



Marília Zacarias Costa de Oliveira

**Desagregação do consumo de energia elétrica
para consumidores residenciais usando
séries de Fourier e um modelo de otimização
inteira mista**

Dissertação de Mestrado

Dissertação apresentada como requisito parcial para
obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-
graduação em Engenharia Elétrica do Departamento de
Engenharia Elétrica da PUC-Rio.

Orientador: Prof. Delberis Araujo Lima

Rio de Janeiro
Novembro de 2019



Marília Zacarias Costa de Oliveira

**Desagregação do consumo de energia elétrica
para consumidores residenciais usando séries
de Fourier e um modelo de otimização inteira
mista**

Dissertação apresentada como requisito parcial para
obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-
Graduação em Engenharia Elétrica da PUC-Rio.
Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo.

Prof. Delberis Araujo Lima

Orientador

Departamento de Engenharia Elétrica – PUC-Rio

Prof. Fernando Luiz Cyrino Oliveira

Departamento de Engenharia Industrial – PUC-Rio

Prof. Leonardo Forero Mendoza

Universidade do Estado do Rio de Janeiro

Rio de Janeiro, 18 de novembro de 2019

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização do autor, do orientador e da universidade.

Marília Zacarias Costa de Oliveira

Graduada pela Universidade Federal do Rio Grande do Norte em 2016. Sua área de pesquisa envolve otimização linear e desagregação de energia elétrica para consumidores residenciais.

Ficha Catalográfica

Oliveira, Marília Zacarias Costa de

Desagregação do consumo de energia elétrica para consumidores residenciais usando séries de Fourier e um modelo de otimização inteira mista / Marília Zacarias Costa de Oliveira ; orientador: Delberis Araujo Lima. – 2019.

100 f. : il. color. ; 29,7 cm

Dissertação (mestrado)–Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Elétrica, 2019.

Inclui bibliografia

1. Engenharia Elétrica – Teses. 2. Consumo de energia elétrica. 3. Desagregação de energia elétrica. 4. Otimização linear inteira mista. 5. Série de Fourier. 6. Tarifa branca. I. Lima, Delberis Araujo. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Elétrica. III. Título.

CDD: 621.3

Agradecimentos

Aos meus pais, Mônica e Wellington, e aos meus irmãos, Pedro e João Gabriel, por todos os conhecimentos oferecidos ao longo da minha vida; por todo amor, pela confiança e por todo o apoio incondicional nessa jornada da vida.

Ao meu orientador, Prof. Delberis, pela sabedoria e ajuda oferecida ao longo deste processo; pela paciência e dedicação que sempre encontrei na medida em que avancei na pesquisa.

Aos meus amigos, em especial a Deborah e Amanda, por serem uma grande ajuda e companhia absoluta neste processo; também aos colegas de pós-graduação do Laboratório de Sistemas de Energia, que me acolheram como uma família e onde sempre me senti à vontade e acompanhada integralmente. Agradeço à eles pelo companheirismo e pela motivação ao longo da minha jornada pelo mestrado na PUC-Rio.

Aos professores e todos os que fazem parte do Departamento de Engenharia Elétrica da PUC-Rio, nos quais sempre encontrei apoio e um grande conhecimento.

À CAPES e à PUC-Rio, pelos auxílios concedidos, sem os quais este trabalho não poderia ter sido realizado.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

Resumo

Oliveira, Marília Zacarias Costa de; Lima, Delberis Araújo. **Desagregação do consumo de energia elétrica para consumidores residenciais usando séries de Fourier e um modelo de otimização inteira mista**. Rio de Janeiro, 2019. 100p. Dissertação de Mestrado – Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Este trabalho apresenta um método de Monitoramento Não Intrusivo de Carga de Aparelhos elétricos (do inglês *Non-Intrusive Appliance Load Monitoring* – NIALM) supervisionado, usando técnicas de análise de estados estacionários, para desagregação do consumo elétrico residencial a partir de uma única medição, sem a necessidade de instalação de medidores individuais nos dispositivos. A metodologia proposta divide o problema em duas etapas. Inicialmente, há um pré-processamento para identificação e desagregação dos aparelhos que apresentam comportamento periódico, modelados a partir da estimação dos parâmetros da série de Fourier. Na etapa seguinte, os resultados obtidos são combinados a um modelo de otimização linear-inteiro misto para desagregação dos equipamentos não-periódicos, buscando minimizar a diferença entre a curva de carga total lida e a soma das curvas de carga desagregadas por dispositivo. Uma aplicação didática é realizada para validação do método proposto com dados reais e, por fim, é apresentada uma análise de viabilidade econômica da migração para a tarifa branca aplicada no Brasil. Os resultados mostram que, ao utilizar dessa metodologia, é possível que o usuário avalie se há ou não vantagem em deslocar parte do seu consumo de energia para fora do horário de ponta para obter benefício na sua fatura de energia elétrica.

Palavras-chave

Consumo de energia elétrica; desagregação de energia elétrica; otimização linear inteira mista; série de Fourier; tarifa branca; tarifa convencional.

Abstract

Oliveira, Marília Zacarias Costa de; Lima, Delberis Araujo (Advisor). **Energy disaggregation for residential consumers using Fourier series and a mixed integer optimization model.** Rio de Janeiro, 2019. 100p. Dissertação de Mestrado – Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

This work presents a supervised Non-Intrusive Appliance Load Monitoring (NILM) method, or energy disaggregation, for residential consumption, which aims to decompose the aggregate energy consumption data collected from a single measurement point into device-level consumption estimation using steady state analysis techniques with no need to install individual meters on appliances. The proposed methodology considers two steps to face the problem. Firstly, periodical appliances are modeled from the estimation of Fourier series parameters and extracted from the total power measured. Secondly, the results obtained are combined with a Mixed Integer Linear Programming proposed to disaggregate the remaining appliances, which minimize the difference between the total aggregated load and the sum of the estimated load curves per appliance. A study case is performed with a real case to validate the proposed method and indicates that the model can be useful for practical applications, such as helping evaluate the possibility of the consumers changing the modality of their tariff contract from the conventional tariff to the new Brazilian modality called white tariff.

Keywords

Electric power consumption; disaggregation of electrical energy; mixed linear-integer optimization; Fourier series; white tariff; conventional tariff.

Sumário

1	Introdução	17
1.1	Contexto e motivação	17
1.2	Objetivo	19
1.3	Metodologia	19
1.4	Estrutura da dissertação	19
2	Revisão bibliográfica e embasamento teórico	21
2.1	Histórico	21
2.2	Tarificação de energia para consumidores residenciais	23
2.3	Monitoramento de consumo elétrico por dispositivo	27
2.4	Monitoramento não intrusivo de cargas de aparelhos elétricos	29
2.4.1	Descrição generalizada do NIALM	29
2.4.2	Coleta de dados	31
2.4.3	Técnicas de análise	31
2.4.4	Inferência e aprendizado	36
3	Metodologia proposta	39
3.1	Descrição do problema	39
3.2	Desagregação de aparelhos periódicos	43
3.2.1	Modelo da Série de Fourier	44
3.2.2	Etapas do modelo para aparelhos periódicos	49
3.3	Desagregação de aparelhos não periódicos	53
3.4	Métricas de avaliação	57
4	Resultados e Discussões	60
4.1	Considerações iniciais	60

4.2	Banco de dados REDD	61
4.2.1	Especificações dos dados	62
4.2.2	Especificações dos aparelhos	62
4.3	Aplicação didática para o modelo de desagregação	65
4.3.1	Aplicação do método de desagregação para aparelhos periódicos	65
4.3.2	Aplicação do método de desagregação para aparelhos não periódicos	66
4.4	Avaliação do algoritmo de desagregação	72
4.4.1	Identificação de mudança de estado	72
4.4.2	Análise de sensibilidade na estimativa da curva de carga dos aparelhos	74
4.4.3	Análise de recuperação da energia na desagregação	76
4.5	Análise de viabilidade econômica de aplicação da tarifa branca	79
5	Conclusão e perspectivas	83
	Referências bibliográficas	85
	Anexo	95
A.	Teorema das Relações de Ortogonalidade	95
	Anexo	96
B.	Curva de carga	96
	Anexo	97
C.	Gerenciamento do consumo de energia residencial usando painel fotovoltaico	97

Lista de Figuras

Figura 2.1: Comparativo entre tarifa branca e tarifa convencional (Fonte: [24])	25
Figura 2.2: Simulação de perfil de consumo para consumidor residencial (Fonte: [24])	26
Figura 2.3: Diagrama da abordagem NIALM (Fonte: adaptado de [33])	31
Figura 2.4: Exemplo de distribuição de cargas no plano PQ (Fonte: adaptado de [32])	33
Figura 3.1: Assinaturas elétricas de cinco refrigeradores de modelo e potência diferentes (Fonte:[75])	41
Figura 3.2: Consumo de um freezer em um período de 2h20	44
Figura 3.3: Aplicação da função determinada para aparelhos de consumo periódicos	49
Figura 3.4: Sequência de variações de parâmetros	51
Figura 3.5: Comparação entre sinal periódico simulado e sinal real	52
Figura 3.6: Fluxograma da metodologia proposta	56
Figura 4.1: Histograma de potências usadas durante período ligado de dispositivos selecionados	63
Figura 4.2: A) Desagregação de aparelho periódico antes da ultima etapa; B) Desagregação de aparelho periódico após etapa descrita em (15)	66
Figura 4.3: Comparação entre as curvas de carga reais e desagregadas de cada aparelho da Casa 2	71
Figura 4.4: Desagregação agrupada no período da Ponta e Intermediário	71

Figura 4.5: Taxa de verdadeiros positivos e porcentagem de falsos positivos de determinados aparelhos	73
Figura 4.6: Comparação entre trecho da curva de carga real e estimada do Refrigerador e Iluminação 1	75
Figura 4.7: Resultados da desagregação a partir de diferentes métricas de avaliação para um período de análise de 24 horas e amostras de 1 minuto	78
Figura 4.8: Postos tarifários da tarifa branca (Fonte: [87])	80
Figura 4.9: Custo da tarifa branca deslocando energia consumida do período da ponta ou intermediário para fora da ponta	81
Figura 4.10: Relações entre variação do consumo na Ponta e custo com tarifa branca e tarifa convencional	82
Figura B.1 Medida de potência elétrica em Watts para um Intervalo de 24 horas do REDD	96

Lista de Tabelas

Tabela 1: Estados de operação estimados para os aparelhos da Casa 1 do REDD	64
Tabela 2: Pesos associados aos aparelhos e seus respectivos estados de operação	67
Tabela 3: Valores adotados para penalização das variações de estado para aparelhos não periódicos	68
Tabela 4: Matriz de aparelho desligado, no intervalo de 8:05 às 8:09	69
Tabela 5: Desempenho para dados de 1 minuto da Casa 2 do banco de dados REDD	74
Tabela 6: Resultado MAPE para intervalos de 1 hora do Refrigerador	76
Tabela 7: Desempenho MAPE no período de 24 horas	78
Tabela 8: Tarifa para consumidor residencial homologada pela ANEEL sem incidência de impostos	80
Tabela 9: Custo final após deslocamento de consumo de energia	81
Tabela 10: Custo final após deslocamento de consumo de energia, com aplicação de energia solar fotovoltaica	102

Nomenclatura

Caracteres Romanos Maiúsculos

$AP_{ON(t,i)}$	Matriz ligado do aparelho i para cada intervalo de tempo t
$AP_{OFF(t,i)}$	Matriz desligado do aparelho i para cada intervalo de tempo t
$f_{(t,i)}$	Sinal periódico calculado para o aparelho i no instante de tempo t
$\hat{f}_{(t,i)}$	Sinal final encontrado para o aparelho periódico i no instante de tempo t
$P_{(i,k)}$	Potência nominal do i no estado de operação k (W)
T_0	Período do sinal
T_{ON}	Largura de pulso (tempo de pulso ativo)
t_0	Tempo até primeira variação de estado do sinal periódico
$W_{(t,i,k)}$	Peso alocado a cada intervalo de tempo t e cada aparelho i , no estado de operação k
a_0, a_n, b_n	Coeficientes de frequência do modelo da série de Fourier
$y_{(t)}$	Potência ativa lida no instante de tempo t (W)
$\hat{y}_{(t,i)}$	Potência ativa desagregada calculada para o aparelho i no instante de tempo t (W)
$e_{(t)}$	Erro entre a potência lida e a potência do sinal periódico gerado a cada instante de tempo t
$M_{(t)}$	Penalização sob diferença entre a potência lida e a potência do sinal periódico gerado a cada instante de tempo t
$E_{(t,i)}$	Energia real consumida pelo aparelho i num intervalo t
$\hat{E}_{(t,i)}$	Energia calculada para o aparelho i num intervalo de tempo t
I	Conjunto de aparelhos não periódicos com $i \in \mathbb{N}$
J	Conjunto de aparelhos periódicos com $i \in \mathbb{N}$
K	Conjunto de estados de operação com $k \in \mathbb{N}$
T	Conjunto de tempo

N	Número total de observações
C_{tc}	Custo da energia com a tarifa convencional (R\$)
E	Energia total (kWh)
T_{tc}	Preço da tarifa convencional (R\$/kWh)
C_{tb}	Custo total da energia com a tarifa branca (R\$)
E_{pt}, E_{it}, E_{fp}	Energia nos horários de ponta, intermediário e fora de ponta, respectivamente (kWh)
T_{pt}, T_{it}, T_{fp}	Tarifas nos horários de ponta, intermediário e fora de ponta, respectivamente (R\$/kWh)

Caracteres Gregos Maiúsculos

$\beta_{(t)}$	Perdas elétricas da rede a cada intervalo de tempo t
$\theta_{(t,i,k)}$	Variável binária indicativa da ligação de cada aparelho i , no estado de operação k , para cada intervalo de tempo t
$\theta_{(t-1,i,k)}$	Variável binária indicativa da ligação de cada aparelho i , no estado de operação k , para cada intervalo de tempo $(t-1)$

Caracteres Gregos Minúsculos

ω_0	Frequência de Fourier
$\delta_{(t)}$	Variável de folga, com a finalidade de fechar a potência ativa calculada sobre a medida, a cada intervalo de tempo t
$\lambda_\delta, \lambda_\Delta$	Termos de penalização e balanceamento da variável de folga
$\lambda_{(i)}$	Vetor que contém as penalizações das variações para cada aparelho i
λ_p	Penalização da diferença entre a potência ativa calculada e a medida
$\Omega^{k_{ON}}$	Conjunto de estados de operação do aparelho no modo ligado
κ	Limite de variação entre a curva de carga real e a curva de carga estimada para cada aparelho (%)

Sobrescritos

k_{ON}	Ligado
f	Fase
max	Valor máximo
min	Valor mínimo

<i>ON</i>	Ligado
<i>OFF</i>	Desligado

Subscritos

<i>c</i>	Valor calculado
δ	Folga
Δ	Variação
<i>i</i>	Aparelho
<i>k</i>	Estado de operação
<i>m</i>	Valor medido
<i>n</i>	Número de harmônicos da série de Fourier
<i>p</i>	Potência ativa
<i>t</i>	Intervalo de tempo
<i>tc</i>	Tarifa Convencional
<i>tb</i>	Tarifa branca
<i>pt</i>	Ponta
<i>it</i>	Intermediário
<i>fp</i>	Fora da ponta

Abreviaturas, Siglas e Símbolos

<i>ANEEL</i>	Agência Nacional de Energia Elétrica
<i>GD</i>	Geração Distribuída
<i>GLD</i>	Gerenciamento pelo lado da demanda
<i>PROCEL</i>	Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica
<i>kWh</i>	Quilowatt-hora
<i>TI</i>	Tecnologia da informação
<i>kV</i>	Quilovolt
<i>Hz</i>	Hertz
<i>kHz</i>	Quilohertz
<i>MHz</i>	Megahertz
<i>NIALM</i>	Non-intrusive appliance load monitoring
<i>ALM</i>	Appliance Load Monitoring
<i>A/D</i>	Analógico digital
<i>PQ</i>	Potência ativa pela potência reativa

<i>EMI</i>	Electromagnetic interference
<i>RMS</i>	Root Mean Square
<i>HMM</i>	Hidden Markov Models
<i>REDD</i>	Reference Energy Disaggregation Dataset
<i>MILP</i>	Mixed Integer Linear Program
F_M	F-measure
<i>PR</i>	Análise de Precisão
<i>SE</i>	Sensibilidade
<i>VP</i>	Verdadeiro Positivo
<i>FN</i>	Falso Negativo
<i>FP</i>	Falso Positivo
<i>VPC</i>	Verdadeiro Positivo Correto
<i>VPI</i>	Verdadeiro Positivo Incorreto
<i>VN</i>	Verdadeiro Negativo
<i>MAPE</i>	Mean Absolute Percentage Error
<i>NEP</i>	Net Error in Assigned Power

"O sonho é a imaginação sem freio e nem controle, solta
para temer, criar, perder e achar" – **Sidarta Ribeiro**

1

Introdução

1.1

Contexto e motivação

Nos dias de hoje, como consequência dos avanços tecnológicos cada vez mais rápidos, existe uma grande variedade de dispositivos elétricos que podem ser agregados no dia-a-dia. São tantos dispositivos, que é normal o usuário não conseguir reconhecer a contribuição e relevância de cada um desses dispositivos no consumo total de energia de sua residência. Ao receber a fatura mensal de energia, a única inferência que um usuário é capaz de fazer é se o consumo de energia no mês de referência foi superior ou inferior ao consumo dos meses passados. Em [1] é feita a conclusão de que consumidores leigos, no que se refere aos conhecimentos de demanda elétrica e consumo de energia de uma forma geral, enfrentam mais dificuldade em identificar os fatores que têm maior influência na demanda total de energia elétrica dos seus aparelhos.

No Brasil, políticas de incentivo ao consumo consciente de energia elétrica e uso de novas tecnologias para um melhor aproveitamento da rede elétrica vêm sendo aplicadas há muito tempo, tendo em vista as crises pelas quais o sistema elétrico brasileiro já passou. Atualmente, a forma como os consumidores, inclusive os residenciais, interagem com o sistema elétrico é muito mais ampla. Resoluções aprovadas pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) regularizam e possibilitam a ampliação da rede elétrica com as conexões de sistemas de Geração Distribuída (GD) [2, 3]. Foi também regulamentada uma nova modalidade de tarifação para os consumidores residenciais e comerciais de pequeno porte, a tarifa branca, na qual o consumo é medido tomando-se como referência a faixa horária em que ocorre, com postos tarifários diferenciados [4]. Assim, a tarifa branca foi desenvolvida com o objetivo de incentivar os consumidores a iniciarem, de alguma forma, o Gerenciamento pelo Lado da Demanda (GLD), sendo sua adesão opcional. A regulamentação de uso de medidores inteligentes que realizam a

medição de forma mais detalhada [5, 6] foi necessária para viabilizar a aplicação dessa nova modalidade tarifária.

Os medidores inteligentes estão sendo instalados em larga escala em vários países, gerando uma enorme quantidade de dados digitalizados de consumo de energia elétrica em pequenos intervalos de tempo. A disponibilidade destes dados permite a realização de estudos aprofundados em relação ao comportamento dos diferentes aparelhos que compõem uma residência. No contexto das redes inteligentes, em conjunto com o crescimento da geração distribuída, onde cada vez mais são injetadas fontes flutuantes de energia (i.e., fontes de energia renováveis como energia eólica e solar), dispor de conhecimento no que se refere ao consumo de energia e padrão de funcionamento dos dispositivos pode auxiliar no melhor gerenciamento da demanda de energia. Estratégias comumente empregadas para este fim são conhecidas como estratégias de resposta à demanda [7]. A partir de ações vindas deste lado do sistema, é possível controlar os picos de demanda de carga estimulando o deslocamento do consumo para os períodos de fora da ponta. Essa nova tarifação pelo horário de uso é uma estratégia que vem sendo implantada com o objetivo de melhorar o controle da demanda de carga, de tal forma que o conhecimento do horário em que um aparelho entra em operação pode ser usado em um sistema de otimização para deslocar seu uso e, com isto, reduzir o custo da fatura de energia [8]. Atuar na redução da demanda, mais do que na expansão da capacidade de geração, tem se tornado essencial para garantir o fornecimento confiável de energia [9].

Este trabalho apresenta um método de monitoramento não intrusivo para desagregação do consumo elétrico residencial a partir de uma única medição, sem a necessidade de instalação de medidores e equipamentos individuais nos dispositivos, utilizando-se de ferramentas de análise direta nos dados da curva de carga total. A partir desse monitoramento, é apresentada uma aplicação didática para validação do método proposto e, por fim, realiza-se uma análise de viabilidade econômica da migração para a tarifa branca.

1.2 Objetivo

O objetivo principal desta dissertação é desenvolver um método de monitoramento não-intrusivo de consumo elétrico residencial que permita ao usuário monitorar a demanda da maioria dos dispositivos de sua residência, a partir da evolução dos métodos propostos em [9] e [10], de forma que o modelo de otimização seja combinado a um pré-processamento que, por sua vez, identifica aparelhos com comportamento periódico, como freezers e refrigeradores. Como resultado, temos um menor esforço computacional durante a execução do modelo de otimização, o que possibilita a simulação para períodos mais longos de análise. Além disso, neste trabalho será apresentada uma análise da aplicação dessa metodologia no contexto regulatório do Brasil, onde a tarifa branca é aplicada e os consumidores podem avaliar se há ou não vantagem em deslocar seu consumo para reduzir o valor da fatura de energia.

1.3 Metodologia

Ao longo deste projeto de mestrado foi desenvolvido um método onde o problema da desagregação do consumo de energia elétrica residencial inicia-se com uma etapa de pré-processamento para identificação de dispositivos com comportamento periódico. O procedimento é baseado em um modelo da série de Fourier, onde o resultado da soma de senos e cossenos reproduz o comportamento dos aparelhos periódicos. Na sequência, os resultados são combinados a um modelo de otimização linear-inteiro misto com adição de termos de penalização para minimizar a diferença entre a energia total lida e a soma das energias desagregadas dos diferentes eletrodomésticos. Foi utilizado o *software* comercial Matlab® [11] para realização do pré-processamento e o modelo de otimização foi realizado na plataforma *FICO™ XPRESS Optimizer* [12].

1.4 Estrutura da dissertação

Essa dissertação é composta por 5 capítulos.

No Capítulo 1 (Introdução) está apresentada uma breve exposição sobre o contexto e a motivação que levaram à elaboração deste trabalho, o objetivo do projeto e a metodologia utilizada.

No Capítulo 2 (Revisão bibliográfica e embasamento teórico) é apresentada uma revisão bibliográfica de temas importantes para esse projeto e fornece o embasamento teórico necessário para a compreensão da aplicabilidade do método proposto.

No Capítulo 3 (Metodologia proposta) está detalhada a metodologia aplicada para elaboração do método aqui proposto. Este capítulo explica as fases do processo de desagregação em suas aplicações no projeto.

No Capítulo 4 (Resultados) estão mostrados os estudos de caso realizados, além dos resultados obtidos com a aplicação da tarifa branca.

No Capítulo 5 (Conclusões) estão descritas as considerações gerais e a conclusão do trabalho, bem como possíveis trabalhos futuros que podem complementar esse projeto.

2

Revisão bibliográfica e embasamento teórico

Neste capítulo será feita uma revisão histórica e informações gerais sobre o sistema tarifário brasileiro, mostrando a evolução do mercado. Além disso, são mostradas as vantagens de se conhecer o consumo elétrico de cada dispositivo em uma residência, bem como os métodos disponíveis para isso. Finalmente, é realizada uma revisão da literatura sobre os métodos de desagregação de consumo por eletrodomésticos (Monitoramento Não Intrusivo de Cargas de Aparelhos elétricos).

2.1

Histórico

Desenvolvimento sustentável é um dos termos que mais vem sendo usado nas últimas décadas e, mesmo assim, a tendência ainda crescente do padrão de consumo dos recursos naturais é ameaçadora, tendo em vista que processamos, produzimos e consumimos mais recursos do que o planeta poderia oferecer [13]. Desde o choque do petróleo ocorrido em 1973, quando os países do Oriente Médio descobriram que o petróleo não é renovável e, portanto, finito, o mundo tem passado por mudanças no cenário econômico e, especialmente, no setor elétrico. Como relatado pelo Ministério de Minas e Energia [14], percebeu-se que o modelo de planejamento energético não era mais adequado às condições naturais disponíveis, tornando necessário um maior conhecimento sobre ações voltadas à conservação e uso eficiente da energia. Assim, o Gerenciamento pelo Lado da Demanda (GLD) tornou-se uma ferramenta indispensável para o planejamento das companhias de eletricidade, em conjunto com as políticas de proteção ao meio ambiente [15].

Segundo [16], “diante desse quadro, e tendo em vista a transformação do setor elétrico na maioria dos países, o Banco Mundial, por meio de seus estudos e relatórios de avaliação, passou a recomendar a reformulação do setor elétrico no

Brasil”. Em 1985, foi criado o Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica (PROCEL) [17] com o objetivo de promover ações de conscientização para o uso eficiente de energia, ou seja, no combate ao desperdício de energia. De acordo com as informações obtidas pelo próprio programa, no período compreendido entre 1986 a 2017 foi estimada uma economia de energia total na ordem de 128,6 bilhões de kWh [17].

Do consumo total de energia elétrica dos últimos 12 meses no país¹, cerca de 29% é proveniente da classe residencial, sendo a segunda maior responsável pelo consumo de eletricidade no Brasil [18]. Ainda assim, as ações de incentivo ao GLD sempre foram pouco expressivas, quando comparadas às ações tomadas em países mais desenvolvidos, como alguns países europeus [19]. Porém, nos últimos anos, o mercado de eletricidade no país tem passado por mudanças significativas, havendo uma expansão da geração distribuída e do mercado livre de energia [20], provocando mudanças na legislação brasileira para se adequar às novas configurações do mercado de energia. Um exemplo é a norma de nº 482/2012 [2] da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), que trata das regras para micro e minigeração distribuída, bem como as revisões posteriores baseadas nesta resolução.

Tudo isso é possível devido as novas tecnologias estarem cada vez mais acessíveis, além da facilidade em se ter notícias sobre os casos de sucesso mundo afora com aplicações de novos modelos de sistemas de produção, monitoramento e gerenciamento de energia por parte do consumidor. Assim, as redes elétricas vão se tornando mais eficientes e inteligentes, dando espaço às chamadas redes inteligentes (do inglês *smart grids*) e abrindo o sistema para formação das micro redes, sistemas esses que, agregados às ferramentas de tecnologia da informação (TI), proporcionam resultados ainda mais eficientes para o consumo de energia na categoria residencial. A arquitetura desses sistemas é composta pela junção de equipamentos de medição, comunicação e acionamentos de controle, dentre outros [21].

¹ Considerando análise realizada durante período contido entre agosto de 2018 e agosto de 2019.

Finalmente, outros mecanismos implantados para influenciar os hábitos dos consumidores residenciais foram a aplicação das bandeiras tarifárias e a criação de nova modalidade tarifária para os usuários do grupo B (consumidores atendidos em baixa tensão de até 2,3 kV) chamada de tarifa branca.

2.2

Tarifação de energia para consumidores residenciais

No mesmo período em que foi criado o PROCEL, promovendo o uso racional e eficiente de energia elétrica, além do movimento mundial no mesmo sentido, foi elaborada uma proposta de tarifação diferenciada para os consumidores de baixa tensão denominada tarifa amarela. Essa nova modalidade disponibilizava três opções aos consumidores [15]:

- Tarifa amarela simples: onde não haveria a necessidade de mudança de hábitos por parte do consumidor;
- Tarifa amarela a dois preços: possuindo faixa horária com preço tarifário diferenciado, estimulando o consumidor a mudar os hábitos de consumo de energia;
- Tarifa verde: essa, por sua vez, considerava a estrutura de consumo apresentada pelo usuário.

Conforme apresentado em [22], a tarifa amarela foi aplicada em algumas distribuidoras, como COPEL, CPFL, CEMIG, EDP BANDEIRANTE, CELPA e COSERN, como um projeto piloto. Desse modo, determinados consumidores da baixa tensão puderam usar da nova modalidade tarifária como teste, possibilitando a realização de estudos nas modulações de cargas possivelmente provocadas com a migração de consumo do período de ponta para o horário fora de ponta. A autora ainda conclui que os projetos pilotos nunca obtiveram continuidade, apesar de apresentarem redução efetiva do consumo nos horários de pico das distribuidoras, visto que houve aumento do consumo no horário fora da ponta, devido à menor tarifação nesse horário, também provocando aumento de consumo total. Assim, a tarifa amarela oficialmente nunca foi implementada, mas abriu as portas para avaliação e estudos da tarifa branca pela ANEEL [22].

Destinada às unidades consumidoras atendidas em baixa tensão (127, 220, 380 e 440 Volts), a tarifa branca é uma modalidade tarifária que está sendo aplicada gradualmente e sua adesão é optativa, cabendo ao consumidor decidir se utiliza a nova modalidade ou não. Foi homologada pela ANEEL em 2016 e que entrou em operação em janeiro de 2018, seguindo cronograma de liberação para novos consumidores aderirem à modalidade descrito na própria norma [6], [23]. A partir de 2019, os consumidores com média anual de 250 kWh, e superior, podem migrar à tarifa branca, e em 2020 poderão optar por aderirem à nova modalidade os demais consumidores de baixa tensão, exceto residenciais classificados como baixa renda, beneficiários de descontos previstos em lei e iluminação pública.

Foi criada como mecanismo de incentivo ao GLD para os consumidores residenciais e comerciais de pequeno porte, com o objetivo de diminuir o consumo de energia elétrica no horário em que o sistema está mais sobrecarregado, chamado de período da ponta. Compreende-se que o modelo seja vantajoso para o sistema, ao permitir a postergação de investimentos de expansão da rede de distribuição para o atendimento de novos consumidores, e para o consumidor que tiver a possibilidade de deslocar o consumo dessa faixa horária da ponta, onde a tarifa é mais cara, para a fora da ponta [15].

Este é um programa tarifário de resposta à demanda, tratando-se de uma modalidade com três postos tarifários: ponta, quando o valor da tarifa é o mais caro; intermediário, quando o valor da energia ainda é mais alto do que na tarifa convencional; e fora de ponta, quando a tarifa de energia é mais barata que a tarifa convencional. Nos feriados nacionais e finais de semana, o valor para todas as horas do dia é considerado fora de ponta [6]. A Figura 2.1 [24] ilustra os postos tarifários descritos.

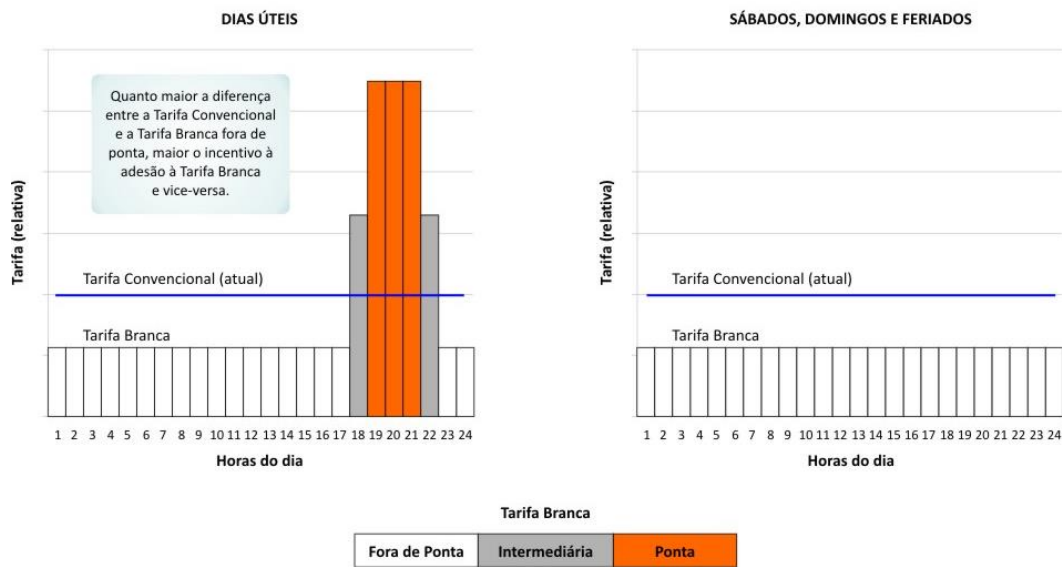


Figura 2.1: Comparativo entre tarifa branca e tarifa convencional (Fonte: [24])

É fundamental que o usuário tenha conhecimento sobre os seus hábitos de consumo antes de optar pela tarifa branca. Quanto mais detalhes sobre o seu perfil de consumo, melhores poderão ser os resultados após aplicação da tarifa branca com as adaptações adequadas. Ou seja, quanto mais o consumidor puder deslocar a energia consumida para o período fora da ponta, maiores serão os benefícios de aplicação da nova modalidade. Do contrário, o valor final da fatura pode vir a ser maior que a fatura com a tarifa convencional [24]. A Figura 2.2 ilustra uma simulação de caso de consumo residencial onde, não havendo a possibilidade de mudança de hábitos e, portanto, deslocamento do consumo do horário da ponta para fora da ponta, a melhor opção é manter-se com a tarifa convencional. Por outro lado, deslocando cerca de 70% do consumo da faixa intermediária e 36% do consumo da ponta, ambos para o período de fora da ponta, a adesão à tarifa branca já se tornaria vantajosa, conforme pode ser visto no exemplo.

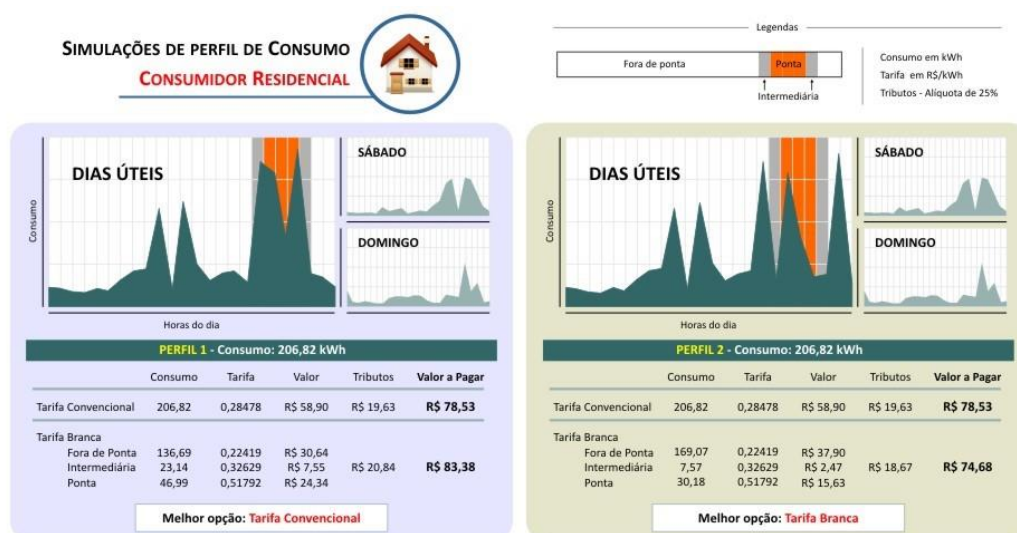


Figura 2.2: Simulação de perfil de consumo para consumidor residencial (Fonte: [24])

Antes da elaboração da tarifa branca, os consumidores da classe B² possuíam apenas a opção da tarifa convencional, que é uma tarifa monômnia³, com um valor único de energia em R\$/kWh, sem distinção de dia e hora, automaticamente aplicada a todos os consumidores da classe. Para aderir à tarifa branca, é necessário que o consumidor solicite à distribuidora. Esta, por sua vez, deverá verificar se o medidor instalado no local é compatível com as exigências da nova modalidade tarifária. Comprovada a incompatibilidade, deverá ser instalado pela empresa um medidor eletrônico capaz de identificar os postos tarifários em que a energia está sendo consumida [24].

Na tarifa convencional, o usuário paga uma única tarifa pelo consumo de energia elétrica ao longo das 24 horas do dia e, é calculada mediante:

$$C_{tc} = E * T_{tc} \quad (1)$$

em que,

C_{tc} – Custo da energia com a tarifa convencional (R\$);

E – Energia total (kWh);

T_{tc} – Preço da tarifa convencional (R\$/kWh).

² Grupo composto por unidades consumidoras com fornecimento de tensão inferior a 2,3 kV [4].

³ Tarifa com valor monetário aplicada apenas ao consumo de energia ativa do usuário [98].

A tarifa branca possui três postos tarifários e o custo total da energia consumida é calculado considerando-se separadamente cada uma das faixas, como mostra em (2):

$$C_{tb} = E_{pt} * T_{pt} + E_{it} * T_{it} + E_{fp} * T_{fp} \quad (2)$$

onde,

C_{tb} – Custo total da energia com a tarifa branca (R\$).

E_{pt}, E_{it}, E_{fp} – Energia nos horários de ponta, intermediário e fora de ponta, respectivamente (kWh).

T_{pt}, T_{it}, T_{fp} – Tarifas nos horários de ponta, intermediário e fora de ponta, respectivamente (R\$/kWh).

2.3

Monitoramento de consumo elétrico por dispositivo

Ter a capacidade de mensurar a quantidade de energia elétrica consumida por um aparelho foi uma necessidade adquirida à medida que as redes elétricas foram evoluindo para, então, haver o fornecimento compatível para suprir as necessidades dos consumidores. Ou seja, surgiu a necessidade de conhecer a demanda para atendê-la corretamente. Os primeiros equipamentos de medição eram baseados nas lâmpadas que uma rede possuía, medindo o tempo em que as lâmpadas permaneciam acesas e, assim, calculando a energia consumida, pois a tensão e a corrente das lâmpadas eram constantes e havia apenas uma chave de acionamento para todas. Nesse período, final do século XIX, foi criada a unidade de medição lâmpada-hora [25].

A partir daí, novas tecnologias não pararam de aparecer, trazendo novas alternativas para os aparelhos de medição de energia elétrica. Essa evolução foi determinada pela necessidade de possuir mais detalhes e informações sobre o consumo elétrico. Com o tempo, medidores mais complexos foram surgindo e, hoje, possuímos aparelhos eletrônicos capazes de fazer medições em tempo real, armazenar e transmitir os dados de leitura, também conhecidos como medidores inteligentes (do inglês *smart meters*).

À medida que o usuário possui informações detalhadas sobre o seu perfil de consumo, maiores são as chances de haver mudanças de hábito, assim, proporcionando impactos significativos de redução no consumo total de energia elétrica, como observado em pesquisa realizada pelo *American Council for an Energy-Efficient Economy* – ACEE em vários países [26]. Dessa forma, para realização desse tipo de monitoramento, é fundamental a utilização de um sistema de medição inteligente que consiste, basicamente, no conjunto de tecnologias onde um medidor inteligente é conectado à rede elétrica do consumidor, armazenando os dados de consumo de energia e permitindo o acompanhamento dessas informações. Em [27], o autor destaca que a utilização desses sistemas de medição inteligente representa a primeira fase da implantação das redes inteligentes.

O Monitoramento de Carga do Aparelho (do inglês *Appliance Load Monitoring* – ALM) é a ação que mais causa impacto direto no comportamento do consumidor, uma vez que é importante para compreender o consumo de energia, obtendo as informações por aparelho individualmente e promovendo um melhor gerenciamento da demanda [8] [7] [9]. Como observado por em [1], de posse dessas informações, os consumidores podem: verificar quais aparelhos consomem mais energia, entender de forma geral como é o seu perfil de consumo e tomar as medidas necessárias para aumentar a eficiência e economizar energia. Existem dois métodos de monitoramento de dispositivos elétricos que podem ser usados para realização dessas análises: métodos intrusivos e os não intrusivos.

Esse desafio de usar o monitoramento de cargas como ferramenta do GLD tem motivado os pesquisadores a desenvolverem algoritmos de desagregação do consumo de energia usando Monitoramento Não Intrusivo de Cargas de Aparelhos elétricos (do inglês *Non-Intrusive Appliance Load Monitoring* – NIALM) [9]. Essa técnica computacional tem por objetivo identificar o consumo de energia por aparelho, a partir do consumo de energia elétrica agregado [28]. Em [8], citando [29], [30] e outros, é definido o consumo final total (agregado) como o resultado da leitura dos medidores inteligentes tradicionais. Estes, por sua vez, são instalados no quadro de distribuição monitorando simultaneamente todos os equipamentos, sem a instalação de sensores adicionais e de equipamentos individuais por aparelho.

“Medir separadamente o consumo de cada dispositivo, para obter esse tipo de *feedback*, é insustentavelmente caro e difícil de gerenciar. Alternativamente, pesquisas feitas anteriormente propuseram o método de Monitoramento Não Intrusivo de Cargas de Aparelhos elétricos (NIALM), que envolve a desagregação do consumo elétrico total, obtido a nível de medição, em consumo a nível de aparelho individual”, segundo [31].

O monitoramento intrusivo de cargas é muito mais assertivo, em comparação ao NIALM, para determinar o consumo elétrico do aparelho específico, visto que é composto por medição independente em cada aparelho de forma distribuída, sem a necessidade de *softwares* de classificação dos dispositivos. Mas tem desvantagens muito relevantes, pois possui custo de execução muito elevado, configuração de múltiplos sensores, assim como instalações complexas, favorecendo o uso do NIALM [8].

2.4

Monitoramento não intrusivo de cargas de aparelhos elétricos

O método de NIALM foi primeiramente estudado por Hart em meados de 1990 [29]. O objetivo do algoritmo NIALM, também conhecido como algoritmo de desagregação de energia, é de desagregar a curva de carga de um aparelho específico da curva de carga total. Em outras palavras, isso significa dividir todo o consumo de energia nas diversas partes que o compõe (especificamente em cada aparelho). Nesta seção, serão dadas informações mais detalhadas sobre diferentes algoritmos NIALM que já existem na literatura, além dos recursos e técnicas de extração de dados, como um resumo de [32] e [33].

2.4.1

Descrição generalizada do NIALM

Nos últimos anos, uma enorme quantidade de estudos no âmbito da desagregação de energia e algoritmos NIALM têm sido realizados. Isso vem acontecendo especialmente pela introdução de infraestrutura avançada de armazenamento de dados, juntamente com a disponibilidade de informações de medição de energia nas mais variadas taxas de amostragem. Mais recentemente, os trabalhos têm utilizado principalmente dados com baixa taxa de amostragem (em torno de 1 Hz), que podem ser encontrados na maioria dos medidores inteligentes convencionais.

Generalizando, NIALM normalmente possui três etapas principais, das quais as duas últimas podem ser subdivididas em diferentes classificações. Em primeiro lugar, é realizada a coleta dos dados a partir de dispositivos de medição inteligentes, que armazenam a curva de carga total das fases da residência com a taxa de amostragem desejada. O tipo de amostragem utilizada depende da próxima etapa, que é a de análise de comportamento dos dispositivos. Esta pode ser classificada em duas categorias principais: análise de estados estacionários e análise de estados transitórios. Comparando ambas as abordagens, os métodos com análise de estados transitórios obtêm, de forma geral, maior precisão na desagregação e requerem amostragem de dados em alta frequência (na ordem de kHz a MHz) [33]. Por outro lado, nos métodos de estados estacionários, são usadas a flutuação dos níveis de potência e necessitam de baixa taxa de amostragem dos dados, mas também, é necessário um maior intervalo de tempo de análise para capturar os ciclos de operação [34]. Na última etapa, algoritmos de técnicas de inferência e de aprendizado são aplicados aos dados (e.g. modelo oculto de Markov, redes neurais, etc.). Podem ser classificados como algoritmos supervisionados, que dependem da interferência humana para classificação dos dados extraídos, bem como para parametrização, ou algoritmos independentes, os quais executam a desagregação sem nenhuma interferência humana.

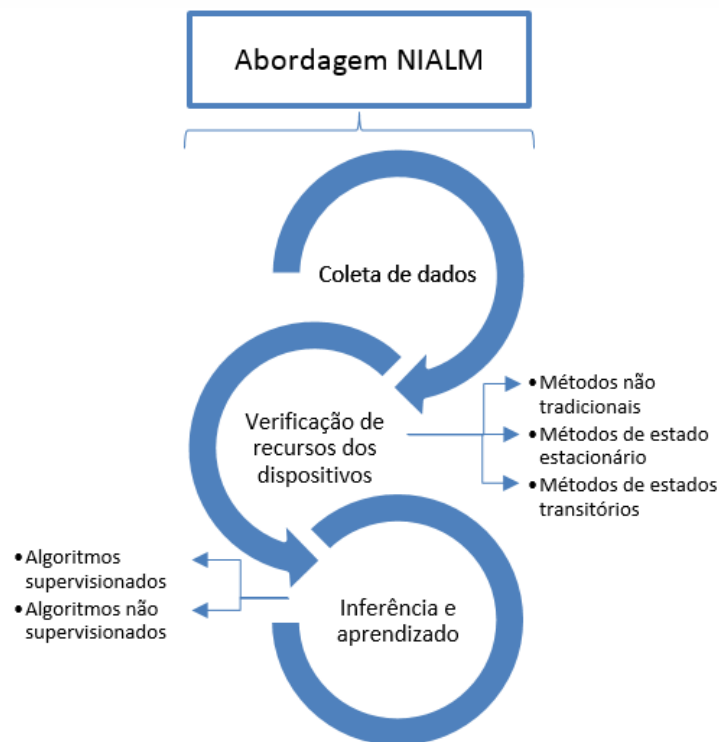


Figura 2.3: Diagrama da abordagem NIALM (Fonte: adaptado de [33])

2.4.2 Coleta de dados

Para que os estudos sejam realizados, é necessária a obtenção da curva de carga da residência, que também pode ser chamada de dados agregados. São usadas informações como potências ativa e reativa, flutuação no nível de tensão, dentre outros, com o intervalo de amostragem desejado. Essas informações são tratadas por um conversor A/D que tem por finalidade digitalizar as grandezas elétricas obtidas a partir de um medidor inteligente [1]. Finalmente, são esses os dados usados para realizar todo o estudo de desagregação proposto.

2.4.3 Técnicas de análise

A etapa seguinte à coleta dos dados é responsável pela extração dos recursos necessários. Os estudos das técnicas de NIALM iniciaram-se com as observações das mudanças dos níveis de potência ativa e reativa para detecção dos aparelhos [29]. As mudanças de estado são chamados de eventos e pertencem aos métodos

de análise de estados estacionários para extração de recursos. Mais recentemente, novas abordagens têm usado como recurso, por exemplo, harmônicos de corrente, transitórios, além da hora do dia bem como correlação entre o uso de diferentes aparelhos [1]. Essas técnicas podem ser classificadas em três principais categorias: análises de estado estacionário, análise de estados transitórios e recursos não tradicionais de dispositivos. Mais detalhes podem ser encontrados em [32] e [33]. De qualquer forma, é válido mencionar que diferentes períodos de amostragem requerem diferentes técnicas de extração de recursos, o que influencia no número e no tipo de equipamentos que podem ser detectados.

2.4.3.1

Métodos de estados estacionários

Ao utilizar-se de análise de estado estacionário, assume-se que há mudança de estado apenas quando as características de operação dos aparelhos mudam, senão, ele se mantém constante. Os principais recursos usados quando se aplica análise de estado estacionário são as mudanças de estado da potência ativa [35, 36, 37, 38], reativa [29], e das formas de onda de tensão e corrente [39] [40], harmônicos de corrente de estado estável e distorção harmônica total [41] [42].

Usando apenas a potência ativa como recurso de análise, a partir das pesquisas realizadas em [43], verificou-se que o reconhecimento de determinados aparelhos que possuem perfil de carga bem definido e de valores de potência mais elevados, como refrigeradores ou aquecedores de água, trabalham com erro abaixo de 15%, quando o seu consumo elétrico é usado para avaliação. Outra abordagem usada em [44] pôde mostrar que a maioria dos aparelhos como fogão elétrico, forno elétrico e micro-ondas, que apresentem mudança de estado de potência ativa por etapas, tiveram um total de erro de 9%, quando analisado o consumo elétrico. Entretanto, mesmo quando a curva de carga de um aparelho em específico pode ser identificada usando apenas a potência ativa como recurso, existem desvantagens a serem comentadas. Um exemplo são os aparelhos elétricos que possuem níveis de potência similares, bem como comportamento de consumo semelhante, sendo impossível de diferenciá-los sem nenhum outro recurso. Além disso, aparelhos que entram em operação simultaneamente acabam se sobrepondo, dificultando a identificação dos mesmos.

Além da potência ativa, a potência reativa é um recurso bastante usado para complementar as pesquisas que usam a técnica de estado estacionário, devido às características de carga resistiva, capacitiva ou indutivas dos eletrodomésticos [1]. Os níveis de potência ativa (P) e reativa (Q) variam de aparelho para aparelho, como pode ser observado a partir do plano PQ⁴ da Figura 2.4 [32]. Enquanto os aparelhos de maior consumo de energia (i.e. aquecedores, maquina de lavar) podem ser facilmente diferenciados, aparelhos de consumo similar como ventiladores, iluminação e TV são mais difíceis de serem distinguidos entre si.

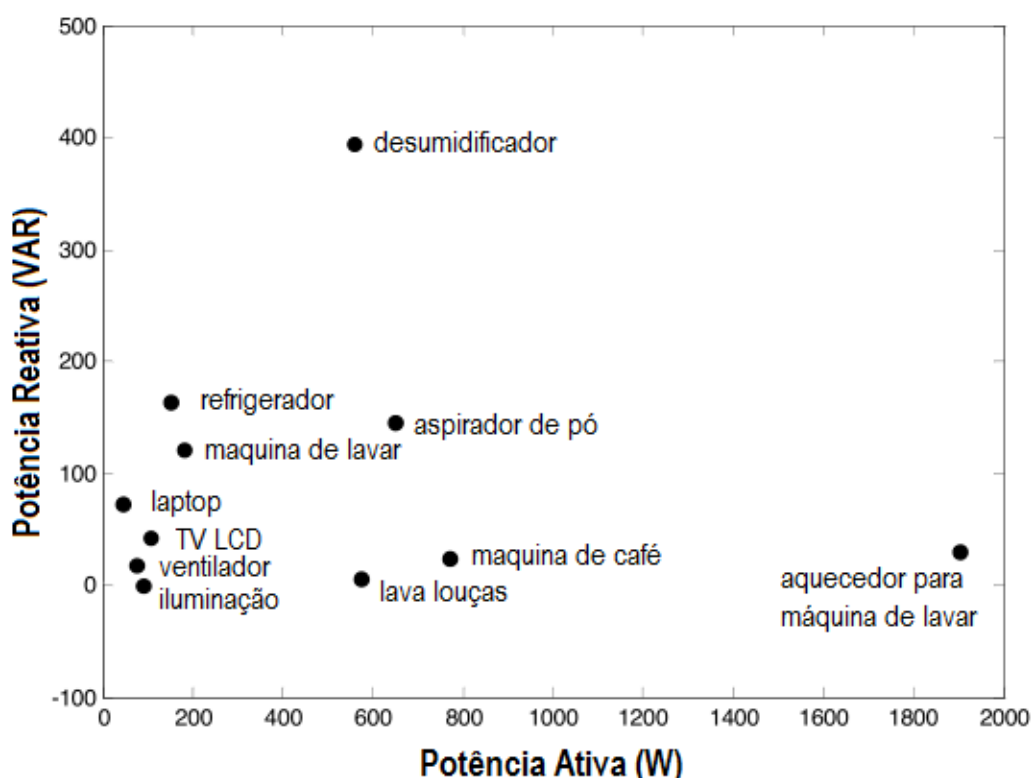


Figura 2.4: Exemplo de distribuição de cargas no plano PQ (Fonte: adaptado de [32])

Existem outros recursos que também podem ser usados em técnicas de estados estacionários. Pesquisadores também usam as formas de onda de tensão e corrente, analisando características como valores de pico e o valor quadrático médio (RMS, do inglês *Root Mean Square*), diferenças de fase e a harmônicos de corrente. A partir desses recursos, por proporcionarem um maior detalhamento das características de cada dispositivo, os resultados da desagregação possuem melhor acurácia. No entanto, a extração dos harmônicos requer que os dados

⁴ Potência ativa (P) x Potência reativa (Q).

estejam amostrados em alta frequência, aproximadamente 0,06 kHz ou superior [45]. A maior vantagem em usar harmônicos de corrente é que os eletrodomésticos também podem ser identificados durante operação simultânea, uma vez que cada dispositivo possui uma amplitude de corrente. Para execução desse tipo de análise é necessário um período de treinamento prévio, bem como um banco de dados das assinaturas dos dispositivos [1].

2.4.3.2

Métodos de estados transitórios

Os métodos de estado transitório identificam os dispositivos com base em suas assinaturas transitórias, incluindo o transitório de potência [46], ruídos de alta frequência [47] [48], transitório de harmônicos [49] [50], duração e formas de onda de potência/tensão/corrente transitória [32], [51]. Esses transitórios podem ser usados nos algoritmos NIALM, desde que ofereçam recursos diferentes com menos sobreposição, quando comparados com os recursos de estado estacionário [32]. Por possuírem um nível de detalhamento de informações muito maior, quando comparados às informações obtidas por dados de estados estacionários, os resultados utilizando-se métodos de estado transitório apresentam níveis de acurácia bem elevados [52] [53] [54].

A pesquisa apresentada em [47] usa um sensor de alta frequência para monitorar os ruídos elétricos na rede. Dispositivos elétricos, especialmente fontes de alimentação, provocam interferência eletromagnética (EMI) de alta frequência. Esse ruído elétrico medido passa por um tratamento com transformada de Fourier com uma faixa de frequência de 36-500 kHz. A partir das técnicas de aprendizado de máquina, esse sistema proposto poderia ter altos níveis de acerto na detecção de eventos de cada dispositivo. Porém, segundo [1], essa abordagem funciona apenas com dispositivos que possuem fonte de alimentação. Outra desvantagem é que esse ruído medido depende da estrutura da rede elétrica, bem como das fontes de ruído presente no ambiente [33] [47].

De qualquer forma, como concluído em [33], a maior desvantagem dos métodos que se utilizam de análise de estados transitórios mencionados nesta seção é a necessidade de dados amostrados em alta frequência para obter esses transitórios

e, além disso, a necessidade excessiva de treinamento de aprendizado de máquina para a correta identificação dos aparelhos.

2.4.3.3

Métodos não tradicionais

Além dos métodos convencionalmente estudados, mencionados nas subseções anteriores, também existem abordagens de algoritmos NIALM que não são tradicionalmente estudados. Uma nova técnica de mapeamento da curva de carga agregada usando retângulos e triângulos é proposta por [55]. Retângulos e triângulos acabam se adaptando bem à curva de carga, desprezando as pequenas flutuações. Essas formas geométricas são descritas em diversos parâmetros (tempo de início, valor de pico, tempo e valores de estado). Esse conjunto de informações é usado para classificar um evento, fazendo com que haja menos sobreposição comparando com as mudanças de estado tradicionalmente usadas em técnicas de estados estacionários, como citado por [55].

As técnicas aplicadas em [56], que usam a integração da hora do dia com a distribuição da duração dos períodos de ligamento e desligamento dos dispositivos têm obtidos resultados muito satisfatórios, assim como a correlação com outros aparelhos elétricos [57].

Em [58], sensores de intensidade de luz, simples e baratos, são usados na identificação de eventos quando fontes de iluminação artificial são ligados ou desligados.

Em [59] e [60] são usados recursos de áudio da utilização dos dispositivos como recurso para a desagregação de energia, enquanto que em [61] usa-se a combinação de sensores de som e magnéticos instalados próximo aos equipamentos analisados.

De forma geral, os níveis de acerto dos algoritmos NIALM podem ser aprimorados com aplicação de recursos adicionais, aumentando o nível de detalhamento para identificação dos dispositivos. Porém, isso implica na necessidade de maiores esforços e custos com instalação de sensores e equipamentos de medição. Dessa forma, deve-se ponderar entre o aumento dos esforços/custos e o aumento das taxas de acerto [1].

2.4.4 **Inferência e aprendizado**

Após extração dos recursos dos dispositivos a partir de métodos de extração de dados, como os mencionados na subseção anterior, é necessário fazer a classificação dessas informações para, então, alocar as cargas desagregadas aos respectivos dispositivos. Como já comentado, esta etapa determina se o trabalho é realizado com um algoritmo supervisionado ou não-supervisionado. Nesta subseção será feita uma revisão dos algoritmos supervisionados, que são aqueles que necessitam da interferência do operador humano, e dos algoritmos não-supervisionado, os quais possuem autonomia para alocação dos recursos, apresentando vantagem em relação ao primeiro.

2.4.4.1 **Algoritmos supervisionados**

Os algoritmos de desagregação de energia supervisionados normalmente usam métodos de otimização e identificação de padrões. No primeiro caso, por exemplo, utiliza-se a curva de carga total agregada, descrita matematicamente e tratada como um problema de otimização. No processo de otimização, os parâmetros que resultam no menor erro entre a curva de carga medida e a curva de carga estimada pelo modelo de desagregação (o qual é descrito pela fórmula matemática), devem ser identificados previamente [30]. Vários estudos são realizados tratando o problema da desagregação como um problema de otimização (e.g. programação inteira [30] [62], codificação esparsa [9] [63], algoritmos genéticos [64]), mas ainda é um desafio para se obter taxas elevadas de acerto [1].

No caso dos algoritmos que usam métodos de identificação de padrões, os recursos dos sinais como, por exemplo, os valores de potência ativa e reativa usados pelos aparelhos, são extraídos da curva de carga e comparados com os recursos que já tenham sido extraídos de um determinado banco de dados com as características dos aparelhos [29]. Entretanto, aparelhos que possuem características de comportamento semelhantes e/ou eventos que aconteçam simultaneamente não podem ser diferenciados usando-se apenas essa abordagem. Para resolver esse tipo de problema, várias pesquisas expandindo essa abordagem já foram realizadas, usando diferentes técnicas mais avançadas com

procedimentos de filtragem [43], harmônicos de corrente [52] ou transitório de potência [65].

Recentemente, vários dos métodos que vêm sendo elaborados para resolver o problema NIALM consideram técnicas de aprendizado de máquina. Essa abordagem desenvolve classificadores de aparelhos elétricos, os quais são treinados a partir das assinaturas elétricas dos dispositivos disponibilizadas nos mais variados banco de dados. Tais abordagens usam técnicas como, por exemplo, redes neurais artificiais [42] [66], modelo oculto de Markov (do inglês *hidden Markov models* – HMM) [46] [67] [68] e classificador ingênuo de Bayes [69].

2.4.4.2

Algoritmos não-supervisionados

Naturalmente, vem aumentando o número de trabalhos que investem na pesquisa de algoritmos NIALM não supervisionados para desagregação de energia elétrica, uma vez que estes não necessitam de entrada de informações sobre a quantidade e o tipo dos aparelhos que estejam sendo analisados [1]. De qualquer forma, em todas as abordagens, a identificação de um aparelho não é inteiramente autônoma, ainda necessitando que o usuário nomeie seus dispositivos ao final de todo o processo.

Neste grupo de algoritmos, várias técnicas já foram apresentadas, como em Kim [56], que usa um modelo HMM fatorial condicional, onde são aplicadas estatísticas de correlação entre aparelhos, cálculos de probabilidade de duração dos estados e do momento do dia, usando a potência ativa como dado de entrada. Por outro lado, em [36] é apresentado um algoritmo baseado em um HMM diferente do anterior. Neste, as informações dos aparelhos são ajustadas a partir de modelos anteriores de dispositivos generalizados. No caso apresentado em [70], foi utilizada a abordagem temporal *motif mining*, identificando mudanças de padrão frequentes e, em seguida, o consumo dos dispositivos. Por sua vez, em [71], o algoritmo de *motif mining* é enriquecido com cálculos das estatísticas do tempo de duração dos períodos “ligado” e “desligado” dos eventos identificados. Além disso, a técnica utilizando aplicação de *clustering* com separação de fonte aleatória foi apresentada em [72], onde as mudanças do nível de potência ativa e

reativa são capturadas, associadas entre si e identificadas como um evento para um aparelho.

3

Metodologia proposta

Neste capítulo, será apresentada a metodologia usada ao longo do trabalho, introduzida por uma breve descrição do problema de desagregação do consumo residencial, seguida pela apresentação das características dos dados usados ao longo da abordagem, bem como o tratamento e as considerações que devem ser levadas em conta. Além disso, todo o processo matemático de elaboração do método de desagregação, o passo a passo do algoritmo e métricas de avaliação também são apresentadas.

3.1

Descrição do problema

Os eletrodomésticos podem ter diferentes estados de operação relacionados ao seu funcionamento, caracterizando o perfil do aparelho, que também pode ser chamado de assinatura elétrica. Portanto, a curva de carga de uma instalação é composta pela junção das assinaturas dos aparelhos que nela estão ligados. Os algoritmos desenvolvidos para monitoramento não intrusivo procuram identificar as assinaturas de cada aparelho na curva de carga total, apontando, assim, o período de funcionamento de cada aparelho e o respectivo consumo de energia [8].

Segundo análises realizadas em [32], basicamente as metodologias de NIALM possuem três etapas:

- 1) Identificar as características elétricas dos equipamentos para descrevê-las matematicamente;
- 2) Possuir um ou mais equipamentos de medição, ou sensores, que possibilitem a extração dos dados de carga da instalação e, se possível, dos aparelhos;

3) Detectar as assinaturas dos equipamentos a partir de algoritmos matemáticos na curva de carga da instalação.

As assinaturas elétricas são percebidas nas variações de tensão, corrente e potência dos dispositivos, à medida que estão em operação. Essas variáveis elétricas são usadas para a identificação dos aparelhos nas metodologias NIALM e podem ser classificadas em duas categorias: macroscópicas e microscópicas [73]. Na primeira categoria estão os dados de potência ativa e reativa, independentemente se estiverem em plena operação ou em transição de estado, normalmente são amostrados na ordem de minutos ou segundos. Na segunda, por sua vez, caracterizam-se os dados das componentes harmônicas e informações extraídas das formas de onda de tensão e corrente dos equipamentos, os quais são obtidos em alta frequência, com taxa de amostragem na ordem de kHz a MHz. A existência de todas essas características contribui para se perceber quão importante pode ser a utilização de diferentes técnicas de processamentos de sinais e extração de dados, juntas, para resolução de um problema.

Para identificação dos aparelhos, é interessante a classificação dos tipos de perfis elétricos de acordo com suas características. Logo, pelo menos quatro categorias podem ser listadas [33, 8]:

Tipo I: Dois estados simples, sendo eles ligado ou desligado, onde estão os aparelhos de demanda única quando acionados. Por exemplo: lâmpadas e refrigeradores.

Tipo II: Aparelhos com múltiplos e finitos estados de operação, de forma que possuam estágios bem definidos de funcionamento. Máquina de lavar roupas e ventilador são exemplos para essa categoria.

Tipo III: Aparelhos de variação contínua, sem número de estados fixados e sem padrão definido para os estados. Como por exemplo os ar-condicionados com tecnologia inverter.

Tipo IV: Estado único constante, que são os equipamentos permanentemente ligados, como detectores de fumaça ou o modo stand-by de determinados aparelhos.

Os algoritmos que trabalham com dados em baixa frequência, em sua maioria, usam a detecção de eventos para a identificação dos dispositivos, ou seja, é

necessária uma variação significativa na curva de carga da instalação para o reconhecimento dos aparelhos. Aparelhos que pertencem às categorias III e IV, por não possuírem, respectivamente, um padrão de variação do consumo bem definido e significativo, são os mais difíceis de serem identificados a partir de suas assinaturas elétricas na curva de carga. Por outro lado, os aparelhos das categorias I e II são mais facilmente identificáveis, representam a maioria dos dispositivos convencionais utilizados em residências e as variações dos degraus de demanda na curva de carga são visíveis quando estão em operação.

Dispositivos que possuem comportamento de operação periódica, como os refrigeradores, são extremamente comuns e, portanto, de grande relevância para os estudos de comportamento do consumo residencial. Na Figura 3.1 estão ilustrados os perfis de cinco refrigeradores de modelos e potências distintas, dados retirados do *dataset* REDD [74] por [75], onde as características de comportamento dos dispositivos são similares e se repetem periodicamente, distinguindo-se pela potência de cada aparelho e pela frequência e duração dos ciclos. Portanto, a partir dessas observações, é possível parametrizar as características de aparelhos com comportamento periódico em um modelo matemático genérico e usá-lo para identificar as assinaturas de tais aparelhos.

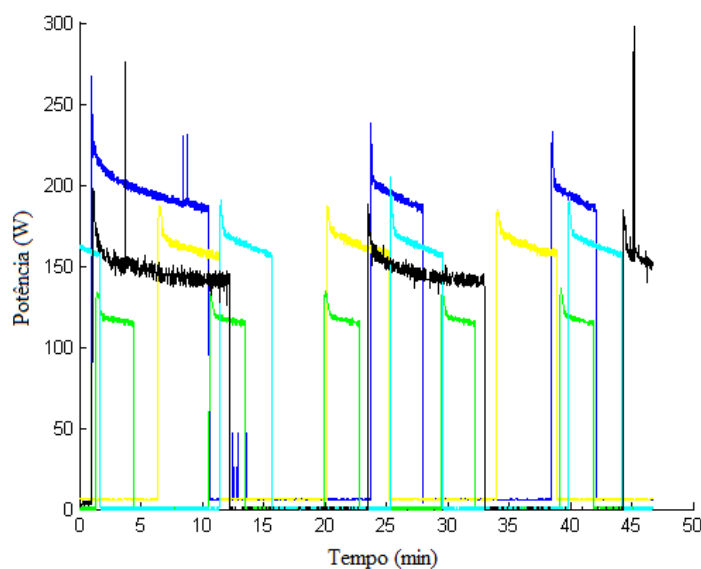


Figura 3.1: Assinaturas elétricas de cinco refrigeradores de modelo e potência diferentes (Fonte:[75])

Identificadas as componentes periódicas fixas, o problema da desagregação de energia pode ser visto como um problema de identificação às cegas, que visa estimar o comportamento de um sistema e, eventualmente, o perfil dos sinais de entrada, baseando-se apenas na observação do sinal de saída [9, 76]. Dessa forma, o sinal de saída da observação é a curva de carga total da instalação ($y(t)$), os sinais de entrada são os perfis de consumo de energia de uso final ($y_i(t)$) e o sistema descrito é um sistema estático definido por $y(t) = \sum_{i=1}^N y_i(t)$ [9].

Assumindo que um sistema possui N aparelhos, cada aparelho i pode operar em k estados de operação. Em cada instante de tempo t , apenas um modo de operação pode estar ativo em cada aparelho i [28]. Dependendo da quantidade aparelhos e de estados de operação, o problema da desagregação pode requerer um grande esforço computacional, de forma que, se N aparelhos possuem k estados de operação, tem-se como solução k^N combinações. Ou seja, quanto maior o número de aparelhos e/ou de estados de operação, mais difícil de obter solução para o problema, podendo se tornar intratável computacionalmente [10, 77].

Nesta dissertação é apresentado um algoritmo NIALM misto, baseado em um modelo de otimização linear inteiro misto, introduzido por um pré-processamento de extração de dados aplicando um modelo de séries de Fourier para aparelhos com comportamento periódico. Assume-se as seguintes condições:

- 1) O número de eletrodomésticos analisados não é grande o suficiente para se tornar um problema intratável computacionalmente. Entretanto, alguns possuem múltiplos estados de operação. De forma que quanto maior o número de aparelhos e estados, maior será o tempo de simulação e mais difícil de obter uma solução viável;
- 2) É necessária uma etapa de observação do perfil de consumo dos aparelhos periódicos disponíveis na casa, mesmo que essa análise seja realizada a partir da curva de carga total. Esta etapa é necessária para identificar características usadas como dados de entrada, como o limite superior para busca dos parâmetros periódicos;
- 3) É necessário ter informações iniciais dos dispositivos como, por exemplo, a potência nominal de cada um e seus eventuais estados de operação, se possível. Essas informações podem ser obtidas observando-se os dados de placa

dos aparelhos, através de uma simples inspeção visual ou por um período considerado intrusivo de observação do consumo por aparelho individualmente.

Para solucionar qualquer problema usando métodos NIALM, é necessária a disponibilidade de dados de medição de energia elétrica para a parametrização e validação do algoritmo [78]. Neste trabalho, foi utilizado o conjunto de dados do REDD [74], que tem sido extensivamente usado na literatura [28, 67, 46, 31]. O recurso usado foi a potência ativa dos aparelhos, com pré-processamento desenvolvido no ambiente MATLAB, e execução do modelo de otimização realizada no *FICO™ XPRESS Optimizer*.

A metodologia apresenta, inicialmente, a abordagem utilizada na desagregação dos aparelhos com característica periódica a partir do modelo da série de Fourier [79] e, em seguida, baseado nessa informação, a desagregação dos dispositivos não periódicos a partir do modelo de otimização inspirado em [9]. Nas próximas subseções, cada passo da abordagem proposta será apresentado.

3.2

Desagregação de aparelhos periódicos

Como mencionado na subseção anterior, refrigeradores, assim como *freezers*, pertencem aos aparelhos do Tipo I. O compressor liga quando a temperatura interna excede um certo limite, e desliga quando atinge o limite mínimo predeterminado. Normalmente, o tempo de duração do “liga e desliga” desses aparelhos varia dentro de um determinado intervalo constante [1]. Levando em consideração essa característica, na Figura 3.2 está representado o perfil de um refrigerador comum, de forma que $P_{(i,k)}$ é a potência do aparelho, T_{ON} é o período em que o compressor se mantém ligado, T_0 é o período de um ciclo de funcionamento do aparelho e t_0 é o tempo para que a primeira mudança de estado aconteça.

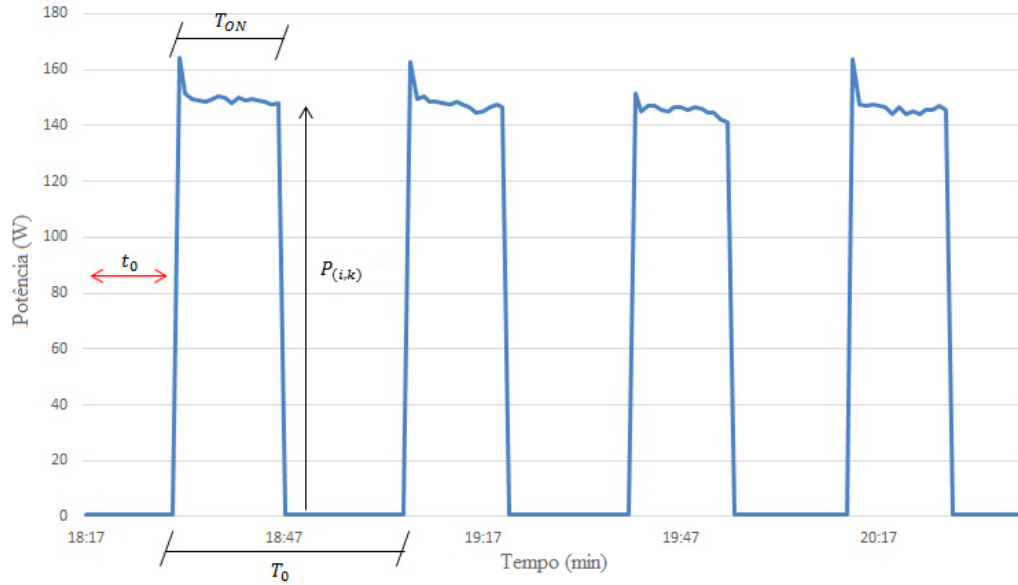


Figura 3.2: Consumo de um freezer em um período de 2h20

Analicamente, aparelhos com característica de consumo periódico podem ser descritos por

$$f_{(t,i)} = \begin{cases} P_i, & t_0 \leq t \leq T_{ON} \\ 0, & T_{ON} < t \leq T_0 \end{cases} \quad (3)$$

o que nos permite introduzir o processo de desagregação com um estágio de extração de dados para aparelhos com característica pulsada/quadrada.

3.2.1 Modelo da Série de Fourier

O modelo proposto consiste na adaptação da série de Fourier para expressar a função que descreve a assinatura dos aparelhos de característica periódica, de tal forma que

$$\begin{aligned} f_{(t,i)} &\cong \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} \left[a_n \cdot \cos\left(\frac{2\pi}{T_0} nt\right) + b_n \cdot \text{sen}\left(\frac{2\pi}{T_0} nt\right) \right] \\ &= \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} [a_n \cdot \cos(\omega_0 nt) + b_n \cdot \text{sen}(\omega_0 nt)] , \forall t \in T \end{aligned} \quad (4)$$

onde a_n e b_n ($n \in \mathbb{Z}_*^+$) são os coeficientes relacionados com as propriedades periódicas da função $f_{(t,i)}$, a_0 é o valor médio da função no intervalo utilizado, n é o número de harmônicos da série e t é a variável de tempo. Para conhecer a função periódica $f_{(t,i)}$ é necessário determinar os coeficientes de Fourier.

- **Determinação de a_0 :** integramos os termos de (4) em um intervalo de $[0, T]$:

$$\begin{aligned}
 \int_0^T f_{(t,i)} dt &= \int_0^T \left[\frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cdot \cos(\omega_0 n t) + b_n \cdot \sin(\omega_0 n t) \right] dt \\
 &= \int_0^T \frac{a_0}{2} dt + \sum_{n=1}^{\infty} \int_0^T a_n \cdot \cos(\omega_0 n t) dt + \int_0^T b_n \cdot \sin(\omega_0 n t) dt \\
 &= \left[\frac{a_0}{2} t \right]_0^T + \sum_{n=1}^{\infty} \left[\frac{a_n}{\omega_0 n} \sin(\omega_0 n t) \right]_0^T - \left[\frac{b_n}{\omega_0 n} \cos(\omega_0 n t) \right]_0^T \\
 &= \left[\frac{a_0}{2} T \right] + \sum_{n=1}^{\infty} \frac{a_n}{\omega_0 n} [\sin(\omega_0 n T) - \sin(0)] - \frac{b_n}{\omega_0 n} [\cos(\omega_0 n T) - \cos(0)] \\
 &= \left[\frac{a_0}{2} T \right] + \sum_{n=1}^{\infty} \frac{a_n}{\omega_0 n} [\sin(2n\pi) - 0] - \frac{b_n}{\omega_0 n} [\cos(2n\pi) - 1] = \frac{a_0}{2} T
 \end{aligned}$$

onde $\sin(2n\pi) = 0$ e $\cos(2n\pi) = 1 \forall n \in \mathbb{Z}$. Assim, o primeiro elemento da série de Fourier é o valor médio da função $f_{(t,i)}$ no intervalo de um período T , dado por

$$a_0 = \frac{2}{T} \int_0^T f_{(t,i)} dt. \quad (5)$$

- **Determinação de a_n :** manipulando (4), multiplicando toda a expressão por $\cos(\omega_0 m t)$ e integrando em um intervalo de $[0, T]$, temos:

$$\begin{aligned}
 \int_0^T f_{(t,i)} \cos(\omega_0 m t) dt &= \\
 &= \int_0^T \left[\frac{a_0}{2} \cos(\omega_0 m t) + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cdot \cos(\omega_0 n t) \cos(\omega_0 m t) + b_n \cdot \sin(\omega_0 n t) \cos(\omega_0 m t) \right] dt \\
 &= \int_0^T \frac{a_0}{2} \cos(\omega_0 m t) dt + \sum_{n=1}^{\infty} \left[a_n \int_0^T \cos(\omega_0 n t) \cos(\omega_0 m t) dt + b_n \int_0^T \sin(\omega_0 n t) \cos(\omega_0 m t) dt \right].
 \end{aligned}$$

A partir das Relações de Ortogonalidade (Anexo-A), tem-se que a segunda integral do somatório é nula. Além disso, a primeira integral do somatório é nula para $m \neq n$, e quando $m = n$ vale $\frac{T}{2}$. Assim, temos que

$$\begin{aligned}\int_0^T f_{(t,i)} \cos(\omega_0 mt) dt &= \frac{a_0}{2\omega_0 n} [\text{sen}(\omega_0 nt)]_0^T + a_n \frac{T}{2} \\ &= \frac{a_0}{2\omega_0 n} [\text{sen}(\omega_0 nT) - \text{sen}(0)] + a_n \frac{T}{2} \\ &= \frac{a_0}{2\omega_0 n} [\text{sen}(2n\pi) - 0] + a_n \frac{T}{2} = a_n \frac{T}{2},\end{aligned}$$

uma vez que $\text{sen}(2n\pi) = 0 \quad \forall n \in \mathbb{Z}$. Dessa forma, o coeficiente a_n é determinado por

$$a_n = \frac{2}{T} \int_0^T f(t) \cos(\omega_0 nt) dt. \quad (6)$$

- **Determinação de b_n :** semelhante ao item anterior, manipulando (4), multiplicamos toda a expressão por $\text{sen}(\omega_0 mt)$ e integrando em um intervalo de $[0, T]$, assim temos:

$$\begin{aligned}\int_0^T f_{(t,i)} \text{sen}(\omega_0 mt) dt &= \int_0^T \left[\frac{a_0}{2} \text{sen}(\omega_0 mt) + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cdot \cos(\omega_0 nt) \text{sen}(\omega_0 mt) + b_n \cdot \text{sen}(\omega_0 nt) \text{sen}(\omega_0 mt) \right] dt \\ &= \int_0^T \frac{a_0}{2} \text{sen}(\omega_0 mt) dt + \sum_{n=1}^{\infty} \left[a_n \int_0^T \cos(\omega_0 nt) \text{sen}(\omega_0 mt) dt + b_n \int_0^T \text{sen}(\omega_0 nt) \text{sen}(\omega_0 mt) dt \right].\end{aligned}$$

Novamente, usando as Relações de Ortogonalidade (Anexo-A), tem-se que a primeira integral do somatório é nula para quaisquer valores de n e m . Além disso, a segunda integral do somatório é nula para $m \neq n$, e quando $m = n$ vale $\frac{T}{2}$.

Assim:

$$\begin{aligned}\int_0^T f_{(t,i)} \text{sen}(\omega_0 mt) dt &= \frac{a_0}{2\omega_0 n} [\cos(\omega_0 nt)]_0^T + b_n \frac{T}{2} \\ &= \frac{a_0}{2\omega_0 n} [\cos(\omega_0 nT) - \cos(0)] + b_n \frac{T}{2}\end{aligned}$$

$$= \frac{a_0}{2\omega_0 n} [\cos(2n\pi) - 1] + b_n \frac{T}{2} = b_n \frac{T}{2},$$

uma vez que $\cos(2n\pi) = 1 \forall n \in \mathbb{Z}$. Dessa forma, o coeficiente b_n é dado por

$$b_n = \frac{2}{T} \int_0^T f_{(t,i)} \sin(\omega_0 n t) dt. \quad (7)$$

As equações (5), (6) e (7) são conhecidas como *Fórmulas de Euler-Fourier* e são usadas para encontrar os Coeficientes de Fourier da série descrita em (4) para uma dada função $f_{(t,i)}$ periódica, de período T , podendo ser usado qualquer intervalo de comprimento T [80].

Combinando as equações encontradas acima com o modelo matemático determinado para sinais periódicos (3) e o modelo da série de Fourier (4), encontra-se:

- **Cálculo de a_0 :** usando (5)

$$a_0 = \frac{2}{T_0} \int_0^{T_0} f_{(t,i)} dt = \frac{2}{T_0} \left[P_{(i,k)} \int_0^{T_{ON}} dt + 0 \int_{(T_{ON}+1)}^{T_0} dt \right]$$

$$a_0 = \frac{2}{T_0} T_{ON} P_{(i,k)} \quad (8)$$

- **Cálculo de a_n :** usando (6)

$$a_n = \frac{2}{T_0} \int_0^{T_0} f_{(t,i)} \cos(\omega_0 n t) dt$$

$$= \frac{2}{T_0} \left[P_{(i,k)} \int_0^{T_{ON}} \cos(\omega_0 n t) dt + 0 \int_{(T_{ON}+1)}^{T_0} \cos(\omega_0 n t) dt \right]$$

$$a_n = \frac{2}{T_0} P_{(i,k)} \frac{\sin(\omega_0 n T_{ON})}{n \omega_0} \quad (9)$$

- **Cálculo de b_n :** usando (7)

$$\begin{aligned}
b_n &= \frac{2}{T_0} \int_0^{T_0} f_{(t,i)} \sin(\omega_0 n t) dt \\
&= \frac{2}{T_0} \left[P_{(i,k)} \int_0^{T_{ON}} \sin(\omega_0 n t) dt \right. \\
&\quad \left. + 0 \int_{(T_{ON}+1)}^{T_0} \sin(\omega_0 n t) dt \right] \\
b_n &= \frac{2}{T_0} P_{(i,k)} \frac{1 - \cos(\omega_0 n T_{ON})}{n \omega_0}.
\end{aligned} \tag{10}$$

Substituindo os coeficientes a_0 , a_n e b_n encontrados, em (4), tem-se:

$$\begin{aligned}
f_{(t,i)} &= \frac{1}{2} \left(\frac{2}{T_0} T_{ON} P_{(i,k)} \right) \\
&\quad + \sum_{n=1}^{\infty} \frac{2}{T_0} \cdot \frac{1}{\omega_0 n} P_{(i,k)} \{ \sin(\omega_0 n T_{ON}) \cdot \cos(\omega_0 n t) \\
&\quad + [1 - \cos(\omega_0 n T_{ON})] \cdot \sin(\omega_0 n t) \}.
\end{aligned} \tag{11}$$

Esses resultados foram encontrados assumindo que o comportamento do aparelho é periódico, constante e que, durante seu período ligado, possui amplitude $P_{(i,k)}$, como mostrado em (3).

Finalmente, supondo o sinal contínuo periódico $f(t)$, com período fundamental T e que $x(t) = f(t \pm t_0) \forall t \in \mathbb{R}$, onde t_0 é uma constante, $x(t)$ é o sinal $f(t)$ com uma translação no tempo de t_0 . Ou seja, para representar a propriedade de translação no tempo, que para o caso em estudo significa a representação da primeira mudança de estado do sinal simulado, a equação (11) pode ser manipulada de tal forma que

$$\begin{aligned}
f_{(t,i)} &= \frac{1}{2} \left(\frac{2}{T_0} T_{ON} P_{(i,k)} \right) \\
&\quad + \sum_{n=1}^{\infty} \frac{2}{T_0} \cdot \frac{1}{\omega_0 n} P_{(i,k)} \{ \sin(\omega_0 n T_{ON}) \cdot \cos(\omega_0 n (t - t_0)) \\
&\quad + [1 - \cos(\omega_0 n T_{ON})] \cdot \sin(\omega_0 n (t - t_0)) \}.
\end{aligned} \tag{12}$$

A Figura 3.3 ilustra a simulação do sinal representado na Figura 3.2, usando as propriedades $P_{(i,k)} = 145 \text{ W}$, $T_{ON} = 15 \text{ min}$, $T_0 = 34 \text{ min}$, $t_0 = 10 \text{ min}$ e $n = 75$.

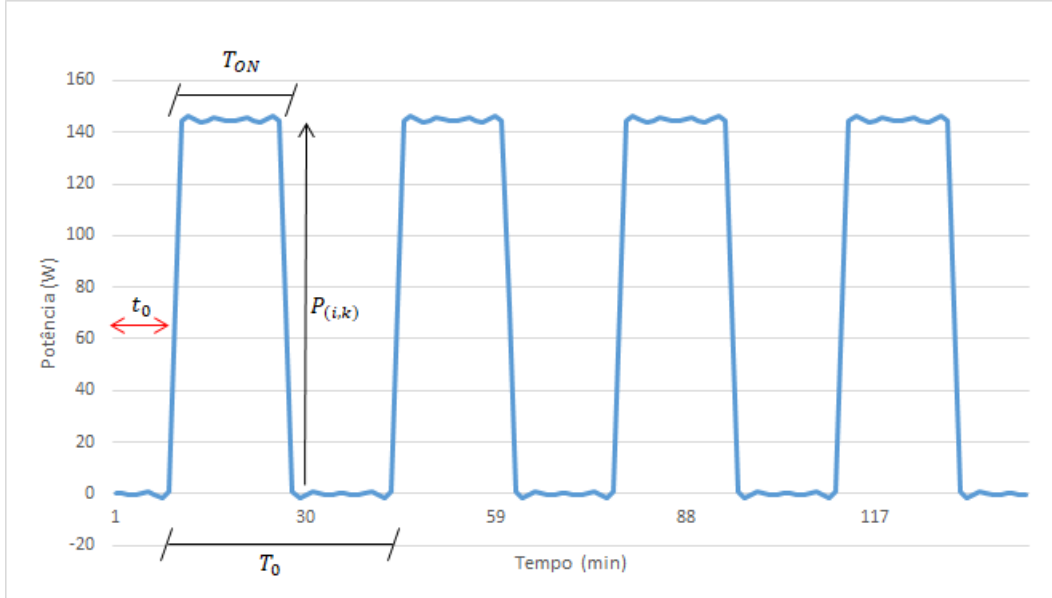


Figura 3.3: Aplicação da função determinada para aparelhos de consumo periódicos

3.2.2 Etapas do modelo para aparelhos periódicos

O conjunto dos parâmetros que melhor descreve o comportamento de um aparelho periódico é escolhido a partir do resultado das combinações de diferentes valores para os parâmetros T_0 , T_{ON} e t_0 . Cada combinação gera um valor de erro final, proveniente do somatório dos erros observados ponto por ponto, em função do tempo t , como descrito na equação (13). Por sua vez, tal erro ponto por ponto é calculado como descrito em (14):

$$e = \sum_{t \in T} e_{(t)} \quad (13)$$

$$e_{(t)} = \begin{cases} \left| y_{(t)} - \left[\sum_{i \in J} f_{(t,i)} \right] \right|, & \text{se } \left[\sum_{i \in J} f_{(t,i)} \right] \leq y_{(t)} \\ \left(\left| y_{(t)} - \left[\sum_{i \in J} f_{(t,i)} \right] \right| + M_{(t)} \right), & \text{caso contrário} \end{cases}, \quad \forall t \in T, \quad (14)$$

onde $e_{(t)}$ é determinado pelo valor absoluto da diferença entre a curva de carga da residência e a assinatura elétrica simulada para o aparelho periódico – ou conjunto de aparelhos, ambos no instante t , caso este ponto da simulação seja inferior ou igual ao ponto da potência ativa lida do sistema. Senão, é usada uma penalização $M_{(t)}$ sob essa diferença $[e_{(t)} + M_{(t)}]$, de tal forma que os pontos simulados erroneamente serão mais significativos no valor final de e , do que os valores sem penalização. Portanto, quanto maior o valor do erro e , menores as chances daquela combinação de parâmetros ser adotada. A penalização do erro $M_{(t)}$ é utilizada para evitar erro de predição onde o aparelho esteja consumindo mais do que o consumo real da residência, penalizando fortemente os sinais que não façam sentido com o sinal periódico que esteja sendo buscado. O conjunto de parâmetros escolhido é aquele que tem como resultado o menor erro final.

Os valores dos parâmetros que determinam as características do sinal periódico simulado são obtidos a partir de variação crescente dos mesmos. O processo do algoritmo é dividido em etapas e cada etapa corresponde ao melhoramento da resolução do sinal simulado, onde é considerado sempre o menor erro final como parâmetro de escolha. Na primeira etapa é iniciada a busca, onde não há informações sobre o comportamento do aparelho. Portanto, solicita-se que o usuário faça entrada de alguns valores para, de certa forma, economizar esforço e tempo da análise computacional.

- **Valores iniciais:** o padrão de funcionamento dos aparelhos periódicos é visível na assinatura elétrica do consumo residencial. Ao iniciar o processo de desagregação, a partir de observação da curva de carga, existe a possibilidade do usuário identificar um valor a ser aplicado como limite superior na busca do parâmetro T_0 , ou seja, o maior valor que o parâmetro pode assumir. Os valores máximos para os outros parâmetros são automaticamente dependentes do máximo indicado ao período do sinal do dispositivo, uma vez que o período ligado (T_{ON}) e o tempo até a primeira mudança de estado (t_0) não podem ser superiores ao período de um ciclo.
- **Passo de variação:** como os valores de todos os parâmetros irão variar de forma crescente, gerando inúmeras combinações, é solicitado que o usuário indique valores iniciais de passo de crescimento para todos os parâmetros, o que

diminui o número de interações. Essa entrada será usada também como limite inferior da busca, ou seja, o menor valor que o parâmetro pode assumir. Assim, o usuário indicará valores de passo inicial para os três parâmetros T_0 , T_{ON} e t_0 .

Por exemplo, simulando a busca do sinal apresentado na Figura 3.2, indica-se que o sinal possui os dados de entrada descritos a seguir. Logo:

$$T_0^{MAX} = 50; T_0^{passo} = 5; T_{ON}^{passo} = 4; t_0^{passo} = 5.$$

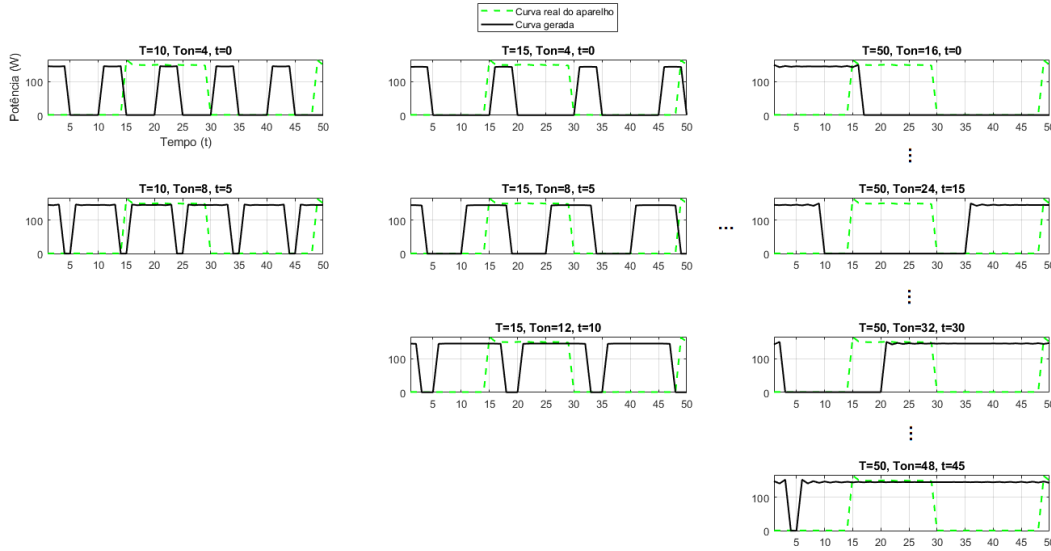


Figura 3.4: Sequência de variações de parâmetros

Nesse mesmo sentido, algumas restrições foram implementadas de forma que apenas os sinais simulados que estejam dentro do padrão desejado sejam analisados. O padrão impõe que haja variações de estado (liga/desliga) do aparelho ao longo do tempo e que seja respeitada a amplitude média do sinal, quando no período ligado, de pelo menos 93% da amplitude desejada ($0,93P_{(i,k)}$). Ou seja, se, por alguma razão, o algoritmo gerar uma sequência fixa de dados, a restrição descarta essa sequência e não executa a verificação, pois apresenta característica diferente das necessárias para representar um aparelho de comportamento periódico. Igualmente acontece quando a amplitude dos dados gerados está abaixo de 93% da amplitude determinada ao aparelho.

Ao final da primeira etapa, o conjunto de parâmetros que resulta no menor erro final e é armazenado e, automaticamente, alimenta os dados de entrada da segunda etapa. A partir daí, o algoritmo executa o passo a passo de análise, onde a busca ao valor ideal para cada parâmetro se dá de forma crescente, com variação

unitária, usando como referência o conjunto de valores encontrados na etapa anterior. Finalmente, sabendo-se que o primeiro resultado obtido foi encontrado a partir de variações crescentes a passos mais largos, esses valores serão usados como mediana⁵ das buscas, isto é, o limite inferior é dado pela mediana menos o valor de passo e o limite superior é dado pela mediana mais o valor de passo adotado na primeira etapa, para cada parâmetro, respectivamente.

Usando-se o mesmo exemplo acima, ao final da primeira etapa é encontrado um conjunto de valores que representam a representação do sinal com menor erro final. Na sequência, o novo intervalo de valores que o algoritmo usará para encontrar o melhor resultado é dado como se mostra a seguir:

- **Melhor resultado da primeira etapa:**

$$T'_0 = 35, T'_{ON} = 12, t'_0 = 20, e = 7770$$

- **Intervalos de busca para a segunda etapa:**

$$T'_0 - T_0^{passo} \leq T_0 \leq T'_0 + T_0^{passo} \therefore 30 \leq T_0 \leq 40$$

$$T'_{ON} - T_{ON}^{passo} \leq T_{ON} \leq T'_{ON} + T_{ON}^{passo} \therefore 8 \leq T_{ON} \leq 16$$

$$t'_0 - t_0^{passo} \leq t_0 \leq t'_0 + t_0^{passo} \therefore 15 \leq T_{ON} \leq 25$$

- **Melhor resultado da segunda etapa:**

$$T_0 = 34; T_{ON} = 15; t_0 = 20; e = 570$$

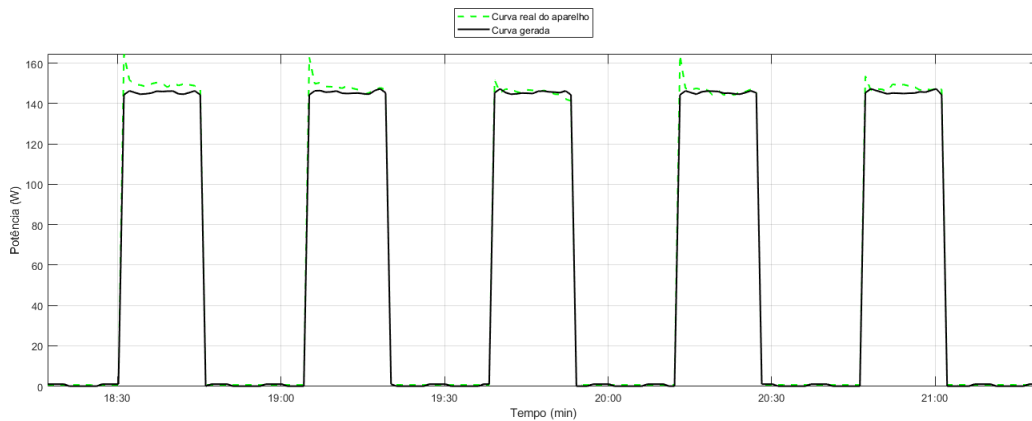


Figura 3.5: Comparação entre sinal periódico simulado e sinal real

⁵ Mediana: valor que divide um conjunto de valores ordenados em partes iguais.

Finalmente, para encontrar o sinal final associado ao aparelho i ($\hat{f}_{(t,i)}$), o balanceamento de potências deve ser respeitado. Portanto, aplica-se a seguinte regra:

$$\hat{f}_{(t,i)} = \begin{cases} f_{(t,i)}, & \text{se } [\sum_{i \in J} f_{(t,i)}] \leq y_{(t)} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}, \quad \forall t \in T, i \in J. \quad (15)$$

Nos casos em que o aparelho se encontra permanentemente ligado, apresentando um consumo mínimo fixo conhecido, impõe-se que, ao invés do zero, o aparelho estará usando esse valor de potência mínima.

3.3 Desagregação de aparelhos não periódicos

Os resultados obtidos na subseção anterior são usados como dados de entrada para desagregar os demais aparelhos. Para se fazer isso, neste trabalho, é proposto um modelo de otimização no qual usa-se como referência a leitura da energia consumida em uma residência, leitura obtida no painel de entrada de energia do local, associada às informações das características dos aparelhos que compõem a instalação, como a potência nominal de cada aparelho e, se possível, informações de indicação de uso dos dispositivos ao longo do dia.

O modelo de otimização pode ser descrito como um problema de programação linear-inteira mista (do inglês *mixed-integer linear program* - MILP), pois o modelo considera variáveis inteiras (binárias) para identificação dos aparelhos listados e variáveis reais para computar as perdas elétricas, além de computar uma parcela de energia consumida por dispositivos que não são identificados, também chamados de dispositivos fantasmas. Tal variável de dispositivos fantasmas pode ser associada aos aparelhos que não foram indicados no modelo ou até mesmo variações imprevistas dos aparelhos.

O modelo proposto foi elaborado por [10], inspirado no modelo proposto por [9], apresentado a seguir:

$$\min_{\theta_{(t,i,k)}, \delta_{(t)}, \beta_{(t)}} \left\{ \begin{aligned} & \lambda_P \sum_{t \in T} \left| y_{(t)} - \left[\sum_{i \in J} \hat{f}_{(t,i)} \right] - \sum_{i \in I} \hat{y}_{(t,i)} - \beta_{(t)} - \delta_{(t)} \right| + \\ & \sum_{t \in T} \sum_{i \in I} \sum_{k \in K} W_{(t,i,k)} \theta_{(t,i,k)} + \sum_{t=2}^T \sum_{i \in I} \sum_{k \in K} \lambda_{(i)} |\theta_{(t,i,k)} + \theta_{(t-1,i,k)}| + \\ & \lambda_{\delta} \sum_{t \in T} \delta_{(t)} + \lambda_{\Delta} \sum_{t=2}^T |\delta_{(t)} + \delta_{(t-1)}| \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

s.a.

$$\hat{y}_{(t,i)} = \sum_{k \in K} P_{(i,k)} \theta_{(t,i,k)}, \quad \forall t \in T, i \in I \quad (17)$$

$$\sum_{k \in K} \theta_{(t,i,k)} = 1, \quad \forall t \in T, i \in I \quad (18)$$

$$\sum_{k \in \Omega^{k_{ON}}} \theta_{(t,i,k)} \geq AP_{ON(t,i)}, \quad \forall t \in T, i \in I \quad (19)$$

$$\theta_{(t,i,1)} \geq AP_{OFF(t,i)}, \quad \forall t \in T, i \in I \quad (20)$$

$$1.5\% y_{(t)} \leq \beta_{(t)} \leq 2.5\% y_{(t)}, \quad \forall t \in T \quad (21)$$

$$\theta_{(t,i,k)} \in \{0,1\}, \quad \forall t \in T, i \in I, k \in K \quad (22)$$

$$\delta_{(t)} \in \mathbb{R}, \quad \forall t \in T \quad (23)$$

A primeira parte da expressão (16) tem o objetivo de minimizar o valor absoluto da diferença entre a energia medida no quadro de entrada da residência e a energia desagregada para os aparelhos periódicos e não periódicos, levando em conta as perdas elétricas do sistema e a parcela da energia consumida por elementos não identificados.

O segundo elemento da expressão (16) usa a matriz $W_{(t,i,k)}$ para aplicar pesos aos aparelhos. Esses pesos são usados para priorizar ou minimizar os dispositivos, em determinado estado de operação e período de tempo específico, com características similares às de outros aparelhos, que acabam provocando erros no momento da desagregação. Desta forma, aos aparelhos com maior probabilidade de serem usados são alocados pesos menores e, assim sendo, são aplicados pesos

significativamente grandes àqueles que possuem a tendência de não serem usados. Essa mesma técnica de alocação de peso aos aparelhos foi adotada em [9]. A terceira parte da função objetivo (16) penaliza a frequente variação de estado, a partir da componente de penalização por aparelho $\lambda_{(i)}$, uma vez que esta não é uma situação normal para a maioria dos eletrodomésticos.

Finalmente, como nem todos os aparelhos conseguem ser listados, ou até mesmo não são identificados todos os estados de operação daqueles listados, para minimizar o erro que estes podem causar na desagregação, é aplicada a variável de folga $\delta_{(t)}$. Portanto, o quarto e o quinto elemento da expressão (16) buscam minimizar o uso dessa variável, aplicada aos aparelhos e estados fantasmas, bem como a sua variação brusca ao longo do tempo. Tem por objetivo fechar o balanço de potência entre a potência ativa calculada e a medida.

A restrição (17) representa a potência ativa calculada associada à operação do aparelho i no instante de tempo t , garantida, por sua vez, pela restrição (18), onde apenas um estado de operação pode estar em atividade a cada instante de tempo t .

As restrições (19) e (20) envolvem as matrizes de aparelhos ligados ($AP_{ON(t,i)}$) e de aparelhos desligados ($AP_{OFF(t,i)}$) que são montadas no pré-processamento. A primeira é preenchida por informações de uso dos aparelhos, fornecidas pelo usuário, indicando-se que o aparelho i esteve em um modo de operação $k \neq 1$ no instante de tempo t ao preenchê-la com 1, portanto, em atividade. Preenchendo-a com 0, a variável que determina o estado de operação em atividade se encontra disponível para assumir qualquer resultado. Já $AP_{OFF(t,i)}$ é montada quando a potência do sistema, lida no instante t , é menor do que a potência de operação disponível para o aparelho i , de forma que, ao preencher a matriz com 1, obrigatoriamente, o modelo manterá o aparelho especificado no instante de tempo determinado como desligado.

Na restrição (21) são delimitadas as perdas elétricas ($\beta_{(t)}$) do sistema residencial, consideradas pelo modelo, aplicando-se limites de 1,5% a 2,5% da carga total. Os valores adotados foram escolhidos baseando-se nas análises apresentadas em [81], onde foram realizados estudos sobre perdas elétricas para consumidores

residenciais. Por fim, as restrições (22) e (23) definem que as variáveis de decisão θ e δ são binária e real, respectivamente.

Ao final do processo de otimização, os parâmetros λ e W são ajustados de acordo com a frequência de uso de cada aparelho, baseando-se da abordagem utilizada em [9]. A Figura 3.6 ilustra um fluxograma que resume a metodologia proposta.

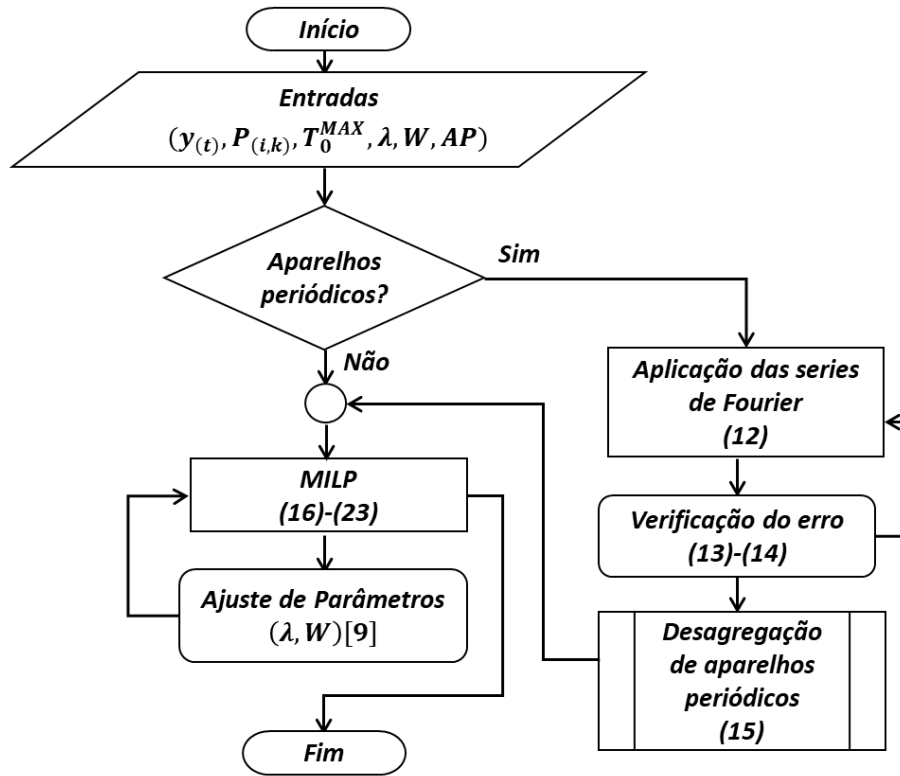


Figura 3.6: Fluxograma da metodologia proposta

Para modelar o valor absoluto de uma variável ou expressão em programação linear-inteira mista, devem ser introduzidas variáveis auxiliares e restrições adicionais ao modelo [82]. Por exemplo, assumindo uma variável (ou expressão) x da qual precisamos do valor absoluto, limitada a $L \leq x \leq U$. Se $L \geq 0$ então $|x| = x$, e se $U \leq 0$ então $|x| = -x$. O jeito mais comum de modelar $|x|$ começa escrevendo x como a diferença entre duas variáveis não-negativas:

$$x = x^+ - x^-$$

$$0 \leq x^+ \leq U$$

$$0 \leq x^- \leq |L|.$$

Assim, pode-se dizer que $|x| \leq x^+ + x^-$ e o *solver* forçará x^+ ou x^- a ser 0 e o outro a ser $|x|$.

3.4

Métricas de avaliação

Para análise dos resultados da desagregação foram usadas diferentes métricas de avaliação. Desta forma, é possível mensurar a acurácia do modelo de otimização, bem como avaliar a recuperação da energia consumida pelos aparelhos.

Como em [7], foram usadas métricas de análise de precisão (PR), sensibilidade (SE) e F-Measure (F_M), média harmônica entre precisão e sensibilidade. Estas são calculadas a partir de classificações binárias nas quais os resultados obtidos pelo método de desagregação são definidos por: verdadeiro positivo (VP), quando o dispositivo detectado foi realmente usado; falso positivo (FP), quando o aparelho detectado não está funcionando; falso negativo (FN), indicando que o aparelho em operação não foi detectado, além da classificação verdadeiro negativo (VN).

Para ser capaz de diferenciar entre identificação correta ou não correta de mudanças de estado, além da correta identificação do valor de potência naquele instante de tempo, com base nos estudos apresentados em [1] e nas proposições de [56], foi adotado um fator de identificação κ , o qual deve variar de acordo com a variação da potência entre os dispositivos, que irá distinguir entre resultados de Verdadeiro Positivo Correto (VPC) e Verdadeiro Positivo Incorreto (VPI) em substituição do convencional VP simples. Considerando que $\hat{y}_{(t,i)}$ é o valor estimado para o instante t e $y_{(t,i)}$ é o valor real no mesmo instante, tem-se:

- Quando $\hat{y}_{(t,i)} = 0$ e $y_{(t,i)} = 0$, a predição é Verdadeiro Negativo (VN);
- Quando $\hat{y}_{(t,i)} = 0$ e $y_{(t,i)} > 0$, a predição é Falso Negativo (FN);
- Quando $\hat{y}_{(t,i)} > 0$ e $y_{(t,i)} = 0$, a predição é Falso Positivo (FP);
- Quando $\hat{y}_{(t,i)} > 0$ e $y_{(t,i)} > 0$, e $|\hat{y}_{(t,i)} - y_{(t,i)}|/y_{(t,i)} \leq \kappa$, a predição é Verdadeiro Positivo Correto;
- Quando $\hat{y}_{(t,i)} > 0$ e $y_{(t,i)} > 0$, e $|\hat{y}_{(t,i)} - y_{(t,i)}|/y_{(t,i)} > \kappa$, a predição é Verdadeiro Positivo Incorreto.

Assim, *precisão* e *sensibilidade* podem ser calculadas com [1, 56]:

$$PR = VPC / (VPC + VPI + FP) \quad (24)$$

$$SE = VPC / (VPC + VPI + FN) \quad (25)$$

Pelo termo *precisão*, que também pode ser chamado de valor preditivo positivo [1], é calculada a fração da quantidade de estados de operação no modo ligado relativamente bem recuperados (VPC) quando comparada à quantidade de todos os pontos estimados como ligados (VPC + VPI + FP), ou seja, quanto maior a *precisão*, menor é a ocorrência de FPs e VPI. Por outro lado, a *sensibilidade* descreve a fração do número de estados relativamente bem recuperados (VPC) em relação a todos os pontos no modo de operação ligado da curva de carga real do dispositivo (VPC + VPI + FN), portanto, elevado valor de *sensibilidade* significa baixa ocorrência de FNs e VPI. O *F-Measure* balanceia as informações obtidas a partir da *precisão* e da *sensibilidade*, sendo calculado da seguinte forma:

$$F_M = 2 * \frac{PR * SE}{PR + SE}, \quad (26)$$

Como descrito acima, F_M é a relação entre os resultados de precisão e de sensibilidade. Quanto mais próxima a curva de carga estimada é da curva real, com um limite de variação de κ entre elas, mais próximos de um serão os resultados da avaliação.

A Média Percentual Absoluta do Erro (do inglês MAPE) apresenta a diferença percentual entre os valores estimados e os valores reais da potência elétrica do aparelho i ao longo do intervalo de cálculo do tempo t . A partir dos dados obtidos por esta métrica de avaliação, será avaliado se a recuperação da energia desagregada para cada aparelho foi boa ou não, de forma que, quanto mais próximos de zero estiverem os resultados, melhor a acurácia do modelo. Assim:

$$MAPE_i = \frac{\sum_{t=1}^T \frac{|E_{(t,i)} - \hat{E}_{(t,i)}|}{E_{(t,i)}}}{N} \times 100 \quad (27)$$

onde,

$E_{(t,i)}$ – é a energia real consumida pelo aparelho i num intervalo t ;

$\hat{E}_{(t,i)}$ – é a energia calculada para o aparelho i num intervalo de tempo t ;

N – é o número total de observações;

Como complemento, para compreender a capacidade do algoritmo de desagregação do consumo de energia em cada dispositivo e também seu desempenho de forma geral, usamos o Erro Líquido da potência atribuída (*Net Error in assigned Power – NEP*), definido em [31] como:

$$NEP = \frac{\sum_{t=1}^T |\hat{y}_{(t,i)} - y_{(t,i)}|}{\sum_t y_{(t,i)}} \quad (28)$$

onde $y_{(t,i)}$ é a potência medida e $\hat{y}_{(t,i)}$ a potência estimada para cada dispositivo i no instante t . Essa métrica calcula o desvio da estimativa entre o consumo real e o consumo estimado por cada aparelho. Valores de NEP baixos indicam boas estimativas de consumo.

Decidiu-se usar múltiplas métricas de avaliação, pois, uma única métrica não é informativa suficiente para avaliar diferentes estudos de caso. Por exemplo, considerando uma aplicação onde o objetivo é avaliar o consumo de energia semanal por cada dispositivo, portanto, nesse caso, será de interesse avaliar a energia estimada correta, sem a necessidade de se verificar a hora exata em que foi indicado o uso. Dessa forma, métricas de avaliação como MAPE e NEP, que informam erros absolutos médios, promovem informações relevantes ao estudo. Por outro lado, se o estudo de caso é para informar ao usuário qual dispositivo está em funcionamento em um determinado período, então, será relevante possuir informações de precisão dos acertos horários, e não mais a estimativa de energia, tornando mais apropriados os resultados obtidos com a métrica *F-Measure*.

4

Resultados e Discussões

Neste capítulo será apresentado a aplicação realizada a partir do banco de dados REDD (*Reference Energy Disaggregation Dataset*) [74], bem como as considerações, adaptações realizadas e os resultados obtidos ao longo do desenvolvimento do trabalho. As métricas apresentadas na seção anterior foram usadas para comparar os resultados do modelo proposto e os dados de referência. Por fim, será desenvolvida uma análise comparativa entre os custos aplicados ao caso em estudo quando usadas tarifa convencional e branca, levando em consideração uma abordagem de deslocamento do consumo.

4.1

Considerações iniciais

O banco de dados utilizado contém a leitura do consumo de energia de 6 residências localizadas em Boston, coletadas no verão de 2011. Baseando-se nessas informações, o modelo de desagregação apresentado neste trabalho é usado para realizar a desagregação da potência ativa usada pelos dispositivos de uma das casas, por simplicidade, ao longo de um período de análise de 24 horas, escolhido de forma indiscriminada para realização de aplicação e análises didáticas. Os resultados obtidos no processo de desagregação foram usados, como um exercício didático, para avaliar a viabilidade do usuário migrar da modalidade tarifária convencionalmente aplicada aos consumidores residenciais no Brasil para a tarifa branca.

O modelo de desagregação aqui proposto pode ser dividido em dois momentos. O primeiro, momento do pré-processamento, é realizado a partir do *software* MATLAB® [11], onde é acionada a leitura dos dados de entrada com as informações necessárias dos aparelhos, as quais são organizadas em arquivos de planilhas, e onde é realizado o processo de identificação e desagregação dos aparelhos periódicos. O segundo momento é implementado no ambiente do

software *FICO™ XPRESS Optimizer* [12], onde o modelo matemático é executado utilizando-se a técnica *branch and bound* [83] para a obtenção da solução do problema de otimização.

As simulações foram realizadas num computador com processador Intel Core i7, 3,40 GHz com 8 GB de RAM. O tempo de processamento total para um intervalo de 24 horas amostrado em minutos foi de 40 minutos, considerando os dois momentos de análise, aplicado a um aparelho de comportamento periódico e onze aparelhos não-periódicos.

4.2

Banco de dados REDD

O campo de pesquisa de desagregação de energia é bem servido no que diz respeito à disponibilidade de dados, uma vez que são de fácil acesso vários bancos de dados ([74], [84] [85] [86], dentre outros). A disponibilidade dessas informações permite que pesquisadores que não possuem um sistema de medição avaliem seus algoritmos de desagregação. Além disso, a disseminação e utilização desses dados faz com que seja possível a comparação dos resultados obtidos por diferentes algoritmos usando as mesmas informações como dados de entrada, ou seja, enriquece a avaliação da performance dos algoritmos [1].

Ultimamente, o banco de dados recentemente mais usado nos algoritmos NIALM é o REDD. Devido à riqueza de informações e facilidade de tratamento, este foi o conjunto de dados escolhido para ser tratado neste trabalho. Nele, são disponibilizadas as medições de potência ativa total por fase, bem como o consumo desagregado por aparelho em alta frequência (amostras de 15 kHz) e baixa frequência (amostras de 1 Hz para medição agregada em um único circuito e 0,5 Hz para os aparelhos individualmente ou agrupados em categorias). Há um total de 6 medições residenciais, que podem variar de 3 a 19 dias de medição, e cada residência possui diferentes conjuntos de dispositivos. Neste presente estudo, foram usados os dados da “Casa 2”, que contém o total de 20 canais (ou medições), dos quais 2 são as fases e 18 são aparelhos ou grupos de aparelhos,

visto que os aparelhos contidos nela são aparelhos que também podem ser encontrados em uma residência brasileira, fazendo o recorte para a classe média⁶.

4.2.1

Especificações dos dados

A medição detalhada dos valores de potência ativa da residência utilizada foi realizada pelo projeto REDD [74]. Os dados selecionado para serem usados neste trabalho, correspondentes a um período de medição de 24 horas, possuem originalmente taxa de amostragem de 0,5 Hz. Contudo, o processo de desagregação apresentado aqui foi realizado considerando-se um dado de leitura por minuto, ou seja, foi calculada a energia consumida dentro de cada minuto de medição, assemelhando-se aos procedimentos realizados em [28] e [31]. Para esse período de 24 horas, escolhido de forma indiscriminada, foi usado um conjunto de dados que possui 1440 pontos de leitura, representando a curva de carga da residência com uma medição por minuto a qual se encontra ilustrada no Anexo B. Para demonstrar que o processo de desagregação com dados em baixa frequência de amostragem é eficiente, em [28] análises também foram executadas com dados em resolução de amostragem de 10 minutos.

Finalmente, os dados estão organizados a partir do que é disponibilizado em [74], uma vez que as medições foram realizadas para cada circuito individual da residência. Assim, a classificação e título dos circuitos foi dada de acordo com o principal equipamento usado neles. Mas, alguns circuitos foram classificados com o nome do cômodo onde estão localizados e não pelo aparelho como, por exemplo, *Cozinha* e *Banheiro*, uma vez que podem servir a mais de um dispositivo.

4.2.2

Especificações dos aparelhos

Os dispositivos possuem diferentes comportamentos, fazendo-se necessária uma etapa de verificação dos canais de medição individual para identificação das

⁶ Usando como referência as classes de rendimento total e variação patrimonial mensal familiar 2017-2018, do IBGE [99].

características de operação dos aparelhos, uma vez que, no banco de dados REDD, as variáveis operacionais não são disponibilizadas. Assim, para efeito de cálculo do consumo de energia de cada aparelho e definição dos níveis de funcionamento, é utilizada a média dos valores totais da potência ativa usada por cada dispositivo, quando ligados. Os padrões de comportamento dos dispositivos foram verificados usando histogramas e diagramas de dispersão. Na Figura 4.1 estão ilustrados os casos do *Banheiro*, *Micro-ondas*, *Cozinha 1* e *Iluminação 3*. Quando comparados, os dois primeiros possuem níveis de potência semelhantes, próximos a 1600 W, e sem grandes variações. Porém, o *Micro-ondas* ainda apresenta pequenas variações no nível de potência usado, viabilizando a inclusão de um segundo estado de operação no valor de 1400 W, além do nível fixo de 4,4 W quando fora de operação. Por outro lado, o elemento *Cozinha 1* apresenta muita variação dentro de valores de limites não tão distantes entre si, possuindo média de 25 W, podendo chegar até 33 W. Enquanto que *Iluminação 3* apresenta grandes variações no nível de potência, caracterizando três estados de operação no modo ativo, mais o modo desligado.

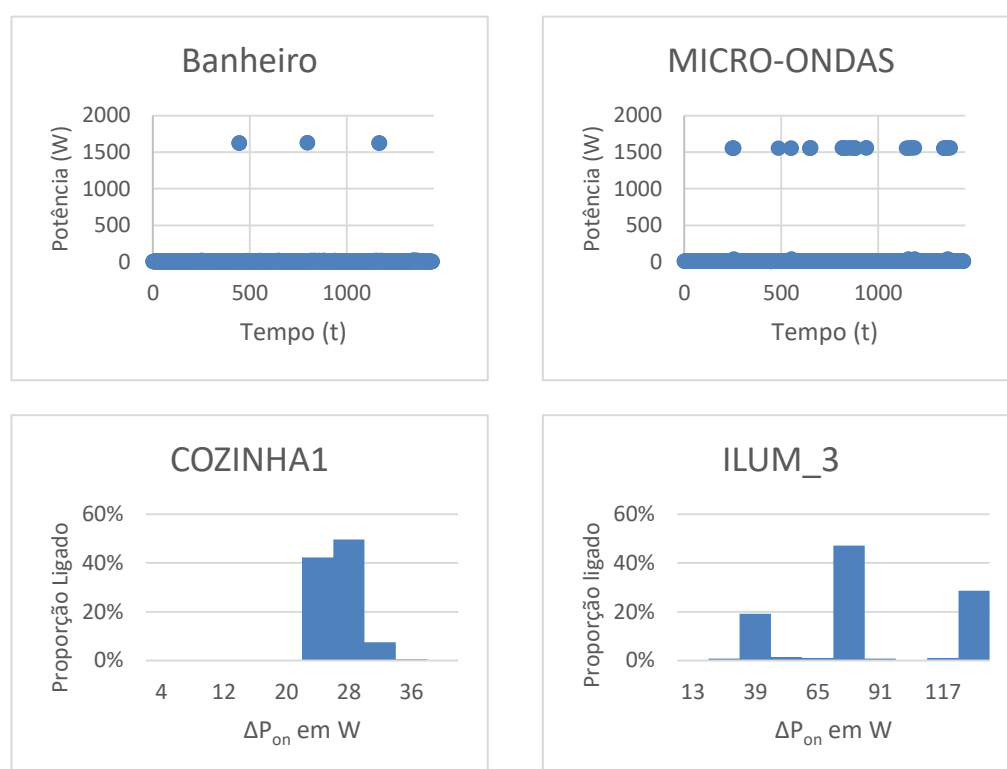


Figura 4.1: Histograma de potências usadas durante período ligado de dispositivos selecionados

Variações no nível de potência inferiores a 10 W, ou a 1% do nível de potência que caracteriza o funcionamento aparelho, não foram considerados como estados

de operação válidos, pois, oscilações nesse formato são vistas como ruído e/ou erros de medição. Por outro lado, aparelhos permanentemente ligados que possuem nível de potência fixo foram identificados, tais como *Refrigerador* e *Micro-ondas*, mesmo que com as características citadas acima, porque é um consumo fixo e se mostra relevante para caracterização do dispositivo e consumo de energia.

Como observado em [28], alguns aparelhos foram removidos da análise devido ao seu baixo consumo de energia, possuindo contribuição inferior a 0,1% no consumo total, como por exemplo aquecedor elétrico, forno e fogão elétrico. Assim, nessas condições, é introduzida a variável *Outros*, onde são alocadas as cargas remanescentes que não são atribuídas a nenhum aparelho específico. Os diferentes picos de consumo em um mesmo canal foram classificados como estados de operação, como apresentado na Tabela 1. Foi adotada uma quantidade total de até 4 estados de operação, incluindo o modo desligado, uma vez que essa quantidade de estados consiga reproduzir bem as características dos dispositivos. Como comentado na descrição do problema (seção 3.1), quanto maior o número de estados de operações, mais difícil é de obter uma solução computacionalmente tratável.

Tabela 1: Estados de operação estimados para os aparelhos da Casa 1 do REDD

Aparelho	Potência (W)			
	k=1	k=2	k=3	k=4
Refrigerador	0	-	7	220
Lava louça	0	240	414	1130
Secadora 1	0	-	2800	3000
Secadora 2	0	-	-	600
Banheiro	0	-	-	1650
Cozinha 1	0	-	25	33
Cozinha 2	0	27	75	126
Cozinha 3	0	-	-	1115
Iluminação 1	0	40	82	120
Iluminação 2	0	65	95	270
Iluminação 3	0	35	70	120

Micro-ondas	0	4,44	1400	1600
Outros	0	-	-	VARIÁVEL

4.3

Aplicação didática para o modelo de desagregação

O modelo de desagregação apresenta uma etapa de desagregação de aparelhos com comportamento periódico, onde devem ser introduzidos dados de entrada para variação dos parâmetros periódicos. E também, apresenta uma etapa de desagregação de aparelhos não periódicos por meio do modelo de otimização linear inteira mista, onde os parâmetros são estimados baseando-se na abordagem aplicada em [9], calculando a frequência de utilização dos respectivos dispositivos e estados de operação. Os valores de parâmetros usados serão apresentados e comentados nesta seção.

4.3.1

Aplicação do método de desagregação para aparelhos periódicos

A metodologia proposta inicia-se com a desagregação dos aparelhos de comportamento periódico. No caso em estudo há apenas um aparelho com essa característica de funcionamento, que é o *Refrigerador*. Como observado na subseção 3.2.2, deve-se introduzir alguns valores iniciais para acelerar o processo de busca dos parâmetros finais. Com base nos estudos realizados em [1], onde foi analisado o comportamento dos mais variados eletrodomésticos que compõem os sistemas residenciais, foram adotados valores compatíveis com os obtidos neste estudo, de forma que permitisse a realização da busca dos parâmetros mais semelhantes aos parâmetros reais. Assim, o conjunto de valores de entrada adotados como parâmetros de busca foram os mesmos citados no exemplo apresentado na subseção 3.2.2:

$$T_0^{MAX} = 50; T_0^{passo} = 5; T_{ON}^{passo} = 4; t_0^{passo} = 5.$$

Foi observado que o *Refrigerador*, mesmo apresentando comportamento periódico, não possui valores de parâmetros periódicos exatos. O período do ciclo ou o tempo em que o aparelho fica no modo ligado sofrem variações ao longo do tempo, e, além disso, existem erros de medição que podem comprometer o

formato do sinal, implicando numa maior indução de erros. Para minimizar esses problemas, na segunda etapa de verificação dos parâmetros, o conjunto de dados de leitura foi dividido em seis intervalos, com 240 amostras de leitura cada. Cada janela de amostras foi analisada individualmente de forma que o sinal final desagregado para o *Refrigerador* foi o resultado do agrupamento dos sinais encontrados para os seis intervalos individualmente.

Por fim, a última etapa, descrita na Equação (15), onde pontos do sinal gerado para o aparelho periódico que sejam maiores do que a potência marcada pela medição são subtraídos da curva, pois tornaria a desagregação incoerente caso permanecessem. Na Figura 4.2-A) um trecho do sinal gerado para o *Refrigerador* é apresentado antes da execução desta etapa ilustrando, assim, a necessidade do ajuste para remoção dos pontos incoerentes com os dados de medição. A Figura 4.2-B) apresenta o mesmo intervalo da desagregação após execução desta última etapa. Finalmente, como este é um aparelho identificado como permanentemente ligado, nos períodos onde o dispositivo estaria desligado é aplicado o valor da potência mínima indicada de 7 W.

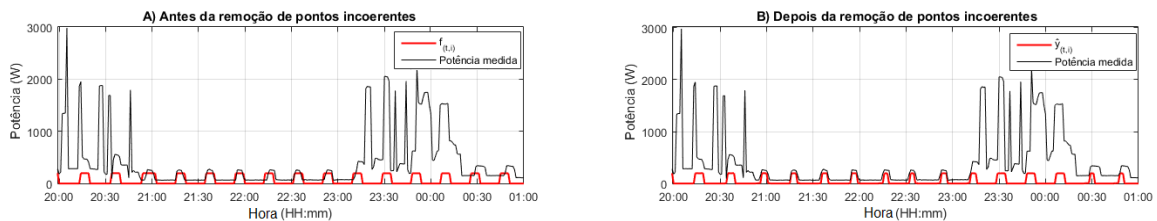


Figura 4.2: A) Desagregação de aparelho periódico antes da ultima etapa; B) Desagregação de aparelho periódico após etapa descrita em (15)

4.3.2

Aplicação do método de desagregação para aparelhos não periódicos

A partir do modelo de otimização apresentado na seção 3.3, no primeiro elemento da função objetivo ($\lambda_p \sum_{t \in T} |y(t) - [\sum_{i \in J} \hat{f}_{(t,i)}] - \sum_{i \in I} \hat{y}_{(t,i)} - \beta(t) - \delta(t)|$), que corresponde à diferença entre a potência ativa lida em cada instante de tempo t e as respectivas componentes desagregadas, foi assumido um valor de penalização de 50 ($\lambda_p = 50$). Esta penalização λ_p adotada corresponde a um valor alto quando comparada aos demais termos de penalização, uma vez que almeja-se obter um

resultado o mais próximo de zero possível para esse elemento da função objetivo [10].

A segunda componente da função objetivo, referente aos pesos ($W_{(t,i,k)}$) alocados às variável binária ($\theta_{(t,i,k)}$), penalizando cada aparelho i em seu respectivo estado de operação k no instante de tempo t , sinaliza ao algoritmo que a escolha de cada dispositivo é de acordo com a probabilidade de funcionamento de cada um [10]. Na Tabela 2 estão apresentados os valores adotados para esse parâmetro. Estes valores foram calculados a partir da frequência de utilização dos estados de operação e ajustados manualmente para obtenção de resultados mais refinados.

Tabela 2: Pesos associados aos aparelhos e seus respectivos estados de operação

$W_{(t,i,k)} \forall t \in T$					
$i = \{1:I\}$	Eletrodoméstico	$k = \{1:K\}$			
		1	2	3	4
1	Refrigerador	NA	NA	NA	NA
2	Lava louça	0,073	7,143	3,057	2,626
3	Secadora 1	0,072	0,072	3,174	2,174
4	Secadora 2	0,072	0,072	0,072	4,567
5	Banheiro	0,072	0,072	0,072	12,500
6	Cozinha 1	0	0	0,073	1,449
7	Cozinha 2	0	0,100	0,292	4,009
8	Cozinha 3	0,070	0,070	0,070	10,000
9	Iluminação 1	0,175	0,465	0,126	3,333
10	Iluminação 2	0,062	1,040	1,515	3,071
11	Iluminação 3	0,086	1,824	1,571	2,220
12	Micro-ondas	0	0,070	5,174	2,273
13	Outros	NA	NA	NA	NA

Refrigerador não recebe esta penalização pois passa pelo processo desagregação para aparelhos periódicos, como explicado na subseção 3.2.2. Este procedimento também não se aplica à variável *Outros* pois esta possui parâmetros de penalização específicos.

A penalização do terceiro termo da função objetivo ($\sum_{t=2}^T \sum_{i \in I} \sum_{k \in K} \lambda_{(i)} |\theta_{(t,i,k)} + \theta_{(t-1,i,k)}|$) é dada pelo parâmetro $\lambda_{(i)}$ que, por sua vez, é acionado quando acontece uma mudança de estado k no aparelho i na passagem do instante t ao instante $(t - 1)$. Na Tabela 3 estão apresentados os valores calculados para $\lambda_{(i)}$ a partir da frequência de utilização de cada aparelho. Ou seja, quanto maior o valor da penalização, menor a chance de haver mudança de estado da variável $\theta_{(t,i,k)}$. Assim, como explicado anteriormente, esta penalização não se aplica aos aparelhos periódicos nem à variável *Outros*.

Tabela 3: Valores adotados para penalização das variações de estado para aparelhos não periódicos

$i = \{1: I\}$	Eletrodoméstico	$\lambda_{(i)}$
1	Refrigerador	NA
2	Lava louça	6,54
3	Secadora 1	6,25
4	Secadora 2	7,33
5	Banheiro	8,33
6	Cozinha 1	3,5
7	Cozinha 2	3,77
8	Cozinha 3	6,25
9	Iluminação 1	3,34
10	Iluminação 2	3,53
11	Iluminação 3	3,23
12	Micro-ondas	1,19
13	Outros	NA

Finalmente, os dois últimos termos da Equação (16) ($\lambda_{\delta} \sum_{t \in T} \delta_{(t)} + \lambda_{\Delta} \sum_{t=2}^T |\delta_{(t)} + \delta_{(t-1)}|$), apresentam as penalizações da variável de folga *Outros*. Como observado em [10], esses parâmetros devem assumir valores bem pequenos, na ordem de grandeza de 10^{-1} a 10^{-2} , pois a variável é do tipo real (\mathbb{R}) e, considerando que trata-se de um problema de minimização da função objetivo, os outros termos da equação apresentam ordem de grandeza relativamente pequena quando comparados aos valores que estes dois últimos podem assumir. Assim, o parâmetro limitador da ordem de grandeza das potências assumidas pela variável *Outros* é λ_{δ} , onde foi aplicado um valor de $\lambda_{\delta} = 0,1$. Por

sua vez, λ_{Δ} penaliza as variações bruscas desses resultados, aplicando-se um valor de $\lambda_{\Delta} = 0,08$. Dessa forma, pode-se afirmar que somente será utilizada a variável quando necessária. Se forem atribuídos valores mais altos para as penalizações, o algoritmo tende a ignorar a variável, e se forem adotados valores muito pequenos, o algoritmo tentará alocar o máximo de potência possível a *Outros*, em ambos os casos induzindo maiores erros.

Dispositivos que se mantêm ligados com um nível de consumo mínimo fixo, ainda que apresentando variações de estado ao longo do tempo, são indicados pelo usuário no momento do pré-processamento a partir da matriz de aparelhos ligados ($AP_{ON(t,i)}$). A partir disso, o algoritmo identifica que o aparelho referenciado está sempre ligado, cabendo ao processo de otimização identificar as variações em k . Por exemplo, o *Micro-ondas* ($i = 12$) apresenta uma potência fixa de *stand by* de 4,4 W, portanto, na matriz foi indicado que $AP_{ON(t,12)} = 1 \forall t \in T$. Outras duas categorias que também foram identificadas na matriz de aparelhos ligados foram *Cozinha 1* e *Cozinha 2* ($i = [6,7]$, respectivamente), de forma que também foi considerado $AP_{ON(t,[6,7])} = 1 \forall t \in T$.

A matriz de aparelhos desligados, $AP_{OFF(t,i)}$, auxilia no processo de otimização visto que determinados dispositivos já estarão considerados como desligados quando a potência medida no instante t é menor do que o menor nível de potência do aparelho i . Como exemplo, foi ilustrado na Tabela 4 um intervalo de cinco minutos da matriz de aparelhos desligados, correspondente ao horário de 8:05 às 8:09 dos dados de entrada, preenchida pelo pré-processamento. Observa-se a potência mínima individual de cada aparelho e a potência medida ao longo dos cinco minutos.

Tabela 4: Matriz de aparelho desligado, no intervalo de 8:05 às 8:09

$AP_{OFF(t,i)}$							
$i = \{2: 12\}$	Eletrodoméstico	$t = \{1: 5\}$					Potência (W)
		1	2	3	4	5	
2	Lava louça	1	1	0	0	0	240
3	Secadora 1	1	1	1	1	1	2800
4	Secadora 2	1	1	1	1	1	600
5	Banheiro	1	1	1	1	1	1650
6	Cozinha 1	0	0	0	0	0	26
7	Cozinha 2	0	0	0	0	0	27

8	Cozinha 3	1	1	1	1	1	1115
9	Iluminação 1	0	0	0	0	0	40
10	Iluminação 2	0	0	0	0	0	65
11	Iluminação 3	0	0	0	0	0	35
12	Micro-ondas	0	0	0	0	0	4,44
Potência medida (W)		148	188	342	332	258	-

Ao verificar a Tabela 4, percebe-se que dos onze aparelhos listados, sete deles possuem disponibilidade para serem escolhidos pelo algoritmo de desagregação como “em operação” ao longo do período selecionado. Os outros quatro aparelhos são indicados como desligados durante o período analisado, visto que a restrição apresentada na Equação (20) (ver seção 3.3) restringe as opções de escolha da variável binária ($\theta_{(t,i,k)}$) de acordo com o resultado da matriz $AP_{OFF(t,i)}$.

Finalmente, após definição de todos os parâmetros e execução do algoritmo de desagregação final, na Figura 4.3 estão ilustradas todas as componentes da residência desagregadas, comparadas às suas respectivas curvas de carga reais. Já para uma visão geral do processo de desagregação, na Figura 4.4 mostra a energia desagregada das componentes da residência agrupadas, considerando apenas para efeito visual as componentes de iluminação reunidas e também as componentes da cozinha, recriando a curva de carga dentro das faixas tarifárias⁷ de Ponta (17h30 às 20h30) e Intermediária (20h30 às 22h30) consideradas pela tarifa branca.

⁷ Faixas tarifárias estipuladas pela distribuidora Light: <http://www.light.com.br/para-residencias/Sua-Conta/tarifa-branca.aspx>

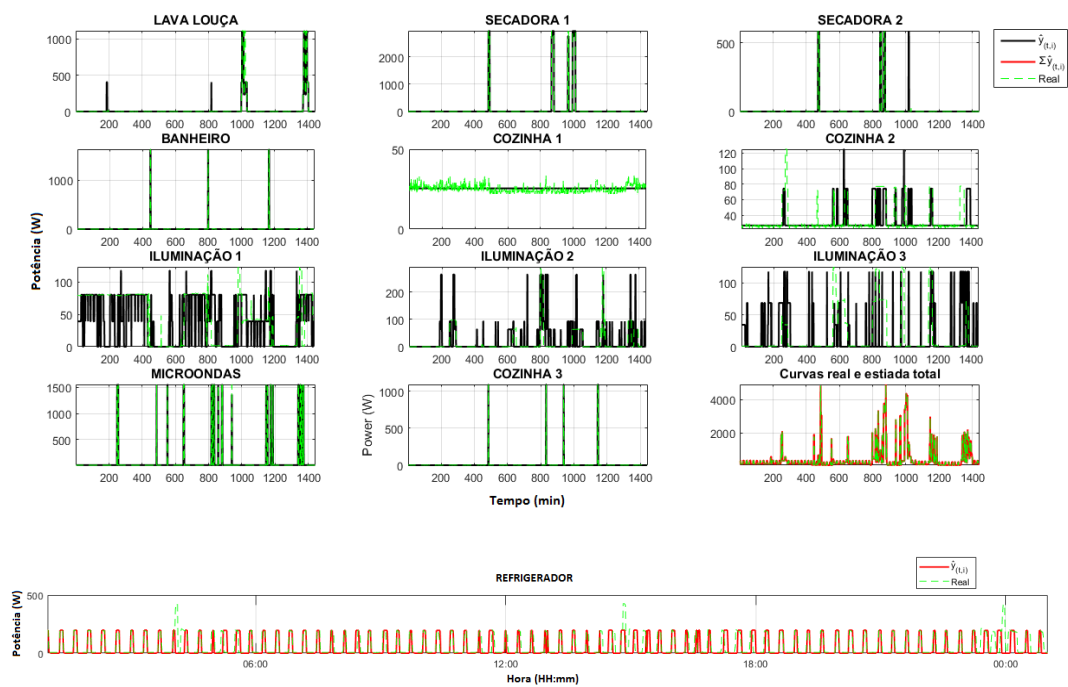


Figura 4.3: Comparação entre as curvas de carga reais e desagregadas de cada aparelho da Casa 2

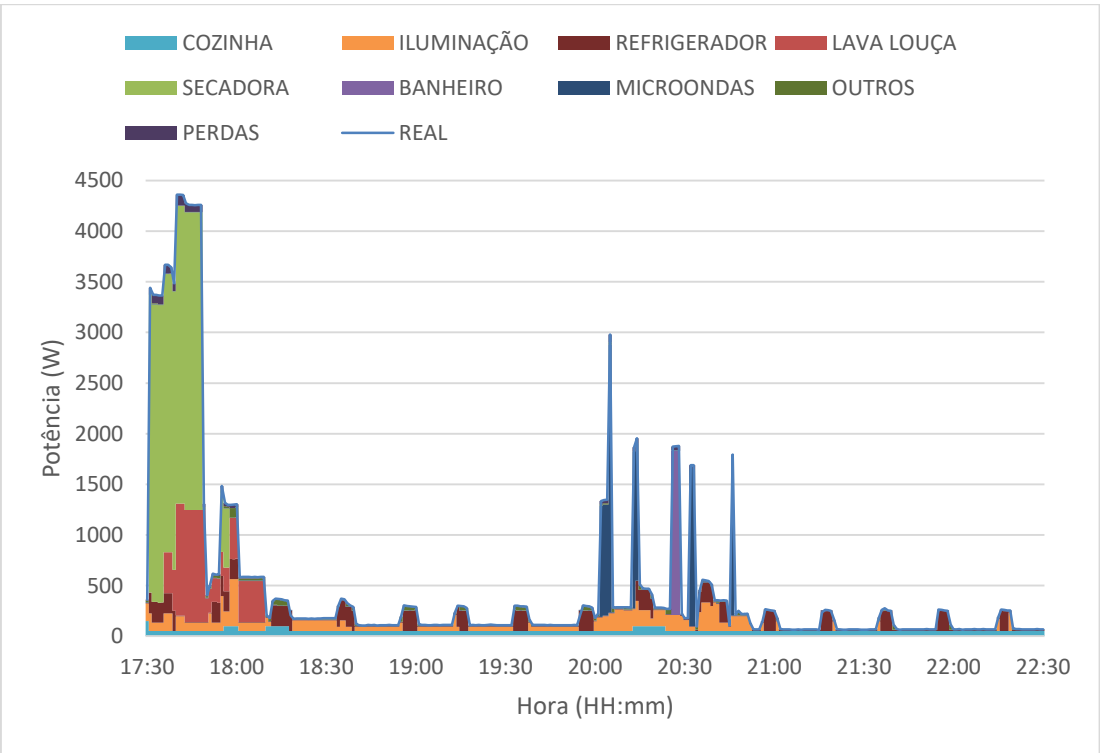


Figura 4.4: Desagregação agrupada no período da Ponta e Intermediário

4.4

Avaliação do algoritmo de desagregação

A maioria dos métodos de avaliação dos algoritmos NIALM são usados para para cálculo da acurácia dos resultados ([1] [31] [7] [56]). A etapa de avaliação do algoritmo de desagregação proposto neste trabalho está dividido em três métricas, detalhadas na seção 3.4. Inicialmente, os eventos de mudança de estado são detectados e comparados aos dados de medição real dos aparelhos. Em seguida, é verificada se a curva de carga estimada ($\hat{y}_{(t,i)}$) é equivalente à curva de carga real ($y_{(t,i)}$) de cada aparelho. Essa análise tem a vantagem de avaliar que são de fácil reconhecimento os erros de desagregação causados por um falso reconhecimento da curva de carga, e não pela falha de identificação do acionamento ou não dos dispositivos. E, por último, é verificado o percentual de energia total consumida por dispositivo recuperado pela desagregação, comparado ao percentual de energia dos dados reais.

4.4.1

Identificação de mudança de estado

Os pontos de tempo individuais da curva de carga estimada $\hat{y}_{(t,i)}$ são comparados aos seus respectivos pontos da curva real $y_{(t,i)}$ por uma métrica de avaliação do domínio de recuperação da informação. Essa recuperação pode ser definida em cinco diferentes categorias de classificação binária (ver seção 3.4): verdadeiro positivo correto (VPC), verdadeiro positivo incorreto (VPI), verdadeiro negativo (VN), falso positivo (FP) e falso negativo (FN).

Para verificar os resultados de detecção de eventos, foram comparados os eventos identificados na curva de carga desagregada com os eventos da curva de carga real de cada aparelho. A Figura 4.5 mostra alguns resultados de execução do algoritmo de desagregação apresentado neste trabalho, onde a *taxa VP* é a relação entre o número de eventos positivamente identificados e o total de eventos por aparelho, e o *percentual FP* mostra a relação entre os eventos erroneamente identificados e o total de eventos por aparelho, calculados por:

$$\text{Taxa VP} = (\text{VPC} + \text{VPI}) * 100 / (\text{VPC} + \text{VPI} + \text{FN}) \quad (29)$$

$$FP_{\%} = FP * 100 / (VPC + VPI + FN) \quad (30)$$

A taxa VP mostra que o algoritmo conseguiu recuperar quase 80% dos eventos ocorridos durante o funcionamento do Refrigerador, enquanto que a menor taxa foi da Iluminação 3 com menos de 30%. O número de falsos positivos identificados no Refrigerador e na Iluminação 1 foi em torno de 15%, a componente que teve o maior percentual de falsos positivos foi Iluminação 2 com 79% de eventos detectados de forma errada.

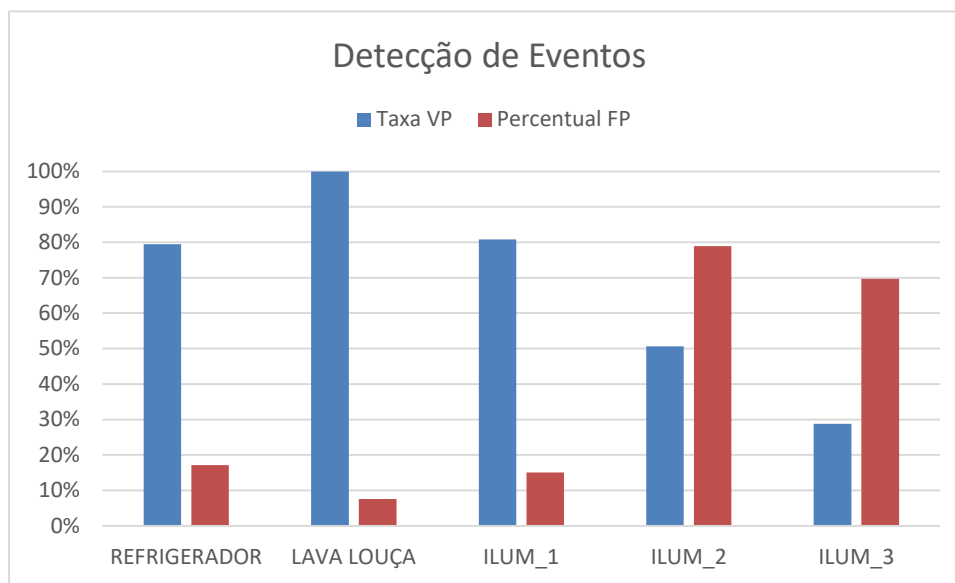


Figura 4.5: Taxa de verdadeiros positivos e porcentagem de falsos positivos de determinados aparelhos

Para diferenciar os resultados de VPC dos de VPI, utilizou-se uma variável κ que limita o quão distante o ponto estimado pode ficar em relação ao ponto real. Verificou-se que os valores de κ nos aparelhos com menos opções de estado são mais elevados, aceitando-se variações de até 40% entre a potência estimada e a potência real. Isso é permissível visto que os valores de potência atribuídos na desagregação são fixados a partir dos dados de referência, não sendo possível aplicação das variações de potência causadas pela flutuação de tensão. Naqueles com maior número de estados de operação, onde a variação entre cada estado é em torno de 20%, foi estabelecido um desvio limite semelhante de 20% para κ .

4.4.2

Análise de sensibilidade na estimativa da curva de carga dos aparelhos

A Tabela 5 resume os resultados obtidos com as análises das curvas de carga recuperadas pelo algoritmo proposto. Nela estão apresentados os valores obtidos após aplicação das métricas apresentadas em (24) a (26) e (28). Note que os resultados são dados em porcentagem e os principais aspectos a serem analisados são o *F-Measure* e o NEP. O primeiro faz a relação entre a precisão de acertos e a sensibilidade em identificar as variações de estado, onde foram desconsiderados os ruídos e erros de medição. Por sua vez, o NEP mostra o erro líquido em relação à medição real obtido após desagregação, onde os ruídos e erros de medição foram levados em conta.

Tabela 5: Desempenho para dados de 1 minuto da Casa 2 do banco de dados REDD

Aparelho	NEP (%)	PR (%)	SE (%)	F_M (%)
Refrigerador	39	79	77	78
Lava louça	17	79	85	82
Secadora 1	2	100	100	100
Secadora 2	14	89	100	94
Banheiro	0	100	100	100
Cozinha 1	7	100	95	98
Cozinha 2	25	94	91	93
Cozinha 3	7	100	100	100
Iluminação 1	48	64	62	63
Iluminação 2	146	23	30	26
Iluminação 3	148	8	8	8
Micro-ondas	2	100	100	100

Sabendo-se que quanto maior o F_M , melhor é a relação entre precisão e sensibilidade do algoritmo, e que baixos valores de NEP indicam uma boa

recuperação da curva de carga do aparelho, percebe-se que a relação é verdadeira observando os dispositivos que tiveram os piores índices: *Refrigerador*, com NEP de 39% e F_M a 78%; e todas as componentes de iluminação. As referidas categorias são as que apresentam maior variabilidade ao longo do período em análise, como pode ser observado na Figura 4.6, onde estão apresentados trechos das medições e as previsões dos perfis citados. No caso da *iluminação*, isso acontece especialmente devido à natureza do algoritmo de penalizar as variações dos estados de operação durante a predição, bem como numa tentativa de compensar os erros de desagregação, para mais ou para menos, dos outros dispositivos. Já o *Refrigerador* é equipado com um sistema de degelo, o qual é ativado com um nível de potência diferente do estabelecido ao dispositivo como estado de operação, e se mantém ligado por aproximadamente 10 a 30 minutos [1], comportamento que desconfigura o padrão estabelecido no modelo da série de Fourier, gerando erros de predição.

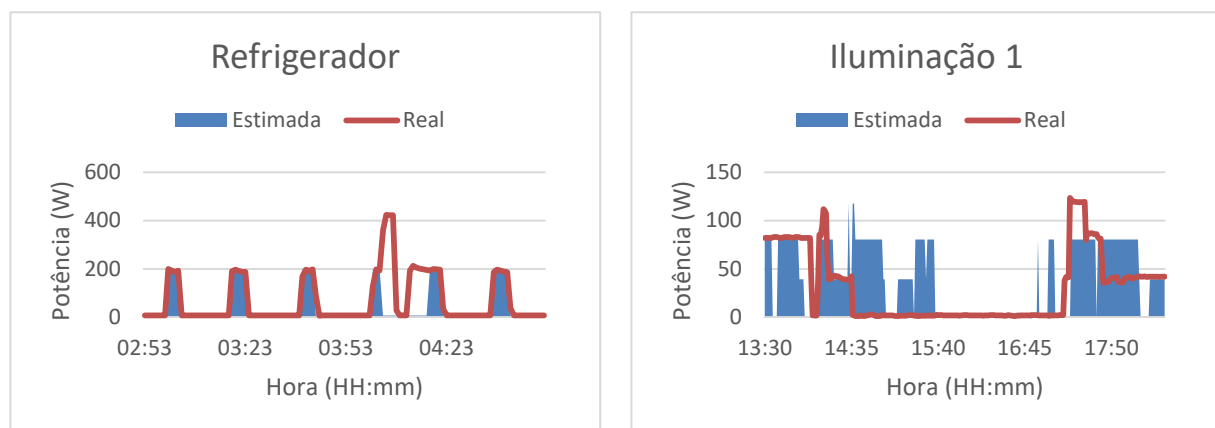


Figura 4.6: Comparação entre trecho da curva de carga real e estimada do Refrigerador e Iluminação 1

Por outro lado, os resultados obtidos mostram que o algoritmo baseado em otimização é capaz de estimar de forma satisfatória o consumo de energia para cada aparelho em uma residência. Por exemplo, o banheiro com 100% de F_M e sem nenhum erro na estimação, ou os elementos da Cozinha, com NEP de até 25% e F_M a 93%, onde mesmo possuindo muitos estados de operação não apresentou tanta variação ao longo do tempo quanto à iluminação. Assim, verifica-se que o algoritmo tem boas respostas aos aparelhos que têm características de consumo bem definidas, sem tantas variações do nível de potência ao longo do tempo.

Essa análise foi realizada com dados em intervalos de amostras de 1 minuto, ao longo de 24 horas de funcionamento dos aparelhos, onde o objetivo deste trabalho é o desenvolvimento de uma abordagem com análise de dados em baixa frequência, como são comumente encontrados nas residências que possuem medidores inteligentes.

4.4.3

Análise de recuperação da energia na desagregação

Para verificar se o algoritmo possui boa recuperação da energia consumida pelos dispositivos durante determinado período de tempo, utilizou-se a métrica de análise MAPE (ver seção 3.4). Resumidamente, foram feitas análises da energia total recuperada pela desagregação comparada à energia total real consumida, por dispositivo, divididas em intervalos de tempo.

Por exemplo, o *refrigerador*, que consome o correspondente a 15% da energia total consumida no período de 24 horas, nesse período de análise obteve um MAPE de 3%, ou seja, a desagregação conseguiu recuperar 97% da energia consumida pelo dispositivo. Por outro lado, quando aumentamos o intervalo de avaliação, o erro absoluto também aumenta. Na Tabela 6 encontram-se os resultados da análise MAPE para o *refrigerador* em intervalos de 1 hora. Verificou-se que os intervalos que apresentam maior erro percentual são aqueles em que foi acionada a operação de degelo da geladeira e, além disso, em intervalos que outros dispositivos de potência superior à potência do refrigerador também entraram em operação por muito tempo.

Tabela 6: Resultado MAPE para intervalos de 1 hora do Refrigerador

Intervalo (1 hora)	Energia Simulada	Energia Medida	MAPE
1	51,5	51,3	0%
2	48,3	46,6	4%
3	48,3	48,1	0%
4	58,2	102,9	43%

5	80,4	54,6	47%
6	54,3	51,4	6%
7	48,0	51,5	7%
8	44,7	44,6	0%
9	51,1	49,8	3%
10	54,2	47,9	13%
11	54,4	47,5	15%
12	48,4	55,6	13%
13	41,9	45,5	8%
14	54,8	80,0	31%
15	80,9	61,8	31%
16	64,5	58,1	11%
17	80,7	59,1	37%
18	64,6	55,8	16%
19	54,9	53,3	3%
20	61,4	46,5	32%
21	47,9	52,8	9%
22	38,4	48,2	20%
23	73,8	108,8	32%
24	57,9	87,3	34%
Total			17%

Diferentes métricas nem sempre apresentam os mesmos resultados, especialmente quando são métricas que avaliam a fração da energia recuperada com a quantidade total de energia consumida por determinado aparelho, claramente ilustrado na Figura 4.7. Como podemos observar, os resultados da Tabela 7, onde a fração de energia foi bem recuperada na maioria dos dispositivos, enquanto na Tabela 5

verificou-se que o *F-Measure* varia de forma mais ampla. Isso acontece pois o total de energia consumida pode ser corretamente estimado através de falsos positivos aleatoriamente detectados, portanto, gerando curvas de carga que não se combinam.

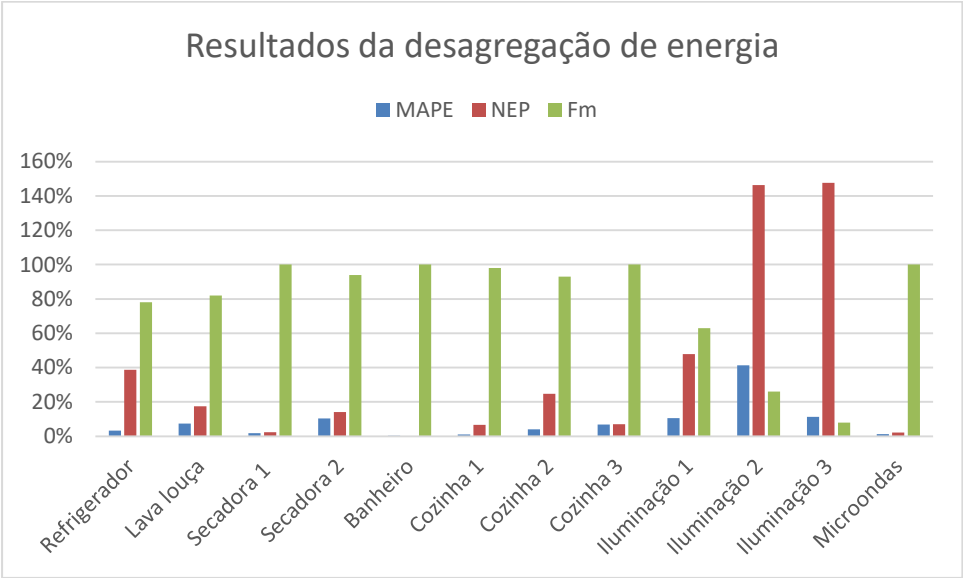


Figura 4.7: Resultados da desagregação a partir de diferentes métricas de avaliação para um período de análise de 24 horas e amostras de 1 minuto

A Tabela 7 apresenta os resultados de desempenho obtidos a partir do MAPE, onde $E_C(\%)$ é a fração de energia recuperada pelo algoritmo de desagregação e $E_M(\%)$ é a fração de energia real consumida por cada dispositivo.

Tabela 7: Desempenho MAPE no período de 24 horas

Aparelho	Energia Simulada (Wh)	$E_C(\%)$	Energia Medida (Wh)	$E_M(\%)$	MAPE
Refrigerador	1363,3	14%	1409,2	14%	3%
Lava louça	724,2	7%	782,5	8%	7%
Secadora 1	2206,2	22%	2247,8	23%	2%
Secadora 2	261,9	3%	237,4	2%	10%
Banheiro	239,4	2%	240,4	2%	0%
Cozinha 1	611,9	6%	606,0	6%	1%
Cozinha 2	768,9	8%	801,8	8%	4%

Cozinha 3	206,0	2%	221,1	2%	7%
Iluminação 1	971,8	10%	1087,5	11%	11%
Iluminação 2	522,4	5%	369,8	4%	41%
Iluminação 3	340,6	3%	383,8	4%	11%
Micro-ondas	1225,5	12%	1240,8	13%	1%
Outros + Perdas	416,4	4%	156,2	2%	-
Total	9,86 kWh	100%	9,78 kWh	100%	-

4.5

Análise de viabilidade econômica de aplicação da tarifa branca

O modelo de desagregação proposto permite que o usuário analise seu consumo e avalie se é vantajoso ou não sua adesão à tarifa branca. Considerando, de forma didática, que o caso em estudo seja elegível para optar pela nova modalidade: inicialmente devem ser analisados os custos da tarifa convencional e os custos da tarifa branca, em seguida, verificando-se se há possibilidade de deslocamento de energia elétrica do horário ponta e/ou intermediário para o horário fora de ponta e, finalmente, identificar quais aparelhos devem ser deslocados. Na Figura 4.8, a Light⁸ ilustra seus postos tarifários para os clientes que quiserem aderir à nova modalidade.

⁸ Light: empresa responsável pela distribuição de energia elétrica na cidade do Rio de Janeiro.

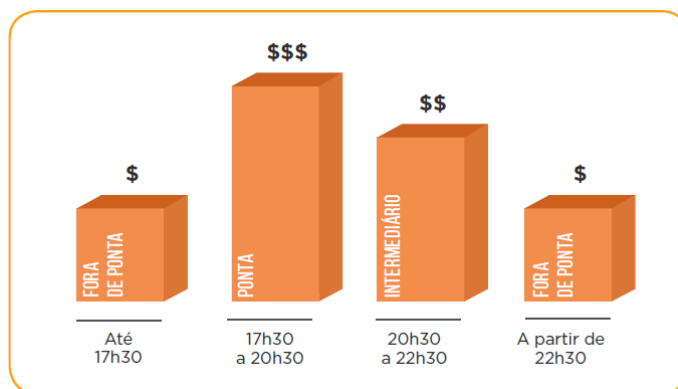


Figura 4.8: Postos tarifários da tarifa branca (Fonte: [87])

Tomando como base tabela e postos tarifários da Light [87], foi calculado o custo da energia consumida durante as 24 horas do caso em estudo para as duas modalidades de tarifação, aplicando-se as Equações (1) e (2) (ver seção 2.2). Na Tabela 8 encontram-se os valores das tarifas aplicadas aos consumidores residenciais sem impostos, o consumo de energia associado a cada posto tarifário e o custo final para cada modalidade.

Tabela 8: Tarifa para consumidor residencial homologada pela ANEEL sem incidência de impostos

Modelo	Período	R\$/kWh	Consumo (kWh)	Custo (R\$)
Tarifa branca (dias úteis)	Ponta	1,14742	2,1755	6,77
	Interm.	0,76401	0,3712	
	Fora ponta	0,55166	7,2376	
Tarifa branca (FDS/ Feriados)	--	0,55166	9,784	5,40
Convencional	--	0,62565	9,784	6,12

Para que seja viável a adesão à tarifa branca, devem-se igualar ou diminuir os custos. Isto pode ser feito deslocando consumo de energia elétrica do horário intermediário e/ou da ponta, para o horário fora de ponta. Na Figura 4.9 está ilustrado o comportamento do custo associado à tarifa branca ao deslocar a

energia consumida no horário da ponta e do intermediário, separadamente, para o horário de fora da ponta. Assim, percebe-se que, para o caso em análise, mesmo deslocando hipoteticamente 100% da energia consumida no horário intermediário, o custo final não se iguala ao custo quando aplicada a tarifa convencional. Por outro lado, a partir do deslocamento de 50% da energia consumida no horário de ponta, a tarifa branca passa a ser vantajosa.

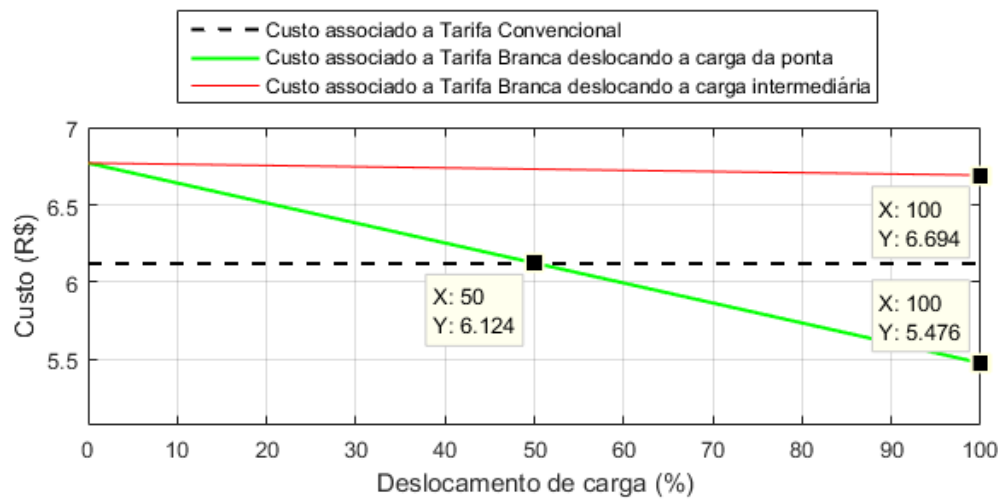


Figura 4.9: Custo da tarifa branca deslocando energia consumida do período da ponta ou intermediário para fora da ponta

Usando como base o consumo desagregado resultado do modelo proposto, verificou-se que há utilização de dois aparelhos que consomem muita energia nesse período em análise, que são Lava-louças e Secadora, ambos com flexibilidade de horário, uma vez que podem ser operados em qualquer horário ou dia, de acordo com a disponibilidade do usuário. O consumo desses aparelhos em conjunto representa 55% da energia consumida no horário de ponta e, consequentemente, ao deslocá-los para o período de fora da ponta haveria uma redução significativa no custo final. A Tabela 9 apresenta o custo da energia do dia após o deslocamento desses aparelhos, onde tivemos uma redução de 10,3% em relação ao custo final quando aplicada a tarifa branca antes do deslocamento, e também apresenta redução um pouco menor de 1% ao comparar com o custo quando aplicada a tarifa convencional.

Tabela 9: Custo final após deslocamento de consumo de energia

Modelo	Período	Consumo (kWh)	Custo (R\$)
--------	---------	---------------	-------------

Tarifa branca	Ponta	0,9837	6,077327
	Intermediário	0,3712	
	Fora ponta	8,4549	

Ainda existem outros aparelhos que não são fixos e poderiam ser deslocados para o período de fora da ponta, reduzindo ainda mais o custo quando comparado ao custo da tarifa convencional. Ao deslocar o consumo do Micro-ondas e do Banheiro para fora da ponta, em conjunto com os aparelhos já citados anteriormente, verificou-se uma redução total de 3% quando comparado ao custo da tarifa convencional, reforçando o benefício econômico de aplicação da tarifa branca em relação à tarifa convencional. A Figura 4.10 ilustra a relação entre o deslocamento da carga dos aparelhos do período da ponta para fora da ponta e a diminuição do custo da energia quando aplicada a tarifa branca, comparada ao custo da tarifa convencional.

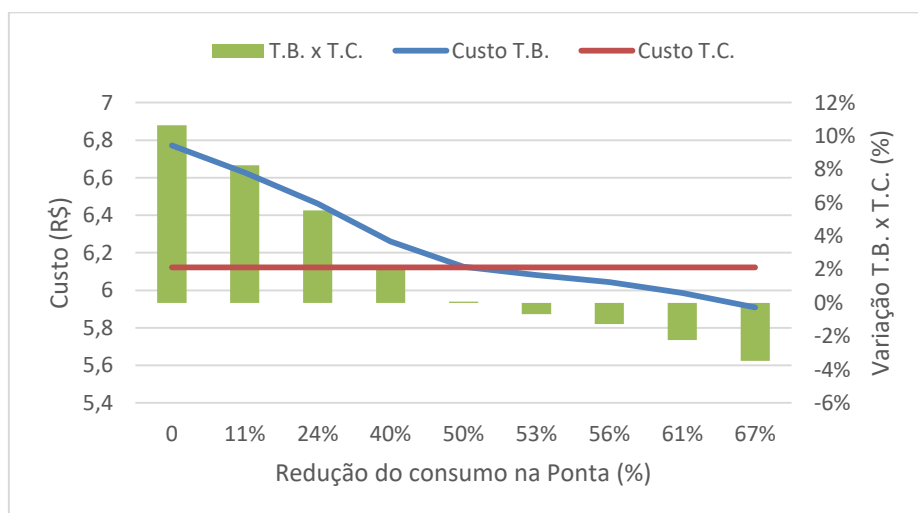


Figura 4.10: Relações entre variação do consumo na Ponta e custo com tarifa branca e tarifa convencional

5

Conclusão e perspectivas

Neste trabalho, foi apresentada uma solução ao problema da desagregação de energia elétrica para consumidores residenciais, considerando o mapeamento do consumo de energia dos eletrodomésticos ao longo do seu período de utilização com a utilização de um algoritmo NIALM supervisionado e estabelecendo estratégias para minimizar o custo associado ao consumo de energia elétrica e a compatibilidade com a nova tarifa branca aplicada no Brasil. Vale ressaltar que o método proposto pode ser aplicado para diferentes consumidores e com diferentes conjuntos de aparelhos. Contudo, há necessidade de coletar informações mínimas, como a potência nominal dos dispositivos, a quantidade total de aparelhos a serem analisados e dos aparelhos com comportamento periódico.

O mapeamento dos eletrodomésticos foi tratado como um problema de otimização linear-inteira mista, precedido pelo método de identificação do consumo de aparelhos periódicos, o qual aplica uma adaptação da série de Fourier como função do perfil desses aparelhos.. O método proposto considerou dados amostrados em baixa frequência e foi capaz de lidar com o caso de múltiplos aparelhos e com múltiplos estados de operação funcionando ao mesmo tempo, com uma boa acurácia nos resultados. A maioria dos aparelhos apresentou taxa de precisão acima de 80% na estimativa do consumo de energia ao longo do tempo. Verificou-se, também, que para aparelhos que apresentaram muitos estados de operação diferentes e, conseqüentemente, grandes variações no seu consumo ao longo do período em análise, o algoritmo teve dificuldade de desagregar adequadamente o consumo, como aconteceu, por exemplo, na *Iluminação 2* e *Iluminação 3* do caso de estudo.

Desta forma, conclui-se que a abordagem utilizada é apropriada a nova modalidade tarifária aplicada no Brasil, a tarifa branca, que permite que os consumidores residenciais possam se beneficiar da modulação do seu consumo de energia elétrica como gerenciamento de cargas pelo lado da demanda, deslocando-

as do horário da ponta e intermediário para fora da ponta e, com isto, diminuir os custos de energia.

Para trabalhos futuros, pode-se considerar a utilização do método para uma maior generalização do potencial do algoritmo aplicado em diferentes resoluções de dados (i.e., amostras de 1 segundo, 15 minutos, 1 hora).

Além disto, para melhor identificação das características dos aparelhos, bem como para deixar o algoritmo mais independente, pode ser considerada uma nova abordagem em que é aplicada uma primeira etapa não-supervisionada seguida de uma etapa supervisionada. Assim, pode-se pensar na verificação de padrões através de Autoencoders [88] ou t-SNE (do inglês, *t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding*) [89], que são técnicas não-supervisionadas, vendo o comportamento dos diferentes dispositivos, usando *clusters* e, além de considerar o consumo de potência reativa. Ao mesclar todos esses padrões e novas variáveis, pode ser realizada uma identificação por área, o que faz a fixação do comportamento dos aparelhos. Depois de trabalhados os dados na abordagem não-supervisionada, aplicar técnica supervisionada com grupos/*clusters* como, por exemplo, utilização de um algoritmo LSTM (do inglês, *Long Short-Term Memory*) [90], algoritmo com memória na previsão que pode ser usado após a desagregação para verificar o padrão LSTM e prever o comportamento com a máxima quantidade de informações geradas possível.

Outra alternativa é a utilização de um algoritmo GANs (do inglês, *Generative Adversarial Nets*) [91], que opera como um gerador de modelos, de tal forma que, são gerados modelos gerais a partir de curvas de carga dos aparelhos usadas para treinamento. Desses modelos gerados para os eletrodomésticos, pode-se avaliar os resultados da desagregação verificando falsos positivos e falsos negativos.

Finalmente, pode-se considerar um sistema residencial com geração de energia solar fotovoltaica aplicando um método de otimização para auxiliar no processo de gerenciamento das cargas juntamente com o método de monitoramento não intrusivo proposto neste trabalho. Como exemplo, no Anexo-C encontra-se uma análise de gerenciamento de carga feito manualmente, utilizando como base os resultados do modelo de desagregação de energia, considerando um sistema de geração de energia solar fotovoltaica na residência e realizando nova comparação entre aplicação da tarifa branca e tarifa convencional.

Referências bibliográficas

- [1] C. Elbe , "A Contribution to Residential Energy Disaggregation Based on Appliance-Specific Characteristics", Tese de doutorado. Institute of Electrical Power Systems, Graz University of Technology, Graz 2014.
- [2] AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, "Resolução Normativa Nº 482", Brasília, 2012.
- [3] AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, "Resolução Normativa Nº 687", Brasília, 2015.
- [4] AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, "Resolução Normativa Nº 414 atualizada até REN 499", Brasília, 2012.
- [5] AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, "Resolução Normativa Nº 502", Brasília, 2012.
- [6] AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, "Resolução Normativa Nº 733", Brasília, 2016.
- [7] K. He, L. Stankovic, J. Liao e V. Stankovic, "Non-Intrusive Load Disaggregation Using Graph Signal Processing," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 9, no. 3, pp. 1739-1747, Maio 2018.
- [8] O. Hamid, M. Barbarosou, P. Papageorgas, K. Prekas e C.-T. Salame, "Automatic recognition of electric loads analyzing the characteristic parameters of the consumed electric power through a non-intrusive monitoring methodology," *Energy Procedia*, pp. 742-751, 2017.
- [9] D. Piga, A. Cominola, M. Giuliani, A. Castelletti e A. E. Rizzoli, "Sparse optimization for automated energy end use disaggregation," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 24, no. 3, pp. 1044-1051, 2016.
- [10] E. O. Zuluaga, "Desagregação da Energia Elétrica por Eletrodomésticos para Consumidores Residenciais", Dissertação (Mestrado). Departamento de

Engenharia Elétrica, PUC-Rio, Rio de Janeiro, 2018.

- [11] MATHWORKS, "MATLAB," [Online]. Disponível: <https://www.mathworks.com/products/matlab.html>. [Acesso: Julho 2019].
- [12] FICO®, "FICO® Xpress Optimization," [Online]. Disponível: <https://www.fico.com/br/products/fico-xpress-optimization>. [Acesso: Julho 2019].
- [13] ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DOS FABRICANTES DE LATAS DE ALUMÍNIO, "Os padrões de produção e consumo rumo a um desenvolvimento sustentável", 2015. [Online]. Disponível: <http://www.abralatas.org.br/os-padroes-de-producao-e-consumo-rumo-a-um-desenvolvimento-sustentavel/>. [Acesso: Julho 2019].
- [14] MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA (Brasil), "*Plano Nacional de Eficiência Energética: Premissas e Diretrizes Básicas na Elaboração do Plano*", 2011.
- [15] P. P. Cunha, "Estimação espacial da migração de consumidores residenciais para a tarifa branca em sistemas de distribuição de energia," Dissertação (Mestrado). Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2018.
- [16] M. Menkes, "*Eficiência energética, políticas públicas e sustentabilidade*", Tese de Doutorado. Centro de Desenvolvimento Sustentável, UnB, Brasília, 2004.
- [17] PROCEL, "Centro Brasileiro de Informação de eficiência energética," [Online]. Disponível: <http://www.procelinfo.com.br>. [Acesso: Junho 2019].
- [18] EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA, "Resenha Mensal", Julho 2019. [Online]. Disponível: <http://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/resenha-mensal-do-mercado-de-energia-eletrica>. [Acesso: Agosto 2019].
- [19] B. Machado, M. F. Castro e L. Bragança, "European Union legislation for demand-side management and public policies for demand response," *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 255, no. 1, p. 012064, Janeiro 2019.
- [20] INEE, "Sobre GD e cogeração," Instituto Nacional de Eficiência Energética - INEE, [Online]. Disponível: http://www.inee.org.br/forum_sobre_gd_cg.asp?Cat=gd. [Acesso: Julho 2019].

- [21] E. A. Costa e M. N. Frota, "*Automação da medição e segurança de dados em redes inteligentes: estudo da experiência brasileira*". Dissertação (Mestrado), PUC-Rio, Rio de Janeiro, 2012.
- [22] L. L. C. Santos, "*Metodologia para análise da tarifa branca e da geração distribuída e de pequeno porte nos consumidores residenciais de baixa tensão*", Dissertação (Mestrado). Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, Rio grande do Sul. 2014.
- [23] AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, "Tarifa branca é nova opção para quem tem consumo acima de 250 KWh/mês". 2019. [Online]. Disponível: <http://www.aneel.gov.br/>. [Acesso: Julho 2019].
- [24] AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, "Tarifa Branca". 2015. [Online]. Disponível: <http://www.aneel.gov.br/tarifa-branca>. [Acesso: Julho 2019].
- [25] J. L. G. Brito, "*Sistema para monitoramento de consumo de energia elétrica particular, em tempo real e não invasivo utilizando a tecnologia Arduino*". Monografia (Graduação), Universidade Estadual de Londrina, Londrina, 2016.
- [26] K. Ehrhardt-Martinez, K. A. Donnelly e J. A. Laitn, "Advanced metering initiatives and residential feedback programs: a meta-review for household electricity-saving opportunities," in *ACEEE*, Washington D.C., 2010.
- [27] S. D. Fugita, "*Smart Meter Integrado a Analisador de qualidade de Energia para Propósitos de identificação de Cargas Residenciais*", Tese (Doutorado). Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Área de concentração em Sistemas Elétrico de Potência, 2014.
- [28] S. Bansal e M. Schmidt, "Energy Disaggregation Methods for Commercial Buildings Using Smart Meter and Operational Data," *Workshops at the Thirty-First AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Março 2017.
- [29] G. W. Hart, "Nonintrusive appliance load monitoring," *Proc. IEEE*, vol. 80, no. 12, pp. 1870-1891, 1992.
- [30] K. Suzuki, S. Inagaki, T. Suzuki, H. Nakamura e K. Ito, "Nonintrusive appliance load monitoring based on integer programming," *2008 SICE Annual Conference*, pp. 2742-2747., Agosto 2008.
- [31] N. Batra, H. Dutta e A. Singh, "Indic: Improved non-intrusive load monitoring using load division and calibration," *2013 12th International Conference on Machine Learning and Applications*, vol. 1, pp. 79-84,

Dezembro 2013.

- [32] M. Zeifman e K. Roth, "Nonintrusive appliance load monitoring: Review and outlook," *IEEE transactions on Consumer Electronics*, vol. 57, no. 1, pp. 76-84, 2011.
- [33] A. Zoha, A. Gluhak, M. Imran e S. Rajasegarar, "Non-Intrusive Load Monitoring Approaches for Disaggregated Energy Sensing: A Survey," *Sensors*, no. 12, pp. 16838-16866, 2012.
- [34] J. M. Gillis, S. M. Alshareef e W. G. Morsi, "Nonintrusive load monitoring using wavelet design and machine learning," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 7, no. 1, pp. 320-328, Janeiro 2016.
- [35] C. Dinesh, B. W. Nettasinghe, R. I. Godaliyadda, M. P. B. Ekanayake, J. Ekanayake e J. V. Wijayakulasooriya, "Residential Appliance Identification Based on Spectral Information of Low Frequency Smart Meter Measurements," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 7, no. 6, pp. 2781-2792, Novembro 2016.
- [36] O. Parson, S. Ghosh, M. Weal e A. Rogers, "Non-Intrusive Load Monitoring Using prior Models of General Appliance Types," *Twenty-Sixth AAAI Conference on Artificial Intelligence*, pp. 356-362, Julho 2012.
- [37] J. Liao, G. Elafoudi, L. Stankovic e V. Stankovic, "Non-intrusive load monitoring using low-resolution smart meter data," *Proc. IEEE SmartGridComm*, pp. 535-540, Novembro 2014.
- [38] M. Figueiredo, B. Ribeiro e A. M. de Almeida, "Electrical Signal Source Separation via Nonnegative Tensor Factorization using on Site Measurements in a Smart Home," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 63, no. 2, p. 364-373, Fev. 2014.
- [39] J. Liang, S. K. K. Ng, G. Kendall e J. W. M. Cheng, "Load signature study—Part I: Basic concept, structure, and methodology," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 25, no. 2, p. 551-560, Abr. 2010.
- [40] W. Wichakool, Z. Remschrin, U. A. Orji e B. S. Leeb, "Smart metering of variable power loads," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 6, no. 1, p. 189-198, Jan. 2015.
- [41] C. Laughman, K. Lee, R. Cox, S. Shaw, S. Leeb, L. Norford e P. Armstrong, "Power signature analysis," *IEEE Power Energy Mag.*, vol. 1, no. 2, p. 56-63, Mar./Abr. 2003.

- [42] D. Srinivasan, W. S. Ng e A. C. Liew, "Neural-network-based signature recognition for harmonic source identification," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 21, no. 1, pp. 398-405, 2006.
- [43] L. Farinaccio e R. Zmeureanu, "Using a pattern recognition approach to disaggregate the total electricity consumption in a house into the major end-uses," *Energy and Buildings*, vol. 30, no. 3, pp. 245-259, 1999.
- [44] A. J. Bijker, X. Xia e J. Zhang, "Active power residential non-intrusive appliance load monitoring system," *AFRICON*, vol. 09, pp. 1-6, 2009.
- [45] K. C. Armel, A. Gupta, G. Shrimali e A. Albert, "Is Disaggregation The Holy Grail of Energy Efficiency? The Case of Electricity," *Technical Paper Series: PTP-2012-05-1*, pp. 6-6, 2012.
- [46] J. Z. Kolter e T. Jaakkola, "Approximate inference in additive factorial HMMs with application to energy disaggregation," *Artificial intelligence and statistics*, pp. 1472-1482, Mar 2012.
- [47] S. N. Patel, T. Robertson, J. A. Kientz, M. S. Reynolds e G. D. Abowd, "At the Flick of a Switch: Detecting and Classifying Unique Electrical Event on the Residential Power Line," *International Conference on Ubiquitous Computing*, pp. 271-288, Set 2007.
- [48] M. Hazas, A. Friday e J. Scott, "Look Back before Leaping Forward: Four Decades of Domestic Energy Inquiry," *IEEE Pervasive Computing*, vol. 10, no. 1, pp. 13-19, Jan.-Mar. 2011.
- [49] K. D. Lee, S. B. Leeb, L. K. Norford, P. R. Armstrong, J. Holloway e S. R. Shaw, "Estimation of variable-speed-drive power consumption from harmonic content," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 20, no. 3, pp. 566-574.
- [50] W. Wichakool, A. Avestruz, R. W. Cox e S. B. Leeb, "Modeling and Estimating Current Harmonics of Variable Electronic Loads," *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 24, no. 12, pp. 2803-2811, Dez. 2009.
- [51] Y. Lin e M. Tsai, "Non-Intrusive Load Monitoring by Novel Neuro-Fuzzy Classification Considering Uncertainties," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 5, no. 5, pp. 2376-2384, Set. 2014.
- [52] A. Cole e A. Albick, "Nonintrusive identification of electrical loads in a three-phase environment based on harmonic content," *Proceedings of the 17th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*, vol. 1,

no. [Cat. No. 00CH37066], pp. 24-29, Maio 2000.

- [53] H.-H. Chang, "Non-Intrusive Demand Monitoring and Load Identification for Energy Management Systems Based on Transient Feature Analyzes," *Energies*, vol. 5, no. 12, pp. 4569-4589, 2012.
- [54] L. K. Norford e S. B. Leeb, "Non-intrusive electrical load monitoring in commercial buildings based on steady-state and transient load-detection algorithms," *Energy and Buildings*, vol. 24, no. 1, pp. 51-64, 1996.
- [55] Z. Wang e G. Zheng, "Residential Appliances Identification and Monitoring by a Nonintrusive Method," *Smart Grid*, vol. 3, no. 1, pp. 80-92, 2012.
- [56] H. S. Kim, "*Unsupervised disaggregation of low frequency power measurements*", Tese de Doutorado, Universidade de Illinois, Urbana-Champaign, 2011.
- [57] M. Zeifman, "Disaggregation of home energy display data using probabilistic approach," *Consumer Electronics, IEEE Transactions*, vol. 58, no. 1, pp. 23-31, 2012.
- [58] F. Jazizadeh e B. Becerik-Gerber, "A Novel Method for Non Intrusive Load Monitoring of Lighting Systems in Commercial Buildings," *Computing in Civil Engineering*, pp. 523-530, 2012.
- [59] Z. C. Taysi, M. A. Guvensan e T. Melodia, "TinyEARS: Spying on House Appliances with Audio Sensor Nodes," *2and ACM Workshop*, pp. 31-36, 2010.
- [60] A. Zoha, A. Gluhak, M. Nati, M. A. Imran e S. Rajasegarar, "Acoustic and device feature fusion for load recognition," *6th IEEE International Conference Intelligent Systems*, pp. 386-392, 2012.
- [61] A. Schoofs, A. Guerrieri, D. T. Delaney, G. M. P. O'Hare e A. Ruzzelli, "ANNOT: Automated Electricity Data Annotation Using Wireless Sensor Networks," *7th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor Mesh and Ad Hoc Communications and Networks (SECON)*, 2010.
- [62] T. R. Camier, S. Giroux, B. Bouchard e A. Bouzouane, "Designing a NIALM in smart homes for cognitive assistance," *Procedia Computer Science*, vol. 19, pp. 524-532, 2013.
- [63] M. Figueiredo, B. Ribeiro e A. M. de Almeida, "On the regularization parameter selection for sparse code learning in electrical source separation," *International Conference on Adaptive and Natural Computing Algorithms*,

pp. 277-286, Abr. 2013.

- [64] M. Baranski, *Energie-Monitoring im privaten Haushalt*, 1 ed. Göttingen: Cuvillier, 2006.
- [65] M. E. Berges, E. Goldman, H. S. Matthews e L. Soibelman, "Enhancing Electricity Audist in Residential Buildings with Nonintrusive Load Monitoring," *Journal of Industrial Ecology*, vol. 14, no. 5, pp. 844-858, 2010.
- [66] A. G. Ruzzelli, C. Nicolas, A. Schoofs e G. M. O'Hare, "Real-time recognition and profiling of appliances through a single electricity sensor," *2010 7th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks (SECON)*, pp. 1-9, Jun 2010.
- [67] O. Parson, S. Ghosh, M. Weal e A. Rogers, "An unsupervised training method for non-intrusive appliance load monitoring," *Artificial Intelligence*, vol. 217, pp. 1-19, 2014.
- [68] M. J. Johnson e A. S. Willsky, "Bayesian nonparametric hidden semi-Markov models," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 14, pp. 673-701, Fev. 2013.
- [69] A. Marchiori, D. Hakkarinen, Q. Han e L. Earle, "Circuit-Level Load Monitoring for Household Energy Management," *ervasive Computing, IEEE*, vol. 10, no. 1, pp. 40-48, 2011.
- [70] H. Shao, M. Marwah e N. Ramakrishnan, "A Temporal Motif Mining Approach to Unsupervised Energy Disaggregation: Applications to Residential and Commercial Buildings," in *Twenty-Seventh AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Bellevue, Washington, USA, 2013.
- [71] C. Elbe e E. Schmutzner, "Appliance-Specific Energy Consumption Feedbackfor Domestic Consumers Using Load Disaggregation Methods," in *22nd International Conference on Electricity Distribution (CIRED)*, Stockholm, Sweden, 2013.
- [72] H. Goncalves, A. Ocneanu e M. Berges, "Unsupervised disaggregation of appliances using aggregated consumption data," in *1st KDD Workshop on Data Mining Applications in Sustainability (SustKDD)*, 2011.
- [73] E. Kanashiro, "*Consumo desagregado de energia: técnicas de monitoramento não intrusivo*", Dissertação (Mestrado), Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2015.

- [74] J. Z. Kolter e J. J. Matthew, "REDD: A public data set for energy disaggregation research," *Workshop on Data Mining Applications in Sustainability (SIGKDD)*, San Diego, CA, pp. 59-62, Ago. 2011.
- [75] O. Parson, "Disaggregated Homes," 7 Setembro 2011. [Online]. Disponível: <https://blog.oliverparson.co.uk/2011/09/reference-energy-disaggregation-data.html>. [Acesso: Julho 2019].
- [76] K. Abed-Meraim, W. Qiu e Y. Hua, "Blind system identification," *Proc. IEEE*, vol. 85, no. 8, p. 1310–1322, Agosto 1997.
- [77] J. D. Kelly, "*Disaggregation of Domestic Smart Meter Energy Data*", Tese de Doutorado, University of London, Imperial College of Science, Technology and Medicine, Londres, 2017.
- [78] A. Gabaldón, R. Molina, A. Marrín-Parra, S. Veleri-Verdú e C. Álvarez, "Residential end-uses disaggregation and demand response evaluation using integral transforms," *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, vol. 5, no. 1, pp. 91-104, 2017.
- [79] Y. Ji, P. Xu e Y. Ye, "HVAC terminal hourly end-use disaggregation in commercial buildings with Fourier series model," *Energy and Building*, vol. 97, pp. 33-46, 2015.
- [80] F. J. Santos, "Introdução às Séries de Fourier," Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais, 2004. Notas de aula.
- [81] E. X. Vieiralves, "*Proposta de uma metodologia para avaliação das perdas comerciais dos sistemas elétricos: o caso Manaus*", Dissertação (Mestrado), Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica, Campinas, São Paulo, 2005.
- [82] B. A. McCarl e T. H. Spreen, *Applied mathematical programming using algebraic systems*, Cambridge, MA, 1997.
- [83] L. A. Wolsey, *Integer programming*, Nova Iorque: Jhon Wiley & Sons, 1998.
- [84] K. D. Anderson, A. Ocneanu, D. Benitez, D. Carlson, A. Rowe e M. Berges, *BLUED: A Fully Labeled Public Dataset for Event-Based Non-Intrusive Load Monitoring Research*, 2012.
- [85] S. Barker, A. Mishra, D. Irwin, E. Cecchet e P. Shenoy, "Smart*: An Open Data Set and Tools for Enabling Research in Sustainable Homes," *ACM SustKDD'12*, 2012.

- [86] S. Makonin, F. Popowich, L. Bartram, B. Gill e I. V. Bajic, "AMPds: A Public Dataset for Load Disaggregation and Eco-Feedback Research," *Electrical Power and Energy Conference (EPEC), IEEE*, pp. 1-6, 2013.
- [87] Light, "Composição da tarifa," 04 abril 2019. [Online]. Disponível: <http://www.light.com.br/para-residencias/Sua-Conta/composicao-da-tarifa.aspx>. [Acesso: Julho 2019].
- [88] P. Vincent, H. Larochelle, Y. Bengio e P. A. Manzagol, "Extracting and composing robust features with denoising autoencoders," *Proceedings of the 25th international conference on Machine learning*, pp. 1096-1103, 2008.
- [89] L. Maaten e G. Hinton, "Visualizing data using t-SNE," *Journal of machine learning research*, vol. 9, no. Nov., pp. 2579-2605, 2008.
- [90] F. A. Gers, J. Schmidhuber e F. Cummins, "Learning to forget: Continual prediction with LSTM," pp. 850-855, 1999.
- [91] I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville e Y. Bengio, "Generative Adversarial Nets," *Advances in Neural Information Processing Systems 27*, pp. 2672-2680, 2014.
- [92] AGENCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, "Entenda melhor o que a ANEEL está propondo para o futuro da GD", Outubro 2019. [Online]. Disponível: <https://www.aneel.gov.br/sala-de-imprensa>. [Acesso: Outubro 2019].
- [93] ABSOLAR, "INFOGRÁFICO ABSOLAR," Associação Brasileira de Energia Solar Fotovoltaica, Outubro 2019. [Online]. Disponível: <http://www.absolar.org.br/infografico-absolar-.html>. [Acesso: Outubro 2019].
- [94] D. B. Vilar e C. M. Affonso, "Residential Energy Management System with Photovoltaic Generation using Simulated Annealing," *13th International Conference on the European Energy Market (EEM), IEEE*, pp. 1-6, Junho 2016.
- [95] Focus Solar, "Focus Solar: Energia e Serviços Especializados," [Online]. Disponível: <http://focussolar.eco.br/>. [Acesso: Outubro 2019].
- [96] Jinko Solar, "Jinko Solar," [Online]. Disponível: <https://www.jinkosolar.com>. [Acesso: Outubro 2019].
- [97] PHB Solar, "PHB Solar," [Online]. Disponível: <http://www.phb.com.br>. [Acesso: Outubro 2019].

- [98] AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, "Resolução Normativa N° 479", Brasília, 2012.
- [99] IBGE, "Pesquisa de Orçamentos Familiares," Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, Rio de Janeiro, 2017-2018.

Anexo

A. Teorema das Relações de Ortogonalidade

Se $m, n \in \mathbb{Z}_+^*$ (inteiros positivos), então:

$$\int_0^T \cos\left(\frac{2m\pi x}{T}\right) \cos\left(\frac{2n\pi x}{T}\right) dx = \begin{cases} 0, & \text{se } m \neq n \\ \frac{T}{2}, & \text{se } m = n \end{cases};$$

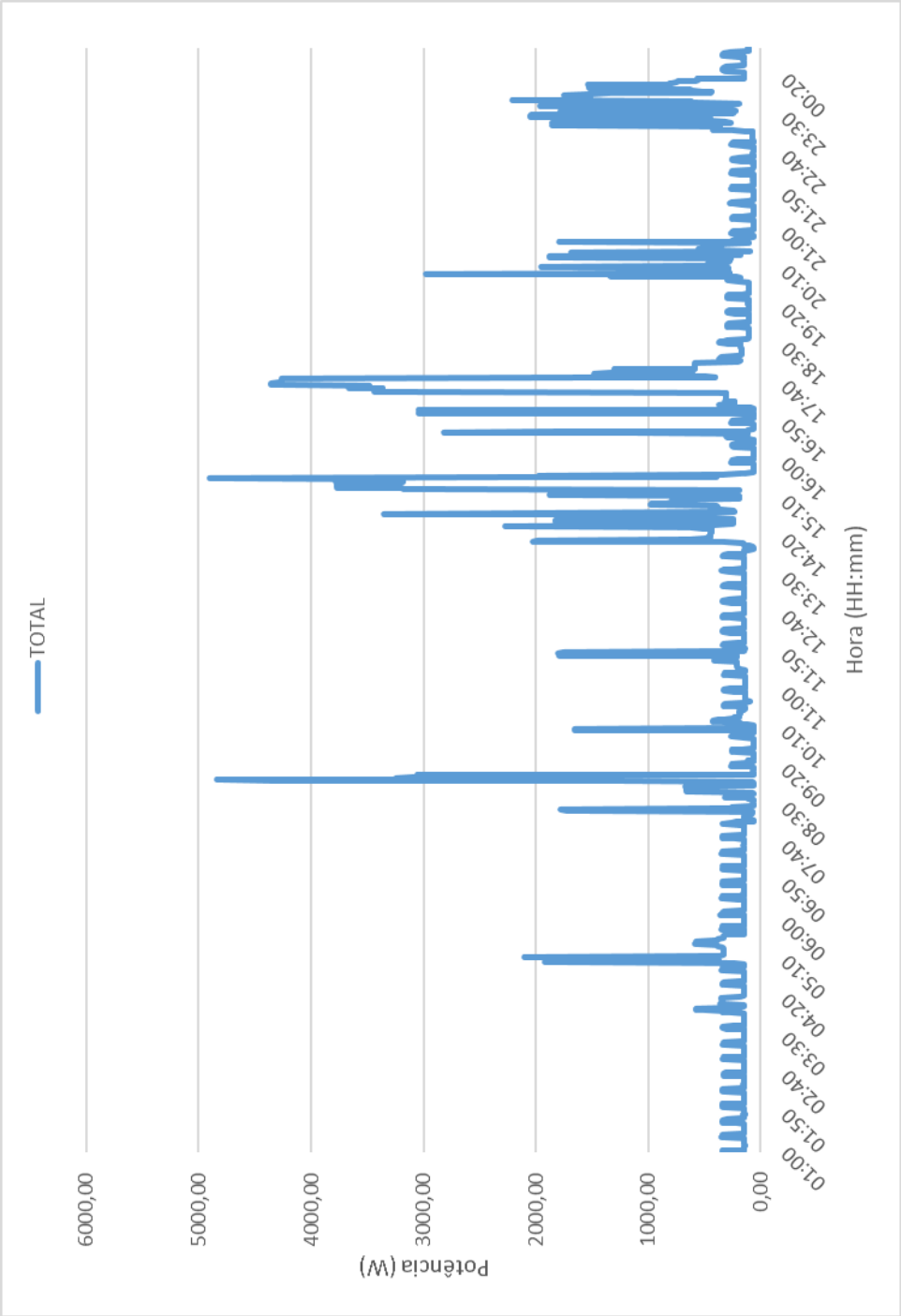
$$\int_0^T \sin\left(\frac{2m\pi x}{T}\right) \sin\left(\frac{2n\pi x}{T}\right) dx = \begin{cases} 0, & \text{se } m \neq n \\ \frac{T}{2}, & \text{se } m = n \end{cases};$$

$$\int_0^T \cos\left(\frac{2m\pi x}{T}\right) \sin\left(\frac{2n\pi x}{T}\right) dx = 0, \forall m, n$$

Anexo

B. Curva de carga

Figura B.1 Medida de potência elétrica em Watts para um Intervalo de 24 horas do REDD



Anexo

C. Gerenciamento do consumo de energia residencial usando painel fotovoltaico

O uso de fontes renováveis de energia está crescendo rapidamente no mundo inteiro, em parte devido a facilidade de acesso às novas tecnologias com redução dos custos de investimento necessário para aplicação, por exemplo, de um sistema fotovoltaico em uma residência, bem como pela crescente preocupação com a preservação do meio ambiente. Segundo a ANEEL [92], em 2015 houveram mudanças regulatórias que reduziram as barreiras de implantação de geração distribuída no Brasil provocando seu aumento exponencial, além da redução de 43% no preço médio dos painéis solares de 2014 a 2019. Atualmente, 1,3% da matriz energética brasileira vem da energia solar fotovoltaica centralizada, além de que 99,7% de todas as conexões de micro e minigeração distribuída são de fonte solar fotovoltaica [93]. Ou seja, energia solar fotovoltaica (FV) é uma das fontes mais promissoras de energia, uma vez que é de fácil aplicação para mini e microgeração, que vem sofrendo redução nos custos de instalação e, consequentemente, retorno de investimento mais rápido – dentro de quatro ou cinco anos. É geralmente instalada próximo aos consumidores e pode proporcionar tanto benefício econômico ao usuário como robustez ao sistema elétrico como um todo.

Diferentemente das fontes convencionais de energia, que podem ser armazenadas em sua forma original e que geram energia de maneira controlada para despacho, a geração de energia solar depende das condições climáticas e não pode ser controlada. Para a operação confiável do sistema, é necessária a aplicação de estratégias de controle da geração, uma vez que a rede elétrica deve sempre manter o balanço entre geração e carga em tempo real de operação. O conceito de redes inteligentes associando tecnologia da informação e comunicação ao sistema elétrico permite que as fontes renováveis de energia sejam implantadas a fim de, em especial, fazer o mercado crescer e melhorar a confiabilidade e o serviço do

setor, minimizando os custos. A utilização dessas novas configurações de rede podem ser aplicadas em todos os níveis: da tecnologia usada para geração até os aparelhos dos consumidores, incentivando o engajamento dos consumidores no gerenciamento pelo lado da demanda [94].

Visto que o modelo de desagregação proposto neste trabalho pode ser utilizado como ferramenta para auxílio no gerenciamento pelo lado da demanda, nesta seção avalia-se um novo cenário, onde o gerenciamento da energia residencial é aplicado considerando um sistema de geração fotovoltaico conectado a rede elétrica do caso em estudo, mais a aplicação da tarifa branca. A manipulação do uso dos dispositivos é aplicada apenas aos aparelhos com consumo de energia relevante para a análise e que sejam flexíveis quanto ao horário de uso, com o objetivo de aproveitar-se ao máximo da energia gerada pelo sistema FV, maximizando o benefício econômico e minimizando o uso de energia proveniente da concessionária. O sistema considerado é ilustrado pela Figura C.1, considerando 24 horas de análise e dados amostrados a cada 10 minutos.

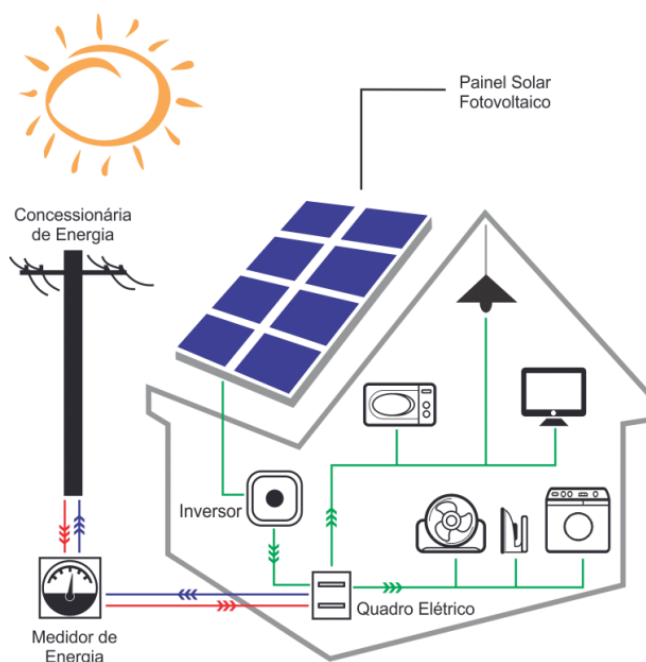


Figura C.1: Sistema residencial com painel solar fotovoltaico (Fonte: [95])

Considerando aplicação da tarifa branca, onde o custo da energia é calculado como descrito pela Equação (2) (seção 4.5), a energia usada pelo sistema (E_{rede}) é calculado como a diferença entre a energia consumida pelos aparelhos (E_c) e a energia entregue pelo sistema FV à rede (E_s), como mostra a Equação (31) [94].

$$E_{rede(t)} = E_{c(t)} - E_{s(t)} \quad (31)$$

Onde a energia consumida pelos aparelhos ($E_{c(t)}$) é a energia calculada a partir do método de desagregação, no instante de tempo t amostrado a cada 10 minutos, e a energia entregue à rede pelo sistema fotovoltaico é dada pela medição de um sistema real considerando as perdas do inversor, calculada como mostra a Equação (32).

$$E_{s(t)} = E_{FV(t)} * \eta_{inv} \quad (32)$$

onde:

$E_{FV(t)}$ – é a energia produzida pelos painéis fotovoltaicos (kWh);

η_{inv} – é a taxa de eficiência do inversor (%).

Esta análise é feita usando a medição real de um sistema residencial de geração de energia solar fotovoltaica com 10 módulos JKM340M-72 de 340 W da Jinko Solar, com características de: $P_{m\acute{a}x} = 340$ Wp, $V_{m\acute{a}x} = 38.7$ V, $I_{m\acute{a}x} = 8.79$ A, $V_{ckt\ aberto} = 47.1$ V, $I_{cc} = 9.24$ A [96] e que gera, em média, 15 kWh diariamente. O inversor usado foi o PHB3000SS da PHB Solar, com eficiência de 97% [97]. Os dados foram coletados no município de Parnamirim/RN, em um dia tipicamente ensolarado havendo passagens de nuvens. A Figura C.2 ilustra a curva de carga do caso em estudo sobreposta à curva de geração do sistema descrito.

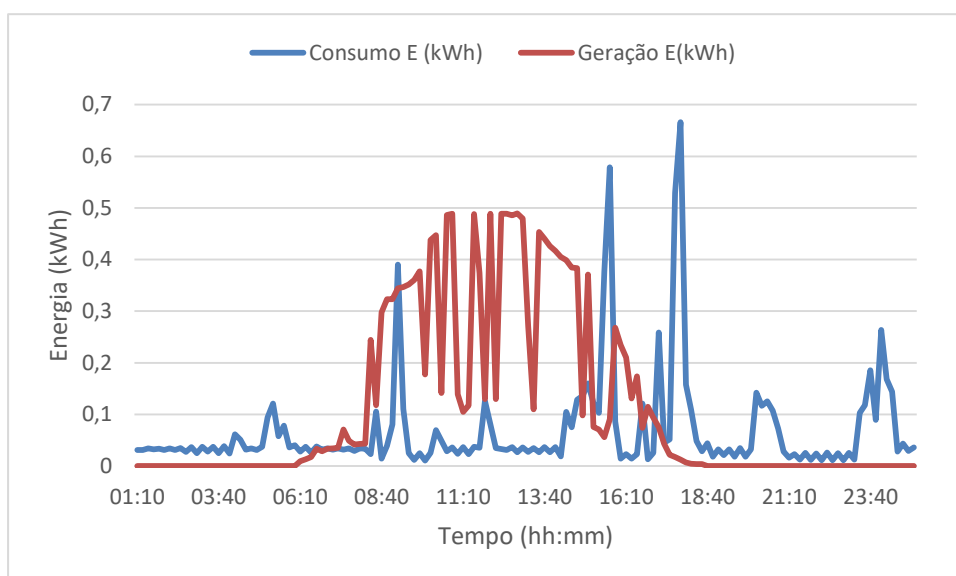


Figura C.2: Curvas de carga da residência e geração de energia do painel fotovoltaico

Neste estudo de caso foram considerados dois grupos de aparelhos: os flexíveis e os não flexíveis. Baseando-se nas definições dadas em [94], os aparelhos flexíveis são aqueles que podem ser usados em qualquer horário do dia, evitando o horário da ponta, sem causar desconforto significativo ao usuário. Neste caso, foram considerados aparelhos flexíveis a Lava-louças, Secadora, Banheiro e Micro-ondas, podendo ter sua carga deslocada para horários em que a tarifa de energia é mais barata. Já os aparelhos não flexíveis são aqueles que não podem ou não devem ter o uso deslocado para qualquer horário do dia como, por exemplo, Iluminação e Refrigerador, uma vez que esses dispositivos têm restrições estritas quanto a sua utilização e não podem ser agendados para outro horário.

Usando como referência o resultado da desagregação, aplicando a energia gerada pelo sistema fotovoltaico, a Figura C.3 ilustra a energia gerada, a energia consumida pelos aparelhos flexíveis e também pelos aparelhos não flexíveis, bem como a energia que circula na rede, seja ela vinda da concessionária (quando positiva) ou sendo entregue para a concessionária (quando negativa), representada pela linha pontilhada. Nesta configuração, 88% da energia gerada pelos painéis fotovoltaicos é entregue à concessionária, e o restante consumido pela residência, reduzindo 35% da energia total consumida ao longo do dia, quando comparado ao cenário sem o sistema fotovoltaico.

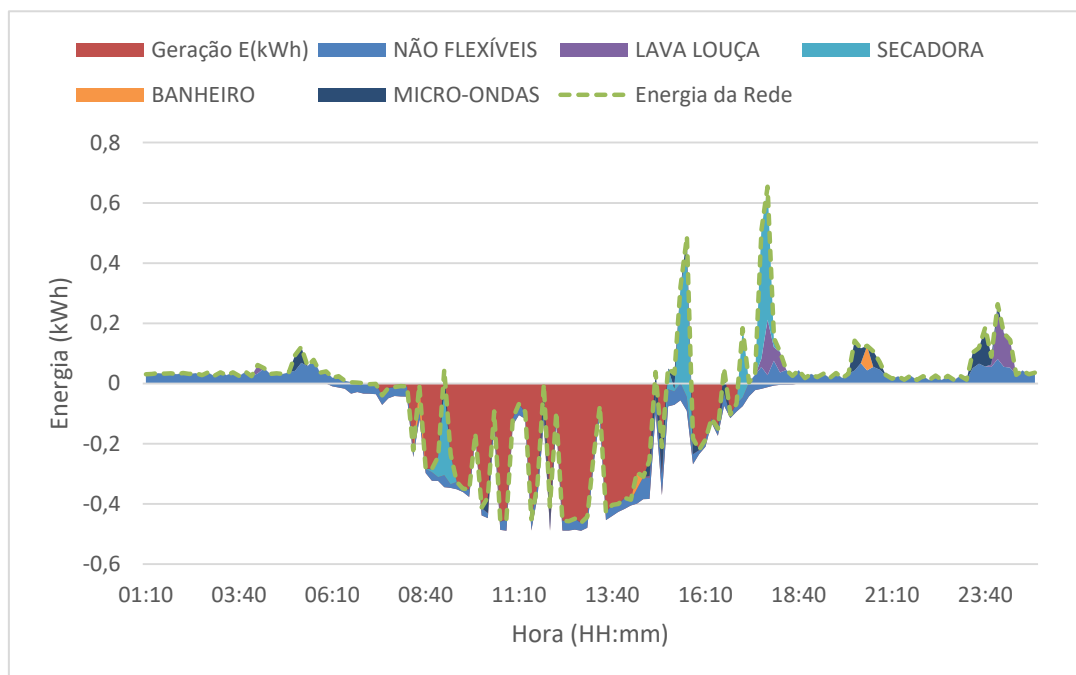


Figura C.3: Consumo total de energia durante um dia, considerando geração fotovoltaica

Como observado na seção 4.5, o consumo da Lava-louças e da Secadora representa 55% da energia consumida no horário de ponta. Considerando que não há restrição de horário para acionamento desses aparelhos, suas cargas foram deslocadas para o período em que coincide com a operação da geração FV. Por outro lado, as cargas do Banheiro e do Micro-ondas são flexíveis com restrições. Estas não podem ser deslocadas para coincidirem com o período de operação do sistema FV, devido ao desconforto que podem provocar ao usuário⁹, mas podem ser agendadas para o período de fora da ponta mais próximo do horário original.

Nessas condições, a Figura C.4 ilustra a curva de carga da residência após o gerenciamento de cargas, onde Secadora e Lava-louças foram deslocadas para o período em que há geração de energia solar fotovoltaica, a carga do Banheiro foi deslocada para o período fora da ponta sem geração FV e a carga do Micro-ondas foi deslocada para o período intermediário (horários estabelecidos com base nos horários da distribuidora Light, ilustrados na Figura 4.8). Nessa configuração, foi aproveitada pela residência 36% da energia gerada, o restante sendo entregue à rede da concessionária.

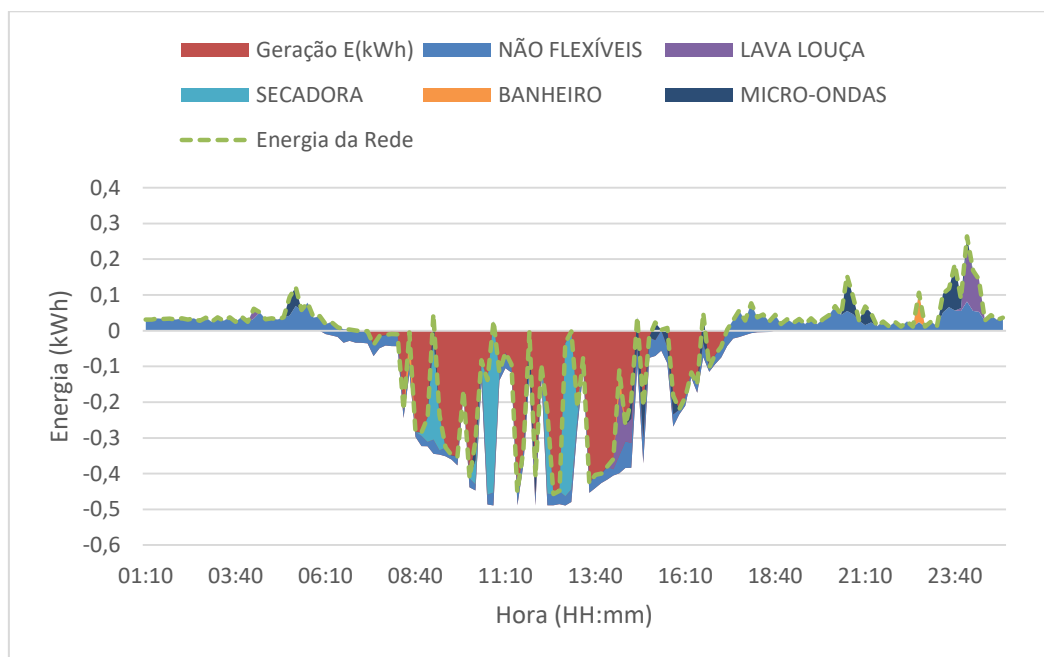


Figura C.4: Consumo total de energia durante um dia, considerando geração fotovoltaica e gerenciamento de cargas para período de fora da ponta

⁹ Para esse tipo de análise, recomenda-se a realização de uma pesquisa de hábitos e preferências como, por exemplo, a tabela apresentada em [94], que indica as preferências do usuário para o horário de agendamento dos dispositivos.

A utilização do sistema de geração de energia com gerenciamento de cargas teve como resultado uma redução de 58% da energia total consumida ao longo do dia em análise, quando comparado ao sistema residencial sem geração FV. Considerando-se que não há custos associados com a energia FV gerada e sem contabilizar os créditos gerados pela energia que entrou na rede da concessionária, a Tabela 10 apresenta o custo da energia do dia, após o deslocamento desses aparelhos, quando aplicadas tanto a tarifa branca quanto a tarifa convencional. Observa-se que houve uma redução de 54,4% em relação ao custo final quando aplicada a tarifa branca antes do sistema de geração solar FV (Tabela 9). Contudo, pode-se observar que, nesse cenário, a aplicação da tarifa convencional volta a proporcionar mais benefício no valor final da fatura, quando comparada ao custo associado à tarifa branca.

Tabela 10: Custo final após deslocamento de consumo de energia, com aplicação de energia solar fotovoltaica

Modelo	Período	R\$/kWh	Consumo gerenciado (kWh)	Custo (R\$)
Tarifa branca	Ponta	1,14742	0,66285	2,774209
	Intermediário	0,76401	0,55208	
	Fora ponta	0,55166	2,885559	
Convencional	--	0,62565	4,100489	2,565471

Finalmente, observa-se que a utilização de análises baseadas na desagregação de cargas para o gerenciamento da demanda é de muita relevância, visto que mais importante do que a mudança de modalidade tarifária é a mudança dos hábitos e gerenciamento das cargas, quando aplicado um sistema de geração de energia solar fotovoltaica. Em outras palavras, quando a geração de energia solar é conectada à residência, pode-se obter ainda mais benefícios quando realizado o gerenciamento da demanda.