelhos foi obtida através da desagregação da demanda global da residência. A técnica de identificação foi baseada em redes neurais convolucionais. A técnica proposta foi aplicada aos dados da UK-DALE. Os resultados mostraram que esta técnica consegue identificar bem a maioria dos equipamentos testados. No caso específico do micro-ondas, outras configurações serão testadas para se buscar melhores resultados.

## 6.0 – AGRADECIMENTO

Agradecemos à empresa SiDi que disponibilizou o laboratório onde foram realizados os ensaios.

## 7.0 - REFERÊNCIAS

- [1] Welikala, S., Thelasingha, N., Akram, M., Ekanayake, P. B., Godaliyadda, R. I., & Ekanayake, J. B. (2019). Implementation of a robust real-time non-intrusive load monitoring solution. *Applied energy*, 238, 1519-1529.
- [2] Figueiredo, M., De Almeida, A., & Ribeiro, B. (2012). Home electrical signal disaggregation for non-intrusive load monitoring (NILM) systems. *Neurocomputing*, 96, 66-73.
- [3] Giri, S., & Bergés, M. (2015). An energy estimation framework for event-based methods in Non-Intrusive Load Monitoring. *Energy Conversion and Management*, 90, 488-498.
- [4] Henriët, S., Şimşekli, U., Fuentes, B., & Richard, G. (2018). A generative model for non-Intrusive load monitoring in commercial buildings. *Energy and Buildings*, 177, 268-278.
- [5] Esa, N. F., Abdullah, M. P., & Hassan, M. Y. (2016). A review disaggregation method in Non-intrusive Appliance Load Monitoring. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 66, 163-173.
- [6] Rashid, H., Singh, P., Stankovic, V., & Stankovic, L. (2019). Can non-intrusive load monitoring be used for identifying an appliance's anomalous behaviour?. *Applied energy*, 238, 796-805.
- [7] Zeifman, M., & Roth, K. (2011). Nonintrusive appliance load monitoring: Review and outlook. *IEEE transactions on Consumer Electronics*, 57(1), 76-84.
- [8] Abubakar, I., Khalid, S. N., Mustafa, M. W., Shareef, H., & Mustapha, M. (2017). Application of load monitoring in appliances' energy management—A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 67, 235-245.
- [9] Cooremans, C., & Schönenberger, A. (2019). Energy management: A key driver of energy-efficiency investment?. *Journal of Cleaner Production*, 230, 264-275.
- [10] Kavousian, A., Rajagopal, R., & Fischer, M. (2015). Ranking appliance energy efficiency in households: Utilizing smart meter data and energy efficiency frontiers to estimate and identify the determinants of appliance energy efficiency in residential buildings. *Energy and Buildings*, 99, 220-230.

- [11] Reinhardt, A., Baumann, P., Burgstahler, D., Hollick, M., Chonov, H., Werner, M., & Steinmetz, R. (2012, October). On the accuracy of appliance identification based on distributed load metering data. In 2012 Sustainable Internet and ICT for Sustainability (SustainIT) (pp. 1-9). IEEE.
- [12] Hart, G. W. (1992). Nonintrusive appliance load monitoring. *Proceedings of the IEEE*, 80(12), 1870-1891.
- [13] Sultanem, F. (1991). Using appliance signatures for monitoring residential loads at meter panel level. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 6(4), 1380-1385.
- [14] Su, Y. C., Lian, K. L., & Chang, H. H. (2011, October). Feature selection of non-intrusive load monitoring system using STFT and wavelet transform. In 2011 IEEE 8th International Conference on e-Business Engineering (pp. 293-298). IEEE.
- [15] Kong, L., Yang, D., & Luo, Y. (2017, April). Non-intrusive load monitoring and identification based on maximum likelihood method. In 2017 IEEE International Conference on Energy Internet (ICEI) (pp. 268-272). IEEE.
- [16] Gershenson, C. (2003). Artificial neural networks for beginners. arXiv preprint cs/0308031.
- [17] Biansoongnern, S., & Plangklang, B. (2016, June). Nonintrusive load monitoring (NILM) using an Artificial Neural Network in embedded system with low sampling rate. In 2016 13th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON) (pp. 1-4). IEEE.
- [18] Zhang, Chaoyun, et al. "Sequence-to-point learning with neural networks for non-intrusive load monitoring." *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Vol. 32. No. 1. 2018.
- [19] Fukushima, Kunihiro, and Sei Miyake. "Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of visual pattern recognition." *Competition and cooperation in neural nets*. Springer, Berlin, Heidelberg, 1982. 267-285.
- [20] Atlas, Les, Toshiteru Homma, and Robert Marks. "An artificial neural network for spatio-temporal bipolar patterns: Application to phoneme classification." *Neural Information Processing Systems*. 1987.
- [21] LeCun, Yann, et al. "Gradient-based learning applied to document recognition." *Proceedings of the IEEE* 86.11 (1998): 2278-2324.
- [22] Kelly, Jack, and William Knottenbelt. "Neural nilm: Deep neural networks applied to energy disaggregation." *Proceedings of the 2nd ACM international conference on embedded systems for energy-efficient built environments*. 2015.
- [23] Kelly, Jack, and William Knottenbelt. "The UK-DALE dataset, domestic appliance-level electricity demand and whole-house demand from five UK homes." *Scientific data* 2.1 (2015): 1-14.

## DADOS BIOGRÁFICOS



Formado em Ciências da Computação pela Universidade Federal de Alfenas, e atualmente realizando mestrado em Engenharia Elétrica e Computação pela Universidade Estadual de Campinas.

(2)

TAKAAKI

OHISHI

Graduação em Engenharia Elétrica pela EESC/ USP, Mestrado e Doutorado pela FEEC/UNICAMP. Áreas de interesses: Planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos, previsão de carga e reconhecimento de padrões e logística.