

Fernando Deluno Garcia

**GESTÃO INTELIGENTE DE ENERGIA
ELÉTRICA: PERSPECTIVAS E PROPOSTAS
PARA O CENÁRIO RESIDENCIAL
BRASILEIRO**

Bauru - SP

2021

Fernando Deluno Garcia

**GESTÃO INTELIGENTE DE ENERGIA ELÉTRICA:
PERSPECTIVAS E PROPOSTAS PARA O CENÁRIO
RESIDENCIAL BRASILEIRO**

Tese apresentada ao programa de Pós- Graduação em Engenharia Elétrica da Faculdade de Engenharia de Bauru — UNESP para o exame de qualificação do doutorado.

UNESP — UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

Orientador: Prof. Dr. Fernando Pinhabel Marafão

Coorientador: Prof. Dr. Wesley Angelino de Souza

Bauru - SP

2021

Resumo

Este trabalho apresenta a proposta de um sistema de gerenciamento de energia elétrica, enfatizando sua aplicação no contexto residencial brasileiro, com ou sem geração local de energia, e alinhado com a Pesquisa de Posse e Hábitos de Uso de Equipamentos Elétricos de 2019. Para tal, é proposta uma metodologia de monitoramento das principais cargas presentes nas residências brasileiras com objetivo de realizar a desagregação do consumo de energia, previsão de demanda e identificação de hábitos de uso. Tendo em vista o engajamento do consumidor residencial em relação aos seus hábitos de consumo, o trabalho proposto faz uso do sistema de gerenciamento para fornecer recomendações e diagnósticos sobre os eletrodomésticos utilizados na residência. Outro ponto abordado é o de gerenciamento de geração e armazenamento de energia, cuja proposta aborda a integração de modelos de previsão de geração e demanda de energia para tomada de decisão do carregamento de baterias.

Palavras-chave: Sistema de gerenciamento de energia residencial; Monitoramento não intrusivo; .

Abstract

This work presents the proposal of an electric energy management system, emphasizing its application in the Brazilian residential context, with or without local energy generation, and aligned with the Brazilian Survey of Ownership and Usage Habits of Electrical Equipment of 2019. In light of this context, this work proposes a methodology for monitoring the main Brazilian loads, focusing on disaggregating energy consumption, forecasting demand, and identifying usage habits. Regarding the engagement of households and concerning their energy usage habits, the proposed methodology provides recommendations and diagnoses about the appliances used in the home. Another point discussed is the management of energy generation and storage, whose proposal addresses the integration of forecasting models for energy generation and demand for decision-making on battery charging.

Keywords: Home Energy Management System; Non-Intrusive Load Monitoring.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Consumo médio de alguns eletrodomésticos.	16
Figura 2 – Crescimento da área de pesquisa.	18
Figura 3 – Comparação entre base de dados.	20
Figura 4 – Análise dos meios de comunicação e recepção de informações sobre como economizar energia.	23
Figura 5 – Análise dos meios de comunicação para recepção de informações sobre como economizar energia.	24
Figura 6 – Equipamentos mais comuns por região.	33
Figura 7 – Equipamentos mais comuns por classe econômica.	34
Figura 8 – Perfil de consumo por região, sem considerar o ar condicionado.	41
Figura 9 – Perfil de consumo por região, considerando o ar condicionado.	42
Figura 10 – Perfil de consumo por classe, sem considerar o ar condicionado.	43
Figura 11 – Perfil de consumo por classe, considerando o ar condicionado.	44
Figura 12 – Correlação dos indicadores de qualidade e dados climatológicos para cidade de São Paulo.	46
Figura 13 – Comparação dos modos de visualização.	49
Figura 14 – Comparação entre bases de dados e a estimativa realizada com base no PPH-2019.	56
Figura 15 – Ilustração de sistema de gerenciamento de energia.	59
Figura 16 – Diagrama de entradas e saídas do HEMS.	59
Figura 17 – Arquiteturas para composição do HEMS.	61
Figura 18 – Fluxo de procedimento executados no NILM.	63
Figura 19 – Infraestrutura de medição.	65
Figura 20 – Exemplo de medição direta e indireta.	65
Figura 21 – Detecção de eventos e assinatura de carga.	66
Figura 22 – Procedimento de treinamento e validação.	67
Figura 23 – Procedimento de desagregação.	68
Figura 24 – Matriz de confusão.	69
Figura 25 – Curva de carga média.	71
Figura 26 – Exemplo de geração de energia solar.	73
Figura 27 – Exemplo de previsão da geração de energia solar.	74
Figura 28 – Comparação dos modos de visualização.	76
Figura 29 – Malha de controle.	78
Figura 30 – Conexão dos medidores e eletrodomésticos.	102
Figura 31 – Potência aparente das fases A, B e C.	102
Figura 32 – Potência aparente das fases A, B e C em um determinado período.	103

Figura 33 – Potência aparente registrada na fase B e no medidor de energia da
geladeira. 104

Figura 34 – Indicação de uso dos eletrodomésticos. 105

Figura 35 – Fração de consumo por carga. 106

Lista de tabelas

Tabela 1 – Retrato regional e socioeconômico de posse dos equipamentos.	35
Tabela 2 – Horário de uso dos equipamentos.	36
Tabela 3 – Tempo e frequência de uso dos equipamentos.	37
Tabela 4 – Horário de uso dos equipamentos.	39
Tabela 5 – Métodos e abordagens usadas para representação da assinatura de cargas.	53
Tabela 6 – Relação entre frequência de amostragem e análise da assinatura de carga.	54
Tabela 7 – Características de operação dos equipamentos.	64
Tabela 8 – Recomendações e instruções.	77
Tabela 9 – Estratégias adotadas pelo HEMS.	78

Lista de abreviaturas e siglas

ANEEL — Agência Nacional de Energia Elétrica

DEC — Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora

DOD — *Depth of Charge*

DR — *Demand Reponse*

EPRI — *Electric Power Research Institute*

ENCE — Etiqueta Nacional de Conservação de Energia

EPE — Empresa de Pesquisa Energética

FEC — Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora

HEMS — *Home Energy Management System*

IHD — *In Home Display*

INMET — Instituto Nacional de Meteorologia

INMETRO — Instituto Nacional de Metrologia, Qualidade e Tecnologia

MIT — *Massachusetts Institute of Technology*

MPPT — *Maximum Power Point Track*

NILM — *Nonintrusive Load Monitoring*

PBE — Programa Brasileiro de Etiquetagem

PPH — Pesquisa de Posse e Hábitos

PROCEL — Programa Nacional de Conservação de Energia

PRODIST — Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional

SAS — Sistema de Aquecimento Solar de Água

SOC — *Sate of Charge*

Sumário

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Tema da Pesquisa	15
1.1.1	Breve contextualização histórica	17
1.1.2	Expectativas: Os benefícios da desagregação de energia	17
1.1.3	Problemas em aberto: Engajamento do usuário	19
1.2	Problemática e questão de pesquisa	19
1.3	Motivação	21
1.4	Justificativa	27
1.5	Objetivos	27
1.5.1	Objetivo geral	27
1.5.2	Objetivos específicos	28
1.6	Contribuições	28
1.7	Organização da Tese	29
2	ESTRATÉGIAS PARA REDUZIR DO CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA RESIDENCIAL	31
2.1	Posse de Equipamentos e Hábitos de Consumo de Energia Elétrica no Brasil	31
2.1.1	Descrição da PPH	31
2.1.2	Retrato do consumo de energia elétrica domiciliar	32
2.1.3	Retrato da posse de equipamentos	32
2.1.4	Hábitos de uso	36
2.1.4.1	Horário de uso	36
2.1.4.2	Tempo e frequência de uso	37
2.1.4.3	Hábitos e preferências	39
2.1.5	Projeção do consumo de energia elétrica	40
2.2	Estratégias para redução do consumo de energia elétrica	40
2.2.1	Sistema de energia solar	45
2.2.1.1	Aquecimento de água	45
2.2.1.2	Geração e armazenamento de energia	45
2.2.2	Conscientização sobre uso de energia elétrica — <i>Eco-feedback</i>	47
2.3	Monitoramento de Cargas	49
2.3.1	Trabalhos pioneiros	50
2.3.2	Tipos de cargas	51
2.3.3	Detecção de eventos	51

2.3.4	Assinatura de cargas	52
2.3.5	Reconhecimento de cargas	55
2.4	Considerações parciais	55
3	PROPOSTA DE SISTEMAS DE GERENCIAMENTO DE ENER- GIA RESIDENCIAL	59
3.1	Visão geral do sistema e topologias	60
3.2	Monitoramento não intrusivo	62
3.2.1	Etapas do processo de monitoramento	62
3.2.2	Tipos de cargas	63
3.2.3	Estrutura para coleta de dados	65
3.2.4	Aprendizagem de máquina	66
3.2.4.1	Assinatura de carga	66
3.2.4.2	Classificador	67
3.2.4.3	Desagregador	68
3.2.5	Avaliação dos métodos de classificação e desagregação	68
3.2.5.1	Classificação de eventos	68
3.2.5.2	Período de operação	69
3.2.5.3	Desagregação de energia	70
3.2.6	Métricas de generalização	70
3.2.7	Considerações parciais	70
3.3	Previsão de demanda e perfil de consumo da residência	71
3.4	Previsão de geração de energia elétrica	72
3.5	Gerenciamento de bateria	74
3.6	Interface com o usuário	75
3.6.1	Apresentação de informações	76
3.6.2	Recomendações sobre uso de eletrodomésticos	76
3.7	Integração	77
3.8	Considerações parciais	79
4	PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL	81
4.1	Parte 1 — Monitoramento de cargas	81
4.1.1	Medidor inteligente de energia elétrica	81
4.1.2	Medidor de energia elétrica para tomada	81
4.1.3	Topologia de rede para coleta de dados	82
4.2	Parte 2 — Previsão de demanda e geração de energia	82
4.3	Parte 3 — Gerenciamento de energia	82
5	CONCLUSÕES PRELIMINARES	83
5.1	Cronograma	83

REFERÊNCIAS	85
-------------	----

APÊNDICES	93
-----------	----

	APÊNDICE A – DADOS DA PPH-2019	95
A.1	Referências	95
A.2	Frequência de uso dos equipamentos	95
	APÊNDICE B – INTEGRAÇÃO COM NILMTK	97
B.1	Metainformação	97
B.2	Descrição da base de dados	97
B.3	Descrição dos medidores de energia elétrica	97
B.4	Descrição da base da casa monitorada	98
B.5	Integração de dados	99
	APÊNDICE C – ANÁLISE NO NILMTK	101
C.1	Importação da base de dados	101
C.2	Grupos de medidores	101
C.3	Registros do PAC	102
C.4	Registros de eletrodomésticos	104
C.5	Análise de uso dos eletrodomésticos	104
C.6	Fração de consumo por carga	105

1 Introdução

O presente projeto de pesquisa avalia a aplicação de uma das técnicas mais recentes para monitorar o consumo de energia elétrica residencial, especificamente, a desagregação de energia elétrica. O foco da pesquisa é o cenário residencial brasileiro retratado pela mais recente Pesquisa de Posse e Hábitos de Uso de Equipamentos Elétricos Energia na Classe Residencial - PPH (BRASIL, 2019a). A partir disso, avalia-se o potencial de aplicação da desagregação de energia no cenário das redes inteligentes de energia e das casas inteligentes, bem como meio de comunicação em prol da conscientização do consumo de energia elétrica, tendo em vista o estabelecimento de sistemas de gerenciamento de energia.

Este capítulo apresenta o tema de pesquisa, as motivações e justificativas, o objetivo geral e os específicos que norteiam o desenvolvimento deste projeto. Por fim, apresenta-se a estrutura do trabalho.

1.1 Tema da Pesquisa

As Tecnologias de Informação e Comunicação (TICs) têm transformado os mais diversos setores da sociedade, tais como: industrial e de serviços (Roztock; Soja; Weistroffer, 2019). No setor de energia, as TICs alavancaram a modernização do sistema elétrico, tendo como objetivo o aprimoramento da gestão e utilização dos recursos energéticos. Nesse contexto, cunhou-se o conceito “Redes Inteligentes de Energia”, ou RIE, para designar o emprego das TICs como catalisadores dessa transformação (Farhangi, 2010; Gungor et al., 2011; Fang et al., 2012). Em consequência, surgiram novos campos de pesquisa especializados, resultando no desenvolvimento de novas tecnologias e ampliação do conhecimento científico, tal como a área denominada *Energy Informatics*, que segundo Watson, Boudreau e Chen (2010): consiste em analisar, projetar, e desenvolver sistemas para aumentar a eficiência e eficácia na relação entre oferta e demanda de energia. Para que isso torne-se possível, é necessário coletar e analisar dados.

Um dos principais mecanismos para obter dados em uma RIE é a infraestrutura de medição inteligente (Fang et al., 2012). Em vários países, parte da estratégia de desenvolvimento da infraestrutura se dá pela substituição de medidores eletromecânicos convencionais por medidores digitais — combinação de *hardware* e *software* — que apresentam capacidade de processamento, armazenamento e comunicação de dados, tornando o medidor um nó computacional da RIE. O medidor digital é chamado de medidor inteligente (Farhangi, 2010; Gungor et al., 2011; Fang et al., 2012), pois habilita a comunicação bidirecional entre unidades consumidoras e concessionárias, potencializando a criação de serviços que beneficiam ambos (Fang et al., 2012; Depuru et al., 2011). É nesse contexto que os estudos

sobre desagregação de energia elétrica têm avançado.

Desagregação de energia é um termo utilizado na literatura que conceitua técnicas e procedimentos usados para estimar a composição de uma curva de carga de consumo de energia elétrica (Carrie Armel et al., 2013; Ruano et al., 2019). Por exemplo, o medidor de energia de uma residência fornece o registro do consumo geral, já a desagregação da curva de carga estima a parcela de contribuição de cada eletrodoméstico no valor total de consumo de energia elétrica, conforme ilustrado na Figura 1.

Em evidência na temática sobre medição inteligente de energia elétrica, a desagregação é um problema computacional que divide um sinal de consumo agregado em componentes individuais que representam a parcela de consumo de cada elemento conectado a partir do ponto de medição. Tal procedimento pode ser realizados de três maneiras distintas, sendo classificado de acordo com o método de monitoramento: intrusivo, semi-intrusivo e não intrusivo. Nesse caso, o termo intrusivo refere-se a necessidade de elementos intermediários para realizar o monitoramento, como um medidor dedicado para cada eletrodoméstico.

Para Ruano et al. (2019), a maneira mais relevante de realizar a desagregação de

ELETROELETRÔNICOS	TEMPO MÉDIO DE UTILIZAÇÃO DIÁRIA	CONSUMO MÉDIO MENSAL (kWh)	PARTICIPAÇÃO NA CONTA DE ENERGIA ELÉTRICA	
Ar condicionado	8 horas	180		46%
Chuveiro elétrico 4400W	32 minutos*	70,0	33%	18%
Geladeira 2 portas 360L	24 horas	49,0	23%	12,5%
TV LED 40" 80W	4 horas	12,5	6%	3,2%
Ferro elétrico automático 1000W	1 hora	12,0	6%	3,1%
Forno microondas 1200W	20 minutos	12,0	6%	3,1%
Microcomputador 120W	3 horas	10,8	5%	2,7%
Ventilador de teto 80W	4 horas	9,6	5%	2,5%
Lâmpada incandescente 100W	4 horas	9,0	4%	2,3%
Secador de cabelo 1400W	10 minutos	7,0	3%	1,8%
Lavadora de roupas 500W	1 hora	6,0	3%	1,5%
Lâmpada incandescente 60W	4 horas	5,4	3%	1,4%
Aparelho de som 80W	30 minutos	4,8	2%	1,2%
Lâmpada eficiente 15W	4 horas	1,4	1%	0,4%
Liquidificador 300W	10 minutos	1,1	1%	0,3%

Percentual em relação ao consumo total

* Considerando 4 banhos com duração de 8 minutos cada.

Em azul, domicílio sem ar condicionado; em verde, com ar condicionado.

Figura 1: Consumo médio de alguns eletrodomésticos.

Fonte: Informações extraídas da cartilha da utilização consciente de energia elétrica da CPFL (CPFL, 2015). Adaptado pelo autor.

consumo de energia é de modo não intrusivo, pois consiste na coleta de dados em um único ponto de medição, tal como o ponto de ligação de energia elétrica de uma residência. Neste contexto, a desagregação de energia é difundida na literatura como monitoramento não intrusivo de carga (em inglês, NILM — *Nonintrusive Load Monitoring*), cuja finalidade é proporcionar soluções que contribuam com a redução do consumo de energia elétrica.

1.1.1 Breve contextualização histórica

O surgimento da área de pesquisa sobre monitoramento de cargas é geralmente associada à figura do pesquisador G. W. Hart¹ que iniciou sua pesquisa no início da década de 1980 com patrocínio do *Electric Power Research Institute* (EPRI), conduzindo-a em instituições como o MIT e a universidade de Columbia. Na literatura, o resultado de seus estudos é marcado com a publicação do artigo *Nonintrusive Appliance Load Monitoring*, em 1992 (Hart, 1992). Considerando tal trabalho como referência, realizou-se uma pesquisa² de todas as publicações que referenciam-no, resultando em 1656 trabalhos. Conforme ilustrado na Figura 2, verifica-se o crescimento dessa área de pesquisa na última década.

Nesse período também foram divulgadas as principais contribuições da área de desagregação de energia. A evolução e estado da arte da área de pesquisa é retratado por Zoha et al. (2012), Carrie Armel et al. (2013), Ruano et al. (2019), Gopinath et al. (2020). Cabe também destacar o estabelecimento de ferramentas e bases de dados para validação experimental dos trabalhos divulgados na comunidade científica. Por exemplo, o *framework NILMTK*³ (Batra et al., 2014) que tem suporte para as principais bases de dados: REDD (Kolter; Johnson, 2011), UK-DALE (Kelly; Knottenbelt, 2015), Dataport (Parson et al., 2015), iAWE (Batra et al., 2013), AMPDS (Makonin et al., 2013), entre outros.

1.1.2 Expectativas: Os benefícios da desagregação de energia

Pode-se dizer que o crescimento da área de pesquisa é proporcional às expectativas em torno dos benefícios que podem ser obtidos com o desenvolvimento de aplicações e serviços. As palavras-chave usadas nas publicações refletem o interesse em alguns temas específicos: redes inteligentes de energia, medidores inteligentes de energia elétrica, sistemas de gerenciamento de energia, previsão de consumo, casas inteligentes, redução do consumo de energia e eficiência energética.

¹ Acervo do autor disponível em: <<https://www.georgehart.com/research/nalm.html>>.

² Utilizando a base de dados Scopus da Editora Elsevier, realizou-se a pesquisa empregando como critério de busca o termo monitoramento de carga não intrusivo e variantes ("*Nonintrusive Appliance Load Monitoring*" OR "*Nonintrusive Load Monitoring*"), ordenando os resultados conforme a quantidade de citações recebidas. Até o dia 22 de Março de 2021, obteve-se como resultado 2487 publicações, sendo que o primeiro artigo escrito por Hart é o que recebeu a maior quantidade de citações.

³ NILMTK: an open source toolkit for non-intrusive load monitoring. Disponível em <<http://nilmtk.github.io>>, acessado em: 06/01/2020.



Figura 2: Crescimento da área de pesquisa.

Fonte: Informações extraídas na base de dados Scopus.. Adaptado pelo autor.

A redução de consumo e eficiência energética são alguns dos fatores que levam empresas⁴ a oferecerem serviços baseados em informações de consumo desagregado, como o caso da Bidgely⁵, que interpreta a desagregação de energia como um novo paradigma na gestão de energia, devido aos benefícios obtidos pela característica não-intrusiva e de baixo custo (Gupta; Chakravarty, 2016).

Para alguns autores (Carrie Armel et al., 2013), a desagregação de energia é a solução para combater os gastos desnecessários e promover a conservação de energia, sendo considerada o “Santo Graal da Eficiência Energética”. No entanto, é importante destacar que ainda existem problemas em aberto no que tange aos benefícios sociais da desagregação de energia.

A realização de projetos pilotos como da empresa Bidgely mostram que o uso de medidores inteligentes de energia e a coleta de informações detalhadas de consumo aumentam a eficiência do ponto de vista operacional, isto é, das concessionárias. No setor residencial, o uso de informações de consumo de energia desagregadas ainda não se consolidou como instrumento efetivo para de redução de consumo de energia elétrica,

⁴ Disponível em: <<https://www.greentechmedia.com/articles/read/how-energy-disaggregation-can-inspire-efficiency>>.

⁵ Disponível em: <<https://www.bidgely.com/>>.

pois é impactado diretamente pelo comportamento dos usuários que são menos propensos a tomar ações baseando-se apenas em informações discriminadas por eletrodoméstico, além da falta de compreensão dos valores de consumo informados e esperados para cada equipamento (Gupta; Chakravarty, 2016; Kelly, 2017; Herrmann et al., 2018).

1.1.3 Problemas em aberto: Engajamento do usuário

Em uma revisão sistemática baseada em 12 estudos que tratam da eficácia dos mecanismos de *feedback* que usam informações de consumo desagregadas, Kelly (2017) apresenta uma discussão sobre o uso de medidores inteligentes e de contas de energia elétrica detalhadas por eletrodomésticos. Afinal, a integração desses dois elementos pode auxiliar as pessoas a reduzirem o uso de energia elétrica residencial conforme enunciado por Carrie Armel et al. (2013)? Segundo o autor, há evidência sobre a preferência dos usuários em receber informações detalhadas, mas que isso não implica automaticamente na economia de energia, pois deve-se considerar que a maioria das pessoas não sabem estimar o consumo de energia de um eletrodoméstico adequadamente, ou ainda interpretar informações técnicas nas contas de energia (Kelly, 2017). Por fim, Kelly (2017) superestima que iniciativas de *feedback* potencializam a redução do uso de energia elétrica em até 4,5%, mas alerta que tais estudos apresentam metodologias de pesquisa diferentes e várias fontes de viés positivo como o caso de participantes considerados entusiastas da causa.

Embora não existam evidências robustas de que *feedback* do consumo desagregado seja mais efetivo que o agregado (Kelly, 2017), alguns estudos sugerem que o baixo engajamento do usuário se dá pela inadequação do meios de comunicação e modos de apresentação das informações (Rodgers; Bartram, 2011; Bartram, 2015; Gupta; Chakravarty, 2016; Herrmann et al., 2018).

1.2 Problemática e questão de pesquisa

Conforme apresentando, o tema de pesquisa é recente e ainda apresenta questões em aberto. No geral, a literatura apresenta mais estudos sobre desenvolvimento das técnicas de monitoramento não intrusivo e desagregação de cargas do que as aplicações práticas que visam reduzir o uso de energia elétrica no setor residencial. Assim, a problemática de pesquisa desta tese é fundamentada pela:

1. Escassez de literatura que retrate o uso do monitoramento não intrusivo no cenário residencial brasileiro

As aplicações de monitoramento não intrusivo são geralmente retratadas na literatura no contexto das redes inteligentes de energia, tendo como base o medidor de energia inteligente (Ruano et al., 2019). Alguns estudos investigaram os requisitos

de *hardware* e *software* para que o desenvolvimento dessas aplicações tornem-se possíveis comercialmente (Carrie Armel et al., 2013; Ruano et al., 2019). No entanto, a implementação da infraestrutura de medição inteligente varia de acordo com as estratégias de cada país, sendo que no Brasil ainda estão em fase de planejamento. Nesse contexto, existe uma lacuna, especificamente no que tange os interesses e aplicações do monitoramento não intrusivo no cenário residencial brasileiro.

2. Falta de um modelo de referência para determinar quais são os principais eletrodomésticos usados no cenário residencial brasileiro

Diversos estudos sobre NILM são avaliados utilizando bases de dados difundidas na literatura. Conforme ilustrado na Figura 3, observa-se que a estratificação do consumo de energia elétrica por equipamento apresenta composições diferentes, pois retratam características referentes à região e fatores socioeconômicos do cenário de estudo. Assim, o conhecimento dos equipamentos pode aprimorar o desenvolvimento de técnicas NILM e auxiliar a criação indicadores de uso. Para conhecimento, a literatura apresenta bases de dados de cargas brasileiras conforme apresentado por Caldeira (2018), Souza e Almeida (2019) e Renaux et al. (2020).

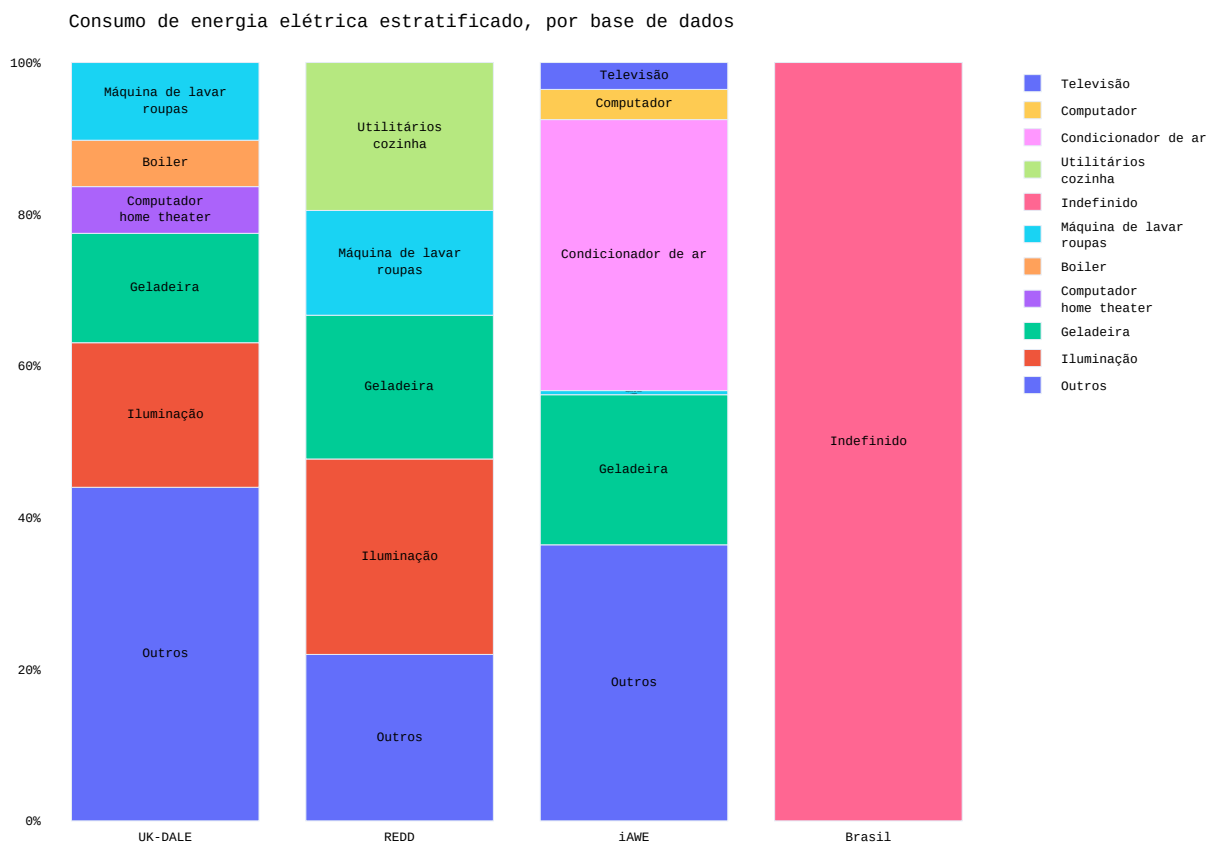


Figura 3: Comparação entre base de dados.

Fonte: Base de dados UK-DALE (Kelly; Knottenbelt, 2015), REDD (Kolter; Johnson, 2011) e iAWE (Batra et al., 2013). Adaptado pelo autor.

3. Falta de um modelo de referência para determinar estratégias de informatização sobre consumo de energia elétrica com base em hábitos de uso de equipamentos

Embora não existam evidências robustas sobre a eficácia dos mecanismo de *feedback*, é possível que estratégias de informatização sejam acionáveis se usadas nos meios de comunicação apropriados e personalizadas para cada indivíduos. Neste caso, a personalização das informações pode ser aprimorada tendo conhecimento dos hábitos de uso de equipamentos e também por fatores socioeconômicos (Gupta; Chakravarty, 2016; Lutzenhiser et al., 2017; Herrmann et al., 2018).

4. Evidências de que a maioria dos indivíduos não tem consciência sobre o uso de energia elétrica

Conforme apontado em estudos sobre efeitos de mecanismos de *feedback* sobre consumo de energia elétrica (Gupta; Chakravarty, 2016; Kelly, 2017; Herrmann et al., 2018), a maioria dos indivíduos não tem consciência sobre a relação entre consumo de energia elétrica e o uso de equipamentos. Conforme destacado no relatório **Considerações sobre o Comportamento do Consumidor**⁶ (BRASIL, 2018):

“O comportamento do consumidor é uma das barreiras na eficiência energética, talvez a mais importante, em que se faz necessária pesquisas específicas para identificar o perfil de comportamento e como movê-las. A aquisição de equipamentos eficientes ou as edificações eficientes, não são sinônimos de consumo eficiente. Os hábitos de consumo é uma das parcelas dessa equação e que influencia diretamente no resultado final.”

Os problemas apontados levam à seguinte questão de pesquisa: **Existem aplicações viáveis para uso do NILM no cenário residencial brasileiro?** Tem-se como hipótese que existem aplicações viáveis devido a tendência de crescimento do consumo de energia elétrica no setor residencial, ao interesse dos indivíduos em se informar sobre a racionalização do uso de energia elétrica, e dos serviços que podem ser criados com a modernização dos sistema de energia. Além disso, é esperado que a adoção de sistemas de geração e armazenamento de energia na própria residência aumentem no horizonte decenal, favorecendo o estabelecimento de sistemas de gerenciamento de energia.

1.3 Motivação

A eletricidade é a principal fonte de energia utilizada por edifícios residenciais, comerciais e públicos no Brasil, podendo representar 51% do consumo final de energia elétrica no país até 2029 (BRASIL, 2020). Nas residências, estima-se que a demanda aumente 2,2% ao ano até 2029, sendo influenciada por fatores socioeconômicos, como o

⁶ Estudo de Longo Prazo de apoio ao Plano Nacional de Energia 2050

aumento da renda média e da quantidade de domicílios, afetando também a posse de eletrodomésticos (BRASIL, 2020).

Nessa perspectiva, o consumo médio de uma residência no brasileira deve alcançar o maior patamar histórico em 2029 (BRASIL, 2020): 200 kWh/mês. Em contrapartida, algumas ações podem induzir a redução do consumo de energia elétrica (BRASIL, 2020; BRASIL, 2019a): a revisão dos índices mínimos de eficiência energética da Etiqueta Nacional de Conservação de Energia - ENCE realizada pelo Programa Brasileiro de Etiquetagem - PBE; o desenvolvimento de políticas públicas para incentivar a redução do consumo; a mudança de comportamento dos indivíduos como processo natural de interações sociais e que está relacionado ao conceito de “alfabetização energética”⁷.

Segundo o Programa Nacional de Conservação de Energia - PROCEL (BRASIL, 2019a, p. 8), para as ações de incentivo a redução do consumo tornem-se efetivas é “fundamental a obtenção de informações qualificadas sobre a posse de equipamentos e hábitos de uso da energia elétrica pela população brasileira”.

A PPH atualizada em 2019 retratou a evolução dos domicílios desde 2005⁸ e também apontou que metade dos respondentes não recebem informações sobre como economizar energia, conforme ilustrado na Figura 4. Para os indivíduos que recebem informações, os dados indicam que o principal meio de comunicação é a televisão, seguido pela conta de luz. Um ponto importante que pode ser observado é a variação por região do país, ou ainda pela categorização da classe econômica. No primeiro, as duas regiões que concentram a maior parcela da população, Sul e Sudeste, são as que apresentaram os valores mais baixos. No segundo, a maior parcela dos que afirmam receber informações é referente a classe A que representa menos de 3% da população analisada. Para o outro grupo, o interesse em receber informações sobre como economizar energia é majoritário, independente de região ou classe econômica, representando 81,05% da população analisada (BRASIL, 2019a).

Cabe também destacar o interesse por novos canais de comunicação. Conforme ilustrado na Figura 5, verifica-se que o uso de redes sociais e celulares são alguns dos principais meios de comunicação pelos quais os indivíduos desejam receber informações em todas as regiões do país, além da televisão aberta e contas de luz. Tal preferência se mantém por classe econômica, com exceção da classe A que não aponta o celular entre os quatro principais meios de comunicação, preferindo o uso de sites da internet. Além disso, constata-se que a conta de luz mantém-se como meio importante para induzir a redução do consumo de energia elétrica, enquanto o uso de novas tecnologias ainda deve ser explorado.

⁷ Herrmann et al. usam a palavra alfabetização para elucidar o conhecimento e a conscientização sobre consumo de energia elétrica.

⁸ Última pesquisa ocorreu de 2004 a 2006. Disponível em: <<http://www.procelinfo.com.br/data/Pages/LUMIS05070313PTBRIE.htm>>

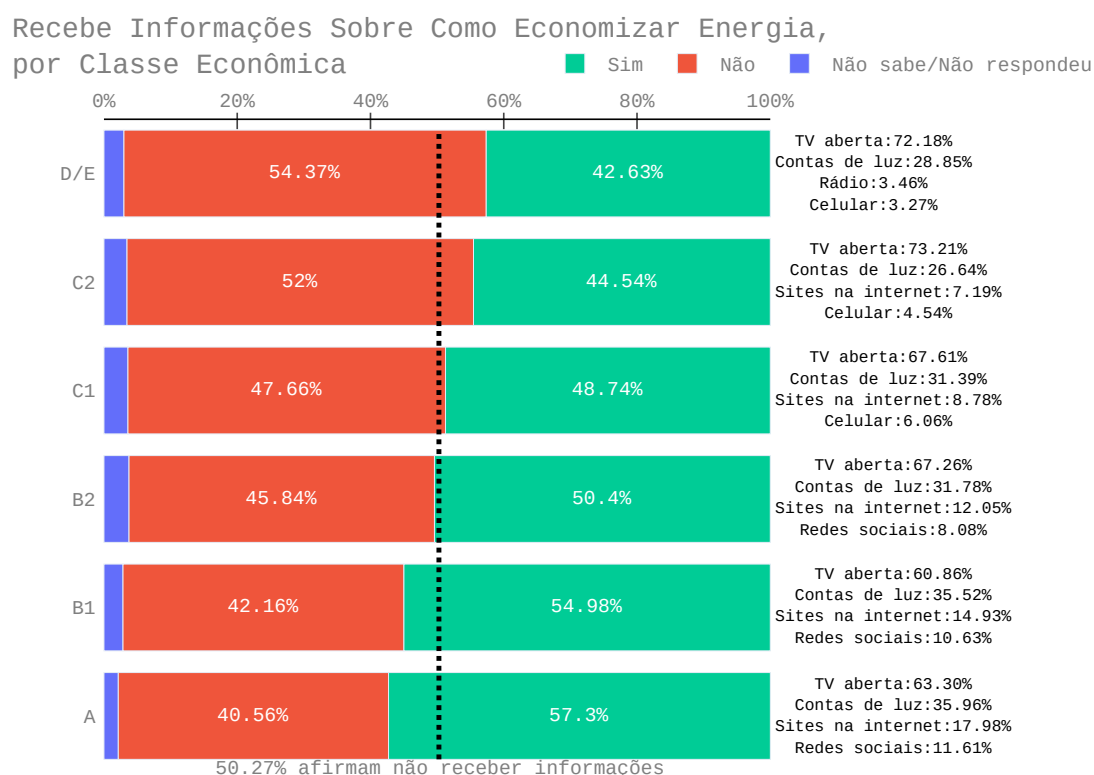
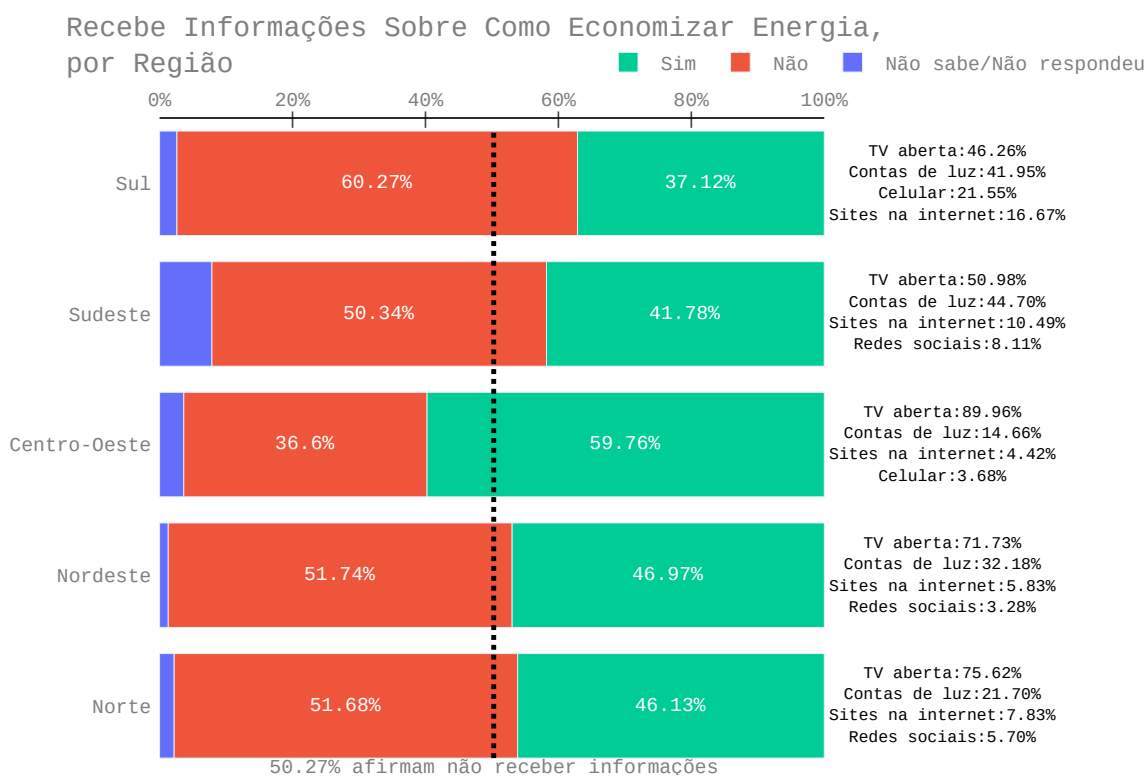
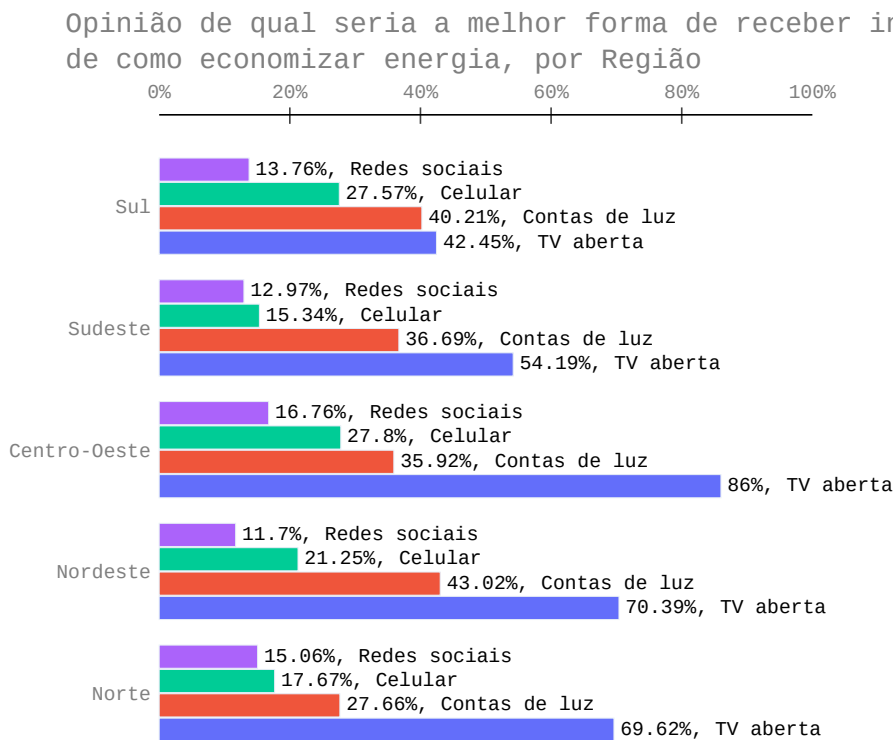


Figura 4: Análise dos meios de comunicação e recepção de informações sobre como economizar energia.

Fonte: Dados extraídos do PPH-2019 (BRASIL, 2019a). Adaptado pelo autor.



Opinião de qual seria a melhor forma de receber informações de como economizar energia, por classe econômica

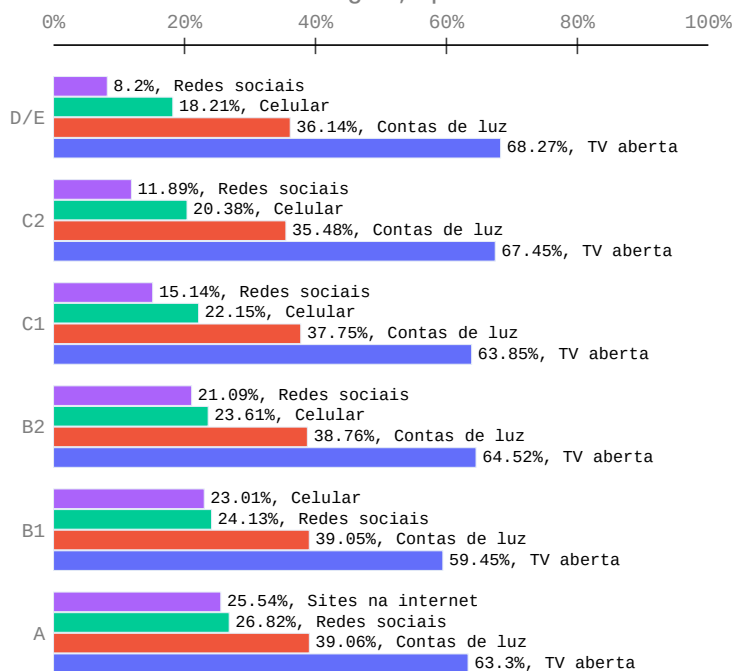


Figura 5: Análise dos meios de comunicação para recepção de informações sobre como economizar energia.

Fonte: Dados extraídos do PPH-2019 (BRASIL, 2019a). Adaptado pelo autor.

Se por um lado o conhecimento dos hábitos de uso dos eletrodomésticos proporciona economia e conscientização, por outro, entender como os eletrodomésticos consomem eletricidade pode ser uma tarefa onerosa para os indivíduos. Diante disso, quais são as potenciais aplicações de monitoramento não-intrusivo e da desagregação de cargas no cenário residencial brasileiro?

Monitoramento de eletrodomésticos

A identificação dos eletrodomésticos que estão sendo usados em uma residência é a função essencial do monitoramento não-intrusivo, servindo também para estimar o consumo de energia elétrica. A partir do monitoramento torna-se possível:

- Registrar a frequência de uso dos eletrodomésticos;
- Identificar equipamentos que não foram desligados;
- Monitorar equipamentos configurados para operar em intervalos regulares;
- Diagnosticar a operação de equipamentos. Por exemplo, o regime de operação das geladeiras apresenta dois ciclos, refrigeração e degelo, e variações nesses estágios podem ser identificadas e utilizadas para averiguação do equipamento.

Estratificação do consumo de energia elétrica

As informações detalhadas de consumo de energia elétrica por eletrodomésticos podem ser apresentadas diretamente nas contas de luz, servindo de base para que consumidor entenda quais eletrodomésticos tem mais impacto no valor da conta e sugerir algumas ações que culminem na redução do consumo de energia elétrica. No entanto, deve-se priorizar a forma de apresentação dessa informações para que sejam compreensíveis e as recomendações acionáveis.

Já as tecnologias de informação e comunicação podem ser usadas para criar sistema de recomendações personalizadas e de suporte a decisões, pois possibilitam uma interação maior com o indivíduo.

Recomendações e suporte a decisões

O registro de uso dos eletrodomésticos é essencial para implementação de sistema de recomendações e suporte a decisões que podem ser usados nos seguintes casos:

- Sinalizar possíveis causas quando um equipamento não está funcionando dentro dos padrões;

- Recomendar a substituição de um equipamento após averiguação da eficiência energética (Garcia et al., 2020);
- Sugerir outro horário de uso de um determinado eletrodoméstico;
- No novo regime de tarifação, a Tarifa Branca⁹, a precificação sofrerá variações conforme o horário do dia. O horário de ponta é o que apresenta a tarifa mais cara, sendo aplicado nas três horas que compreendem a 19^a até a 21^a hora do dia. Já o posto intermediário ocorre uma hora antes e uma hora depois do horário de ponta. Se o consumo de um domicílio for maior nos períodos de ponta e intermediário, a adesão desse sistema poderia ser recomendada.

Sistema de Gerenciamento de energia

Em domicílios com geração de energia local, o uso de sistemas de gerenciamento de energia pode ser visto como uma maneira de integrar informações de consumo com as de geração de energia elétrica, possibilitando a criação estratégias baseadas na previsão do consumo diário e realizar a gestão da demanda (Souza, 2016).

Outro ponto que pode ser explorado é a integração com dispositivos controláveis. Por exemplo, o condicionador de ar deve ser o principal fator de aumento do consumo de energia elétrica nas residências até 2029 (BRASIL, 2020). É uma carga configurável que varia o consumo em função da temperatura ajustada e do ambiente de operação. Um sistema de gerenciamento personalizado poderia ajustar adequadamente o equipamento baseando-se em informações como temperatura e horário, mantendo o conforto desejado.

Medição de energia elétrica no contexto das Redes Inteligentes de Energia

No Brasil, o desenvolvimento das Redes Inteligentes de Energia ainda está em fase inicial de estudos e elaboração de regulamentações. No conceito da rede inteligente, o medidor passa a ser o ponto de comunicação entre a concessionária e o domicílio, estabelecendo uma nova relação entre fornecedor e consumidor e possibilitando a criação de novos serviços (BRASIL, 2020). Por exemplo, o medidor pode comunicar-se com outros equipamentos da residência, controlando-os conforme estratégias para aliviar a demanda em horários de pico.

Em 2010, a ANEEL — Agência Nacional de Energia Elétrica — instaurou a Audiência Pública nº 043/2010 para discutir as funcionalidades do medidor. Foi proposto que os medidores tenham capacidade de suspender e religar o fornecimento remotamente, enviar de informações sobre consumo em tempo real, indicar os postos tarifários vigentes e dados sobre a continuidade do fornecimento (BRASIL, 2020). Cabe ressaltar que tais funcionalidades foram definidas como requisitos mínimos, portanto não restringem que

⁹ Disponível em: <https://www.aneel.gov.br/tarifa-branca>

outras sejam agregadas aos medidores (BRASIL, 2020). Por isso, entende-se que o monitoramento não-intrusivo poderá contemplar a lista funções de um medidor inteligente de energia elétrica.

1.4 Justificativa

O monitoramento não-intrusivo e a desagregação de cargas são temas em evidência na literatura. Na última década, o desenvolvimento de estudos sobre desagregação foi fortalecida com uma série de ferramentas e base de dados estruturadas pela comunidade científica. Para comparação de desempenho, o *framework NILMTK* é a ferramenta mais difundida, permitindo a validação de algoritmos em diferentes bases de dados. Nesse caso, cabe destacar que as bases de dados apresentam características específicas dos países retratados, como os tipos de eletrodomésticos.

Nesta tese considera-se que o monitoramento não-intrusivo é um meio para obter informações detalhadas de consumo de energia elétrica no ambiente residencial. Entende-se que a desagregação de energia é um componente de uma casa inteligente, integrado a um sistema de gerenciamento de energia, sendo suprido por dados oriundos de um medidor inteligente de uma concessionário ou equipamento à parte.

Toma-se como premissa que o uso da tecnologia será mais efetivo se as recomendações forem compreensíveis, acionáveis e em contexto com a realidade dos usuários, tendo potencial para tornar-se uma ferramenta em prol da alfabetização energética.

Diante disso, a publicação da nova PPH servirá de base para retratar o cenário residencial brasileiro e explorar o que é conveniente para ser monitorado e informado. Por exemplo, quais eletrodomésticos são mais comuns e os horários em que são mais utilizados. Assim, entende-se que esse retrato permitirá a criação de instrumentos adequados para informar considerando a realidade dos usuários.

1.5 Objetivos

O objetivo geral e os objetivos específicos desta tese são apresentados a seguir.

1.5.1 Objetivo geral

De acordo com a questão de pesquisa e a hipótese levantada, o objetivo geral desta tese é ‘identificar quais aplicações do monitoramento não intrusivo são viáveis no cenário residencial brasileiro’, tendo como perspectiva o gerenciamento de energia residencial.

1.5.2 Objetivos específicos

O desenvolvimento desta tese é fundamentado pelos seguintes objetivos específicos:

- Identificar os eletrodomésticos mais importantes que devem ser monitorados baseando-se na PPH de 2019;
- Criar de uma base de dados que retrate o cenário residencial brasileiro e integrá-la ao *NILMTK* como referência para trabalhos futuros;
- Estabelecer um modelo para desagregação de cargas, servindo como base de comparação para futuras implementações;
- Criar indicadores de consumo de energia baseando-se na PPH de 2019 que tornem as recomendações acionáveis;
- Explorar o uso de informações oriundas do monitoramento não intrusivo e da desagregação de energia em sistemas de gerenciamento de energia com integração de cargas controláveis;
- Definir estratégias de comunicação que promovam o uso racional da energia elétrica em prol da alfabetização energética.

1.6 Contribuições

As principais contribuições desta pesquisa são:

- Levantamento dos principais equipamentos que devem compor uma base de dados para aplicação de monitoramento não intrusivo em residências brasileiras;
- Análise de aplicações do monitoramento não intrusivo no cenário residencial brasileiro;
- Proposição de estratégias, recomendações, e ações que culminam na redução do consumo de energia elétrica;
- Conceitualização de sistemas de gerenciamento de energia.

Cabe destacar que os estudos realizados no desenvolvimento deste projeto de pesquisa resultaram na publicação de dos artigos *Embedded NILM as Home Energy Management System: A Heterogeneous Computing Approach* e *NILM-Based Approach for Energy Efficiency Assessment of Household Appliances*, no periódico *IEEE Latin America* e na revista *Energy Informatics*, respectivamente. Merece destaque a coautoria dos artigos *Load disaggregation using microscopic power features and pattern recognition* e *Automatic Consumption Management for Prepaid Electricity Meter with NILM*.

1.7 Organização da Tese

Esta tese é estruturada nos seguintes capítulos:

- 2: [Estratégias para Reduzir do Consumo de Energia Elétrica Residencial](#) — Nesse capítulo apresenta-se a análise do PPH de 2019 que resultou na seleção dos eletrodomésticos mais comuns nas residências brasileiras. Referente a esses eletrodomésticos, faz-se uma estimativa do perfil de consumo residencial de cada região do país e classe econômica, resultando no perfil de consumo de desagregado brasileiro. Em seguida, propõem-se estratégias de redução de consumo de energia elétrica tendo como princípio a contextualização do NILM no cenário residencial brasileiro.
- 3: [Proposta de Sistemas de Gerenciamento de Energia Residencial](#) — Nesse capítulo o NILM é avaliado como funcionalidade de um sistema de gerenciamento de energia residencial. Além do monitoramento de cargas e da desagregação de energia, propõe-se a utilização de procedimentos para previsão de demanda e geração de energia no contexto de microgeração residencial.
- 4: [Procedimento Experimental](#) — Descreve-se a proposta de procedimento experimental indicando materiais e métodos que serão utilizados e o cronograma previsto para execução do projeto.
- 5: [Conclusões Preliminares](#) — Apresentam-se as conclusões preliminares deste projeto de pesquisa.

2 Estratégias para Reduzir do Consumo de Energia Elétrica Residencial

Esse capítulo apresenta uma análise da PPH-2019 para levantamento da posse e dos hábitos de uso dos eletrodomésticos mais comuns nas residências brasileiras, tendo como objetivo a identificação de possíveis ações que possam contribuir com a redução o consumo de energia elétrica residencial. Nesse contexto, realizou-se o levantamento bibliográfico a respeito dos meios de *feedback* e modos de visualização de informações que impactam essas ações. Por fim, apresenta-se o estado da arte das técnicas de monitoramento não intrusivo de cargas e desagregação de energia, tendo em vista o desenvolvimento de sistemas de gerenciamento de energia.

2.1 Posse de Equipamentos e Hábitos de Consumo de Energia Elétrica no Brasil

Esta seção é fundamentada pela análise de resultados da PPH-2019. Os dados usados nas análises são apresentados no apêndice [A](#). Primeiramente, realizou-se o levantamento dos equipamentos mais comuns nas residências brasileiras. Posteriormente, apresentam-se informações gerais de uso para cada equipamento, considerando período, frequência e horários habituais.

2.1.1 Descrição da PPH

A Pesquisas de Posse e Hábitos de Uso de Equipamentos Elétricos é considerada um instrumento importante para orientação e planejamento de programas como o PROCEL, Plano Nacional de Eficiência Energética, Plano Nacional de Energia e Plano Decenal de Expansão de Energia, tendo como público-alvo pessoas residentes ligados formalmente à rede de distribuição de energia elétrica ([BRASIL, 2019b](#)).

Cabe destacar alguns dos objetivos da PPH-2019 que estão alinhados diretamente com o desta tese ([BRASIL, 2019b](#)):

- Traçar um perfil da posse e hábitos de uso de equipamentos elétricos na classe residencial;
- Estratificar o consumo de equipamentos elétricos na classe de consumo residencial;

- Identificar as ações de eficiência energética presentes no cotidiano da população e quais necessitam de campanhas visando o seu esclarecimento ou incentivo;
- Verificar o nível de consciência sobre o uso eficiente da energia elétrica por parte da população e a disposição de engajamento ou interesse nesse tema.

Em 2019, a pesquisa foi conduzida em 18.775 domicílios selecionados nas 5 regiões do país: Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul. Além dessa distribuição, considerou-se o estrato socioeconômico¹ ao qual pertence a família: A, B1, B2, C1, C2 e D/E.

2.1.2 Retrato do consumo de energia elétrica domiciliar

Conforme destacado no Plano Decenal de Expansão de Energia 2029, o consumo médio de uma residência brasileira deve alcançar o maior patamar histórico, de 200 kWh/mês, em 2029 (BRASIL, 2020). Embora tal perspectiva seja para o final da década, o consumo médio de 200 kWh/mês já é realidade quando se faz um retrato regional ou por classe econômica.

As regiões Norte e Sul são as que apresentam maior média de consumo mensal e superam os 200 kWh/mês, seguidas pelas regiões do Centro-Oeste, Sudeste e Nordeste, respectivamente. Por outro lado, as classes econômicas A, B1 e B2, apresentam média de consumo mensal superior ao patamar previsto para 2029, sendo que a classe A consome aproximadamente o dobro da média mensal do país. Logo, a previsão de consumo médio mensal para 2029 é influenciada pela discrepância entre classes econômicas.

Além da diferença entre classes, outro fator que está relacionado ao consumo de energia elétrica é a temperatura. Devido a extensão territorial do país, as regiões apresentam climas diferentes, variando do Equatorial ao Subtropical. Tal variação tem influência na posse de equipamentos e nos hábitos de uso, principalmente no quesito conforto térmico.

2.1.3 Retrato da posse de equipamentos

A posse de equipamentos por classe e região é apresentada nas figuras 6 e 7, respectivamente.

¹ Novo Critério de Classificação Econômica Brasil. Disponível em: <<http://www.abep.org/criterio-brasil>>.

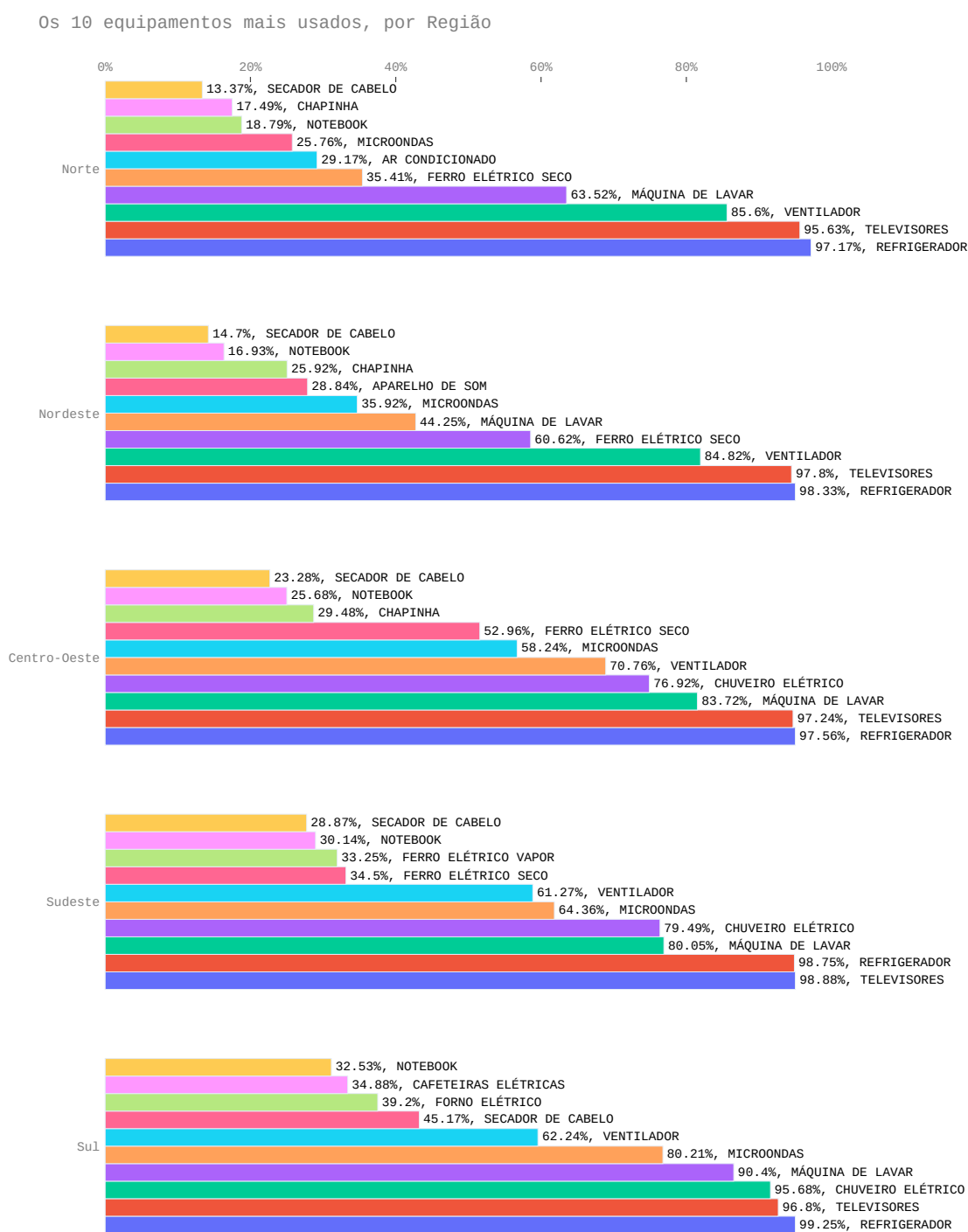


Figura 6: Equipamentos mais comuns por região.

Fonte: Dados extraídos do PPH-2019 (BRASIL, 2019a). Adaptado pelo autor.

Os 10 equipamentos mais usados, por Classe Econômica

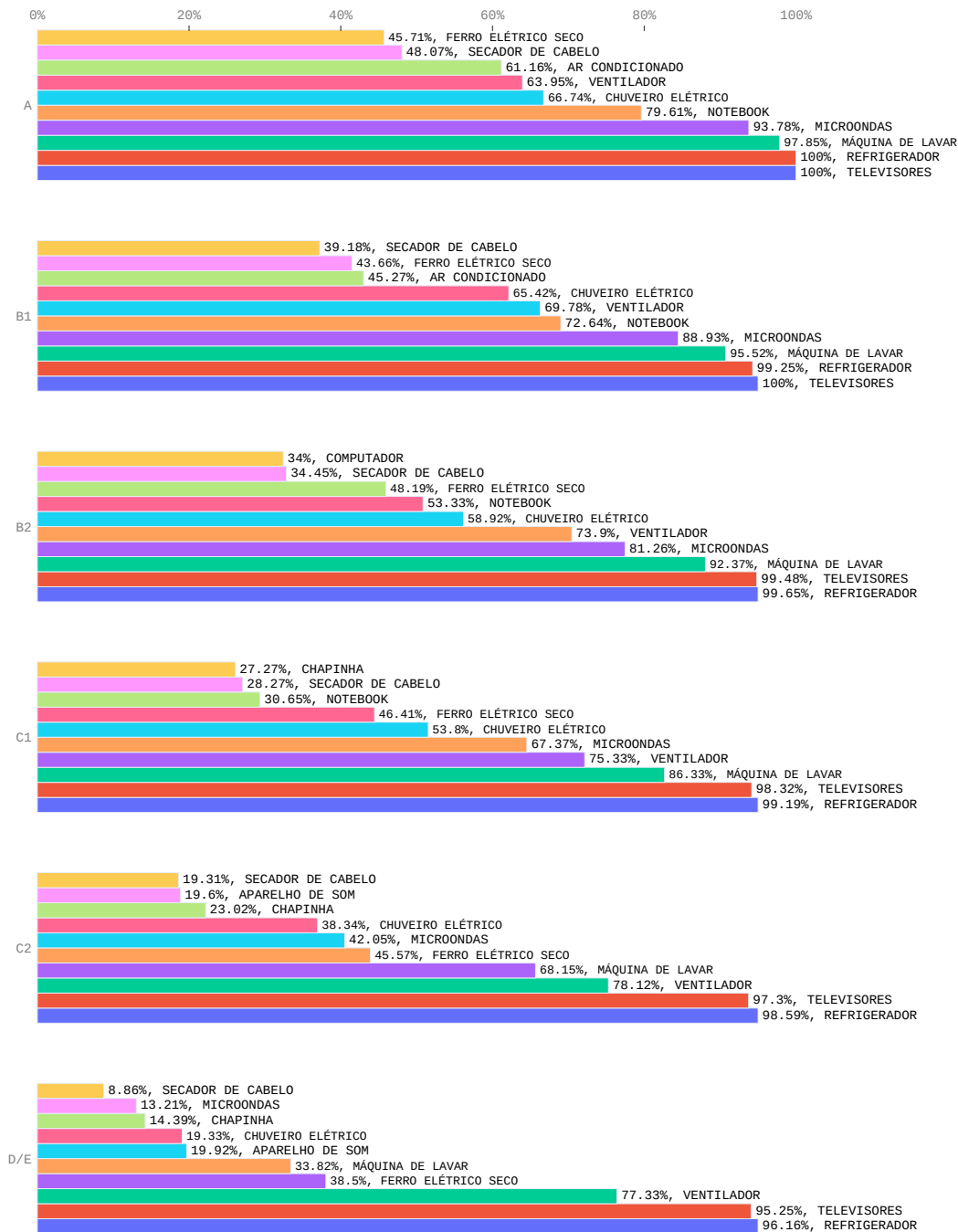


Figura 7: Equipamentos mais comuns por classe econômica.

Fonte: Dados extraídos do PPH-2019 (BRASIL, 2019a). Adaptado pelo autor.

Uma síntese é apresentada na tabela 1 para os equipamentos usados com maior frequência ou que apresentam alto consumo mesmo que usados esporadicamente. Assim, consolidam-se como os equipamentos mais comuns nos domicílios brasileiros:

Tabela 1: Retrato regional e socioeconômico de posse dos equipamentos.

Equipamento	Indicadores de posse
Chuveiro Elétrico	É um dos aparelhos que mais consomem energia em uma residência. Está relacionado entre os 10 equipamentos mais comuns somente nas regiões Sul, Sudeste, e Centro-Oeste. O percentual de posse chuveiro elétrico também varia de acordo com a classe, sendo reduzida progressivamente entre as classes A e D/E.
Condicionador de ar	Assim como o chuveiro elétrico, o condicionar de ar é um dos aparelhos que mais consomem energia em uma residência, presente em torno de 16% das entrevistas. Considerando somente a classe econômica, o condicionador de ar é um dos eletrodomésticos mais comuns somente na classe A.
Geladeira	Geladeira é um equipamento indispensável, sendo a posse comum à quase totalidade das entrevistas, independente da região ou classe econômica. Por ser um equipamento de uso contínuo, figura entre os aparelhos que mais consomem energia em uma residência.
Máquina de lavar roupas	As máquinas de lavar roupas são equipamentos comuns em todas regiões, tendo maior aderência nas classes econômicas A e B.
Televisão	Os televisores estão presentes em mais de 95% dos domicílios, independente da região ou classe econômica. Mesmo sendo equipamentos de baixa potência, é um eletrodoméstico usado durante várias horas por dia.
Micro-ondas	Aparelhos de micro-ondas são comuns nos domicílios das regiões Centro-Oeste, Sudeste e Sul, tendo maior aderência nas classes econômicas A e B. Mesmo sendo de uso intermitente, é um equipamento de potência alta.

Continua na próxima página

Tabela 1 – Continuação da página anterior

Equipamento	Indicadores de posse
Ferro de passar roupas	O ferro elétrico é um equipamento de uso intermitente, mas que tem potência alta. Está presente entre os 10 equipamentos mais comuns em todas regiões, com exceção da região Sul.
Secador de cabelos	Assim como o ferro elétrico, o secador de cabelos é um equipamento de uso intermitente e de potência alta.
Ventilador	No quesito conforto térmico, os ventiladores são mais acessíveis que condicionadores de ar. Estão presentes em mais da metade dos domicílios de todas as regiões e classes econômicas.

Fonte: Dados extraídos do PPH-2019 ([BRASIL, 2019a](#)). Adaptado pelo autor.

2.1.4 Hábitos de uso

Os valores percentuais indicados na seções abaixo referem-se as entrevistas que apontaram a posse do equipamento em relação ao total de equipamentos levantados pela pesquisa.

2.1.4.1 Horário de uso

Na tabela 2 é apresentada uma descrição geral sobre os períodos de uso dos equipamentos selecionados.

Tabela 2: Horário de uso dos equipamentos.

Equipamento	Horário de uso
Chuveiro Elétrico	O uso do varia conforme a região do país e o mês do ano, embora seja preponderante no início da manhã e no período noturno, independente da classe econômica ou da região.
Condicionador de ar	O horário de uso mais comum é no início do período noturno estendendo-se pela madrugada.
Máquina de lavar roupas	O período da manhã é o de maior percentual de máquinas ligadas em todas as regiões do país.
Televisão	Em geral, o percentual de televisores ligados é maior durante o período noturno.

Continua na próxima página

Tabela 2 – Continuação da página anterior

Equipamento	Horário de uso
Ferro de passar roupas	Com exceção do Nordeste, 50% das entrevistas indicam uso eventual do equipamento. O início da manhã, entre 7 e 9 horas, apresentam maior percentual de uso. No Nordeste, essa concentração é maior entre as 13 e 17 horas.
Ventilador	No Norte, Nordeste e Centro-Oeste, o horário habitual de uso é a partir das 19 horas, estendendo-se pela madrugada. No Sudeste e no Sul o uso é eventual, embora tenha uma tendência pelos mesmos horários citados nas outras regiões.

Fonte: Dados extraídos do PPH-2019 ([BRASIL, 2019a](#)). Adaptado pelo autor.

2.1.4.2 Tempo e frequência de uso

Na tabela 3 é apresentada uma descrição geral sobre a frequência de uso semanal/mensal e o tempo médio médio de utilização.

Tabela 3: Tempo e frequência de uso dos equipamentos.

Equipamento	Tempo e frequência de uso
Chuveiro Elétrico	As regiões Norte, Nordeste e Centro-Oeste são as que apresentam as maiores parcelas de tempo médio de duração do banho em até 5 minutos. Já nas regiões Sul e Sudeste, as maiores parcelas são para faixa de 6 a 10 minutos.

Continua na próxima página

Tabela 3 – Continuação da página anterior

Equipamento	Tempo e frequência de uso
Condicionador de ar	A frequência de uso é intensa ² durante a semana para todas as regiões ou classes econômicas. Nas regiões Sudeste e Sul, o uso é predominante somente nos meses de Dezembro, Janeiro e Fevereiro. Decai a partir de Março e volta a aumentar em Setembro. A região Centro-Oeste apresenta comportamento semelhante, mas com uso acima de 50% entre Março e Setembro em todos os domicílios que possuem ao menos um equipamento. Já no Norte e Nordeste, o uso do condicionador de ar é superior a 70%.
Micro-ondas	O tempo médio de uso do micro-ondas até 10 minutos por dia é predominante em todas as regiões e classes econômicas. Em todas as classes, mais de 10% das entrevistas apontaram o tempo médio de uso entre 11 e 20 minutos.
Ferro de passar roupas	Com exceção da região Sul, o maior parcela de uso do ferro elétrico é de até 10 minutos. Em todas as classes e regiões, mais de 10% das entrevistas indicam o uso do ferro elétrico entre 30 minutos e 1 hora. Esse tempo médio de uso representa a maior parcela da região Sul. O horário de uso mais comum é no período da manhã e da tarde.
Máquina de lavar roupas	O uso mais frequente é de uma até três vezes na semana.
Televisão	É um eletrodoméstico geralmente usado mais de 6 horas por dia.
Ferro de passar roupas	Em geral, a frequência de uso do ferro de passar roupas é pequena, em torno de 1 a 2 vezes por semana. Já o período de uso mais comum é de até 30 minutos.
Secador de cabelos	A frequência média de uso é de até 3 vezes por semana. Em torno de 60% das entrevistas, o período de uso é de no máximo 10 minutos ou entre 11 e 30.
Ventilador	É intensa em todas as regiões do país, principalmente no Norte e Nordeste. A maior parcela das entrevistas apontam o uso entre 2 e 12 horas.

Fonte: Dados extraídos do PPH-2019 (BRASIL, 2019a). Adaptado pelo autor.

² Intensa: 6 a 7 vezes por semana.

2.1.4.3 Hábitos e preferências

Na tabela 4 são indicadas ações geralmente realizadas que visam reduzir o consumo de energia elétrica.

Tabela 4: Horário de uso dos equipamentos.

Equipamento	Hábitos e preferências
Chuveiro Elétrico	Nas regiões Sudeste e Sul, o uso do chuveiro elétrico regulado na temperatura máxima é predominante entre Maio e setembro. Nesses meses, as regiões Centro-Oeste e Nordeste também apresentam aumento, mas em menor grau. Já a região Norte não apresenta variações ao longo do ano. Em média, 85% das entrevistas indicam que os indivíduos usam a chave seletora na posição verão para reduzir o consumo de energia elétrica. A região Sul é a que os indivíduos utilizam menos esse recurso, seguido da região Norte. É provável que isso seja reflexo da temperatura em cada região: no Sul, o banho no modo completamente frio é predominante somente nos meses de Dezembro, Janeiro e Fevereiro; no Norte, mantém-se constante durante todo o ano. Em torno de 50% dos questionários os indivíduos alegaram não tomar banho completamente frio, sendo o maior percentual da classe A.
Condicionador de ar	Nas regiões Centro-Oeste, Sudeste e Sul, a frequência de uso do equipamento decai entre os meses de Abril e Agosto. No Sul, devido a temperatura, o condicionador de ar é ajustado no ciclo reverso nos meses mais frios.
Micro-ondas	De modo geral, o equipamento não permanece conectado na tomada quando não está em uso. Tal hábito é indicado em mais 75% das entrevistas. Somente na região Sul que esse valor fica próximo de 52%.

Continua na próxima página

Tabela 4 – Continuação da página anterior

Equipamento	Hábitos e preferências
Geladeira	Mais de 80% das dos indivíduos evitam abrir as portas da geladeira várias vezes e também de colocar alimentos quentes ou recipientes sem tampa. Também é predominante as afirmações sobre os cuidados com a borracha de vedação e regulação do termostato conforme a estação.
Máquina de lavar roupas	De modo geral, o equipamento não permanece conectado na tomada quando não está em uso. Tal hábito é indicado em mais 75% das entrevistas. Somente na região Sul que esse valor fica próximo de 56%.

Fonte: Dados extraídos do PPH-2019 (BRASIL, 2019a). Adaptado pelo autor.

2.1.5 Projeção do consumo de energia elétrica

Com base nos equipamentos mais comuns e dos hábitos de consumo levantados pela PPH-2019, projetou-se o consumo médio de energia elétrica por mês. Devido ao impacto do ar condicionado no consumo médio, as projeções realizadas considerando a ausência e a presença dessa carga. Além da projeção de consumo, utilizou-se como referência os valores da conta de energia indicados nas entrevistas.

As questões sobre hábitos de uso e modelos equipamentos que estavam em branco foram preenchidas usando as respostas mais frequentes em cada cenário avaliado. A potência elétrica de cada equipamento foi selecionada com base informações do PROCEL e do INMETRO — Instituto Nacional de Metrologia, Qualidade e Tecnologia.

Por fim, utilizaram-se dados de consumo estimados e os registrados nas contas de luz que estavam no intervalo interquartil³. O resultado das projeções por região e classe econômicas são ilustrados nas figuras 8, 9, 10 e 11.

2.2 Estratégias para redução do consumo de energia elétrica

Nessa seção apresentam-se estratégias que podem reduzir o consumo de energia elétrica residencial. Outro ponto de discussão é sobre os sistemas de armazenamento de energia que podem se tornar mais comuns após o horizonte decenal.

³ Intervalo Interquartil é igual à diferença entre os percentis 75 (Q3) e 25 (Q1) — $IIQ = Q_3 - Q_1$.

Consumo médio mensal estimado pela posse de equipamentos e hábitos de uso, por região

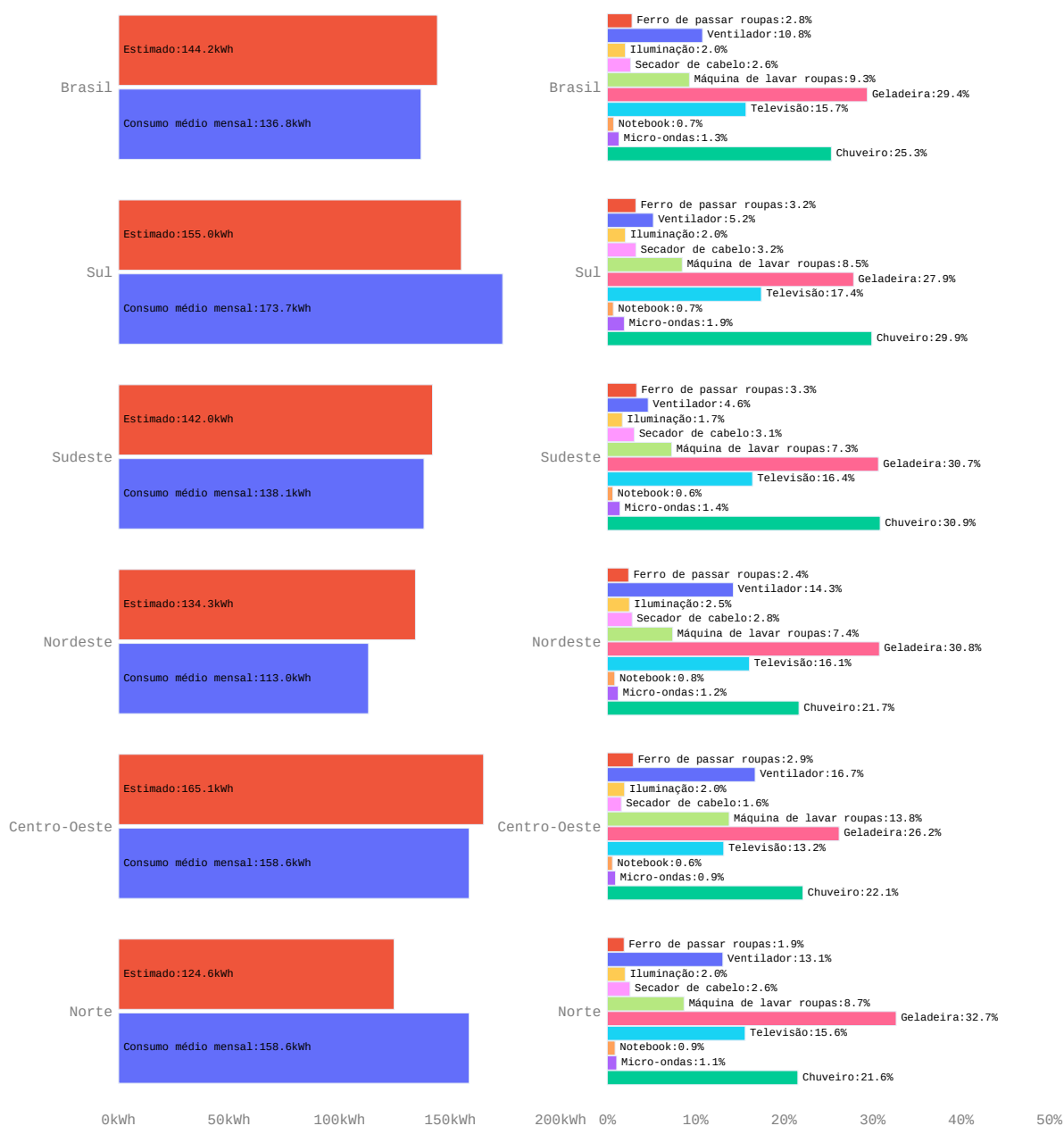


Figura 8: Perfil de consumo por região, sem considerar o ar condicionado.
Fonte: Dados extraídos do PPH-2019 (BRASIL, 2019a). Adaptado pelo autor.

Consumo médio mensal estimado pela posse de equipamentos e hábitos de uso, por região, considerando uso do ar condicionado

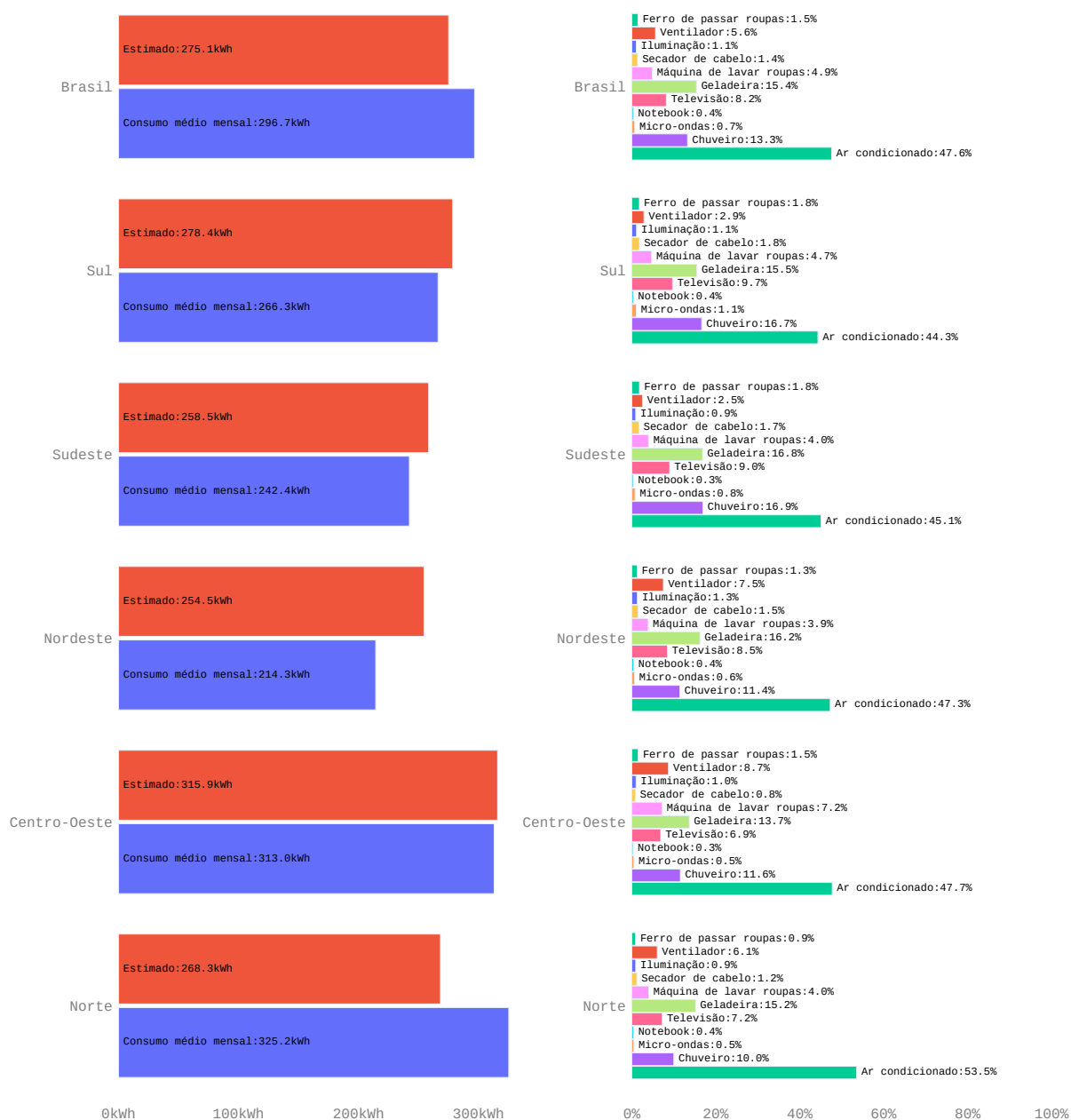


Figura 9: Perfil de consumo por região, considerando o ar condicionado.
Fonte: Dados extraídos do PPH-2019 (BRASIL, 2019a). Adaptado pelo autor.

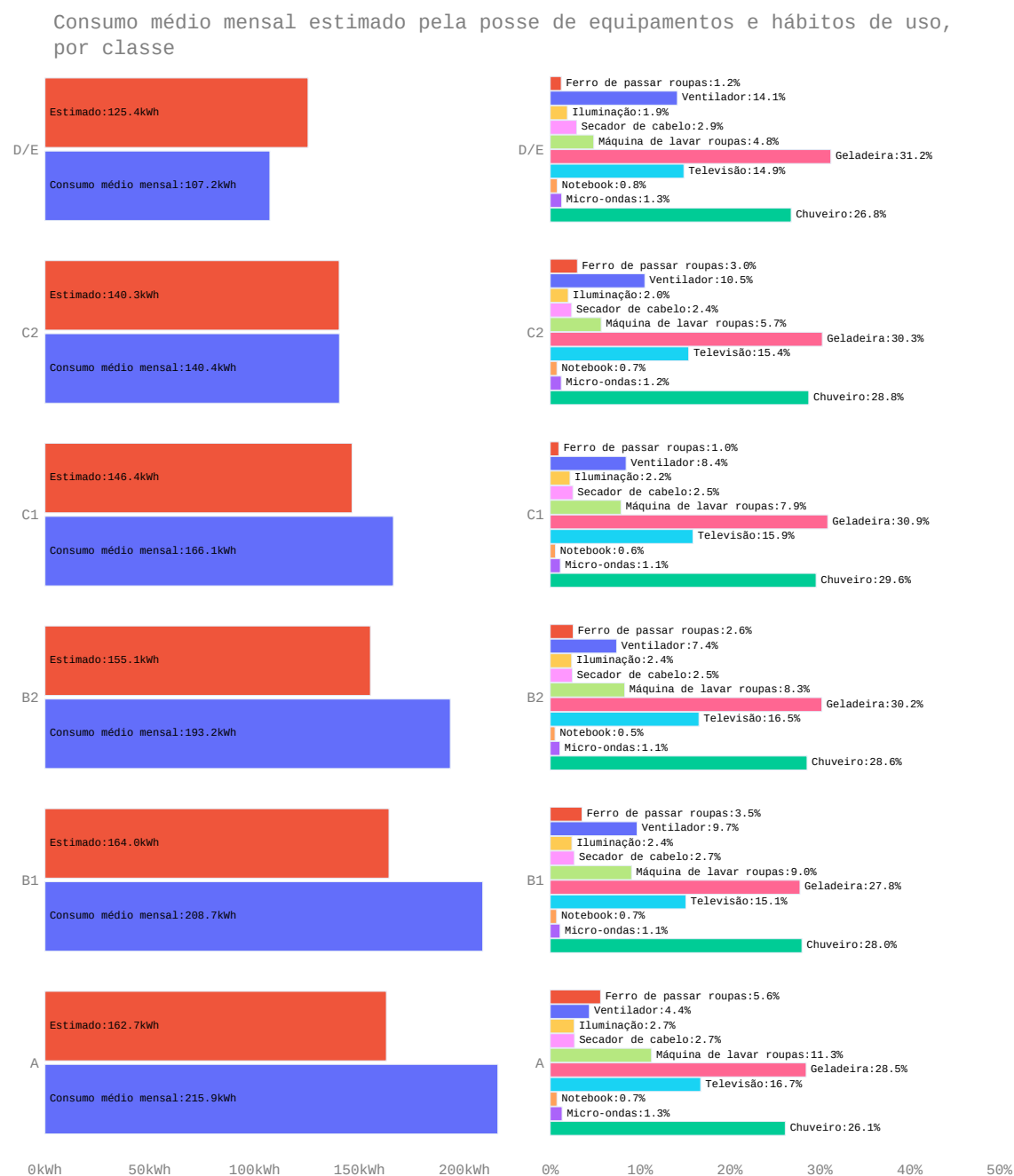


Figura 10: Perfil de consumo por classe, sem considerar o ar condicionado.
 Fonte: Dados extraídos do PPH-2019 (BRASIL, 2019a). Adaptado pelo autor.

Consumo médio mensal estimado pela posse de equipamentos e hábitos de uso, por classe, considerando uso do ar condicionado

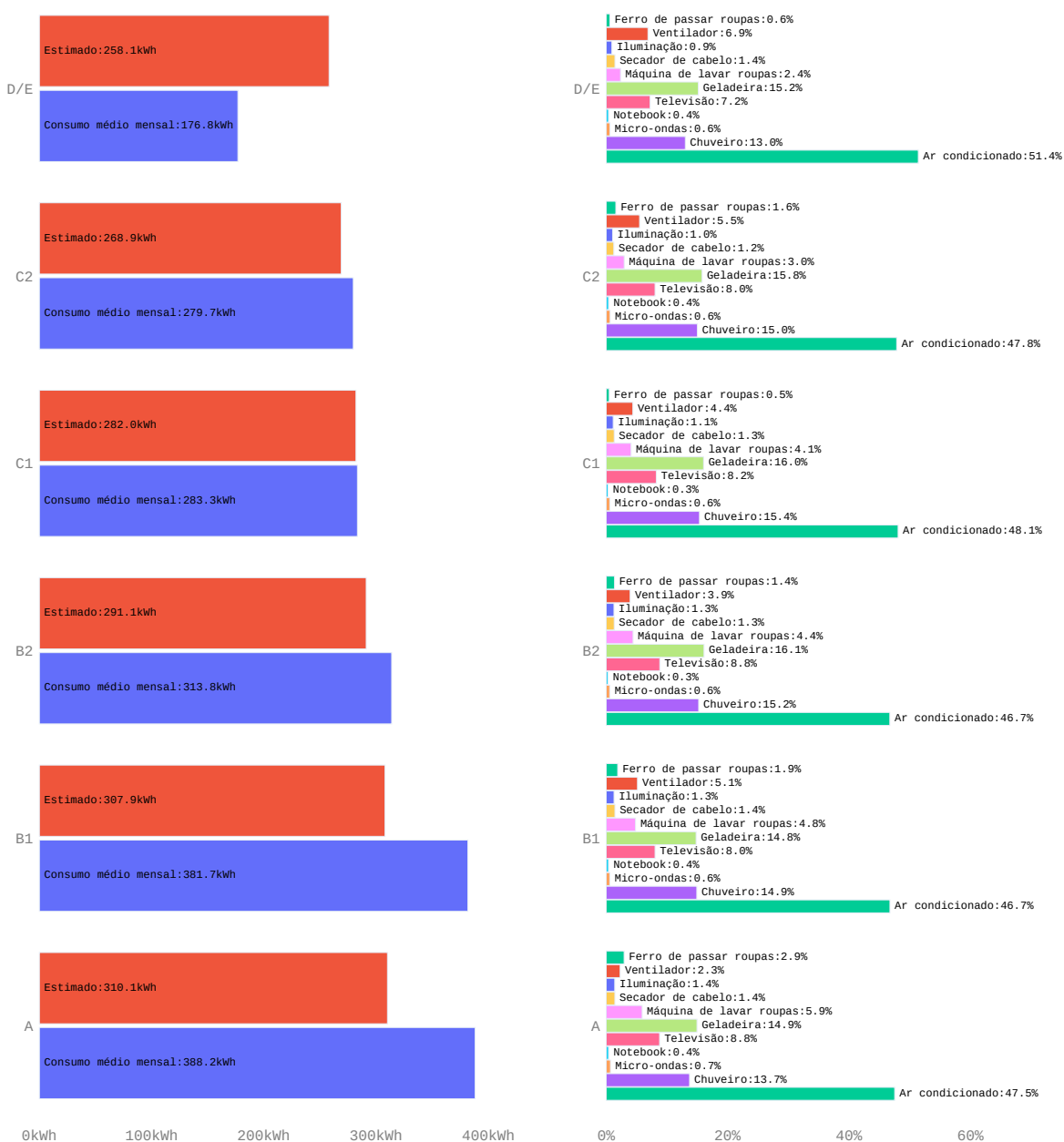


Figura 11: Perfil de consumo por classe, considerando o ar condicionado.
 Fonte: Dados extraídos do PPH-2019 (BRASIL, 2019a). Adaptado pelo autor.

2.2.1 Sistema de energia solar

2.2.1.1 Aquecimento de água

A participação de outras fontes de energia para aquecimento da água é pequena em todas as regiões do país. Aproximadamente 41% dos domicílios utilizam energia elétrica para o aquecimento de água, mas essa distribuição varia conforme as regiões do Brasil, pois nas regiões Norte e Nordeste mais de 90% dos domicílios não tem água aquecida. O uso de energia solar é maior na região Centro-Oeste (1,96%), seguido da região Norte (1,58%), Sudeste (1,20%) e Sul (0,80%). Já o gás, é opção só nas regiões Sudeste e Sul com participação de 1,89% e 1,12%, respectivamente.

O sistema de aquecimento solar (SAS) de água é uma alternativa para reduzir o uso de outras fontes de energia nessa tarefa (BRASIL, 2020). Dos domicílios que possuem SAS, aproximadamente 29% tem sistema de armazenamento de água aquecida. Cabe destacar que o sistema de armazenamento não exige o uso de energia elétrica ou do gás, pois demanda recursos auxiliares que são usados quando o período de incidência solar é baixo (BRASIL, 2020).

2.2.1.2 Geração e armazenamento de energia

Merece destaque o uso de sistemas de armazenamento de energia no âmbito residencial, tendo as baterias como principal tecnologia de armazenamento (BRASIL, 2020). O sistema de armazenamento pode ser utilizado para reduzir a demanda de energia da rede, tornando a unidade consumidora capaz de suprir parcialmente a demanda de energia, ou em alguns casos, tornando-se autossuficiente (BRASIL, 2018; BRASIL, 2020). Tal sistema ainda por ser explorado como fonte de renda no cenário de "compra e venda de energia" ou em casos que a energia injetada na rede vale menos que a tarifa da distribuidora (BRASIL, 2020).

O acesso as tecnologias de geração distribuída e de armazenamento ainda é marginal no Brasil, principalmente pelo custo (BRASIL, 2018; BRASIL, 2020). A estimativa é que aumente no horizonte decenal, tendo como principais fatores o aumento do autoconsumo na geração distribuída e a possibilidade de mudança para tarifa branca (BRASIL, 2020). Embora estudos apontem que o investimentos em tais sistemas ainda não são economicamente viáveis, existem outras aplicações, tal como a possibilidade de mitigar os efeitos de interrupções no fornecimento de energia elétrica (BRASIL, 2020), que ocorrem por causas diversas, tais como: intempéries naturais, vegetação, animais, acidentes, corrosão, racionamento de energia, entre outros.

De acordo com o módulo 8 do PRODIST — Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional —, a qualidade dos serviços prestados compreende a avaliação das interrupções no fornecimento de energia elétrica (BRASIL,

2021). A frequência dessas interrupções se relaciona ao indicador FEC — Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora — que revela o número de vezes que uma unidade consumidora ficou sem energia elétrica por período determinado: mensal, trimestral ou anual. Já o tempo equivalente da interrupção se relaciona ao DEC — Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora — que indica a média de horas que a unidade consumidora ficou sem energia no período considerado.

Baseando-se em indicadores⁴ fornecidos pela ANEEL para o período de 2010 a 2020, pode-se dizer a qualidade do serviço de fornecimento de energia elétrica não é igualitário em todas as regiões do país. Assim, devido a variação dos limites impostos sobre tais indicadores em cada região, os consumidores residenciais podem estar mais vulneráveis a esse tipo de evento. Comparando-se os indicadores desse período para as capitais de todos os estados brasileiros com dados climáticos⁵ do INMET — Instituto Nacional de Meteorologia, verifica-se que existe uma correlação positiva forte entre os indicadores de qualidade e o regime de chuvas de algumas capitais⁶, conforme ilustrado na figura 12.

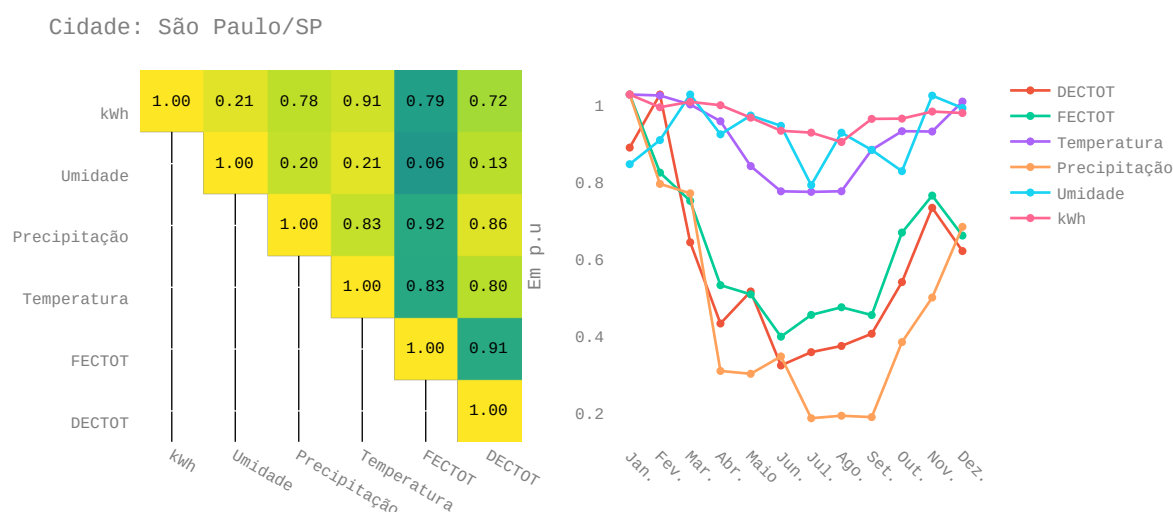


Figura 12: Correlação dos indicadores de qualidade e dados climatológicos para cidade de São Paulo.

Fonte: Dados extraídos do INMET e ANEEL. Adaptado pelo autor.

Embora a correlação não implique em causalidade, alguns estudos reforçam tal hipótese (Farias; Correia, 2008; Ward, 2013; Sarwat et al., 2016; Vieira et al., 2020). Outros fatores que também podem ter implicações nas interrupções de energia é o aumento do consumo em determinados meses do ano, que podem estar relacionados com a mudança de temperatura e, conseqüentemente, com uso de equipamentos para aumentar o conforto térmico (BRASIL, 2018), conforme constatado na PPH.

⁴ Indicadores da Distribuição: <<https://www.aneel.gov.br/indicadores-da-distribuicao>>.

⁵ Base de dados do INMET: <<https://tempo.inmet.gov.br/TabelaEstacoes/>>.

⁶ Correlação positiva forte — Estados: GO, MA, BH, MT, PA, PI, RJ, SC, SP, TO, AC, AP e CE.

2.2.2 Conscientização sobre uso de energia elétrica — *Eco-feedback*

Estudos sugerem que a maioria das pessoas não tem entendimento claro sobre o uso de eletrodomésticos e o consumo de energia elétrica (Darby et al., 2006; Froehlich; Findlater; Landay, 2010; Rodgers; Bartram, 2011). Nesse contexto, uma série de iniciativas voltadas ao desenvolvimentos de programas de sugestões e recomendações tem indicado resultados variados sobre o potencial de redução de consumo de energia elétrica (Buchanan; Russo; Anderson, 2015; Kelly, 2017; Herrmann et al., 2018). Na literatura, o uso de tecnologias para esse fim é denominada *eco-feedback*. Tem-se como hipótese de que a maioria das pessoas não tem consciência e compreensão sobre como seus comportamentos cotidianos impactam nas questões ambientais, como o caso do consumo de energia elétrica (Froehlich; Findlater; Landay, 2010). Assim, a tecnologia é um meio para identificação desses hábitos que por fim resultam no *feedback*.

Os chamados programas de *feedback* apresentam duas vertentes (Darby et al., 2006; Ehrhardt-Martinez; Donnelly et al., 2010; Abrahamse; Darby; McComas, 2018): *feedback* direto e indireto.

- **Métodos Indiretos:**

- **Contas de energia detalhadas:** Notificação de informações detalhadas e sugestões para reduzir o consumo. Utiliza como base o próprio histórico de consumo ou em comparação com outros consumidores.
- **Estimativas de consumo:** As estimativas são realizadas com base em na categoria do consumidor, dos eletrodomésticos utilizados e do histórico de consumo.
- **Relatório de consumo periódico:** A notificação detalhada do consumo diário e/ou semanal.

- **Métodos Diretos:**

- **Informações em tempo real:** O consumidor é notificado periodicamente sobre o consumo total.
- **Informações detalhadas em tempo real:** Em comparação com o método anterior, esse apresenta estimação de consumo a nível de eletrodomésticos.

Dependendo do método as informações do consumo de energia elétrica devem ser desagregadas por equipamento. Embora a literatura contenha diversos estudos empíricos sobre o uso de informações agregadas e desagregadas, não existem evidências robustas que indiquem o melhor método (Kelly, 2017). Já os meios de comunicação e modos de apresentação das informações parecem ter maior influência (Rodgers; Bartram, 2011;

Bartram, 2015; Gupta; Chakravarty, 2016; Herrmann et al., 2018; Abrahamse; Darby; McComas, 2018).

Segundo Bartram, Rodgers e Muise (2010), as estratégias para redução do consumo de energia serão mais eficientes se foram capazes de mudar os hábitos de uso dos residentes. Um estudo realizado pela Comissão de Energia da Califórnia reforça essa suposição, determinando que a cunha comportamental deve ser considerada em programas de eficiência energética (Lutzenhiser et al., 2017): o comportamento do consumidor tem impacto na demanda de energia e pode ser modificado com pequenas mudanças de hábitos de consumo de energia elétrica.

Nesse contexto, a representação de informações tem papel fundamental para facilitar a compreensão do usuário (Bartram; Rodgers; Muise, 2010; Herrmann et al., 2018). Entre as tecnologias habilitadoras desse processo destacam-se (Darby et al., 2006; Froehlich; Findlater; Landay, 2010; Buchanan; Russo; Anderson, 2015): telas de controle em páginas da internet (*dashboard*), aplicativos para dispositivos móveis, e telas informativas (em inglês, IHD — *In Home Display*).

Algumas desvantagens dos métodos tradicionais de visualização estão relacionadas ao uso de conceitos abstratos, tal com o a diferença entre potência e energia, e de unidades como Quilowatt-hora (kWh) (Bartram; Rodgers; Muise, 2010). A necessidade de conhecer informações técnicas e de interpretar séries temporais de consumo agregado faz com que o residente tenha a função de um “gestor numa sala de controle” (Bartram; Rodgers; Muise, 2010). Tal definição traz a tona o papel do usuário entusiasta, destacado por Kelly (2017).

Outro ponto importante é a atenção ativa demandada por algumas tecnologias, por exemplo, as telas informativas e conectores de tomada com tais recursos (Bartram; Rodgers; Muise, 2010). Nesses casos, a localização pode dificultar o acesso das informações.

Assim, é necessário agregar a visualização das informações nas atividades habituais e nos recursos tecnológicos usados pelos residentes (Bartram; Rodgers; Muise, 2010), pois a compreensão das informações é uma pré-condição necessária para a mudança de comportamento (Herrmann et al., 2018). Uma das conclusões do estudo realizado por Herrmann et al. (2018) é que as pessoas tem diferentes percepções sobre o consumo de energia dos eletrodomésticos dependendo do tipo de visualização de dados a que estão expostas, conforme ilustrado na figura 13. Mesmo sem evidências de que a visualização de dados agregados é melhor que a desagregada, cabe destacar que a apresentação de consumo de energia normalizado pelo tempo levou a um aprendizado aprimorado.

Considerando a questão de interpretação numérica ainda presente no gráfico normalizado, uma alternativa seria a eliminação dos eixos e a exibição por cargas contendo a informação do tempo médio de uso em destaque. Outra possibilidade é a indicação dos dados em conjunto com os de um grupo de interesse, por exemplo, o consumo médio

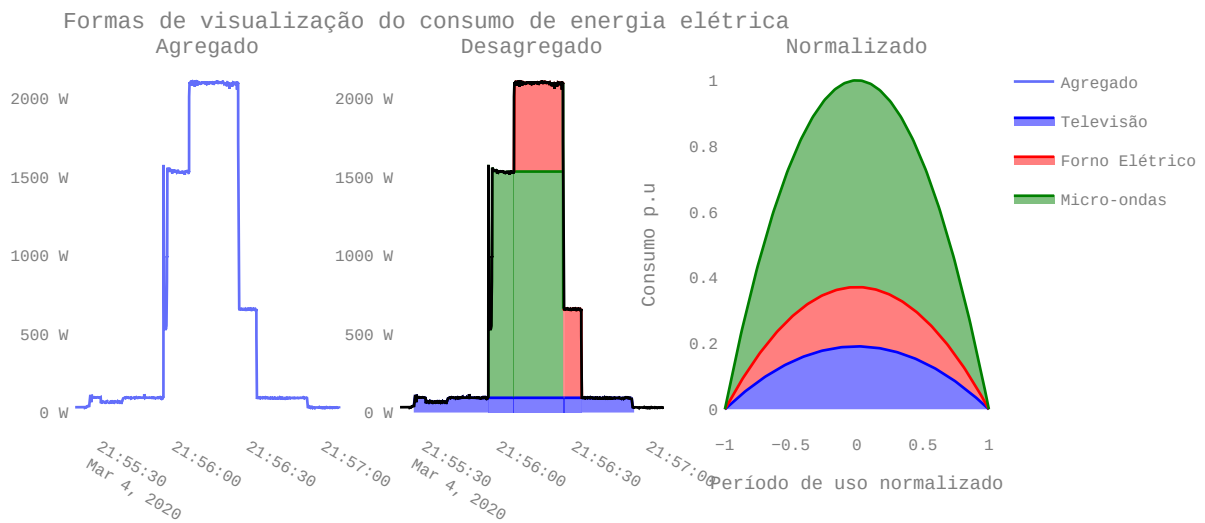


Figura 13: Comparação dos modos de visualização.

Fonte: O próprio autor.

da vizinhança. Para [Spagnolli et al. \(2011\)](#), se a conscientização é uma condição para reduzir o consumo de energia, as ferramentas que auxiliam nessa tarefa são uma contrapartida necessária para fornecer *feedback*. Nesse contexto, o monitoramento de cargas e a desagregação de energia são fundamentais para estruturar os sistemas de recomendação.

2.3 Monitoramento de Cargas

A maneira mais relevante de realizar a desagregação de consumo de energia é a partir do monitoramento não intrusivo de cargas ([Ruano et al., 2019](#)). Nessa seção, apresentam-se os trabalhos pioneiros e os fundamentos desses dois tópicos. Cabe então, distingui-los:

- Monitoramento não intrusivo refere-se somente ao método de coleta de dados que utiliza apenas um ponto de medição. Os dados agregados podem ser usados para vários objetivos, como monitorar a operação de cargas e identificar períodos de atividade.
- A desagregação é um procedimento computacional que utiliza dados de consumo de agregados para estimar o consumo por equipamento.

De modo geral, a literatura retrata os dois temas em conjunto. Nesse caso, a desagregação é o resultado final de uma série de etapas, conforma apresentado a seguir.

2.3.1 Trabalhos pioneiros

Para Hart (1992), o monitoramento não intrusivo consiste de uma análise sofisticada das formas de onda de corrente e tensão de um circuito elétrico que contém cargas usadas arbitrariamente, tal que é possível estimar a quantidade e o tipo, entre outras informações relevantes como o horário, período de uso e o consumo de energia.

Embora o trabalho de Hart seja a referência inicial da área pesquisa, cabe destacar que no mesmo período Sultanem publicou um estudo independente, possivelmente inspirado em um simpósio realizado pela EPRI, com propostas semelhantes: ao analisar os sinais de tensão e corrente elétrica no ponto de ligação do medidor de energia elétrica, pode-se observar variações (eventos) relacionadas ao uso de eletrodomésticos que são reconhecíveis e identificáveis por um conjunto de parâmetros, formando uma assinatura de carga (Sultanem, 1991).

Tais descrições apresentam 3 processos fundamentais: medição e armazenamento de grandezas elétricas, representação e identificação de cargas, transformação de dados em informação. A proposta de Hart apresenta tais procedimentos divididos em 8 estágios.

1. Aquisição de grandezas elétricas: Amostragem de tensão e corrente elétrica em alta frequência. Posteriormente, calculam-se os valores RMS de tensão e corrente elétrica e as potências ativa (P) e reativa (Q).
2. Normalização de potência: Normaliza-se a potência ativa da detecção de eventos. A “potência normalizada” é usada para ajustar $P(t)$ por uma escala constante, aproximando este valor ao que seria medido se a concessionária fornecesse uma tensão nominal de rede constante V_s . O fator β pode ser ajustado de acordo com a linearidade da carga. A saída desse estágio é o valor médio por segundo da potência ativa normalizada e da potência reativa.

$$P_{norm}(t) = \left(\frac{V_s}{V(t)} \right)^\beta P(t) \quad (2.1)$$

3. Detecção de bordas: Esse estágio divide o sinal em dois estados: estacionário e transiente. O estado é dito estacionário quando as entradas não variam durante três amostras consecutivas, caso contrário as entradas estão em transição. Assim, o estado transiente separa dois estados estacionários adjacentes. Se a diferença do valor médio entre os dois estados estacionários for maior que um limiar estabelecido, considera-se que ocorreu um evento. A saída desse estágio é uma lista com a magnitude de cada transição, sendo que o sinal representa se a carga foi ligada ou desligada.
4. Agrupamento de eventos: As transições são agrupadas no espaço bidimensional, denominado espaço $\Delta P - \Delta Q$;

5. Modelagem de cargas: O modelo de cada equipamento é construído considerando o centroide de cada agrupamento nas transições de carga ligada e carga desligada.
6. Máquina de estados: Sequenciamento dos eventos usando os modelos de cargas disponíveis.
7. Análise de registros: calcula-se o tempo de operação, potência média e o consumo de energia elétrica a partir dos eventos monitorados. Nessa etapa também são identificadas e removidas possíveis anomalias.
8. Atribuição de cargas: associação dos registros com as cargas conhecidas.

Embora antigo, o trabalho de [Hart](#) mantém relevância, principalmente para as abordagens de monitoramento baseadas em eventos.

2.3.2 Tipos de cargas

Conforme destacado na PPH, a posse de equipamentos é variada, abrangendo equipamentos de baixa potência que são usados em intervalos de horas aos equipamentos de alta potência que são usados durante poucos minutos. De modo geral, as cargas podem ser categorizadas conforme sua dinâmica de operação ([Hart, 1992](#)):

- Tipo 1: dois estados, ligado ou desligado;
- Tipo 2: múltiplos estados com padrões e repetições conhecidas;
- Tipo 3: operação contínua e comportamento variável, sem padrão fixo;
- Tipo 4: ativos constantemente.

Assim, a operação de uma carga é delimitada por bordas (transições) que são geradas por variações e descontinuidades nos sinais monitorados.

O tipo das cargas impacta diretamente na tarefa de detecção de eventos. O tipo 1 é o mais simples de ser monitorado. Os tipos 2 e 3 aumentam a complexidade computacional da solução devido ao número de combinações de estados para uma mesma carga ou ainda pelo fato do regime de operação ser contínuo, inviabilizando a definição de estado. Por fim, cargas que permanecem constantemente ligadas não podem ser monitoradas diretamente por eventos.

2.3.3 Detecção de eventos

A identificação de estados é um procedimento fundamental do monitoramento não intrusivo baseado em eventos. Na literatura, os algoritmos de detecção de eventos são

categorizados na literatura de três maneiras ([Anderson et al., 2012](#)): detectores heurísticos, probabilísticos e baseados em mascaras.

- Heurísticos — empregam um conjunto de regras para identificação de eventos. Por exemplo, o limiar de potência entre amostras consecutivas ([Hart, 1992](#)).
- Probabilísticos — utilizam distribuições de probabilidade para detectar o ponto de mudança entre dois conjuntos de amostras ([Ruano et al., 2019](#)).
- Máscaras — empregam filtros para detectar características específicas. Segundo [Laughman et al. \(2003\)](#), cada carga tem uma assinatura distinta que tende a ser repetível.

Além desses três métodos, cabe destacar as abordagens baseadas em agrupamentos ([Dong et al., 2013](#); [Barsim](#); [Streubel](#); [Yang, 2014](#); [Zheng](#); [Chen](#); [Luo, 2018](#)) que utilizam tais métodos para identificar estados estacionários adjacentes.

O modo mais simples de detecção é o de mudança de entre estados estacionários. Embora seja possível analisar quando cargas são ligadas e desligadas, tal método apresenta algumas desvantagens, tais como: sobreposição de eventos devido à taxa de amostragem, complexidade para tratar cargas de consumo variável e impossibilidade de identificar cargas de baixo consumo ou que estão sempre ligadas. Assim, a assinatura de carga é fundamental para facilitar a tarefa de reconhecimento.

2.3.4 Assinatura de cargas

Assinatura de carga é o termo que representa o conjunto de grandezas utilizados para identificação de um equipamento. [Zeifman e Roth \(2011\)](#) sintetizam duas maneiras de obter a assinatura de carga: macroscópica e microscópica.

A análise macroscópica permite somente a identificação de cargas a partir de assinaturas oriundas da diferença entre estados estacionários, que são caracterizados por atributos consecutivos que variam dentro de um limiar predefinido [Figueiredo, Almeida e Ribeiro \(2012\)](#). Como visto, a concepção da assinatura de carga em estado estacionário foi proposta por [Hart \(1992\)](#) para formação do espaço $\Delta P - \Delta Q$ e posteriormente, outros trabalhos agregaram novos atributos para realizar a identificação de cargas. Por exemplo, o fator de potência ([Figueiredo; Almeida; Ribeiro, 2012](#)) e a terceira harmônica ([Laughman et al., 2003](#)).

Embora seja possível analisar quando cargas são ligadas e desligadas, a análise em estado estacionário apresenta algumas desvantagens, tais como: sobreposição de assinaturas devido a taxa de amostragem, complexidade para tratar cargas de consumo variável e impossibilidade de identificar cargas de baixa potência ou que estão sempre ligadas.

Outra abordagem para assinatura de cargas advém da análise microscópica dos sinais de tensão e corrente elétrica. Há um consenso na literatura de que informações microscópicas, tais como conteúdo harmônico e formas de onda de tensão e corrente elétrica, podem aprimorar a identificação de cargas (Zeifman; Roth, 2011). Um exemplo disso são cargas de natureza não linear ou que possuem circuitos de chaveamento; nesse caso, o conteúdo harmônico do sinal de corrente elétrica pode ser utilizado para distinguir cargas semelhantes no espaço $\Delta P - \Delta Q$ (Laughman et al., 2003). Outro exemplo é o distúrbio causado no sinal de corrente quando uma carga é ligada, denominado estado transiente. Para Norford e Leeb (1996, p.61), “a detecção do transiente aproveita mais as informações disponíveis na inicialização do equipamento do que a detecção de carga em estado estacionário, ao custo de mais processamento”. Além disso, segundo Laughman et al. (2003), cada carga tem uma assinatura distinta que tende a ser repetível.

Mesmo na análise microscópica algumas cargas podem apresentar formas de onda de corrente elétrica semelhantes. Diante disso, alguns autores (Huang; Wang; Lian, 2015; Teshome; Huang; Lian, 2016; Souza et al., 2018) propuseram a decomposição de sinais de corrente elétrica em componentes provenientes de Teorias de Potência não convencionais. Huang, Wang e Lian (2015) e Teshome, Huang e Lian (2016) propuseram a decomposição da corrente elétrica em parcelas ativa e não ativa conforme a Teoria de Potência proposta por Fryze, indicando que tal decomposição reduz o índice de similaridade entre cargas. Souza et al. (2018) apresenta um estudo sobre o uso da Teoria de Potência Conservativa (em inglês, CPT — *Conservative Power Theory*) para decompor a corrente elétrica em parcelas ativa, reativa e residual, possibilitando a diferenciação das cargas conforme características relacionadas ao respectivo circuito equivalente. Os resultados desses trabalhos indicam que a decomposição da corrente elétrica aprimora a descrição da assinatura de carga.

Assim, o método para obter a assinatura de carga são categorizados como (Zoha et al., 2012): estado estacionário, estado transiente e não tradicionais. Na tabela 5 são apresentadas as técnicas comumente empregadas para representação da assinatura de carga.

Tabela 5: Métodos e abordagens usadas para representação da assinatura de cargas.

Assinaturas	Abordagens
Estado estacionário	<ul style="list-style-type: none"> - Alterações de potência. - Características de tensão e corrente elétrica no domínio da frequência. - Trajetória das formas de onda de tensão e corrente elétrica. - Ruído gerado no sinal de tensão.

Continua na próxima página

Tabela 5 – Continuação da página anterior

Assinaturas	Abordagens
Estado transiente	<ul style="list-style-type: none"> - Potência no instante do transiente. - Formas de onda da corrente elétrica no momento de disparo da carga. - Ruído gerado no sinal de tensão.
Não tradicionais	<ul style="list-style-type: none"> - Composição geométrica de triângulos e retângulos da área consumo agregado. - Inclusão de data, período e frequência de uso para aprimorar o reconhecimento.

Fonte: O próprio autor.

Nesse ponto, cabe ressaltar que existem implicações relacionadas ao instrumento de medição utilizado, pois há uma relação de custo-benefício entre a resolução e frequência das medidas, e as informações que podem ser extraídas ([Carrie Armel et al., 2013](#)). A relação entre o método para obter a assinatura e quantidade de cargas que podem ser identificadas é dependente na frequência dos sinais amostrados, conforme apresentado na tabela 6. Quanto menor a taxa de amostragem, maior será o erro de estimativa do consumo. Por exemplo, um sinal amostrado com frequências inferiores a 1 Hz oculta o comportamento de cargas de baixa potência, aumentando o erro na estimativa de consumo e limitando a quantidade de cargas que podem ser monitoradas. Aumentar a frequência de amostragem possibilita a identificação de mais cargas, no entanto, a quantidade de dados torna-se massiva exigindo maior capacidade computacional para processamento de dados.

Tabela 6: Relação entre frequência de amostragem e análise da assinatura de carga.

Frequência	Comparativo
Abaixo de 1 kHz	Análise em regime estacionário de atributos macroscópicos. De modo geral, possibilita a distinção de no máximo 20 cargas.
Abaixo de 10 kHz	Possibilita a análise nos dois regimes: estacionário e transientes. Em geral, os atributos são microscópicos e possibilitam a distinção de no máximo 40 cargas. Contempla informações harmônicas de baixa ordem e formas de onda.
Maior que 1 MHz	Análise do regime transiente com atributos microscópicos. Permite distinguir até 100 cargas a partir do conteúdo harmônico e de formas de onda com alta resolução.

Fonte: [Carrie Armel et al. \(2013\)](#). Adaptado pelo autor.

2.3.5 Reconhecimento de cargas

A partir da assinatura de carga, o próximo estágio da desagregação é a associação do conjunto de atributos a operação de uma determinada carga ou conjunto de cargas. Uma das maneiras de categorizar os métodos é em relação à construção do modelo de predição.

A maioria dos trabalhos utilizam abordagens supervisionadas, isto é, que envolvem um procedimento de treinamento para criação de um modelo de reconhecimento de cargas. Embora tal procedimento seja comum, é dependente do conjunto de dados de treinamento e de sua respectiva representatividade em relação às cargas que se deseja monitorar. Outra linha de pesquisa envolve a classificação de cargas de modo não supervisionado.

Como a operação de uma carga é delimitada por bordas (transições) que são geradas por variações e descontinuidades nos sinais monitorados, outra maneira de categorizar as abordagens é pela necessidade de classificação de eventos ou definição de estados.

Considerando a classificação de cargas baseando-se nos eventos gerados, uma série de métodos foi explorado na literatura conforme apresentado nas revisões de [Zoha et al. \(2012\)](#), [Ruano et al. \(2019\)](#): redes neurais artificiais rasas (MLP) e convolucionais (CNN), redes neurais de aprendizagem profunda, máquina de vetores de suporte (SVM), k-vizinhos mais próximos (KNN), classificadores Naive Bayes, campos aleatórios condicionais (CRF), conjunto *fuzzy*, entre outros.

Uma alternativa à classificação de eventos são os métodos baseados em estados, tendo como premissa que o problema de desagregação e reconhecimento de cargas é a saída de um sistema estocástico; portanto, evita-se a abordagem de tratamento de eventos individuais. Para tal, modelos de cadeias ocultas de Markov e variantes têm sido amplamente estudados, entre outras propostas com resultados equivalentes, tal como o processamento de sinais em grafos e problemas de otimização ([Ruano et al., 2019](#)).

2.4 Considerações parciais

Este capítulo teve como objetivos:

1. Analisar a PPH-2019 para compreender a posse e hábitos de uso dos eletrodomésticos mais comuns nas residências brasileiras.
2. Identificar possíveis ações que possam contribuir com a redução do consumo de energia elétrica residencial.
3. Realizar o levantamento bibliográfico a respeito dos meios de *feedback* e modos de visualização de informações.

4. Realizar o levantamento bibliográfico monitoramento não intrusivo de cargas e desagregação de energia.

Com base na interpretação do PPH-2019, estima-se que a decomposição do consumo de energia elétrica no cenário residencial brasileiro possa ser representada em dois cenários principais, conforme ilustrado na figura 14.

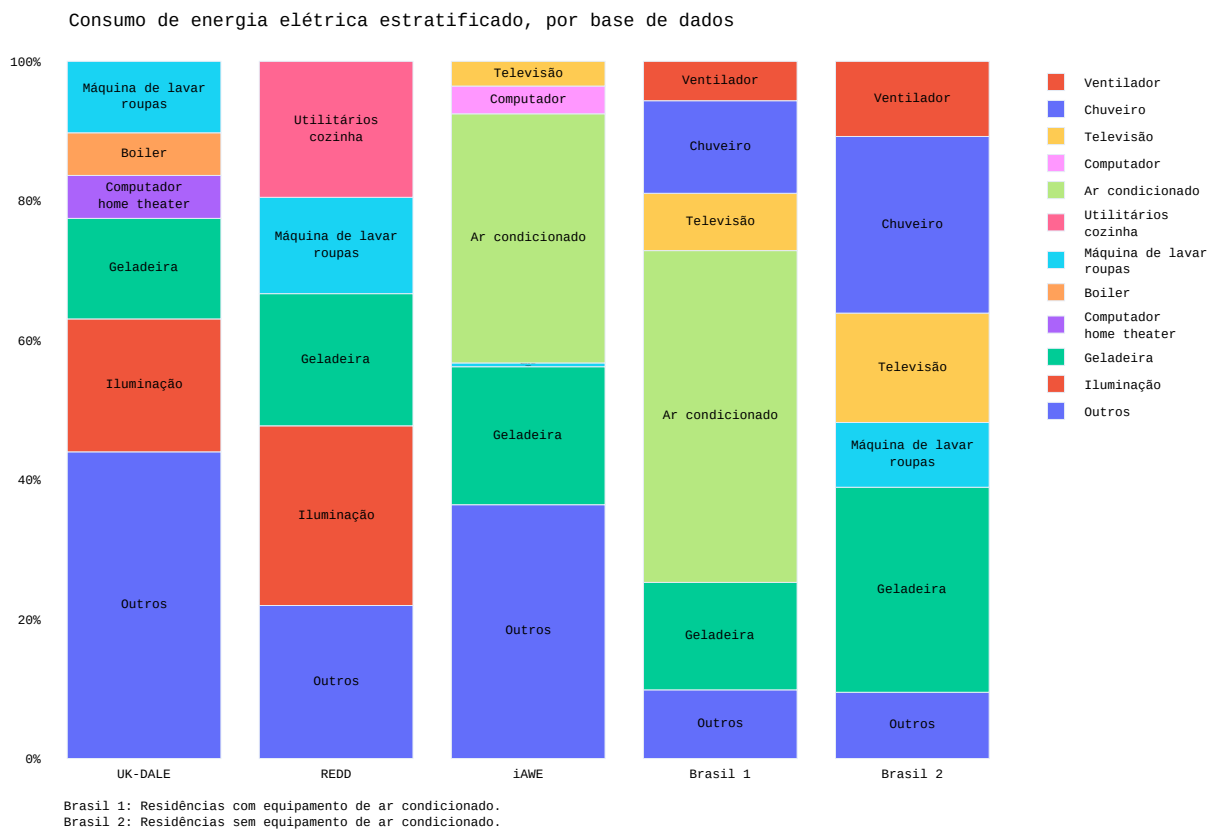


Figura 14: Comparação entre bases de dados e a estimativa realizada com base no PPH-2019.

Fonte: Dados extraídos do PPH-2019 (BRASIL, 2019a), UK-DALE (Kelly; Knottenbelt, 2015), REDD (Kolter; Johnson, 2011) e iAWE (Batra et al., 2013). Adaptado pelo autor.

Esses cenários são importantes para entender a curva de carga e os principais equipamentos utilizados. Conforme discutido na seção 2.3, cada carga apresenta um modelo de operação e isso pode ser usado para auxiliar os procedimentos de detecção de eventos e desagregação de energia. Além disso, o registro dos hábitos de uso dos equipamentos podem auxiliar na tarefa de monitoramento e na elaboração de estratégias de recomendação que podem culminar na redução e conscientização sobre o uso energia elétrica.

Nesse ponto, o uso de TIC potencializa as aplicações de monitoramento de energia elétrica que podem favorecer os consumidores residenciais e as concessionárias de energia. Diante disso, considerando que a maneira mais conveniente e menos intrusiva de realizar

o monitoramento é a partir do ponto de ligação do medidor de energia elétrica, tal instrumento torna-se essencial para prover informações detalhadas de consumo.

Assim, considerando aplicações em medidores de energia elétrica deve-se considerar o custo da implementação. Zeifman e Roth (2011) categorizam um medidor de baixo-custo como aquele que registram uma medida macroscópica das grandezas. Para (Carrie Armel et al., 2013), a frequência de amostragem⁷ entre 60 Hz e 2 kHz para monitoramento de cargas é suficiente para possibilitar a identificação dos principais equipamentos, pois exigem pouca ou nenhuma alteração de *hardware*. Nessa faixa, é possível analisar as harmônicas de baixa ordem que são importantes para distinção de cargas (Sultanem, 1991; Laughman et al., 2003; Dong et al., 2013; Zoha et al., 2012; Bouhours et al., 2019), além de possibilitar a avaliação de transitórios.

Em contexto com o desenvolvimento de novas tecnologias no setor de energia, verificou-se que a adoção de sistemas de armazenamento de energia deve crescer no horizonte decenal. Mesmo com retorno de investimento a longo prazo, a adoção de tais sistemas pode reduzir a carência energética que podem estar associados a vários fatores como a qualidade de fornecimento de energia elétrica e interrupções que possam ocorrer devido a intempéries. O uso de tal recurso também está alinhado com a proposta de sistemas de gerenciamento de energia. Assim sendo, técnicas de previsão de séries temporais podem ser aplicadas para identificar antecipadamente quando interrupções do fornecimento de energia tem maior probabilidade de ocorrer (Sarwat et al., 2016).

Por fim, o uso de NILM como sistema de gerenciamento de energia residencial (em inglês, HEMS — *Home Energy Management System*) é uma linha de pesquisa crescente nos últimos anos, principalmente devido aos avanços tecnológicos de algumas áreas, tais como (Hernández et al., 2019): inteligência computacional, internet das coisas, redes inteligentes de energia, programas de resposta a demanda. No próximo capítulo apresenta-se a proposta de gerenciamento de energia residencial no contexto do monitoramento não intrusivo.

⁷ Refere-se a resolução de amostras para processamento do NILM. É um sub-conjunto de amostras obtidos a partir da frequência de amostragem real dos sinais de tensão e corrente elétrica.

3 Proposta de Sistemas de Gerenciamento de Energia Residencial

A proposta apresentada neste capítulo contempla o uso do NILM como elemento fundamental e provedor das informações que possibilitam gerenciar o consumo de energia elétrica em uma residência, formalizando o HEMS, ilustrado na figura 15.

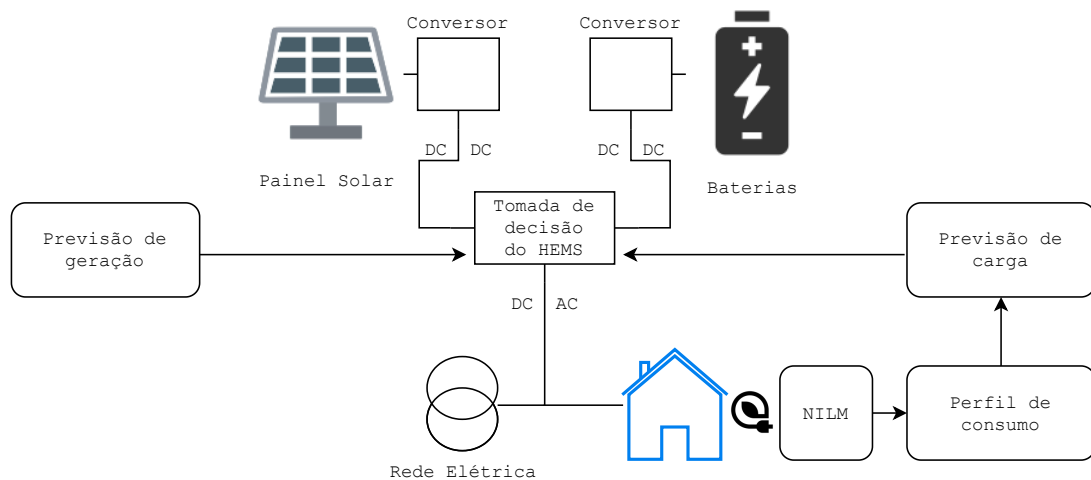


Figura 15: Ilustração de sistema de gerenciamento de energia.
Fonte: O próprio autor.

Uma das principais funções de HEMS é o planejamento do uso de cargas que pode ser realizado tendo como objetivo a redução do consumo de energia elétrica da residência ou pela participação de programas de DR (Nacer; Marhic; Delahoche, 2017; Hernández et al., 2019). Outra função é o gerenciamento da geração e armazenamento de energia na própria residência, estimando as curvas de geração e demanda de energia elétrica (Nacer; Marhic; Delahoche, 2017; Hernández et al., 2019). Nesse contexto, o HEMS torna-se um elemento para tomada de decisão que atenda o critério determinado pelo usuário conforme a modelagem caixa-preta ilustrada na figura 16.

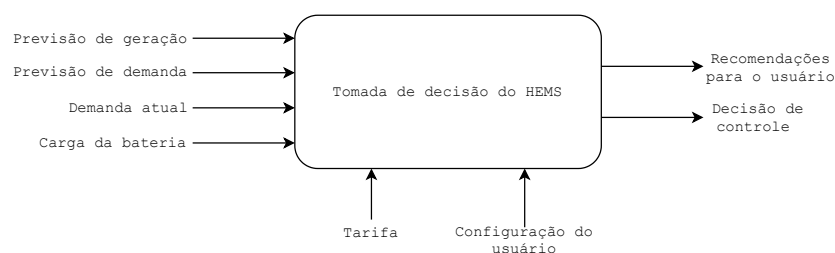


Figura 16: Diagrama de entradas e saídas do HEMS.
Fonte: O próprio autor.

Nas seções a seguir são apresentadas as propostas que configuram os principais elementos do HEMS e possíveis topologias.

- Monitoramento não intrusivo;
- Previsão de carga e perfil de consumo da residência;
- Previsão de geração de energia elétrica;
- Gerenciamento de carga da bateria;
- Interface com o usuário.

3.1 Visão geral do sistema e topologias

Com base nos elementos que compõem o HEMS, identificam-se 4 possíveis arquiteturas para estruturação do sistema, conforme ilustrado na figura 17:

1. Abordagem com sistemas distribuídos:

Neste cenário, os principais agentes inteligentes do HEMS estão distribuídos, seguindo abordagens atuais de computação em nuvem. Tal topologia destaca principalmente o medidor de energia elétrica com capacidade de comunicação. Cabe destacar que é necessário de outros elementos integradores para que informações sobre o estado da bateria e da geração de energia sejam enviados para o servidor de aplicação.

2. Abordagem com sistemas distribuídos e monitoramento de carga local:

Esta abordagem se assemelha ao caso anterior, mas apresenta o NILM como parte integrante de um medidor de energia. Com isso, o volume de dados transferidos para os serviços em nuvem é reduzido.

3. Parcialmente distribuído:

Esta abordagem define o HEMS como um sistema local, mas que depende de conectividade para realizar algumas funções, tal como as previsões de geração e consumo de energia elétrica. Nesse caso, o HEMS torna-se integrador de todos os elementos que podem compor a solução de gerenciamento de energia.

4. Local:

Esta abordagem se assemelha a anterior, tendo os agentes inteligentes de previsão operando localmente. Neste caso, a conectividade é usada apenas para obter informações climatológicas e transferir dados da aplicação.

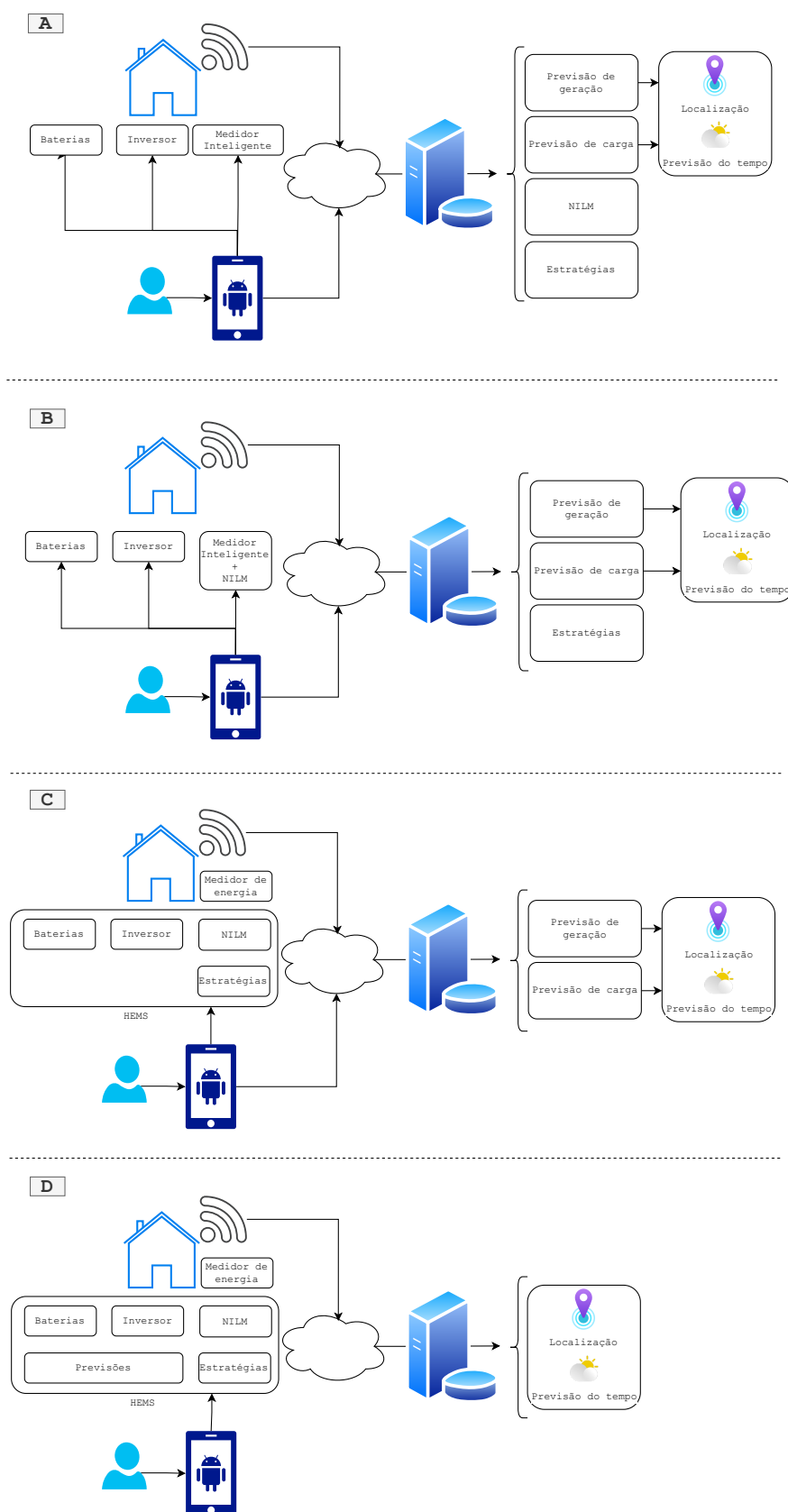


Figura 17: Arquiteturas para composição do HEMS.
Fonte: O próprio autor.

3.2 Monitoramento não intrusivo

Conforme apresentado na seção 2.3, a principal função do monitoramento não intrusivo é a identificação de cargas e a desagregação de energia. Tais funcionalidades podem ser realizadas usando abordagens variadas, mas que diferem na complexidade e na quantidade de cargas que podem ser monitoradas. Diante disso, a técnica apresentada nesse trabalho busca contribuir com a definição da abordagem mais adequada para monitorar as cargas mais comuns nas residências brasileiras.

3.2.1 Etapas do processo de monitoramento

A proposta de monitoramento é orientada a eventos, sendo norteada pela consolidação trabalhos publicados (Souza, 2016; Garcia, 2018; Garcia et al., 2020). O monitoramento de cargas orientado a eventos consiste em uma série de etapas que compreendem a aquisição e processamento de dados, conforme ilustrado na figura 18.

- A O ponto inicial do processo se dá com a digitalização dos sinais de tensão e corrente elétrica amostrados no PAC. Conforme destacado na seção 2.3.4, a taxa de amostragem desses sinais está diretamente relacionada com a representação das assinaturas e, conseqüentemente, com a quantidade de cargas que podem ser identificadas.
- B Com base na tensão e corrente elétrica, calculam-se outras grandezas elétricas, tal como a potência ativa que é a mais comum usada para identificação de cargas. Neste estágio, as grandezas podem ser reamostradas para taxas inferiores a de aquisição para atender as etapas posteriores de detecção de eventos e extração de atributos.
- C Tendo a grandeza de análise, empregam-se técnicas para identificar o acionamento de cargas. Tratando-se do monitoramento baseado em eventos, tal procedimento consiste em detectar o instante em que uma carga foi ligada ou desligada. Por exemplo, monitorando variações de potência ativa ou o valor RMS de corrente elétrica. Cabe também destacar indicadores alternativos, como a parcela corrente residual definida na CPT (Garcia et al., 2020).
- D Quando um evento é detectado, define-se como sendo de uma carga ligada ou desligada com base na variação da potência ativa. Para identificação da carga são usadas as informações de assinatura de potência. Tal conceito pode ser expandido para qualquer tipo de informação que represente uma característica de acionamento ou operação da carga. Além de grandezas convencionais, cabe destacar a aplicação de teorias de potência alternativas para obtenção para formação da assinatura de carga, como as parcelas de corrente oriundas da CPT.

- E Com base na assinatura da carga, utiliza-se um agente inteligente de classificação para associar um rótulo — nome da carga / eletrodoméstico — a um determinado evento. Para tal, faz-se necessário a utilização de bases de dados com registros das assinaturas de cargas.
- F Por fim, tendo o histórico de eventos rotulados, calcula-se o tempo de operação de cada carga, sendo usado para estimar o consumo de energia no período de operação. Tal procedimento também pode ser realizado em tempo de execução após a identificação de uma carga desligada.

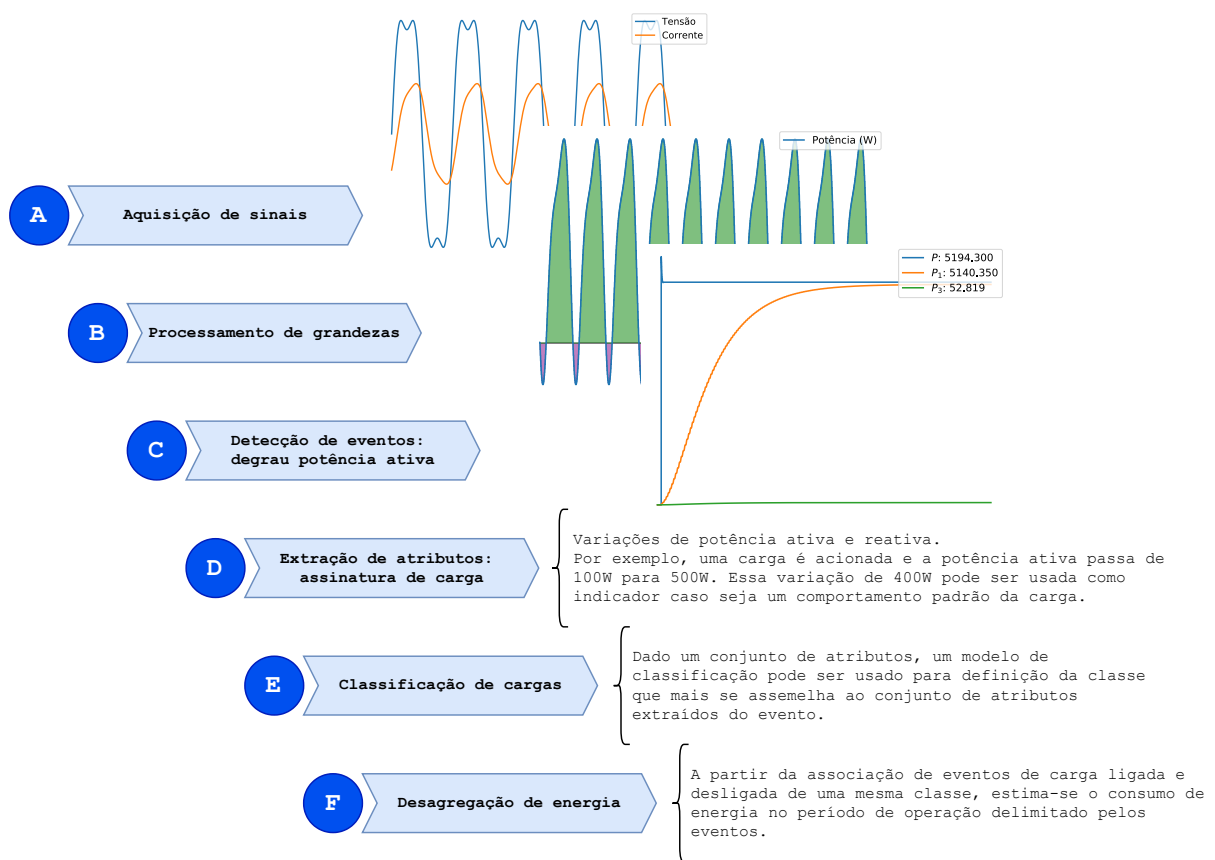


Figura 18: Fluxo de procedimento executados no NILM.

Fonte: O próprio autor.

3.2.2 Tipos de cargas

Conforme apresentado na seção anterior, um dos estágios do NILM é o de detecção de eventos. Para esse procedimento, torna-se importante o conhecimento sobre a operação das cargas que se deseja monitorar. Outra questão importante está relacionada a assinatura de carga. Da mesma maneira, o comportamento da carga pode auxiliar na decisão de escolha dos principais atributos que descrevem um determinado tipo de carga.

A tabela 7 apresenta uma descrição geral sobre as principais cargas que serão usadas para elaboração dos procedimentos de detecção de eventos, classificação e desagregação. Os tipos de cargas indicados correspondem aos mencionados na seção 2.3.2.

Tabela 7: Características de operação dos equipamentos.

Equipamento	Descrição
Chuveiro Elétrico	Tipo 1: É uma carga puramente resistiva que podem ser alterada de acordo com a chave seletora de temperatura. Equipamentos modernos empregam mecanismos de chaveamento para realizar o controle automático da temperatura.
Condicionador de ar	Tipo 2-3: O modo de operação é dependente do modelo do sistema de condicionamento. Modelos tradicionais apresentam dois estados de operação que representam o acionamento do compressor de acordo com a configuração de temperatura. Já os modelos do tipo <i>inverter</i> alteram a potência de acionamento, portanto são variáveis.
Geladeira	Tipo 2: Equipamento de três estados e ciclo de operação regular. O estado de degelo corresponde ao acionamento de uma carga resistiva. Já o ciclo de refrigeração apresenta o acionamento do compressor.
Máquina de lavar roupas	Tipo 2: Apresenta diversos modos de operação devido as configurações do ciclo lavagem.
Televisão	Tipo 3: Equipamento eletrônico que pode apresentar muitas variações de potência sem padrão devido ao comportamento da tela.
Micro-ondas	Equipamento de dois estados característicos que correspondem ao ciclo de operacional de aquecimento da válvula magnetron e o estágio de potência máxima. Os ciclos podem ter tempos distintos dependendo da configuração de potência.
Ferro de passar roupas	Tipo 1: É uma carga resistiva controlável.
Secador de cabelos	Tipo 2: Equipamento de pode ter a velocidade de rotação variada e seleção de temperatura.
Ventilador	Tipo 2: Equipamento de pode ter a velocidade de rotação variada.

Fonte: O próprio autor.

3.2.3 Estrutura para coleta de dados

A coleta de dados corresponde as etapas A e B, pois ocorre o processamento dos sinais de tensão e corrente elétrica para calcular demais grandezas usadas no detector de eventos e composição da assinatura de carga. Para atender os objetivos apresentados propõe-se a criação uma infraestrutura de medição utilizando uma rede de sensores sem fio, baseando-se em medições diretas e indiretas. Para concentração dos dados, pode-se utilizar um computador como nó central da rede de comunicação dos sensores, conforme ilustrado na figura 19.

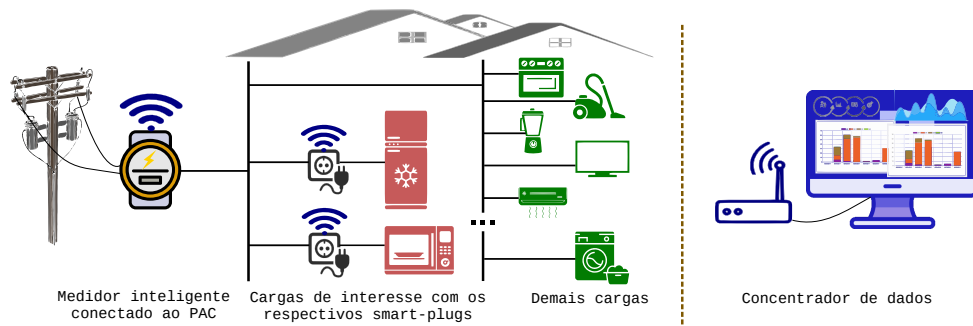


Figura 19: Infraestrutura de medição.

Fonte: (Garcia et al., 2020). Adaptado pelo autor.

Para medições indiretas faz-se necessário a utilização de um medidor de energia elétrica ligado ponto de acoplamento comum (PAC) de uma residência; já nas medições diretas são necessários dispositivos que permitem a conexão das cargas que serão monitoradas individualmente. Na figura 20 demonstra-se a potência aparente da fase B obtida pelo medidor do PAC em comparação com o medidor conectado na geladeira.

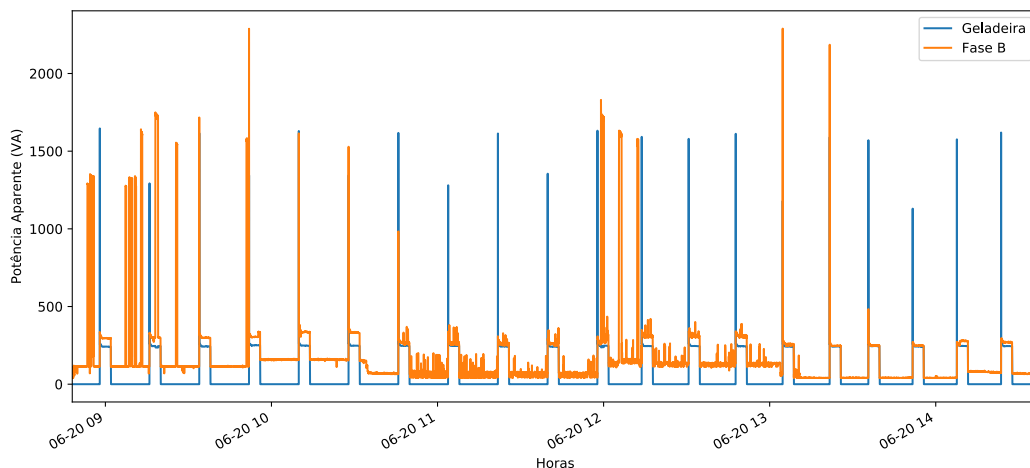


Figura 20: Exemplo de medição direta e indireta.

Fonte: O próprio autor.

Posteriormente, os dados coletados devem ser integrados em uma base de dados. Considerando isso, propõe-se o uso do NILMTK para geração de uma base de dados de estudo, por ser uma ferramenta de código aberta criada para proporcionar o desenvolvimento e comparação de métodos de monitoramento não intrusivo, sendo amplamente utilizada pela comunidade de pesquisadores.

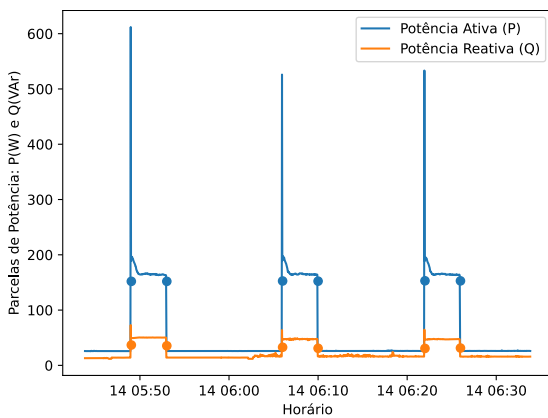
Com os registros de medições diretos e indiretos os procedimentos de aprendizagem de máquina podem ser elaborados e avaliados. Outras informações sobre a base de dados são apresentadas no apêndice B.

3.2.4 Aprendizagem de máquina

Algoritmos de aprendizado de máquina tem como função generalizar a solução de um determinado problema a partir de instâncias do mesmo. Nesta proposta, o NILM apresenta dois agentes inteligentes que são usados nas tarefas de classificação de eventos e desagregação de energia.

3.2.4.1 Assinatura de carga

A assinatura de carga é resultante do processo de detecção e eventos — etapas C e D. A partir dos registros de medições tais assinaturas são computadas e registradas, conforme ilustrado na figura 21. O conjunto de dados é representado por uma matriz $X_{M \times N}$, em que M é o número de amostras, e N é o conjunto de atributos. Cada atributo (coluna da matriz) é um eixo ortogonal e está relacionado com a dimensionalidade do problema. Já as amostras são os objetos que contém os atributos. Cabe destacar que cada amostra contém um rótulo que representa a classe e não está relacionado com os atributos.



(a) Exemplo de detecção de eventos.

Amostra	Classe	Conjunto de Atributos		
		P	Q	Outros... M
1	Geladeira	151.98	36.83	...
2	Geladeira	152.64	32.78	...
3	Geladeira	153.10	30.67	...
4	Geladeira	151.96	35.44	...
5	Geladeira	152.33	30.90	...
6	Geladeira	152.84	31.35	...
...	Outros
N

(b) Atributos do evento.

Figura 21: Detecção de eventos e assinatura de carga.

Fonte: O próprio autor.

3.2.4.2 Classificador

A classificação de cargas — etapa E — é o processo de definir uma classe (eletrodoméstico) que gerou determinado evento usando somente as informações da assinatura de carga. Assim, o agente classificador é descrito como um sistema que recebe um conjunto de entradas discretas ou contínuas que são denominadas atributos classificadores. Com as entradas indicadas, o sistema responde com uma saída discreta que determina a classe correspondente aos atributos fornecidos. Entre os atributos mais representativos, destacam-se: as potências ativa, reativa e aparente; fator de potência; taxa de distorção harmônica e harmônicas de corrente (Sadeghianpourhamami et al., 2017; Ruano et al., 2019; Souza; Almeida, 2019). Cabe também destacar os atributos provenientes da CPT (Souza et al., 2018).

Para a proposta do NILM, considera-se a abordagem de treinamento supervisionada em que o agente de classificação é treinado usando um conjunto de exemplos rotulados, conforme descrito na seção anterior. Nesta etapa são usados dois conjuntos de dados: um para treinamento e outro para validação. Cabe destacar que tais conjuntos possuem amostras únicas, de modo que o classificador é avaliado em amostras que não foram apresentadas no processo de treinamento.

O processo ilustrado na figura 22 permite realizar experimentos com diferentes modelos de classificação. A busca em grade é responsável por testar diferentes configurações que um modelo pode apresentar, gerando várias instâncias do mesmo. Tais combinações são treinadas usando o procedimento de validação cruzada que divide o conjunto de dados em segmentos de treinamento e teste, aprimorando a seleção do melhor modelo de classificação. Por fim, o modelo que obtém o melhor resultado no treinamento é selecionado para determinar a capacidade de generalização no conjunto de dados de validação.

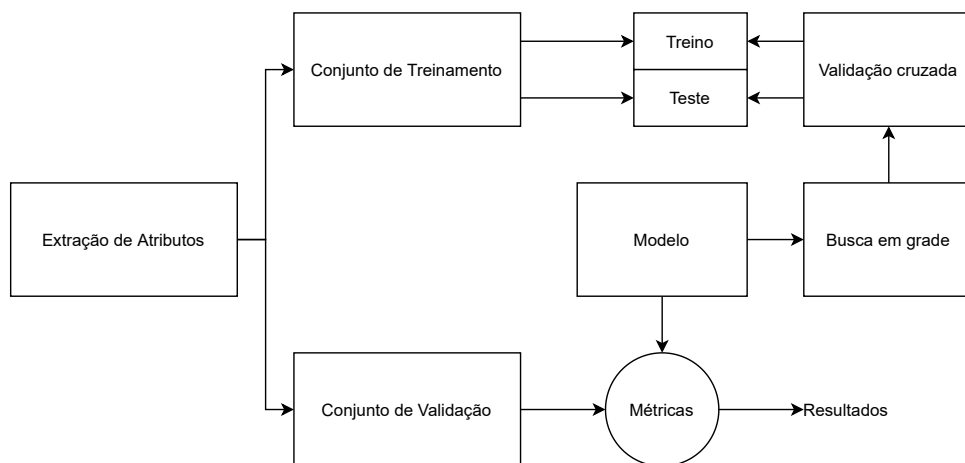


Figura 22: Procedimento de treinamento e validação.

Fonte: O próprio autor.

3.2.4.3 Desagregador

O desagregador — etapa F — é acionado sempre que um evento é classificado. Considerando que o respectivo evento refere-se a ativação ou desativação de uma carga, o desagregador tem como função principal rastrear e definir o período de operação das cargas. Com base no tipo das cargas, estima-se o consumo de energia que em seguida é comparado com os registros de medições diretas, conforme ilustrado na figura 23.

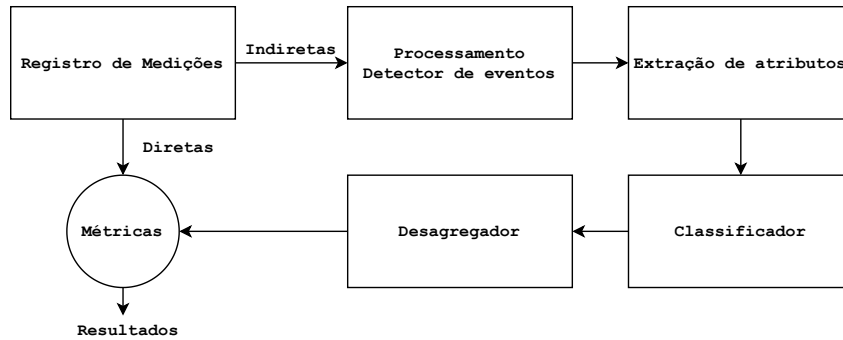


Figura 23: Procedimento de desagregação.

Fonte: O próprio autor.

3.2.5 Avaliação dos métodos de classificação e desagregação

De modo geral, o desempenho do NILM pode ser analisado em 3 perspectivas: da capacidade de identificar a classe da carga que gerou o evento, em definir os instantes em que a carga está ligada ou desligada e na exatidão em desagregar consumo de energia. As seções a seguir apresentam as métricas mais difundidas para análise desses tópicos.

3.2.5.1 Classificação de eventos

A avaliação dos acertos e erros do classificador são obtidas a partir da matriz de confusão ilustrada na figura 24. Tal procedimento é usado para comparar as predições do classificador em relação a classe original de uma determinada amostra, por exemplo, a classe que representa a geladeira:

- TP — *True Positive*, indica um acerto do classificador em reconhecer a geladeira;
- TN — *True Negative*, indica um acerto do classificador em reconhecer que a amostra não pertence a uma determinada classe;
- FP — *False Positive*, indica que o classificador errou a classificação, pois a amostra não pertence a classe geladeira;
- FN — *False Negative*, indica que o classificador errou ao reconhecer uma amostra de outra classe como sendo de uma geladeira.

Matriz de Confusão		Predição		
		Geladeira	Chuveiro Elétrico	Ar condicionado
Real	Geladeira	70	7	3
	Chuveiro Elétrico	5	25	5
	Ar condicionado	3	5	8

Real		Predição	
		Geladeira	Outros
Real	Geladeira	TP = 70	FN = 7+3
	Outros	FP = 5+3	TN = 25+8

Real		Predição	
		Chuveiro Elétrico	Outros
Real	Chuveiro Elétrico	TP = 25	FN = 5 + 5
	Outros	FP = 7 + 5	TN = 70 + 8

Real		Predição	
		Ar condicionado	Outros
Real	Ar condicionado	TP = 8	FN = 3+5
	Outros	FP = 3+5	TN = 70 + 25

Figura 24: Matriz de confusão.

Fonte: O próprio autor.

A acurácia do classificador é calculada com base nos resultados que foram classificados corretamente em relação a todo universo de análise. Outra medida de desempenho para o classificador é a f-medida que pode ser interpretada como um indicador de relevância da acurácia, já que os termos TP, TN, FP e FN podem gerar resultados distorcidos quando a quantidade de exemplos para cada classe de carga é desequilibrada.

$$\text{Acurácia} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3.1)$$

$$F - medida = \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FP + FN} \quad (3.2)$$

3.2.5.2 Período de operação

Uma das avaliações que devem ser feitas para validação do método de monitoramento é da acurácia na determinação dos instantes em que as cargas estão ligadas ou desligadas. Para tal, pode-se utilizar as métricas *True Positive Rate* (TPR) e *False Positive Rate* (FPR) que são obtidas comparando os dados das medições diretas com as indiretas de cada carga para determinar os termos TP, TN, FP, FN:

- TP — *True Positive*, indica quantas predições de estado ligado estão de acordo as medições diretas de cada carga;
- TN — *True Negative*, indica quantas predições de estado desligado estão de acordo as medições diretas de cada carga;
- FP — *False Positive*, indica quantas predições de estado ligado foram feitas quando a respectiva carga estava desligada;
- FN — *False Negative*, indica quantas predições de estado desligado foram feitas quando a respectiva carga estava ligada.

Com base nesses termos, as métricas TPR e FPR são calculadas conforme as equações 3.3 e 3.4. A métrica TPR determina a probabilidade de detectar uma carga ligada. Já a métrica FPR determina a proporção de predições incorretas quando a carga está desligada.

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.3)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (3.4)$$

Além dessas métricas, a acurácia e a F-medida também são empregadas.

3.2.5.3 Desagregação de energia

A acurácia da desagregação pode ser calculada para cada carga (n) usando a raiz do erro quadrático médio (RMSE) entre a potência estimada (y) e o valor real (\hat{y}) para cada período t .

$$error(n) = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_t \left(y_{(t)}^{(n)} - \hat{y}_{(t)}^{(n)} \right)^2} \quad (3.5)$$

3.2.6 Métricas de generalização

Enquanto as métricas de desempenho avaliam a identificação correta do evento de carga, o RMSE indica o erro de integração do consumo na comparação do consumo real do equipamento com o estimado estimado pelo método de desagregação.

Para comparação de resultados entre as etapas de treinamento e validação considera-se o uso do indicador $G-loss$ propostos por [Klemenjak et al. \(2019\)](#). Tal indicador aponta a capacidade de generalização do modelo na detecção de eventos, em que o numerador é o resultado para dados de validação; e o denominador para dados de treinamento. O mesmo pode ser usado para desagregação.

$$G-loss = 100. \left(1 - \frac{ACC_u}{ACC_s} \right) \% \quad (3.6)$$

3.2.7 Considerações parciais

Na proposta apresentada nesta seção abordou-se todas as etapas necessárias para que o monitoramento não intrusivo seja viabilizado. Neste ponto, cabe destacar que as informações de cargas que estão sendo usadas e do consumo desagregado são enviadas para o HEMS, servindo para previsão de carga e também para notificação do consumidor.

3.3 Previsão de demanda e perfil de consumo da residência

Além de fornecer as informações de consumo desagregadas, o monitoramento possibilita que o perfil de consumo da residência seja definido, considerando informações de uso e tipos das cargas. A figura 25 apresenta a curva de carga média das residências brasileiras conforme o estudo da PPH-2019 (BRASIL, 2019a).

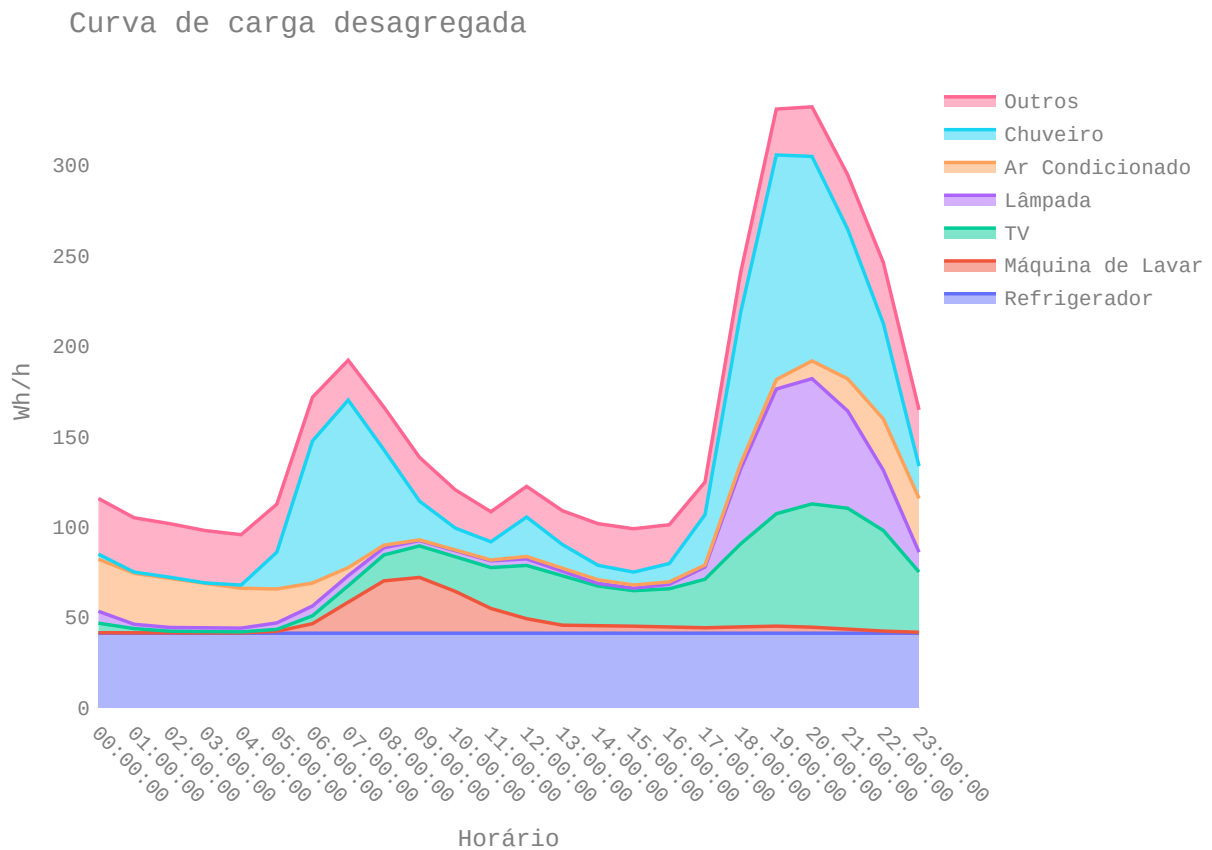


Figura 25: Curva de carga média.

Fonte: Dados obtidos da PPH-2019 (BRASIL, 2019a). Adaptado pelo autor.

Tratando-se de predição, a previsão do consumo de energia elétrica pode ser realizada para curto prazo (minutos, horas ou dias) ou longo prazo (semana, mês ou ano). Para os casos listados a seguir, a predição de curto prazo é mais adequada:

1. Informar o consumidor sobre a previsão de consumo, podendo sugerir ações que culminem na redução do uso de energia elétrica;
2. Fornecer indicadores de carga para tomada de decisão no sistema de gerenciamento de energia;
3. Fornecer indicadores de qualidade de energia elétrica no contexto das redes inteligentes de energia.

Das técnicas empregadas na tarefa de predição do consumo de energia destacam-se as redes neurais artificiais, máquina de vetores de suporte, regressão estatística, árvore de decisão e algoritmos genéticos, sendo as duas primeiras as mais comuns (Wei et al., 2018).

Considerando a proposta de predição de séries temporais de curto prazo, a literatura indica que os métodos baseados em RNAs e SVM apresentam resultados melhores que os métodos de regressão estatística (Wei et al., 2018). No entanto, cabe destacar que existem estudos sobre aplicação de modelos *Box-Jenkins*¹ com resultados comparáveis ao métodos supracitados (Wei et al., 2018). Nesse caso, a exatidão desse modelo pode ser aprimorada com o conhecimento do domínio de aplicação já que é dependente do comportamento da correlação seriada ou auto correlação entre os valores da série temporal (Werner; Ribeiro, 2003).

As entradas dos modelos de previsão de consumo são relacionados ao clima e também a residência, tais como (Wei et al., 2018; Bot; Ruano; Ruano, 2020): irradiação solar, temperatura externa, umidade relativa, temperatura interna da residência, consumo de energia, uso de eletrodomésticos, entre outros. Conforme discutido na seção 2.1, os hábitos de uso e a posse de equipamentos variam em cada região do país. Nesse caso, conjectura-se que as informações geradas pelo NILM associado com dados climatológicas pode aprimorar o modelo de previsão de carga da residência, pois exercem influência no quesito do conforto térmico.

3.4 Previsão de geração de energia elétrica

Com a crescente adesão de sistemas de micro geração de energia elétrica, a previsão de geração de energia torna-se importante para um HEMS e também no contexto das redes inteligentes de energia, tendo as seguintes aplicações:

- Auxiliar na decisão entre armazenar a energia ou utilizá-la para suprir a demanda instantânea.
- Auxiliar na tomada de decisão para injetar potência ativa na rede elétrica considerando a micro geração nos sistemas *on-grid*.
- Providenciar informações do potencial de geração para estimar capacidade de recarga da bateria.
- Planejar e recomendar horário de uso de cargas escalonáveis.

No caso da energia solar, a curva de geração é, geralmente, oposta a de demanda da residência que está concentrada no início da manhã e durante o período noturno. Além

¹ *Box-Jenkins*: também conhecido por ARIMA — *Auto Regressive Integrated Moving Averages*, ou por Auto-regressivos Integrados de Médias Móveis em português.

disso, a geração de energia sofre variações sazonais e também por intempéries. Na figura 26 demonstra-se a dispersão do potencial de geração em relação ao horário.

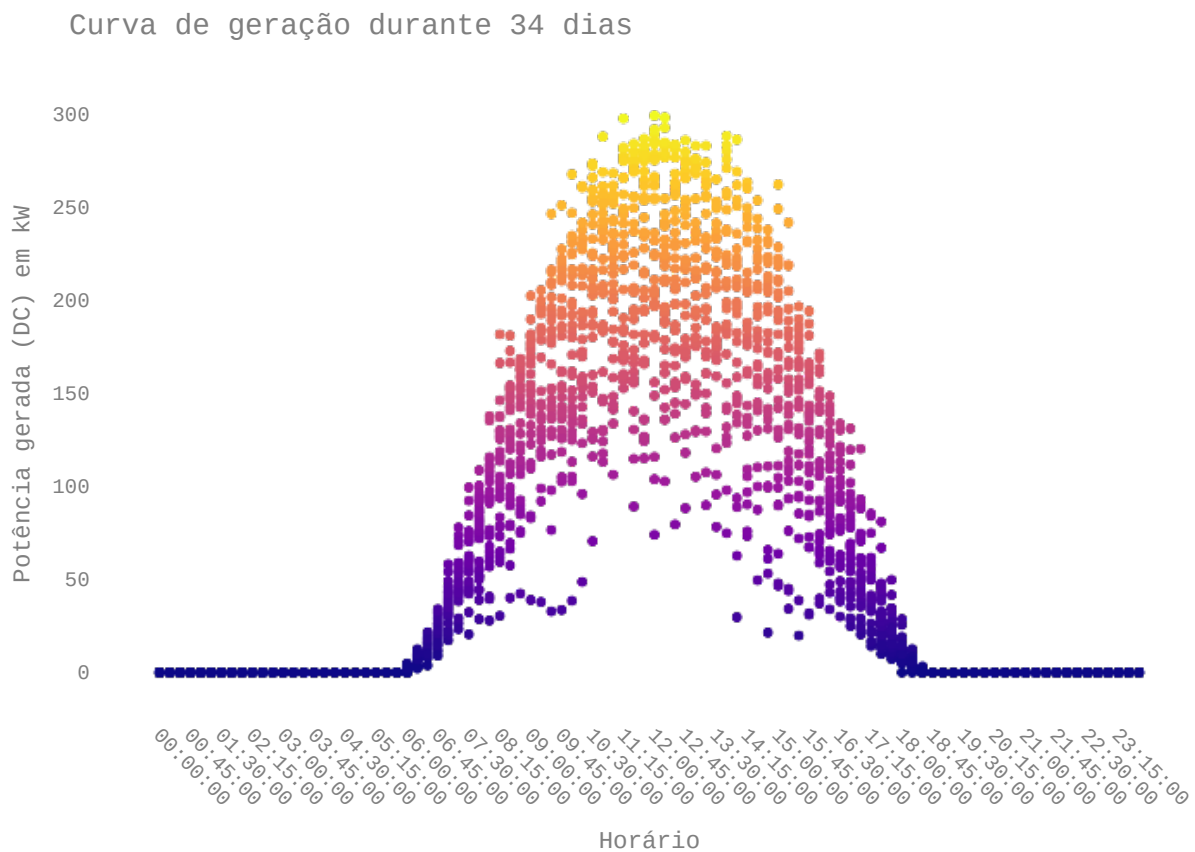


Figura 26: Exemplo de geração de energia solar.

Fonte: Dados obtidos de Solar Power Generation Data ([Kannal, 2020](#)). Adaptado pelo autor.

Considerando os modelos de previsão de curto prazo para integração no HEMS, conjectura-se que a melhor estratégia seja a de previsão intradiária ou para o dia seguinte, conforme ilustrado na figura 27. Tais modelos fornecem estimativas de geração por hora, sendo que os modelos de dia seguinte podem realizar as previsões no horizonte de 1 até 3 dias ([Akhter et al., 2019](#)).

Para construção dos modelos de previsão pode-se utilizar as mesmas técnicas descritas na seção anterior, mas considerando outras variáveis: irradiação solar, temperatura do módulo e ambiente, histórico de geração de energia, velocidade do vento, volume de precipitação, insolação diária, umidade e pressão do ar. Cabe mencionar que algumas dessas variáveis são obtidas no próprio local de instalação do sistema de geração enquanto os dados climatológicos com maior exatidão podem ser obtidos via internet consultando bases meteorológicas.

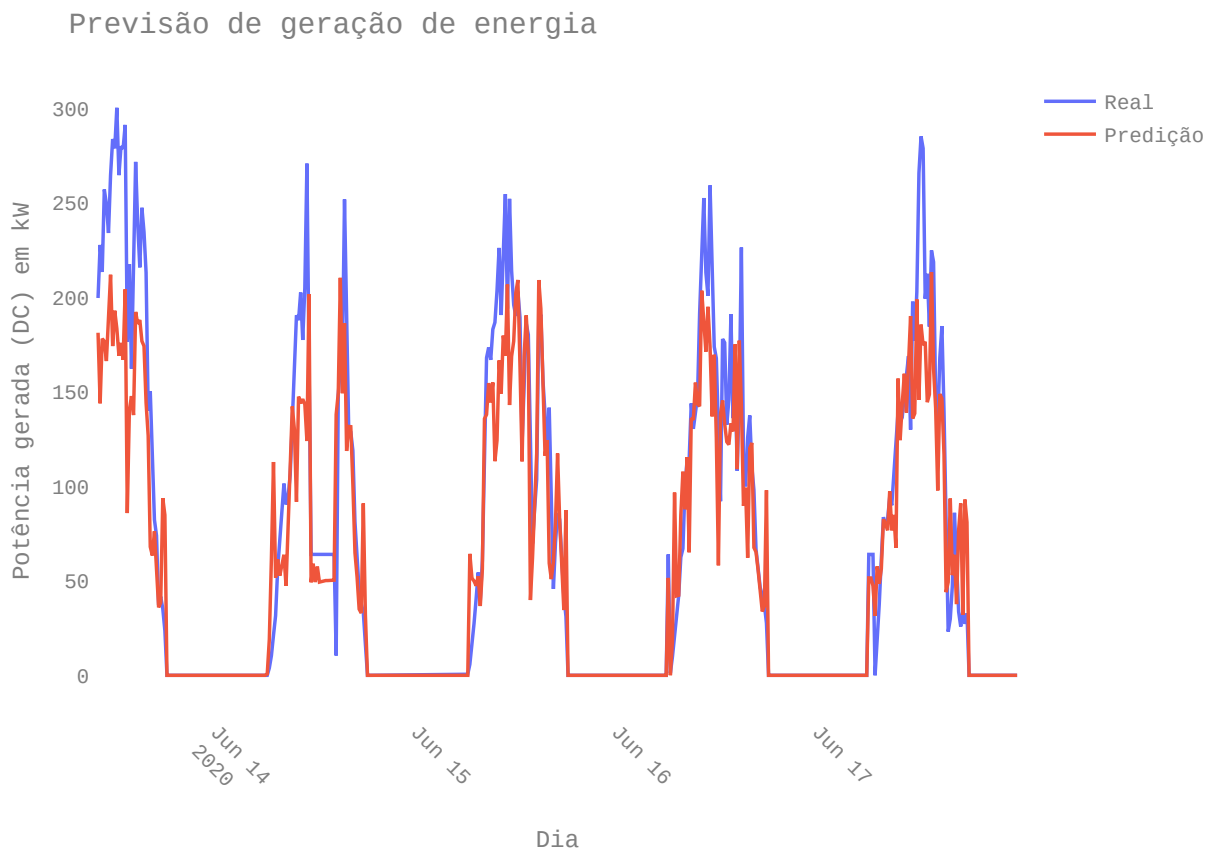


Figura 27: Exemplo de previsão da geração de energia solar.

Fonte: Dados obtidos de Solar Power Generation Data ([Kannal, 2020](#)). Adaptado pelo autor.

3.5 Gerenciamento de bateria

Devido ao crescimento do mercado de geração de energia solar, o uso de baterias tornou-se uma alternativa para o consumidor residencial que pode ter toda, ou parte, da energia que consome suprida e ou armazenada por esse sistema ([BRASIL, 2020](#)). No entanto o retorno de investimento em sistemas de geração é de longo prazo e a decisão sobre o armazenamento de energia pode aumentar ainda mais esse prazo, tendo como principais motivos o alto custo das tecnologias de armazenamento e o tempo de vida útil ([Narayan et al., 2018](#); [BRASIL, 2020](#)).

Considerando que o ciclo de carga e descarga afeta o tempo de vida das baterias, estratégias podem ser elaboradas para controlar tais ciclos tendo em vista o prolongamento do tempo de vida útil da bateria ([Angenendt et al., 2016](#); [Narayan et al., 2018](#)).

Uma medida geralmente usada em estratégias de otimização é o estado de carga da bateria (em inglês, SOC — *state of charge*), em Coulomb (C) ou de modo percentual em relação a capacidade nominal ([Narayan et al., 2018](#); [Kumar et al., 2020](#)). O complemento dessa medida é a magnitude da descarga (em inglês, DOD — *depth of discharges*) ([Narayan](#)

et al., 2018). Tais medidas são importantes para manter o estado de carga dentro dos limites especificados pelo fabricante e está diretamente relacionado a eficiência do sistema de armazenamento (Glavin; Hurley, 2006; Narayan et al., 2018; Kumar et al., 2020).

Cabe também destacar a dinâmica de uso da bateria, pois tem impacto no envelhecimento que pode ocorrer seguintes casos: o tempo médio de operação é superior o período ocioso, ou o contrário. Tais situações representam o envelhecimento de calendário ou cíclico, respectivamente. Outro fator que pode contribuir com a redução do tempo de vida útil é o carregamento da bateria sem uso posterior (Angenendt et al., 2016).

Uma técnica difundida para o carregamento das bateria é a de rastreamento do ponto de maior potência (em inglês, MPPT — *Maximum Power Point Track*) que tem como objetivo controlar o ponto de potência máxima de um painel fotovoltaico para fornecer o máximo de potência para o sistema de armazenamento (Glavin; Hurley, 2006).

Com base na literatura o controle de carga da bateria pode ser aprimorado tomando como base previsões de geração de energia e de consumo. Para as previsões de geração de energia, uma prática comum é estimar o potencial gerado no dia seguinte. Já as previsões de consumo podem priorizar cargas, horário de pico e o perfil médio de consumo.

Considerando as duas propostas de previsão citadas anteriormente, o controle de carga da bateria pode ser configurado para maximizar o tempo de vida útil do sistema de armazenamento. Por exemplo, baseando-se em especificações do fabricante que podem ser monitoradas pelo HEMS: temperatura, DOD, corrente de pico, entre outros. Por fim, considera-se que o sistema de gerenciamento de energia deve atuar nas seguintes situações:

1. A potência gerada é suficiente para suprir a demanda imediata de cargas, recarregar baterias, ou ainda, injetar energia na rede elétrica.
2. A potência gerada é insuficiente para atender o cenário anterior. Nesse caso, o sistema de armazenamento pode ser usado para compensar a demanda.
3. Sem geração de energia e baterias descarregadas a carga deve ser desconectada;
4. Controlar estado de carga e descarga.

3.6 Interface com o usuário

Na linha de interação do com o usuário propõe-se o uso de dispositivos móveis como principal canal de comunicação com o consumidor residencial. A partir da PPH-2019 verifica-se que o celular é uma das principais fontes que podem ser usadas como meio de comunicação das informações de conscientização do consumo de energia elétrica, sendo o meio mais acessível para comunicação de informações personalizadas.

Os dispositivos móveis favorecem o desenvolvimento de aplicações dedicadas em que podem ser usados mecanismos de notificação difundidos.

3.6.1 Apresentação de informações

Conforme apresentado na seção 2.2.2, o formato comumente usado na apresentação dos dados são baseados em informações técnicas, influenciando na compreensão do *feedback*. Diante disso, propõe-se que as informações sobre consumo de energia elétrica sejam apresentadas usando relação entre tempo-consumo. Além disso, sugere-se que o consumo desagregado seja comparado com algum padrão, por exemplo: grupo de consumidores da mesma classe econômica e região do país, grupo com a mesma posse de equipamentos, entre outros. A figura 28 ilustra esses casos.

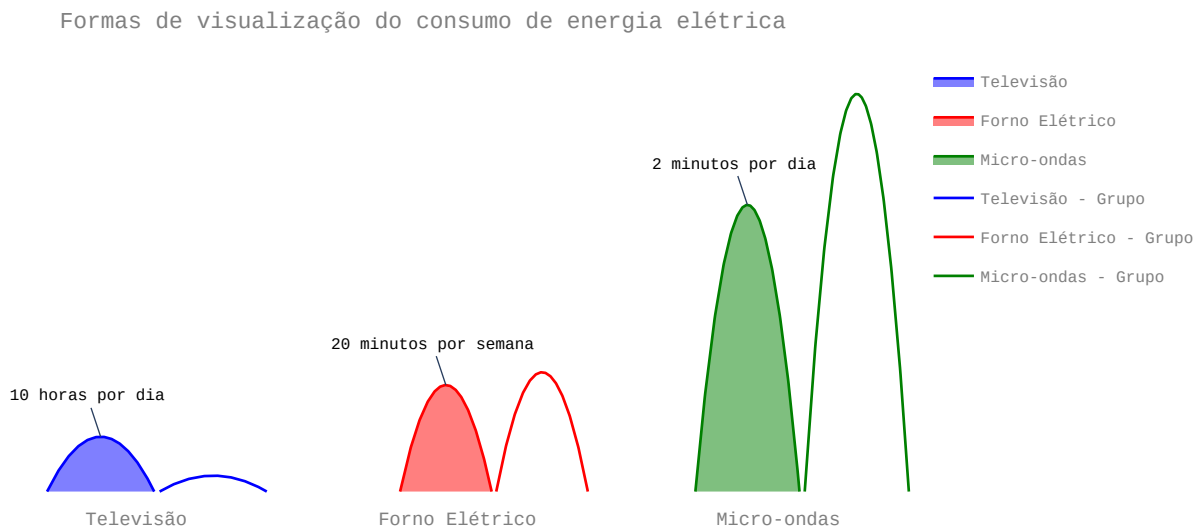


Figura 28: Comparação dos modos de visualização.

Fonte: O próprio autor.

3.6.2 Recomendações sobre uso de eletrodomésticos

As recomendações fazem parte do HEMS como estratégia de *feedback* para que o consumidor possa realizá-las de modo a reduzir os gastos e o consumo de energia elétrica. Parte dessa estratégia é realizada pelo gerenciamento das cargas que é dependente do contexto de uso, pois existem casos em que os horários de uso podem ser remanejados. Demais recomendações são informativas, no sentido da alfabetização energética.

A tabela 8 apresenta uma descrição geral das recomendações de uso dos equipamentos mais comuns na residências brasileiras.

Tabela 8: Recomendações e instruções.

Recomendação	Exemplos
Redução do tempo de uso	<p>Aplica-se aos seguintes eletrodomésticos: Chuveiro elétrico, condicionador de ar, micro-ondas. Exemplos:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Reduzir o tempo de banho. - Evitar o descongelamento de alimento no micro-ondas. - Climatizar o ambiente por um período e deligar o equipamento posteriormente.
Redução da frequência de uso	<p>Aplica-se aos seguintes eletrodomésticos: Máquina de lavar roupas e ferro de passar roupas. Exemplos:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Acumular quantidade de roupas suficientes para máquina operar com carga máxima. - Passar primeiro as roupas mais pesadas. Já com o ferro de passar desligado, utilize-o para roupas leves.
Ajustes e configurações	<p>Aplica-se aos seguintes eletrodomésticos: Geladeira, chuveiro elétrico, condicionador de ar. Exemplos:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Regular o termostato da geladeira adequadamente, evitar que alimentos sejam guardados quentes. - Ajustar a chave seletora do chuveiro elétrico. - Limpar os filtro do condicionador de ar.
Conforto Térmico	<p>Aplica-se aos seguintes eletrodomésticos: Condicionador de ar. Exemplos:</p> <ul style="list-style-type: none"> - O conforto térmico pode ser mantido se as portas e janelas estiverem fechadas.

Fonte: O próprio autor.

3.7 Integração

Os sub-sistemas conceitualizados anteriormente contém as funções essenciais para proposta de HEMS elaborada neste capítulo. Portanto, merece destacar de que maneira o HEMS deve ser estruturado para possibilitar a integração de geração e armazenamento de energia. De modo geral, o HEMS fornece uma das entradas da malha de controle do sistema, indicando uma estimativa de carga P^* conforme ilustrado na figura 29. Cabe ressaltar que o HEMS é composto pelos sistemas de previsão de geração e carga, além do monitoramento não intrusivo. A malha de controle também recebe como entradas o

3.8 Considerações parciais

Em síntese, as propostas apresentadas nesse capítulo correspondem aos principais elementos que podem compor um sistema de gerenciamento de energia residencial: perfil de consumo, geração de energia e estratégias de gerenciamento.

Na linha de monitoramento a proposta busca identificar a técnica mais adequada para monitorar as cargas que possuem maior participação no consumo de energia elétrica das residências brasileiras. Outro ponto relacionado ao monitoramento é o de previsão de carga da residência, cuja proposta considera o uso de dados climatológicos para fornecer previsões de curto para tomada de decisão no sistema de gerenciamento.

A tarefa de predição de curto prazo também foi proposta no cenário de geração de energia para fornecer mais uma entrada de controle. Nesse caso, as previsões de geração de energia associadas as de carga foram consideradas para como base para propor estratégias de uso das baterias, tendo em vista a maximização do tempo de vida útil.

Embora o objetivo não seja o desenvolvimento da malha de controle, elaborou-se possíveis estratégias de controle do sistema de microgeração e do inversor considerando como entradas de controle a previsão de carga definida pelo HEMS.

Por fim, propô-se um conjunto de recomendações que podem orientar os residentes sobre o consumo de energia elétrica.

4 Procedimento Experimental

Para atender os objetivos apresentados o procedimento experimental será dividido em 3 partes descritas a seguir.

4.1 Parte 1 — Monitoramento de cargas

Para o monitoramento de cargas elaborou-se uma infraestrutura de medição utilizando um rede de sensores. Para medições indiretas, utilizou-se um medidor de energia elétrica ligado ponto de acoplamento comum (PAC) de uma residência; para as medições diretas, criou-se dispositivos que permitem a conexão das cargas que serão monitoradas individualmente. Posteriormente, os dados coletados são integrados em uma única base de dados para ser utilizada no NILMTK. A seguir são apresentadas as características técnicas dos medidores de energia elétrica e os métodos para coleta de dados.

4.1.1 Medidor inteligente de energia elétrica

O medidor inteligente é composto por um conjunto de *hardware*, *software* e sistemas de instrumentação. Para medir tensões e correntes elétricas, utilizaram-se as os módulos de sensoramento e condicionamento de sinais desenvolvidas pelos grupos de pesquisa GASI/UNESP de Sorocaba e da FEEC/UNICAMP. A referência técnica do circuito é apresentada no trabalho desenvolvido por [Garcia \(2018\)](#). 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;
- Sistema Operacional Embarcado: Linux.

4.1.2 Medidor de energia elétrica para tomada

O medidor de energia para tomada foi projetado em dois módulos. A unidade de processamento é baseada na plataforma ESP32-WROOM, que foi selecionada devido a

integração de periféricos para comunicação sem fio, *WiFi* e *Bluetooth*, em um único chip. Para sensoriamento da corrente elétrica, utilizou-se o sensor SCT013 que possui saída em tensão com resolução de 1V/20A.

4.1.3 Topologia de rede para coleta de dados

Para a coleta de dados utilizou-se um computador como nó central de uma rede de sensores sem fio. Todos os medidores conectam-se em um ponto de acesso *WiFi* e os dados são armazenados no servidor em arquivos CSV¹. Cada arquivo contém os dados referentes a um sensor e são ordenados cronologicamente.

O medidor principal envia os dados de medição com taxa 40 Hz, já os medidores das cargas de interesse fornecem os dados a cada segundo. Posteriormente, o valor eficaz de tensão elétrica registrado no PAC é utilizado para calcular a potência aparente em cada ponto de medição direta.

Após a coleta de dados, as informações são convertidas para o padrão HDF5² que é usado no NILMTK, estando prontas para análise.

4.2 Parte 2 — Previsão de demanda e geração de energia

Para previsão de demanda serão usadas informações resultantes do procedimento de monitoramento de cargas descrito anteriormente e dados climatológicos. A previsão de geração de energia será desenvolvida utilizando bases de dados públicas que de geração de energia residencial.

4.3 Parte 3 — Gerenciamento de energia

Nesta etapa serão explorados os casos identificados como funções do HEMS, sendo avaliadas por meio de simulações e dados coletados em aplicações reais. Para os casos que consistem de informações de geração de energia e estado da bateria serão usadas fontes programáveis capazes de representar tais sistemas. Assim, torna-se possível criar os cenários de aplicação para validação das estratégias adotadas.

¹ CSV (*Comma Separated Values*) é um arquivo de valores separados por vírgula.

² HDF5 (*Hierarchical Data Format*) é um formato de arquivo usado na manipulação de grandes volumes de dados.

5 Conclusões Preliminares

Com ênfase em questões relacionadas ao consumo de energia elétrica residencial, a proposta desse trabalho é analisar as aplicações do monitoramento não intrusivo no cenário residencial brasileiro, compondo um sistema de gerencia de energia.

Baseando-se na Pesquisa de Posse e Hábitos de Uso de Equipamentos Elétricos de 2019, identificou-se os principais eletrodomésticos presentes nas residências brasileiras para estabelecer os procedimentos de monitoramento e estratégias para reduzir o consumo de energia elétrica.

Considerando o NILM como um dos pilares do sistema de gerenciamento, propôs-se uma metodologia de monitoramento das principais cargas com objetivo de realizar a desagregação do consumo de energia, previsão de demanda e identificação de hábitos de uso.

Devido a crescente adesão de sistemas de micro geração de energia elétrica, identificou-se como funcionalidade do sistema de gerenciamento a tomada de decisão entre suprir a demanda atual ou armazenar energia. Nesse contexto, merece destacar a integração de modelos de previsão de demanda e geração para otimizar o uso da bateria.

Tendo em vista o engajamento do consumidor residencial em relação aos seus hábitos de consumo, considerou-se o uso do sistema de gerenciamento para fornecer recomendações acionáveis e diagnósticos sobre os eletrodomésticos utilizados na residência. Nesse contexto, determinou-se que a forma de apresentação das informações não devem conter termos técnicos para facilitar a comunicação.

Por fim, considera-se que o sistema de gerenciamento de energia é um composição das funcionalidades supracitadas. Cabe ressaltar que tais funções são independentes e podem ser aplicadas no contexto de residências com ou sem geração de energia.

5.1 Cronograma

A seguir são listadas as atividades previstas e o cronograma de execução para conclusão deste projeto de doutorado.

Doutorado

Experimental - Parte 1

Coleta de dados de residências
Integração de dados no NILMTK
Análise de dados

Experimental - Parte 2

Predição de demanda
Predição de geração de energia
Análise de dados

Experimental - Parte 3

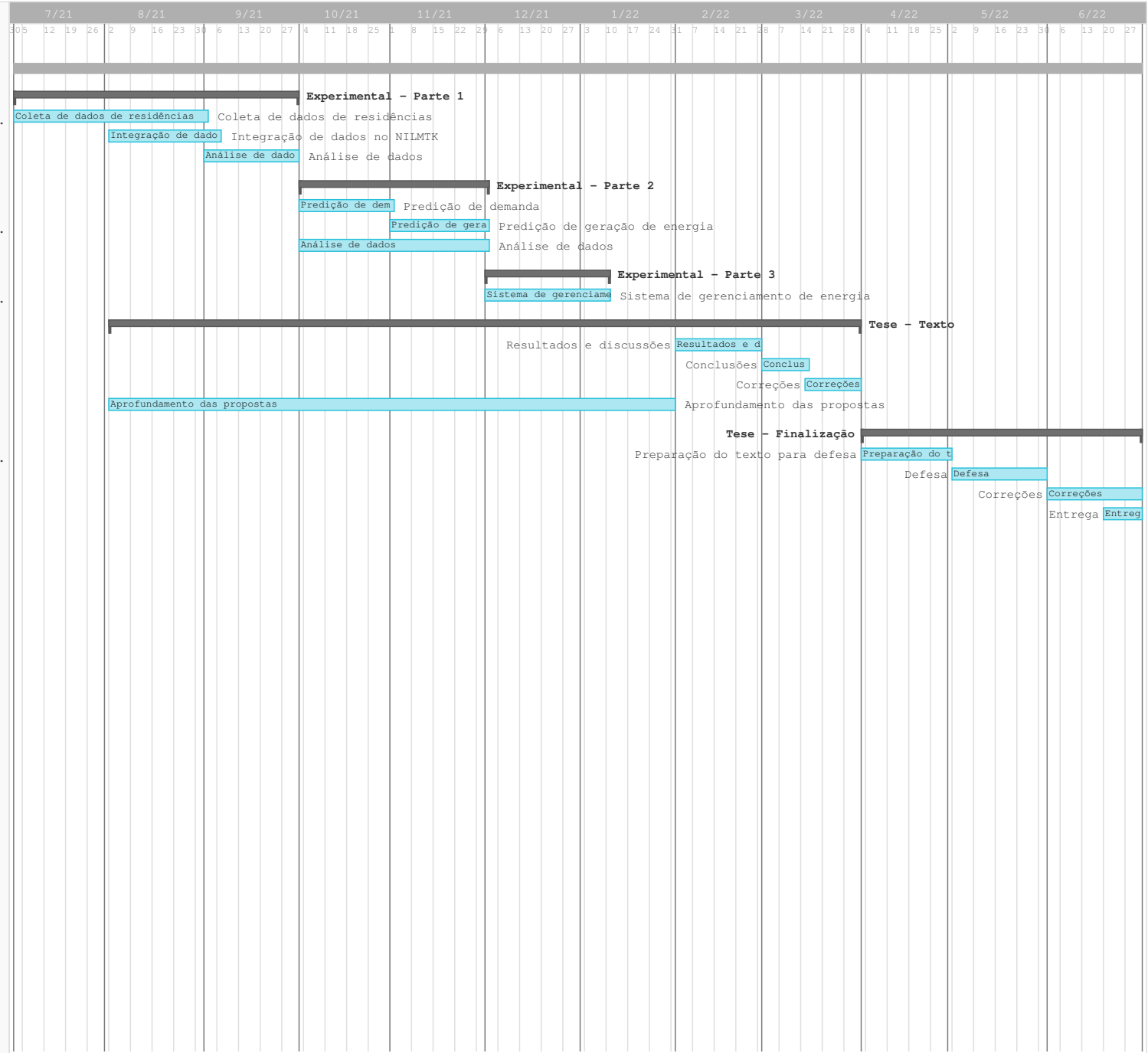
Sistema de gerenciamento de ...

Tese - Texto

Resultados e discussões
Conclusões
Correções
Aprofundamento das propostas

Tese - Finalização

Preparação do texto para def...
Defesa
Correções
Entrega



Referências

Abrahamse, W.; Darby, S.; McComas, K. Communication is key: How to discuss energy and environmental issues with consumers. *IEEE Power and Energy Magazine*, v. 16, n. 1, p. 29–34, 2018. Citado 2 vezes nas páginas 47 e 48.

Akhter, M. N. et al. Review on forecasting of photovoltaic power generation based on machine learning and metaheuristic techniques. *IET Renewable Power Generation*, IET, v. 13, n. 7, p. 1009–1023, 2019. Citado na página 73.

Anderson, K. D. et al. Event detection for non intrusive load monitoring. In: *IECON 2012 - 38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*. Montreal, Canadá: IEEE, 2012. p. 3312–3317. Citado na página 52.

Angenendt, G. et al. Enhancing battery lifetime in pv battery home storage system using forecast based operating strategies. *Energy Procedia*, v. 99, p. 80–88, 2016. ISSN 1876-6102. 10th International Renewable Energy Storage Conference, IRES 2016, 15-17 March 2016, Düsseldorf, Germany. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S187661021631061X>>. Citado 2 vezes nas páginas 74 e 75.

Barsim, K. S.; Streubel, R.; Yang, B. Unsupervised adaptive event detection for building-level energy disaggregation. In: . Stuttgart, Alemanha: [s.n.], 2014. Citado na página 52.

Bartram, L. Design challenges and opportunities for eco-feedback in the home. *IEEE Computer Graphics and Applications*, v. 35, n. 4, p. 52–62, July 2015. ISSN 1558-1756. Citado 3 vezes nas páginas 19, 47 e 48.

Bartram, L.; Rodgers, J.; Muise, K. Chasing the negawatt: Visualization for sustainable living. *IEEE Computer Graphics and Applications*, v. 30, n. 3, p. 8–14, May 2010. ISSN 1558-1756. Citado na página 48.

Batra, N. et al. It's different: Insights into home energy consumption in india. In: *Proceedings of the 5th ACM Workshop on Embedded Systems For Energy-Efficient Buildings*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 1–8. Citado 3 vezes nas páginas 17, 20 e 56.

Batra, N. et al. NILMTK: An open source toolkit for non-intrusive load monitoring. In: *Proceedings of the 5th International Conference on Future Energy Systems*. Nova Iorque, Estados Unidos da América: ACM, 2014. (e-Energy '14), p. 265–276. Citado na página 17.

Bot, K.; Ruano, A.; Ruano, M. da G. Forecasting electricity consumption in residential buildings for home energy management systems. In: SPRINGER. *International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems*. [S.l.], 2020. p. 313–326. Citado na página 72.

Bouhouras, A. S. et al. A nilm algorithm with enhanced disaggregation scheme under harmonic current vectors. *Energy and Buildings*, v. 183, p. 392 – 407, 2019. ISSN 0378-7788.

Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778817340094>>. Citado na página 57.

BRASIL. Agência Nacional de Energia Elétrica. *Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST. Módulo 8 – Qualidade da Energia Elétrica*. Brasília, DF, 2021. Disponível em: <<https://www.aneel.gov.br/modulo-8>>. Citado na página 46.

BRASIL. Eletrobras. *Pesquisa de Posse e Hábitos de Uso de Equipamentos Elétricos Energia na Classe Residencial*. [S.l.], 2019. Disponível em: <<https://eletrobras.com/pt/Paginas/PPH-2019.aspx>>. Citado 16 vezes nas páginas 15, 22, 23, 24, 33, 34, 36, 37, 38, 40, 41, 42, 43, 44, 56 e 71.

BRASIL. Eletrobras. *Pesquisa de Posse e Hábitos de Uso de Equipamentos Elétricos Energia na Classe Residencial - Resumo Executivo*. [S.l.], 2019. Disponível em: <<https://eletrobras.com/pt/Paginas/PPH-2019.aspx>>. Citado na página 31.

BRASIL. Ministério de Minas e Energia. *Smart Grid*. [S.l.], 2020. Disponível em: <<http://antigo.mme.gov.br/web/guest/secretarias/energia-eletrica/acoes-e-programas/acoes/relatorio-smart-grid>>. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 27.

BRASIL. Ministério de Minas e Energia e Empresa de Pesquisa Energética. *Estudos de Longo Prazo. Considerações sobre o Comportamento do Consumidor*. Brasília, DF, 2018. Disponível em: <<https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/>>. Citado 3 vezes nas páginas 21, 45 e 46.

BRASIL. Ministério de Minas e Energia e Empresa de Pesquisa Energética. *Plano Decenal de Expansão de Energia 2029*. Brasília, DF, 2020. Disponível em: <<http://antigo.mme.gov.br/web/guest/secretarias/planejamento-e-desenvolvimento-energetico/publicacoes/plano-decenal-de-expansao-de-energia>>. Citado 6 vezes nas páginas 21, 22, 26, 32, 45 e 74.

Buchanan, K.; Russo, R.; Anderson, B. The question of energy reduction: The problem(s) with feedback. *Energy Policy*, v. 77, p. 89–96, 2015. ISSN 0301-4215. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421514006739>>. Citado 2 vezes nas páginas 47 e 48.

Caldeira, J. F. *Contributions and developments on nonintrusive load monitoring*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, RJ, 2018. Disponível em: <<https://pantheon.ufrj.br/handle/11422/11675>>. Citado na página 20.

Carrie Armel, K. et al. Is disaggregation the holy grail of energy efficiency? the case of electricity. *Energy Policy*, v. 52, p. 213 – 234, 2013. ISSN 0301-4215. Special Section: Transition Pathways to a Low Carbon Economy. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421512007446>>. Citado 7 vezes nas páginas 16, 17, 18, 19, 20, 54 e 57.

CPFL ENERGIA. *Programa de Eficiência Energética. Sua energia transforma o mundo*. 2015. Online. Disponível em: <<https://www.cpfl.com.br/energias-sustentaveis>>. Citado na página 16.

Darby, S. et al. The effectiveness of feedback on energy consumption. *A Review for DEFRA of the Literature on Metering, Billing and direct Displays*, v. 486, n. 2006, p. 26, 2006. Citado 2 vezes nas páginas 47 e 48.

Depuru, S. S. S. R. et al. Smart meters for power grid — challenges, issues, advantages and status. In: *2011 IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition*. Fênix, Estados Unidos da América: IEEE, 2011. p. 1–7. Citado na página 15.

Dong, M. et al. Non-intrusive signature extraction for major residential loads. *IEEE Transactions on Smart Grid*, v. 4, n. 3, p. 1421–1430, Sep. 2013. Citado 2 vezes nas páginas 52 e 57.

Ehrhardt-Martinez, K.; Donnelly, K. A. et al. *Advanced metering initiatives and residential feedback programs: a meta-review for household electricity-saving opportunities*. [S.l.], 2010. Citado na página 47.

Fang, X. et al. Smart grid — the new and improved power grid: A survey. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, IEEE, v. 14, n. 4, p. 944–980, Fourth 2012. Citado na página 15.

Farhangi, H. The path of the smart grid. *IEEE Power and Energy Magazine*, IEEE, v. 8, n. 1, p. 18–28, jan. 2010. Citado na página 15.

Farias, W. R. G.; Correia, M. de F. Descargas atmosféricas e interrupções de energia elétrica na área da CHESF: relação com variáveis atmosféricas em anos de El Niño e La Niña. *Revista Brasileira de Meteorologia*, scielo, v. 23, p. 270 – 281, 09 2008. ISSN 0102-7786. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0102-77862008000300002&nrm=iso>. Citado na página 46.

Figueiredo, M.; Almeida, A. de; Ribeiro, B. Home electrical signal disaggregation for non-intrusive load monitoring (nilm) systems. *Neurocomputing*, v. 96, p. 66 – 73, 2012. ISSN 0925-2312. Adaptive and Natural Computing Algorithms. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925231212003359>>. Citado na página 52.

Froehlich, J.; Findlater, L.; Landay, J. The design of eco-feedback technology. In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2010. (CHI '10), p. 1999–2008. ISBN 9781605589299. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/1753326.1753629>>. Citado 2 vezes nas páginas 47 e 48.

Garcia, F. D. *Cognitive Energy Meter for Energy Efficiency Applications*. Dissertação (Dissertação) — Univ Estadual Paulista (UNESP), Sorocaba, SP, 2018. Citado 3 vezes nas páginas 62, 81 e 98.

Garcia, F. D. et al. Nilm-based approach for energy efficiency assessment of household appliances. *Energy Informatics*, SpringerOpen, v. 3, n. 1, p. 1–21, 2020. Citado 3 vezes nas páginas 26, 62 e 65.

Glavin, M.; Hurley, W. Battery management system for solar energy applications. In: *Proceedings of the 41st International Universities Power Engineering Conference*. [S.l.: s.n.], 2006. v. 1, p. 79–83. Citado na página 75.

- Gopinath, R. et al. Energy management using non-intrusive load monitoring techniques – state-of-the-art and future research directions. *Sustainable Cities and Society*, v. 62, p. 102411, 2020. ISSN 2210-6707. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2210670720306326>>. Citado na página 17.
- Gungor, V. C. et al. Smart grid technologies: Communication technologies and standards. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, IEEE, v. 7, n. 4, p. 529–539, nov. 2011. Citado na página 15.
- Gupta, A.; Chakravarty, P. *Impact of Energy Disaggregation on Consumer Behavior*. Sunnyvale, California, Estados Unidos, 2016. Citado 5 vezes nas páginas 18, 19, 21, 47 e 48.
- Hart, G. W. Nonintrusive appliance load monitoring. *Proceedings of the IEEE*, IEEE, v. 80, n. 12, p. 1870–1891, 1992. Citado 4 vezes nas páginas 17, 50, 51 e 52.
- Hernández, Á. et al. Applications of nilm techniques to energy management and assisted living. *IFAC-PapersOnLine*, v. 52, n. 11, p. 164–171, 2019. ISSN 2405-8963. 5th IFAC Conference on Intelligent Control and Automation Sciences ICONS 2019. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896319307657>>. Citado 2 vezes nas páginas 57 e 59.
- Herrmann, M. R. et al. Does data visualization affect users’ understanding of electricity consumption? *Building Research & Information*, Routledge, v. 46, n. 3, p. 238–250, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/09613218.2017.1356164>>. Citado 5 vezes nas páginas 19, 21, 22, 47 e 48.
- Huang, T. D.; Wang, W.; Lian, K. A new power signature for nonintrusive appliance load monitoring. *IEEE Transactions on Smart Grid*, v. 6, n. 4, p. 1994–1995, July 2015. Citado na página 53.
- Kannal, A. *Solar Power Generation Data*. 2020. Disponível em: <<https://www.kaggle.com/anikannal/solar-power-generation-data>>. Citado 2 vezes nas páginas 73 e 74.
- Kelly, J. *Disaggregation of domestic smart meter energy data*. Tese (Doutorado) — Imperial College London, London, England, 7 2017. Disponível em: <<https://spiral.imperial.ac.uk/handle/10044/1/49452>>. Citado 4 vezes nas páginas 19, 21, 47 e 48.
- Kelly, J.; Knottenbelt, W. The UK-DALE dataset, domestic appliance-level electricity demand and whole-house demand from five UK homes. v. 2, n. 150007, 2015. Citado 3 vezes nas páginas 17, 20 e 56.
- Klemenjak, C. et al. *On Metrics to Assess the Transferability of Machine Learning Models in Non-Intrusive Load Monitoring*. 2019. Citado na página 70.
- Kolter, J. Z.; Johnson, M. J. Redd: A public data set for energy disaggregation research. In: *Workshop on data mining applications in sustainability (SIGKDD)*, San Diego, CA. [S.l.: s.n.], 2011. v. 25, n. Citeseer, p. 59–62. Citado 3 vezes nas páginas 17, 20 e 56.
- Kumar, G. V. B. et al. Effective management system for solar pv using real-time data with hybrid energy storage system. *Applied Sciences*, v. 10, n. 3, 2020. ISSN 2076-3417. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2076-3417/10/3/1108>>. Citado 2 vezes nas páginas 74 e 75.

- Laughman, C. et al. Power signature analysis. *IEEE Power and Energy Magazine*, v. 1, n. 2, p. 56–63, March 2003. ISSN 1558-4216. Citado 3 vezes nas páginas 52, 53 e 57.
- Lutzenhiser, L. et al. *Advanced Residential Energy and Behavior Analysis Project*. Portland, OR, USA, 2017. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 48.
- Makonin, S. et al. Ampds: A public dataset for load disaggregation and eco-feedback research. In: *2013 IEEE Electrical Power Energy Conference*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 1–6. Citado na página 17.
- Nacer, A.; Marhic, B.; Delahoche, L. Smart home, smart hems, smart heating: An overview of the latest products and trends. In: *2017 6th International Conference on Systems and Control (ICSC)*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 90–95. Citado na página 59.
- Narayan, N. et al. Estimating battery lifetimes in solar home system design using a practical modelling methodology. *Applied Energy*, v. 228, p. 1629–1639, 2018. ISSN 0306-2619. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261918310225>>. Citado 2 vezes nas páginas 74 e 75.
- Norford, L. K.; Leeb, S. B. Non-intrusive electrical load monitoring in commercial buildings based on steady-state and transient load-detection algorithms. *Energy and Buildings*, v. 24, n. 1, p. 51 – 64, 1996. ISSN 0378-7788. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0378778895009582>>. Citado na página 53.
- Parson, O. et al. Dataport and nilmtk: A building data set designed for non-intrusive load monitoring. In: *2015 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 210–214. Citado na página 17.
- Renaux, D. P. B. et al. A dataset for non-intrusive load monitoring: Design and implementation. *Energies*, v. 13, n. 20, 2020. ISSN 1996-1073. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1996-1073/13/20/5371>>. Citado na página 20.
- Rodgers, J.; Bartram, L. Exploring ambient and artistic visualization for residential energy use feedback. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, v. 17, n. 12, p. 2489–2497, Dec 2011. ISSN 1941-0506. Citado 3 vezes nas páginas 19, 47 e 48.
- Roztocki, N.; Soja, P.; Weistroffer, H. R. The role of information and communication technologies in socioeconomic development: towards a multi-dimensional framework. *Information Technology for Development*, Routledge, v. 25, n. 2, p. 171–183, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/02681102.2019.1596654>>. Citado na página 15.
- Ruano, A. et al. Nilm techniques for intelligent home energy management and ambient assisted living: A review. *Energies*, v. 12, n. 11, 2019. ISSN 1996-1073. Citado 8 vezes nas páginas 16, 17, 19, 20, 49, 52, 55 e 67.
- Sadeghianpourhamami, N. et al. Comprehensive feature selection for appliance classification in nilm. *Energy and Buildings*, v. 151, p. 98–106, 2017. Citado na página 67.
- Sarwat, A. I. et al. Weather-based interruption prediction in the smart grid utilizing chronological data. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, Springer, v. 4, n. 2, p. 308–315, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 46 e 57.

Souza, W.; Almeida, T. Data characterization for electrical load disaggregation using supervised learning. In: *Anais do XVI Encontro Nacional de Inteligência Artificial e Computacional*. Porto Alegre, RS, Brasil: SBC, 2019. p. 226–237. ISSN 0000-0000. Disponível em: <<https://sol.sbc.org.br/index.php/eniac/article/view/9286>>. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 67.

Souza, W. A. *Estudos de técnicas de análise e tecnologias para o desenvolvimento de medidores inteligentes de energia residenciais*. Tese (Doutorado) — Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Campinas, SP, 2016. Disponível em: <<http://repositorio.unicamp.br/jspui/handle/REPOSIP/320747>>. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 62.

Souza, W. A. et al. A nilm dataset for cognitive meters based on conservative power theory and pattern recognition techniques. *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, v. 29, n. 6, p. 742–755, Dec 2018. ISSN 2195-3899. Citado 2 vezes nas páginas 53 e 67.

Spagnolli, A. et al. Eco-feedback on the go: Motivating energy awareness. *Computer*, v. 44, n. 5, p. 38–45, May 2011. ISSN 1558-0814. Citado na página 49.

Sultanem, F. Using appliance signatures for monitoring residential loads at meter panel level. *IEEE Transactions on Power Delivery*, IEEE, v. 6, n. 4, p. 1380–1385, out. 1991. Citado 2 vezes nas páginas 50 e 57.

Teshome, D. F.; Huang, T. D.; Lian, K. Distinctive load feature extraction based on fryze's time-domain power theory. *IEEE Power and Energy Technology Systems Journal*, v. 3, n. 2, p. 60–70, June 2016. Citado na página 53.

Vieira, O. L. et al. Uso de testes de hipóteses para verificar a relação entre chuvas e interrupções no fornecimento de energia elétrica no sistema de distribuição. 2020. Citado na página 46.

Ward, D. M. The effect of weather on grid systems and the reliability of electricity supply. *Climatic Change*, Springer, v. 121, n. 1, p. 103–113, 2013. Citado na página 46.

Watson, R. T.; Boudreau, M.-C.; Chen, A. J. Information systems and environmentally sustainable development: Energy informatics and new directions for the is community. *MIS quarterly*, MIS Quarterly, v. 34, n. 1, 2010. Citado na página 15.

Wei, Y. et al. A review of data-driven approaches for prediction and classification of building energy consumption. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 82, p. 1027–1047, 2018. ISSN 1364-0321. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S136403211731362X>>. Citado na página 72.

Werner, L.; Ribeiro, J. L. D. Previsão de demanda: uma aplicação dos modelos box-jenkins na área de assistência técnica de computadores pessoais. *Gestão & Produção*, SciELO Brasil, v. 10, n. 1, p. 47–67, 2003. Citado na página 72.

Zeifman, M.; Roth, K. Nonintrusive appliance load monitoring: Review and outlook. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, v. 57, n. 1, p. 76–84, February 2011. ISSN 1558-4127. Citado 3 vezes nas páginas 52, 53 e 57.

Zheng, Z.; Chen, H.; Luo, X. A supervised event-based non-intrusive load monitoring for non-linear appliances. *Sustainability*, MDPI AG, v. 10, 2018. Citado na página [52](#).

Zoha, A. et al. Non-intrusive load monitoring approaches for disaggregated energy sensing: A survey. *Sensors*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 12, n. 12, p. 16838–16866, 2012. Citado 4 vezes nas páginas [17](#), [53](#), [55](#) e [57](#).

Apêndices

APÊNDICE A – Dados da PPH-2019

Esta seção apresenta informações gerais usadas na análise da PPH.

A.1 Referências

- Página principal: <<http://www.procel.gov.br/main.asp?View={4A5E324F-A3B0-482A-B1CD-F75A2A150480}>>
- Histórico: <<http://www.procel.gov.br/data/Pages/LUMIS05070313PTBRIE.htm>>
- Relatórios Técnicos: <<https://eletrobras.com/pt/Paginas/PPH-2019.aspx>>
- Consulta de dados: <<https://app.powerbi.com/view?r=eyJrIjoiNzZkNjZiZDMtOWE3MC00MTU1LTg1NmQtMjM5ZGFjNTFjMTY2IiwidCI6IjhhMGZmYjU0LTk3MTYtNGE5My05MTU0LTllM2E3MjA2ZjE4ZS99>>

A.2 Frequência de uso dos equipamentos

Categorização da frequência de uso dos equipamentos:

- Intensa — 6 a 7 vezes por semana;
- Grande — utiliza de 4 a 5 vezes por semana;
- Média — utiliza de 2 a 3 vezes por semana;
- Pequena — uma vez por semana;
- Mínima — uma vez a cada 15 dias;
- Raramente — uma vez por mês.

APÊNDICE B – Integração com NILMTK

Esta seção apresenta a descrição da base de dados e os procedimentos para análise exploratória dos dados coletados.

B.1 Metainformação

As especificações do projeto são estruturadas em conjunto de arquivos usando a linguagem YAML¹, contendo a descrição da base de dados, dos medidores de energia elétrica e do caso de teste.

B.2 Descrição da base de dados

A descrição da base de dados serve principalmente para determinar o conjunto de casas monitoradas. Além disso, contém informações para divulgação na comunidade científica. A descrição do projeto é mostrada na Listagem 1.

```

1  name: NILM
2  long_name: The Energy Disaggregation Data set
3  creators:
4    - Garcia, Fernando
5    - Souza, Wesley
6    - Marafão, Fernando
7  publication_date: 2021
8  institution: Unesp
9  contact: fernando.delunogarcia@gmail.com
10 description: None.
11 subject: Disaggregated power demand from brazilian domestic buildings.
12 number_of_buildings: 1
13 timezone: America/Sao_Paulo
14 geo_location:
15   locality: Sorocaba, São Paulo
16   country: BR
17   latitude: -23.4794
18   longitude: -47.4172
19 related_documents: https://github.com/FernandoDelunoGarcia/
20 schema: https://github.com/FernandoDelunoGarcia/nilm_metadata

```

Listagem 1: Descrição da base de dados.

B.3 Descrição dos medidores de energia elétrica

As especificações dos medidores de energia elétrica utilizados no projeto foram descritos em um arquivo no formato YAML contendo informações como a taxa de amostragem

¹ YAML (*Ain't Markup Language*) é uma linguagem de serialização de dados.

e os parâmetros mensurados.

A descrição completa é apresentada na Listagem 2. O medidor principal (*cognitive_energy_meter*) fornece os parâmetros de potência ativa e potência aparente, além das parcelas de corrente ativa, reativa e void (Garcia, 2018). Já os medidores dedicados para monitorar uma carga (*plug_data_logger*) apresentam somente o valor da potência aparente.

```

1  cognitive_energy_meter:
2      description: Cmeter
3      sample_period: 0.025
4      max_sample_period: 0.025
5      measurements:
6      - physical_quantity: power
7        type: apparent
8        upper_limit: 8000
9        lower_limit: 0
10     - physical_quantity: power
11       type: active
12       upper_limit: 8000
13       lower_limit: 0
14     - physical_quantity: current
15       type: 'active'
16     - physical_quantity: current
17       type: 'reactive'
18     - physical_quantity: current
19       type: 'void'
20     wireless: true
21  plug_data_logger:
22      description: Plug data logger
23      sample_period: 1
24      max_sample_period: 2
25      measurements:
26      - physical_quantity: power
27        type: apparent
28        upper_limit: 3200
29        lower_limit: 0
30     wireless: true

```

Listagem 2: Descrição dos medidores de energia elétrica.

B.4 Descrição da base da casa monitorada

A descrição da casa fornece um número de identificação, a relação de medidores utilizados e dos eletrodomésticos monitorados. O medidor de energia elétrica principal é trifásico e foi descrito por três instâncias do tipo *cognitive_energy_meter*, indicadas pelas letras A, B e C. Já os medidores de tomada (*plug_data_logger*) são relacionados com os medidores com cada uma das fases. Por fim, cada eletrodoméstico monitorado está relacionado ao número de identificação de um medidor de tomada.

A descrição completa é apresentada na Listagem 3.

```
1 instance: 1
2 original_name: house_1
3 dataset: ...
4 elec_meters:
5     1: &cmeter_whole_house
6         site_meter: true
7         device_model: cognitive_energy_meter
8     2: *cmeter_whole_house
9     3: *cmeter_whole_house
10    4: &iplugB
11        submeter_of: 2
12        device_model: plug_data_logger
13    5: *iplugB
14    6: *iplugB
15    7: *iplugB
16
17 appliances:
18 - original_name: notebook
19   type: laptop computer
20   instance: 1
21   meters: [4]
22 - original_name: tv
23   type: television
24   instance: 1
25   meters: [5]
26 - original_name: fridge
27   type: fridge freezer
28   instance: 1
29   meters: [6]
30 - original_name: microwave
31   type: microwave
32   instance: 1
33   meters: [7]
```

Listagem 3: Descrição da casa.

B.5 Integração de dados

A preparação da base de dados para integração com NILMTK não envolve processamento das informações coletadas. Os dados são agrupados em uma estrutura de arquivos no formato HDF5 que é o padrão suportado pelo NILMTK. Nessa etapa ocorre o agrupamento dos dados do medidor principal e dos medidores das cargas de interesse.

APÊNDICE C – Análise no NILMTK

Esta seção apresenta uma breve descrição dos procedimentos utilizados para manipular as informações contidas na base de dados criadas nos casos de testes.

C.1 Importação da base de dados

Toda metainformação e os dados de medição são armazenados em um mesmo arquivo. A Listagem 4 apresenta o procedimento para carregar em memória uma base de dados no formato HDF5.

```

1 import pandas as pd
2 import nilmtk
3 from nilmtk import DataSet, MeterGroup
4
5 dataset = DataSet('../datasets/notebook/dataset.h5')
```

Listagem 4: Importação da base de dados.

C.2 Grupos de medidores

Os medidores são classificados como *site_meters* ou *level_meters*. O primeiro, refere-se aos medidores alocados no PAC. O segundo, representa o medidor específico de um eletrodoméstico ou conjunto de eletrodomésticos. Na Listagem 5 é mostrado o grupo de medidores do caso de teste e os respectivos eletrodomésticos monitorados. Além disso, a relação entre os medidores pode ser vista pelo diagrama da Figura 30.

```

1 elec = dataset.buildings[1].elec
2 dataset.buildings[1].elec.draw_wiring_graph()
3 """
4 MeterGroup(meters=
5     ElecMeter(instance=1, building=1, dataset='...', site_meter, appliances=[])
6     ElecMeter(instance=2, building=1, dataset='...', site_meter, appliances=[])
7     ElecMeter(instance=3, building=1, dataset='...', site_meter, appliances=[])
8     ElecMeter(instance=4, building=1, dataset='...', appliances=[
9         Appliance(type='laptop computer', instance=1)])
10    ElecMeter(instance=5, building=1, dataset='...', appliances=[
11        Appliance(type='television', instance=1)])
12    ElecMeter(instance=6, building=1, dataset='...', appliances=[
13        Appliance(type='fridge freezer', instance=1)])
14    ElecMeter(instance=7, building=1, dataset='...', appliances=[
15        Appliance(type='microwave', instance=1)])
16 )
17 """
```

Listagem 5: Grupos de medidores.

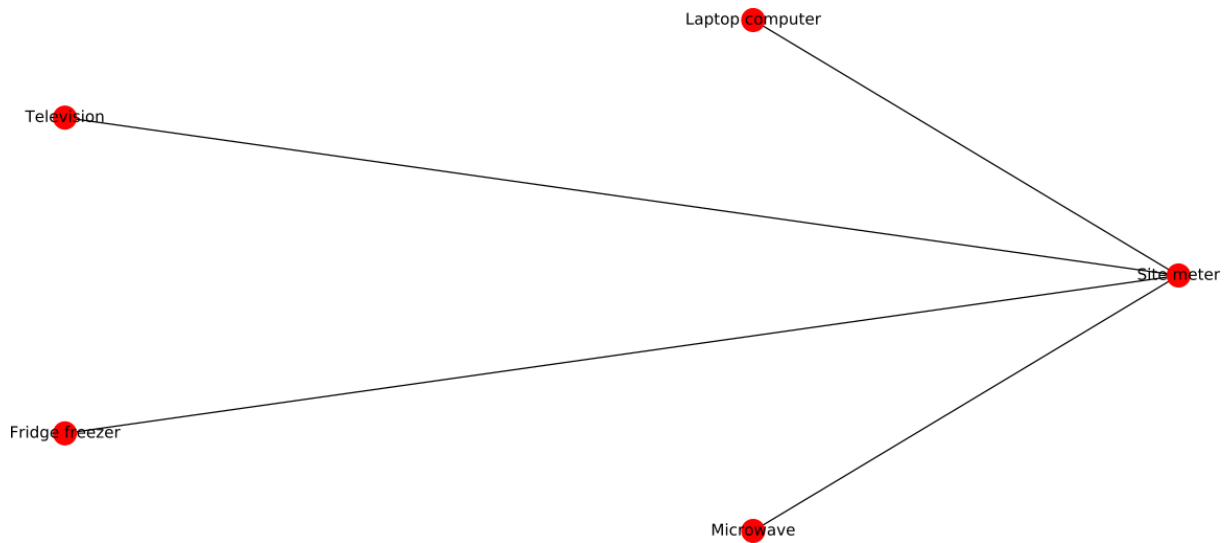


Figura 30: Conexão dos medidores e eletrodomésticos.
Fonte: O próprio autor.

C.3 Registros do PAC

A série de registros temporais dos medidores acoplados no PAC pode ser acessada individualmente. Na Listagem 6 é mostrado o procedimento para exibir a série de registros de potência aparente das 3 fases do PAC. O resultado é ilustrado na Figura 31.

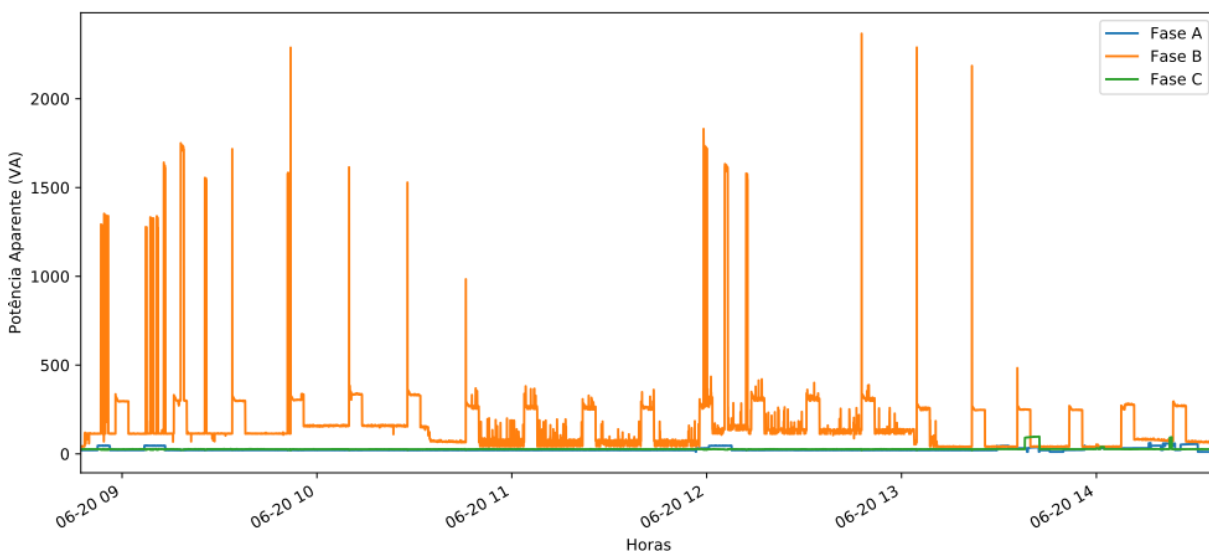


Figura 31: Potência aparente das fases A, B e C.
Fonte: O próprio autor.


```

1 phase_A = dataset.buildings[1].elec.mains()[1].power_series_all_data(ac_type='apparent')
2 phase_B = dataset.buildings[1].elec.mains()[2].power_series_all_data(ac_type='apparent')
3 phase_C = dataset.buildings[1].elec.mains()[3].power_series_all_data(ac_type='apparent')
4
5 merged_df = pd.DataFrame(phase_A)
6 merged_df = merged_df.merge(phase_B, left_index=True, right_index=True)
7 merged_df = merged_df.merge(phase_C, left_index=True, right_index=True)
8 merged_df.plot()
9
10 plt.xlabel('Horas')
11 plt.ylabel('Potência Aparente (VA)')
12 plt.legend(["Fase A", "Fase B", "Fase C"]);

```

Listagem 6: Registros do medidor acoplado no PAC.

Além da série de registros completa, pode-se definir um período. O procedimento apresentado na Listagem 7 utiliza somente o registro de dados em que o horário indicado é válido. Na Figura 32 é ilustrado o resultado do procedimento da Listagem 31 após a definição do período de análise.

```

1 dataset.set_window(start='2020-06-20 11:51:00', end='2020-06-20 12:05:00')

```

Listagem 7: Registros do medidor acoplado no PAC em um determinado período.

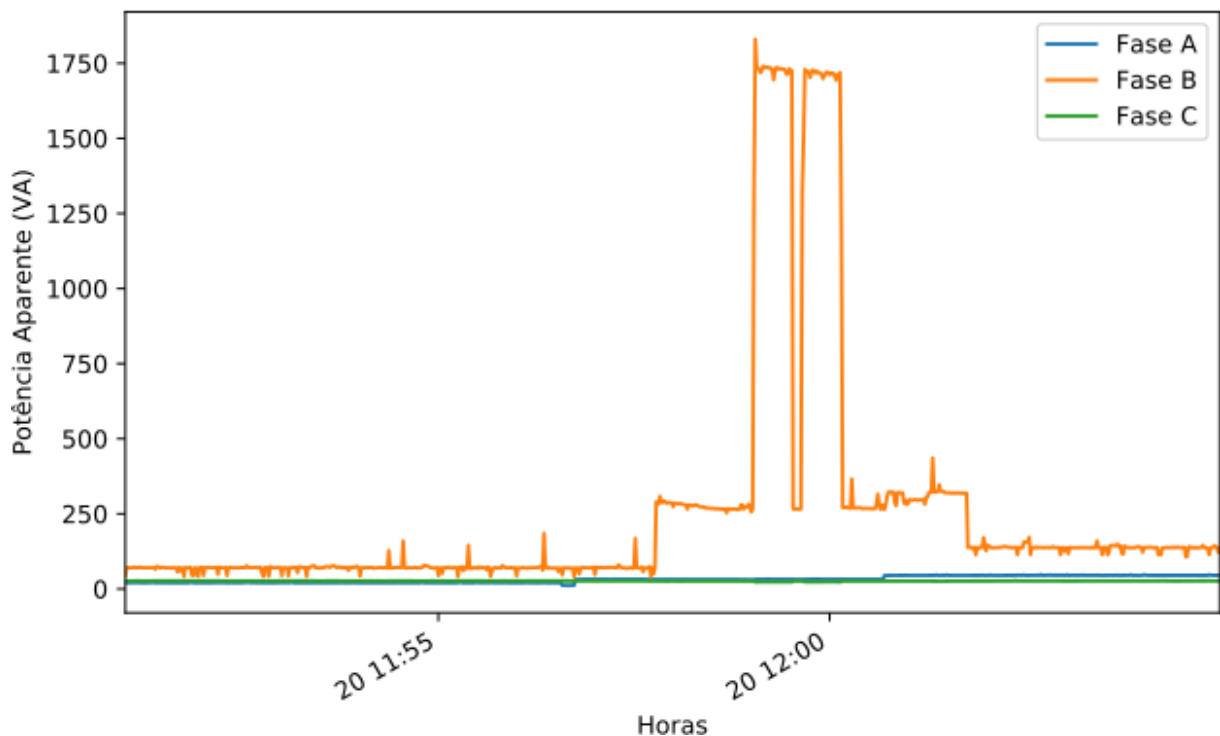


Figura 32: Potência aparente das fases A, B e C em um determinado período.

Fonte: O próprio autor.

C.4 Registros de eletrodomésticos

Assim como os medidores do PAC, cada medidor dedicado a um eletrodoméstico ou sub-circuito pode ser acessado individualmente. Por exemplo, a Listagem 8 apresenta o procedimento para obter a primeira instância de um medidor associado com o rótulo da geladeira (*fridge*).

```

1 appliance = nilmtk.global_meter_group.select_using_appliances(type='fridge')
2
3 df_fridge = next(dataset.buildings[1].elec['fridge', 1].load(ac_type='apparent'))
4
5 merged_df = df_fridge.merge(
6     dataset.buildings[1].elec.mains()[2].power_series_all_data(ac_type='apparent'),
7     left_index=True, right_index=True)
8
9 merged_df.plot()
10
11 plt.xlabel('Horas')
12 plt.ylabel('Potência Aparente (VA)')
13 plt.legend(["Geladeira", "Fase B"]);

```

Listagem 8: Consumo total por fase de acordo com cada parâmetro mensurado.

Na Figura 33 é ilustrado a potência aparente registrada pelo medidor do PAC e o medidor da geladeira. O consumo total da geladeira é obtido pelo mesmo método do medidor do PAC.

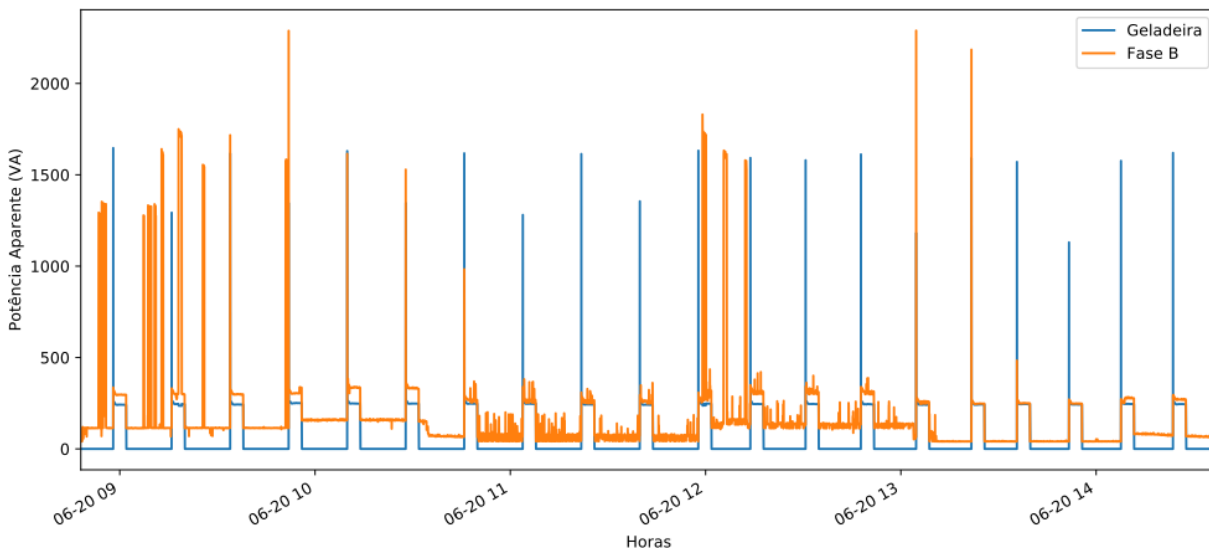


Figura 33: Potência aparente registrada na fase B e no medidor de energia da geladeira.

C.5 Análise de uso dos eletrodomésticos

A frequência de uso dos eletrodomésticos pode ser monitorado utilizando um valor limiar de um determinado parâmetro. Para os medidores de tomada, tal parâmetro é a

potência aparente. A Listagem 9 apresenta o procedimento para determinar um limiar de disparo dos medidores de tomada.

```
1 dataset.buildings[1].elec.submeters().plot_when_on(on_power_threshold = 40)
2 plt.xlabel('Horas')
3 plt.ylabel('Eletrodoméstico')
```

Listagem 9: Indicação de uso dos eletrodomésticos baseado na potência aparente.

O período de uso dos eletrodomésticos é ilustrado na Figura 34.

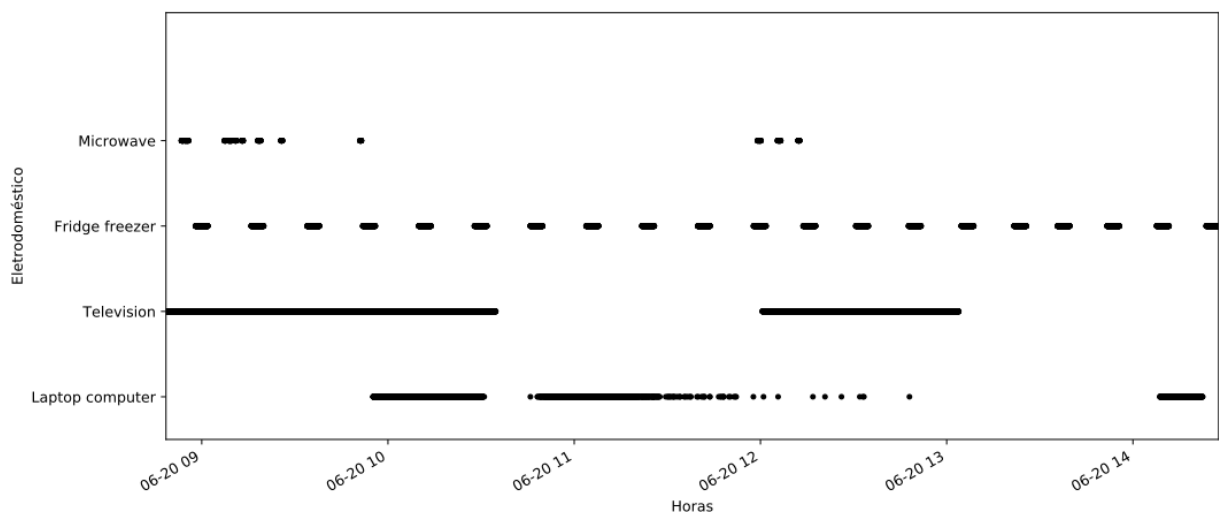


Figura 34: Indicação de uso dos eletrodomésticos.
Fonte: O próprio autor.

C.6 Fração de consumo por carga

O percentual de consumo de carga em relação a fase do PAC pode ser obtida conforme o procedimento apresentado na Listagem 10. O resultado dessa operação é ilustrado na figura 35.

```
1 fraction = dataset.buildings[1].elec.submeters().fraction_per_meter()
2 labels = dataset.buildings[1].elec.get_labels(fraction.index)
3
4 fraction.plot(kind='pie', labels=labels, legend="");
```

Listagem 10: Fração de consumo por carga.

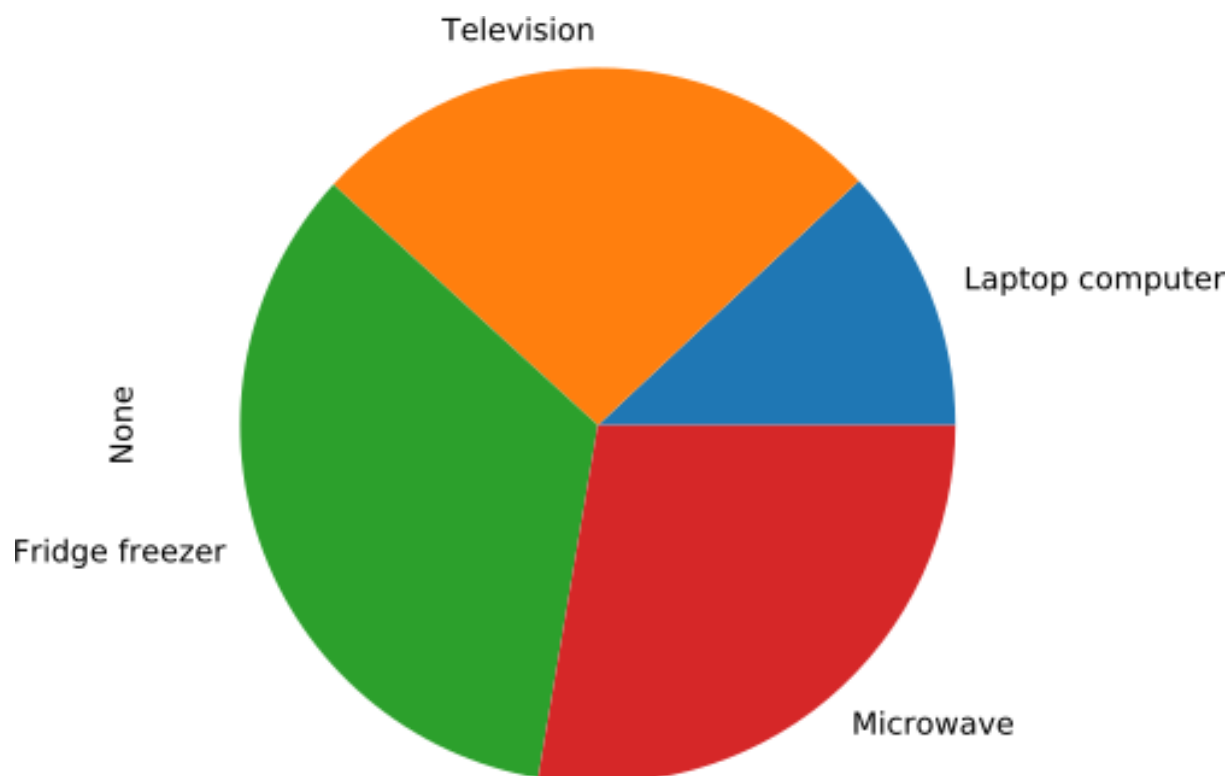


Figura 35: Fração de consumo por carga.
Fonte: O próprio autor.