



NOVA

NOVA SCHOOL OF
SCIENCE & TECHNOLOGY

**DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA
ELETROTÉCNICA E DE COMPUTADORES**

MARIA MATILDE DE SOUSA FELICIANO

Licenciado em Ciências da Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

IDENTIFICAÇÃO DA FLEXIBILIDADE DE UMA HABITAÇÃO BASEADA NA ANÁLISE DO CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA

MESTRADO EM ENGENHARIA ELETROTÉCNICA E DE
COMPUTADORES

Universidade NOVA de Lisboa

Novembro, 2021

IDENTIFICAÇÃO DA FLEXIBILIDADE DE UMA HABITAÇÃO BASEADA NA ANÁLISE DO CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA

MARIA MATILDE DE SOUSA FELICIANO

Licenciado em Ciências da Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

Orientador: João Francisco Alves Martins, Professor Auxiliar,
Faculdade de
Ciências e Tecnologias da Universidade Nova
de Lisboa

Júri:

Presidente: Mary Doe Adviser Name, Full Professor,
NOVA University Lisbon

Arguentes: John Doe Co-Adviser Name, Associate Professor,
NOVA University Lisbon
John Doe other Co-Adviser Name, Full Professor,
NOVA University Lisbon

Vogais: John Doe Co-Adviser Name, Associate Professor,
NOVA University Lisbon
John Doe other Co-Adviser Name, Full Professor,
NOVA University Lisbon

MESTRADO EM ENGENHARIA ELETROTÉCNICA E DE COMPUTADORES

Universidade NOVA de Lisboa
Novembro, 2021

Identificação da Flexibilidade de uma Habitação Baseada na Análise do Consumo de Energia Elétrica

Copyright © (Maria Matilde de Sousa Feliciano), Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade NOVA de Lisboa.

A Faculdade de Ciências e Tecnologia e a Universidade NOVA de Lisboa têm o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicar esta dissertação através de exemplares

impressos reproduzidos em papel ou de forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, e de a divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objetivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor.

|

Aos meus Pais, Irmãs, Padrinho...

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, desejo agradecer ao meu orientador, Professor Doutor João Martins, pelo apoio, ajuda e disponibilidade demonstrada ao longo do desenvolvimento desta tese. Todo o auxílio, científico e moral, e compreensão por parte do Professor Doutor João Martins, serão um exemplo e uma referência para todas as etapas profissionais a enfrentar.

Gostaria de agradecer a toda a minha família, pais, irmãs e padrinho, por todo o esforço financeiro de forma a completar os meus objetivos, e pelo apoio moral incansável ao longo destes anos.

Um obrigado a todos os meus amigos de faculdade, por toda a entreatajuda e companheirismo, pelo apoio em momentos menos bons e alegria em momentos realizados. Adicionalmente, quero agradecer aos meus amigos de longa data, por todas as incríveis experiências vividas e pela amizade incessante.

|

*"We build too many walls and not enough bridges."
(Isaac Newton)*

Ao fazer uma avaliação relativa a dados da UE sobre o consumo geral de energia por setor, é imediatamente visível que o setor correspondente a habitações é um dos mais responsáveis pelo consumo excessivo de energia. Deste modo, e com a crescente necessidade de tentar controlar este excesso, se cada consumidor agir de forma consciente sobre o seu comportamento sob ponto de vista energético, significativas alterações podem ser vistas numa reavaliação do consumo energético do setor em questão. Para isso, uma forma de o fazer, é que cada consumidor conheça, e posteriormente aplique, soluções que permitem oferecer flexibilidade energética à sua habitação.

A solução proposta nesta dissertação, para oferecer flexibilidade energética a uma habitação, apoia-se em conhecer e estudar o padrão comportamental do consumidor percebendo quais os períodos de funcionamento por que este mais opta por ligar certos equipamentos. Estes equipamentos necessitam de ser cargas que permitam flexibilidade energética, ou seja, que apresentem um horário de funcionamento adaptável e flexível, de uso recorrente e valor de consumo alto. Assim, tanto o gestor de rede passa a conhecer os períodos de maior probabilidade de consumo, como o consumidor pode conhecer o seu próprio hábito de consumo e optar por alterá-lo para benefício ambiental e/ou próprio.

Adicionalmente, foi estudado como o consumidor, ao usufruir da flexibilidade energética oferecida pelos seus equipamentos, pode também ser mais consciente na escolha de opções tarifárias para a sua habitação, que definem como a eletricidade pode ser cobrada. Alternativamente, pode ainda ponderar em deslocar temporalmente o funcionamento das cargas, para uma diminuição significativa na sua conta anual em energia elétrica. Nos testes efetuados para alteração de padrões comportamentais, foi demonstrado que o consumidor pode poupar até 41% do seu gasto financeiro anual em eletricidade. Assim, demonstram-se duas vantagens que advêm de o consumidor ter acesso ao seu padrão comportamental: oferecer flexibilidade energética à sua habitação e poupar na sua fatura anual de eletricidade.

Palavras chave: Flexibilidade Energética, Padrões de Consumo, Poupança Anual.

ABSTRACT

According to EU data about total energy consumption by sector, the sector of houses and buildings occupies a significant position. Therefore, with the growing need for controlling the excessive energy consumption, each consumer can consider on acting consciously on their consumption behavior by acknowledge and adopt solutions that can provide energy flexibility to their home.

The solution proposed in this document to offer energy flexibility to a house, is based on studying the consumer's behavioral pattern realizing which are the periods most suitable to the consumer to activate certain equipment. This equipment must allow energy flexibility by having an adaptable and flexible operation schedule, with a high consumption value and of recurrent use. Consequently, the network knows the periods of greatest probability of consumption, and the consumer can learn about his own consumption habit and consider changing it for environmental and/or own benefit.

Furthermore, it was studied how consumers can take advantage of the energy flexibility offered by their equipment and can also help them to be more aware when choosing tariff options of how the electricity can be charged. In addition, consumers can also consider adapting the machines' operation schedules to powerfully save on the electricity bill. The experiments performed, demonstrated that consumers can save up to 41% of their annual electricity bill. Therefore, is shown two advantages that come from having access to own behavioral pattern: offer energy flexibility to their home and save on annual electricity bill.

Keywords: Energy Flexibility, Behavioral Patterns, Annual Savings.

1. INTRODUÇÃO	1
1.1. CONTEXTO E MOTIVAÇÃO.....	1
1.2. OBJETIVOS.....	6
1.3. ORGANIZAÇÃO DO DOCUMENTO	7
2. ESTADO DA ARTE.....	8
2.1. ALGORITMOS BASEADOS EM SISTEMAS DE AQUISIÇÃO DE DADOS DE BAIXA FREQUÊNCIA.....	11
2.1.1. <i>Características Macroscópicas: Variações na Potência Ativa e Potência Reativa....</i>	11
2.1.2. <i>Características Macroscópicas: Variações na Potência Ativa</i>	14
2.1.3. <i>Características Macroscópicas: Variações na Potência Ativa, Potência Reativa e Potência Deformante.....</i>	16
2.1.4. <i>Características Macroscópicas: Outros Métodos.....</i>	18
2.2. ALGORITMOS BASEADOS EM SISTEMAS DE AQUISIÇÃO DE DADOS DE ALTA FREQUÊNCIA	21
2.2.1. <i>Características Microscópicas: Harmônicas do Sinal de Corrente Referente ao Transitório.....</i>	22
2.2.2. <i>Características Microscópicas: Harmônicas do Sinal de Corrente Referente ao Estado Estacionário.....</i>	23
3. MÉTODO DE DESAGREGAÇÃO DE CARGAS.....	25
3.1. FILTRAGEM E IMPLEMENTAÇÃO DE MÉTODOS	25
3.1.1. <i>Método Baseado em Variações de Potência Ativa [16].....</i>	26
3.1.2. <i>Método Baseado em Variações de Potência Ativa e de Potência Reativa [6].....</i>	29
3.1.3. <i>Método Baseado em Variações de Potência Ativa [17].....</i>	35
3.2. TESTES E RESULTADOS	38
4. ESTUDO DA FLEXIBILIDADE ENERGÉTICA.....	46
4.1. CARGAS QUE PERMITEM FLEXIBILIDADE ENERGÉTICA.....	46
4.2. OBTENÇÃO DE DADOS.....	48
4.3. DISCUSSÃO DE RESULTADOS.....	53
5. ANÁLISE DO CUSTO ENERGÉTICO ANUAL.....	57
5.1. OPÇÕES TARIFÁRIAS.....	57
5.2. CUSTO ASSOCIADO À REFERÊNCIA COMPORTAMENTAL DO CONSUMIDOR.....	58
5.3. CUSTO ASSOCIADO A ALTERAÇÕES COMPORTAMENTAIS DO CONSUMIDOR.....	65
6. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	71
6.1. SÍNTESE GERAL.....	71
6.2. CONTRIBUIÇÕES.....	72
6.3. TRABALHOS FUTUROS.....	72
ANEXO I.....	78

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1.1. - E EVOLUÇÃO DO CONSUMO INTERNO BRUTO POR COMBUSTÍVEL, NA UE ENTRE 1990 E 2019. ADAPTADO DE [4].....	2
FIGURA 1.2. - CONSUMO FINAL DE ENERGIA POR SETOR, NA UE ENTRE 1990 E 2016. ADAPTADO DE [5].....	3
FIGURA 1.3. - CONSUMO FINAL DE ENERGIA A PARTIR DE PETRÓLEO POR SETOR, NA UE ENTRE 1990 E 2016. ADAPTADO DE [5].....	3
FIGURA 1.4. - CONSUMO FINAL DE ENERGIA A PARTIR DE GÁS NATURAL POR SETOR, NA UE ENTRE 1990 E 2016. ADAPTADO DE [5].....	4
FIGURA 1.5. - CONSUMO FINAL DE ENERGIA A PARTIR DE COMBUSTÍVEIS SÓLIDOS POR SETOR, NA UE ENTRE 1990 E 2016. ADAPTADO DE [5].....	4
FIGURA 1.6. - CONSUMO FINAL DE ENERGIA ELÉTRICA (EM PORCENTAGEM) POR SETOR, NA EU ENTRE 1990 E 2016. ADAPTADO DE [5].....	5
FIGURA 2.1. - METODOLOGIA PARA DESAGREGAÇÃO DE CARGAS.....	9
FIGURA 2.2. - DETECÇÃO DE EVENTOS. ADAPTADO DE [6].....	12
FIGURA 2.3. - IDENTIFICAÇÃO DE DISPOSITIVOS, COMPARAÇÃO ENTRE O VETOR DELTA E UMA DETERMINADA ASSINATURA ELÉTRICA. ADAPTADO DE [15].....	18
FIGURA 2.4. - EXEMPLO DE UMA HMM DE QUATRO ESTADOS. ADAPTADO DE [11].....	19
FIGURA 2.5. - PARÂMETROS CARACTERÍSTICOS DE UM FRIGORÍFICO. ADAPTADO DE [8].....	20
FIGURA 2.6. - MODELO FATORIAL ADITIVO. ADAPTADO DE [10].....	21
FIGURA 2.7. - MODELO FATORIAL DIFERENCIAL. ADAPTADO DE [10].....	21
FIGURA 2.8. - HARMÔNICAS CARACTERÍSTICAS DE UM DISPOSITIVO. ADAPTADO DE [20].....	23
FIGURA 3.1. -DIAGRAMA DE CARGA TOTAL, COM INTERVALO DE AMOSTRAGEM DE 15 MINUTOS.....	27
FIGURA 3.2. - DIAGRAMA DE CARGA DO FRIGORÍFICO.....	28
FIGURA 3.3. - DIAGRAMA DE CARGA DO FOGÃO.....	28
FIGURA 3.4. - ASSINATURA ELÉTRICA DA CAFETEIRA ELÉTRICA. (A) BASEADA EM VALORES DE POTÊNCIA ATIVA. (B) BASEADA EM VALORES DE POTÊNCIA REATIVA.....	30
FIGURA 3.5. - ASSINATURA ELÉTRICA DA TELEVISÃO. (A) BASEADA EM VALORES DE POTÊNCIA ATIVA. (B) BASEADA EM VALORES DE POTÊNCIA REATIVA.....	31
FIGURA 3.6. - DIAGRAMA DE CARGA TOTAL, BASEADO EM VALORES DE POTÊNCIA ATIVA.....	32
FIGURA 3.7. -DIAGRAMA DE CARGA TOTAL, BASEADO EM VALORES DE POTÊNCIA REATIVA.....	32
FIGURA 4.1. - PADRÃO DE FUNCIONAMENTO DA MÁQUINA DE LAVAR ROUPA, POR NÚMERO DE CICLOS DE FUNCIONAMENTO, AO LONGO DE 60 AMOSTRAS.....	49
FIGURA 4.2. - PADRÃO DE FUNCIONAMENTO DA MÁQUINA DE LAVAR ROUPA, AO LONGO DE 60 AMOSTRAS.....	50
FIGURA 4.3. - EVOLUÇÃO DO PADRÃO DE FUNCIONAMENTO DA MÁQUINA DE LAVAR ROUPA.....	50
FIGURA 4.4. - EVOLUÇÃO DO PADRÃO DE FUNCIONAMENTO DA MÁQUINA DE SECAR.....	51
FIGURA 4.5. - EVOLUÇÃO DO PADRÃO DE FUNCIONAMENTO DA MÁQUINA DE LAVAR LOUÇA.....	51
FIGURA 4.6. - EVOLUÇÃO DO PADRÃO DE FUNCIONAMENTO DA MÁQUINA DE LAVAR E SECAR.....	52
FIGURA 4.7. - PADRÃO DE FUNCIONAMENTO DA MÁQUINA DE LAVAR ROUPA, AO LONGO DE 240 AMOSTRAS, DIFERENCIADO POR CORES.....	54
FIGURA 4.8. - PADRÃO DE FUNCIONAMENTO DA MÁQUINA DE SECAR, AO LONGO DE 240 AMOSTRAS, DIFERENCIADO POR CORES.....	54

FIGURA 4.9. - PADRÃO DE FUNCIONAMENTO DA MÁQUINA DE LAVAR LOUÇA, AO LONGO DE 240 AMOSTRAS, DIFERENCIADO POR CORES.	55
FIGURA 4.10. - PADRÃO DE FUNCIONAMENTO DA MÁQUINA DE LAVAR E SECAR ROUPA, AO LONGO DE 240 AMOSTRAS, DIFERENCIADO POR CORES.....	55
FIGURA 5.1. - DIAGRAMA DE CARGA ANUAL EQUIVALENTE, DA MÁQUINA DE LAVAR ROUPA..	60
FIGURA 5.2. - CICLO DIÁRIO DA TARIFA TRI-HORÁRIA E DISTRIBUIÇÃO DO HORÁRIO CONSIDERADO EM ESTUDO. ADAPTADO DE [22].....	61
FIGURA 5.3. - DISTRIBUIÇÃO DO CONSUMO ACUMULADO ANUAL VERSUS CUSTO CORRESPONDENTE, DA MÁQUINA DE LAVAR ROUPA.....	62
FIGURA 5.4. - DISTRIBUIÇÃO DO CONSUMO ACUMULADO ANUAL VERSUS CUSTO CORRESPONDENTE, DA MÁQUINA DE SECAR.	63
FIGURA 5.5. - DISTRIBUIÇÃO DO CONSUMO ACUMULADO ANUAL VERSUS CUSTO CORRESPONDENTE, DA MÁQUINA DE LAVAR LOUÇA.....	63
FIGURA 5.6. - DISTRIBUIÇÃO DO CONSUMO ANUAL VERSUS CUSTO CORRESPONDENTE, DA MÁQUINA DE LAVAR E SECAR ROUPA.....	64
FIGURA 5.7. - DISTRIBUIÇÃO DO CONSUMO ANUAL VERSUS CUSTO CORRESPONDENTE, DA MÁQUINA DE LAVAR ROUPA, COM UM ATRASO DE 4 HORAS.....	66
FIGURA 5.8. - DISTRIBUIÇÃO DO CONSUMO ANUAL VERSUS CUSTO CORRESPONDENTE, DA MÁQUINA DE SECAR, COM UM ATRASO DE 4 HORAS.....	67
FIGURA 5.9. - DISTRIBUIÇÃO DO CONSUMO ANUAL VERSUS CUSTO CORRESPONDENTE, DA MÁQUINA DE LAVAR LOUÇA, COM UM ATRASO DE 4 HORAS.....	67
FIGURA 5.10. - DISTRIBUIÇÃO DO CONSUMO ANUAL VERSUS CUSTO CORRESPONDENTE, DA MÁQUINA DE LAVAR E SECAR ROUPA, COM UM ATRASO DE 4 HORAS.....	68

ÍNDICE DE TABELAS

TABELA 3.1. - PERÍODOS DE FUNCIONAMENTO ESTIMADOS DA CAFETEIRA ELÉTRICA E DA TELEVISÃO... ..	34
TABELA 3.2. - PERÍODO DE FUNCIONAMENTO DA CAFETEIRA ELÉTRICA E DA TELEVISÃO.....	34
TABELA 3.3. - BASE DE CONHECIMENTO DO FUNCIONAMENTO DOS DISPOSITIVOS: FRIGORIFICO, ASPIRADOR, FORNO E CAFETEIRA ELÉTRICA.....	35
TABELA 3.4. - PERÍODOS DE FUNCIONAMENTO ESTIMADOS DO ASPIRADOR E DO FORNO.....	37
TABELA 3.5. - PERÍODO DE FUNCIONAMENTO DO ASPIRADOR E DO FORNO.	37
TABELA 3.6. - RESULTADO DE EFICÁCIA POR EQUIPAMENTO E POR MÉTODO NUM DIA, MÉTODO BASEADO EM POTÊNCIA ATIVA [16].....	39
TABELA 3.7. - RESULTADO DE EFICÁCIA POR EQUIPAMENTO E POR MÉTODO NUM DIA, MÉTODO BASEADO EM POTÊNCIA ATIVA E REATIVA [6].....	40
TABELA 3.8. - RESULTADO DE EFICÁCIA POR EQUIPAMENTO E POR MÉTODO NUM DIA, MÉTODO BASEADO EM POTÊNCIA ATIVA [17].....	41
TABELA 3.9. - RESULTADO FINAL DA EFICÁCIA DE CADA MÉTODO IMPLEMENTADO.....	44
TABELA 4.1. - TIPOS DE EQUIPAMENTOS.....	47
TABELA 4.2. - CÓDIGO DE CORES ADOTADO.....	53
TABELA 5.1. - CONSUMO MÉDIO ANUAL DE CADA CARGA.....	59
TABELA 5.2. - PREÇO POR kWh, TARIFA TRI-HORÁRIA.....	59
TABELA 5.3. - CONSUMO MÉDIO ANUAL, E CUSTO ENERGÉTICO ASSOCIADO.....	64
TABELA 5.4. - EVOLUÇÃO DO CUSTO ASSOCIADO ÀS DIFERENTES ALTERAÇÕES REFERENTES À DISTRIBUIÇÃO DE CONSUMO, DE REFERÊNCIA.....	70

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

CNN	<i>Convolutional Neural Network</i>
CO ₂	Dióxido de Carbono
D	Potência Deformante
EDP	Energias de Portugal
EM	<i>Expectation Maximization</i>
FHMM	<i>Factorial Hidden Markov Model</i>
FP	Fator de Potência
HELP	<i>Heuristic End-Use Load Profiler</i>
HMM	<i>Hidden Markov Model</i>
LSTM	<i>Long Short Term Memory</i>
NIALM	<i>Nonintrusive Appliance Load Monitoring</i>
P	Potência Ativa
Q	Potência Reativa
S	Potência Aparente
SM	<i>Smart Meter</i>
UE	União Europeia
VAr	<i>Volt-Ampere Reactive</i>

INTRODUÇÃO

Neste primeiro capítulo, irá ser apresentado o enquadramento dos trabalhos desenvolvidos ao longo deste estudo, bem como a motivação para os mesmos. Adicionalmente, são expostos os objetivos que orientaram o progresso do estudo, no âmbito da identificação da flexibilidade energética de uma habitação baseada na análise do consumo de energia elétrica.

1.1. Contexto e motivação

Por forma a contextualizar o âmbito do estudo, é importante definir flexibilidade sob ponto de vista energético, e deste modo contextualizar a importância desta. Assim, embora várias definições possam ser encontradas para explicar este ponto, é possível deduzir que a flexibilidade energética determina até que ponto um sistema energético pode modificar a sua produção ou consumo, com a finalidade de poder responder a sinais externos [1].

Segundo [2], existem determinadas preocupações que podem levar à procura de soluções que forneçam flexibilidade energética a uma habitação, como eficiência energética, eficiência de CO₂ e/ou minimização de custos mensais de consumo energético. Excluindo o setor de construção de edifícios, que corresponde a cerca de 40% do gasto global de energia, o foco deste estudo será o consumo específico de cada habitação/edifício. Se cada consumidor gerir o seu consumo energético, terá mais facilidade em reagir a sinais externos, como preço de eletricidade e/ou fatores ambientais.

Na Figura 1.1, está apresentada a evolução desde 1990 até 2019 do consumo interno bruto de energia, por combustível na UE [4].

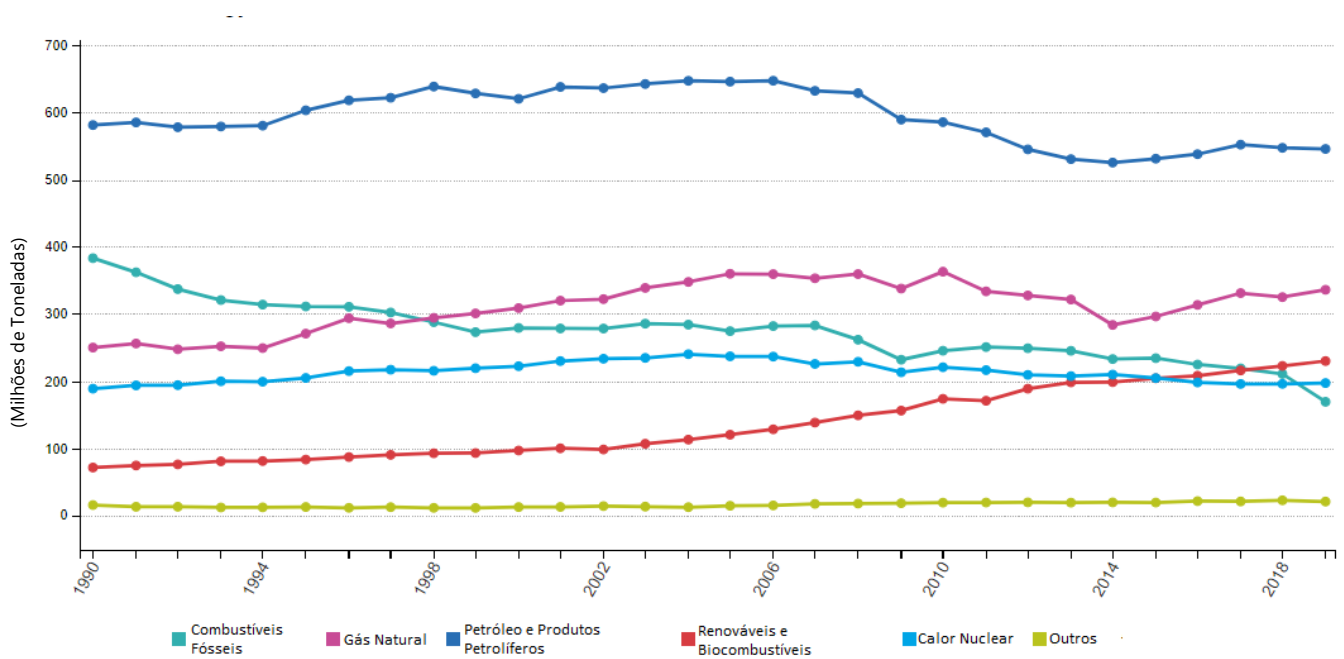


Figura 1.1. - Evolução do Consumo Interno Bruto por Combustível, na UE entre 1990 e 2019. Adaptado de [4].

Avaliando sucintamente os dados apresentados, entende-se que o consumo interno bruto de energia diminuiu ligeiramente entre 2017 e 2019. No entanto, é nítido que o petróleo continua a ser a maior fonte de produção de energia, apesar de ser notória uma queda de longo prazo iniciada em 2006 aproximadamente. A segunda fonte de energia mais significativa para a economia europeia é o gás natural, que tem vindo a crescer ao longo do tempo, e que assistiu a uma subida sucessiva entre 2014 e 2017, voltando a diminuir em 2018. Relativamente às energias renováveis, a sua contribuição ainda não é a desejada, embora tenha vindo a evoluir significativamente, chegando até a ultrapassar os combustíveis fósseis e calor nuclear.

De seguida, na Figura 1.2 está ilustrado um gráfico que agrupa, de 1990 a 2016, a informação sobre os setores mais relevantes relativos ao consumo de energia na UE [5].

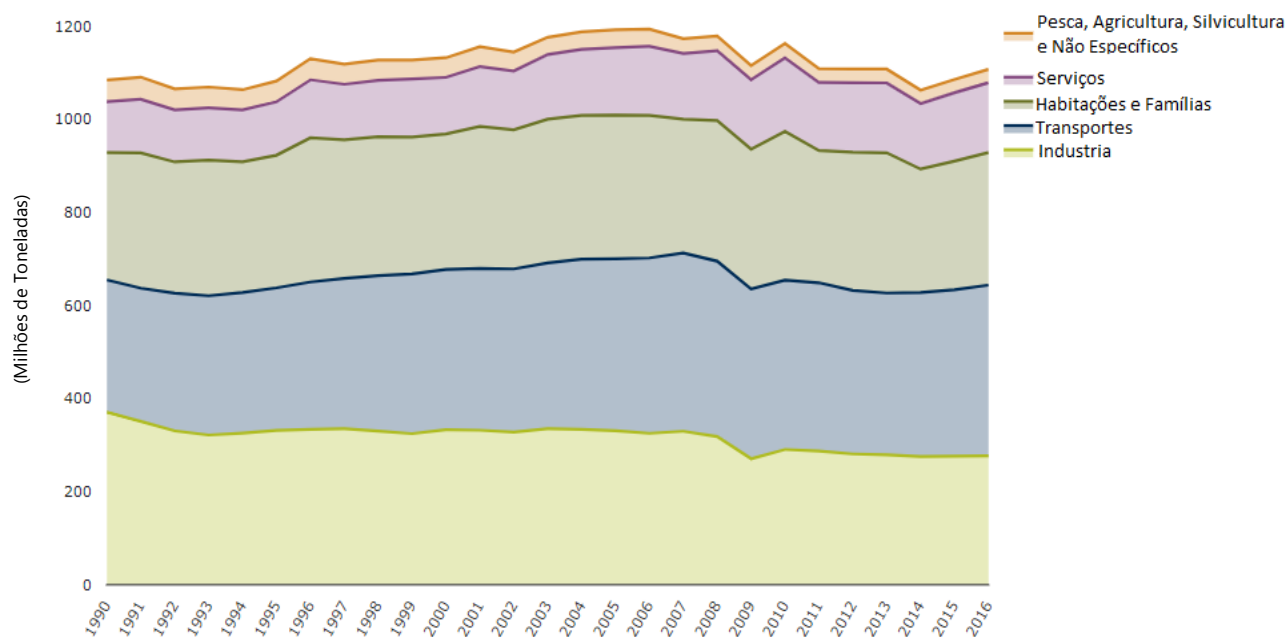


Figura 1.2. - Consumo Final de Energia por Setor, na UE entre 1990 e 2016. Adaptado de [5].

A partir do gráfico acima, é possível verificar que o setor correspondente ao consumo de habitações e famílias ocupa uma posição bastante significativa no consumo geral de energia, encontrando-se em terceiro lugar. Mais pormenorizadamente, as Figuras 1.3, 1.4 e 1.5 mostram a influência dos setores mais relevantes, no consumo de energia a partir das três maiores fontes de produção não renovável desta: petróleo, gás natural e combustível sólido (como madeira ou carvão) [5].

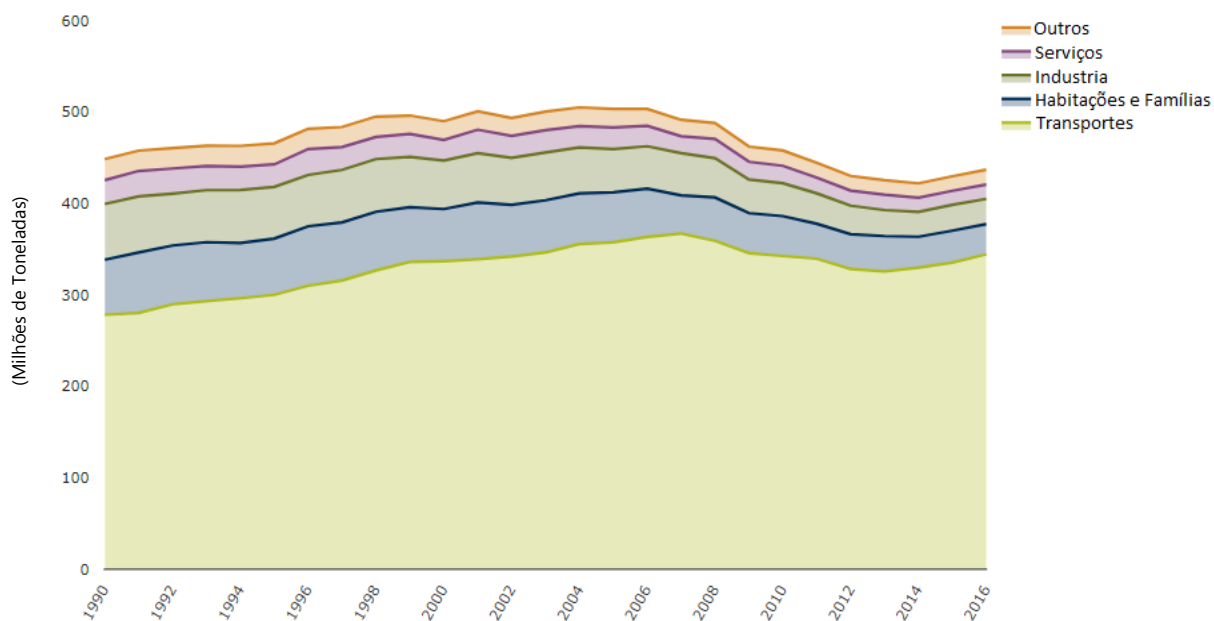


Figura 1.3. - Consumo Final de Energia a Partir de Petróleo por Setor, na UE entre 1990 e 2016. Adaptado de [5].

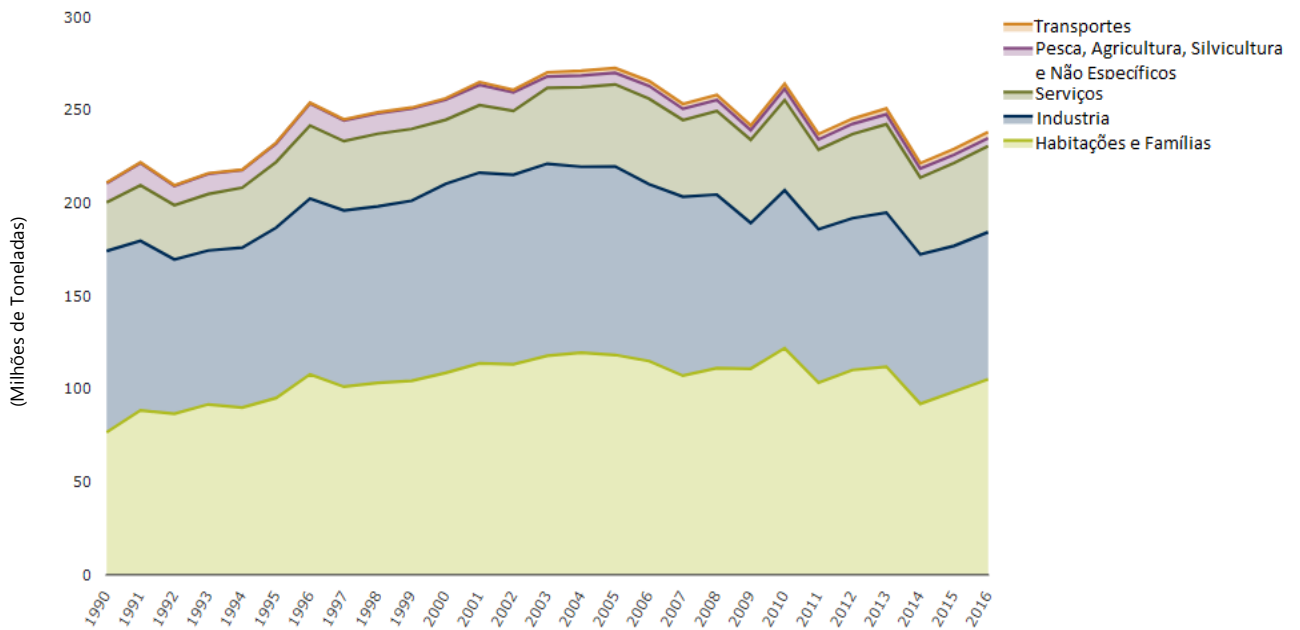


Figura 1.4. - Consumo Final de Energia a Partir de Gás Natural por Setor, na UE entre 1990 e 2016. Adaptado de [5].

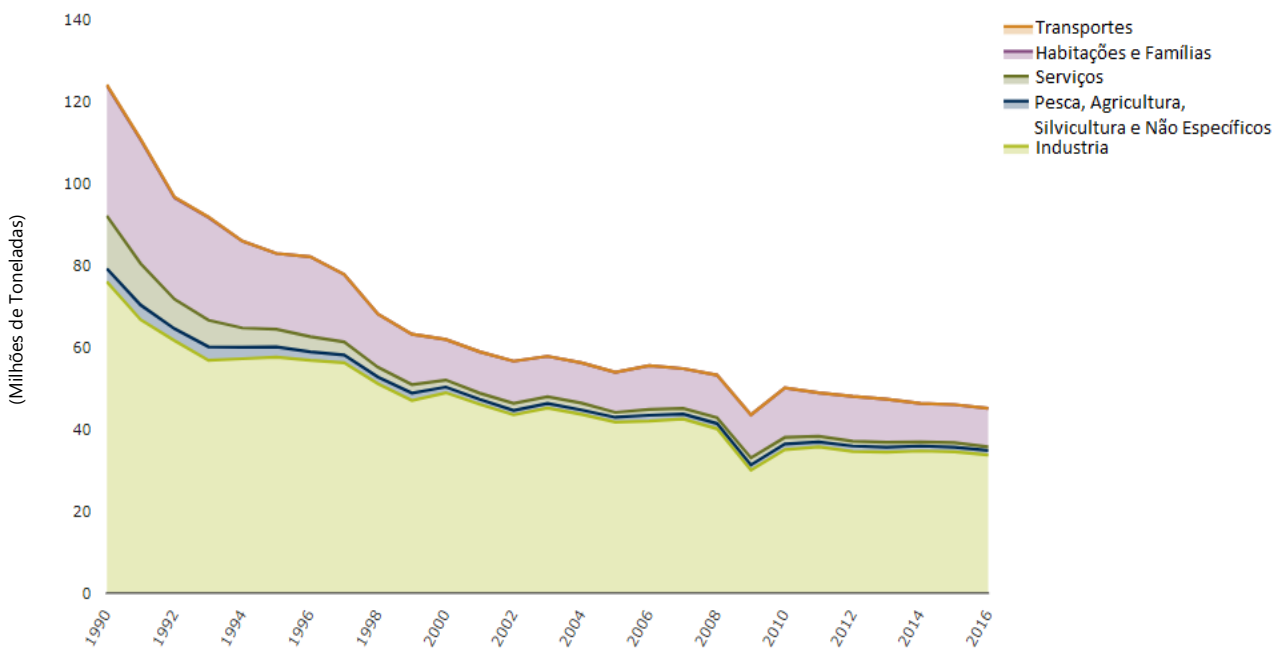


Figura 1.5. - Consumo Final de Energia a Partir de Combustíveis Sólidos por Setor, na UE entre 1990 e 2016. Adaptado de [5].

Comparando e avaliando a informação retirada dos três gráficos apresentados anteriormente, é observado que o setor relativo ao consumo de habitações e famílias não ocupa os lugares mais relevantes no consumo de energia proveniente de fontes como o petróleo e gás

natural, embora o seu consumo continue a ser considerável. Porém, relativamente aos combustíveis sólidos, encontra-se em primeiro lugar.

Finalmente, fazendo um resumo do descrito, na Figura 1.6 é exibido a percentagem de eletricidade consumida em cada setor, sendo que o campo em questão se encontra como a segunda percentagem maioritária (cerca de 30%) desde 1990, tendo vindo a competir com o setor de serviços por este lugar nos últimos anos [5].

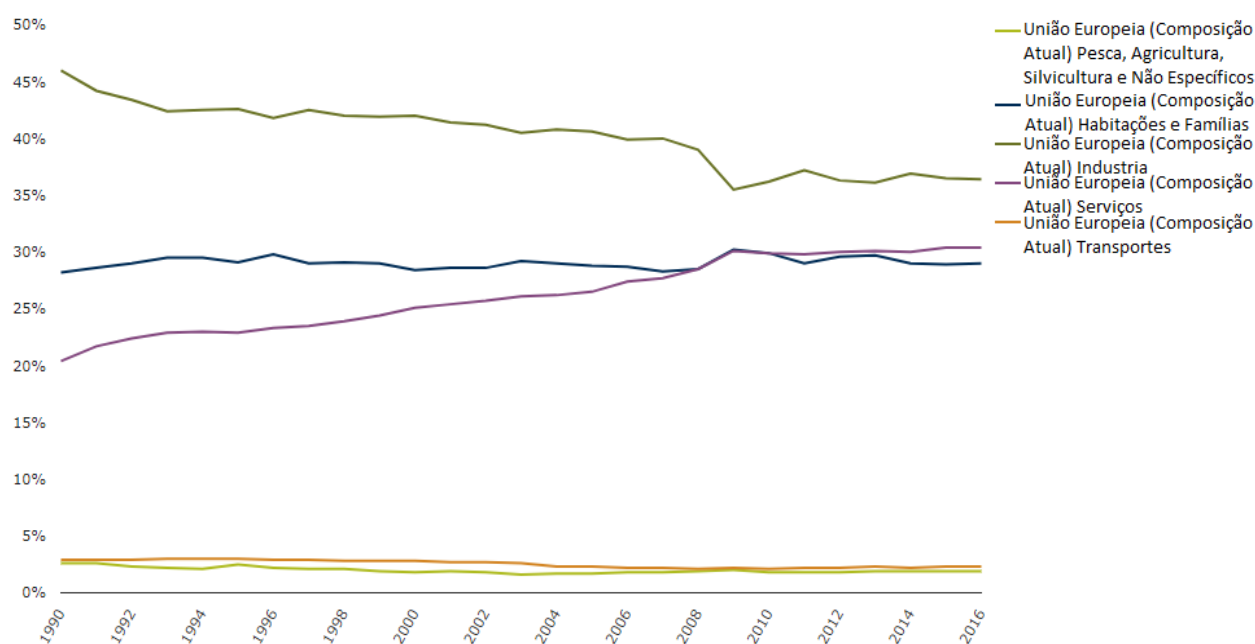


Figura 1.6. - Consumo Final de Energia Elétrica (em Percentagem) por Setor, na EU entre 1990 e 2016. Adaptado de [5].

Toda esta pesquisa mostra a importância da motivação dos consumidores em melhorar a eficiência energética nas suas habitações. É crucial evitar ao máximo o recurso a produções de energia não renováveis, e para isto cada consumidor deverá ter consciência da definição de flexibilidade e eficiência energética de modo a diminuir o impacto que o consumo extremo de energia no setor de habitações, ocupa.

Assim, visto que os ambientes residenciais são áreas muito relevantes no gasto de energia, será importante que cada consumidor se sensibilize quanto ao seu consumo total de energia e conheça o seu gasto individual, até porque desta forma, conseguirá controlar a despesa de igual forma. Deste modo, esta tese inclui também um estudo sobre como, ao adaptar o

padrão comportamental, o consumidor consegue diminuir o seu gasto financeiro anual em energia.

Para tal, a forma de identificação da flexibilidade energética, independente do propósito final desta, irá ser fundamentado a partir da análise do consumo energético total de uma habitação. Para isto, a base será a monitorização e a identificação de cargas, para posterior desagregação destas, para assim, perceber qual o padrão de funcionamento dos equipamentos que oferecem flexibilidade energética à habitação. Assim, será necessário estudar quando é que estes são ligados e desligados, ou seja, os seus intervalos de funcionamento.

O descrito anteriormente é fundamental para facilitar a eficiência energética, para que o consumidor perceba como gerir o uso de certos aparelhos, principalmente os de maior consumo, e o tempo de uso destes [3]. Desta maneira, o conhecimento dos consumos e horários de funcionamento de cada eletrodoméstico pode motivar a uma mudança de hábitos energéticos, ou seja, fazer uso da flexibilidade energética oferecida por estes, a uma habitação.

Existem vários algoritmos que permitem implementar a identificação e posterior desagregação de cargas. O estudo desta tese dará uma grande importância à eficiência e experimentação prática de alguns destes, contando apenas com dados iniciais como o consumo global energético de uma habitação. Estes últimos, são retirados a partir de um único aparelho de contagem (*Smart Meter*) colocado na entrada de energia da habitação/edifício em questão.

1.2. Objetivos

Esta dissertação tem dois objetivos: identificar cargas que permitam flexibilidade energética, e determinar padrões comportamentais dos consumidores a partir da anterior identificação, de forma a estudar soluções de flexibilidade energética.

Recorrendo a Métodos de Monitorização não Intrusiva de Cargas já desenvolvidos, os mesmos serão adaptados para utilização com dados provenientes de contadores inteligentes de uso corrente, sendo efetuada a identificação de cargas. A partir desta identificação de cargas, os resultados serão analisados para reconhecer quais destas permitem flexibilidade energética.

Seguidamente, e partindo da informação anteriormente adquirida, será desenvolvido um estudo comportamental do consumidor. Com base neste, será possível estudar como é

que o consumidor poderá usufruir da flexibilidade energética oferecida pelos dispositivos, para conseguir, assim, poupar no seu gasto anual de eletricidade.

Nesta tese serão considerados dados simulados, que representam dados típicos de um contador inteligente (*Smart Meter*), como forma de obter o diagrama de carga total da habitação. Este será a informação base para o desenvolvimento dos algoritmos a implementar.

1.3. Organização do documento

De seguida, é apresentado um breve resumo da estrutura e organização do documento, dividido pelos cinco capítulos que o formam.

➤ **Capítulo 2 - Estado da Arte**

Descreve todos os métodos já desenvolvidos relativos a Monitorização de Cargas, explicando as suas diferenças e características.

➤ **Capítulo 3 - Método de Desagregação de Cargas**

A partir de toda a informação agrupada no Capítulo 2, considerando as características disponíveis para o desenvolvimento deste estudo, é filtrado o melhor método para a continuação do estudo.

➤ **Capítulo 4 - Estudo da Flexibilidade Energética**

Este capítulo apresenta a análise desenvolvida sobre como um consumidor pode usufruir da flexibilidade energética oferecida pelos seus equipamentos.

➤ **Capítulo 5 - Análise do Custo Energético Anual**

O quinto capítulo descreve como o estudo anterior pode ter um impacto significativo no custo energético anual.

➤ **Capítulo 6 - Conclusões e Trabalhos Futuros**

O último capítulo sintetiza todo o estudo efetuado, bem como os resultados obtidos. Adicionalmente apresenta as contribuições e os trabalhos a desenvolver futuramente, relativos ao desenvolvido nesta tese.

ESTADO DA ARTE

No seguimento do texto introdutório, neste capítulo apresenta-se o raciocínio geral dos métodos/algoritmos já desenvolvidos, desde a monitorização e identificação de cargas até ao objetivo final de desagregação destas. Cada algoritmo escolhe as suas opções independentes em cada campo. Este capítulo irá focar-se apenas na Monitorização Não Intrusiva de Cargas, visto que se trata de um processo menos complexo e dispendioso. Isto porque, apenas necessita de um contador de energia no ponto de ligação do edifício/habitação, e não de um sensor instalado em cada aparelho elétrico. Relativamente à aquisição de dados, esta pode ser classificada como microscópica ou macroscópica. Serão ambas estudadas e exemplificadas porém, no decorrer desta tese, apenas a primeira constitui a base inicial de informação. Relativamente aos campos seguintes, ilustrados no esquema abaixo (Figura 2.1), várias opções podem ser tomadas em consideração sendo estas, pontos cruciais de interesse para o estudo e desenvolvimento dos objetivos apresentados no primeiro capítulo deste estudo.

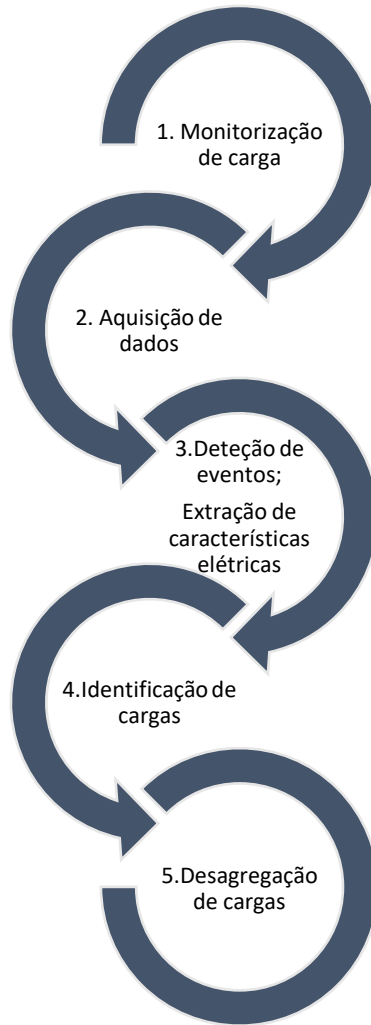


Figura 2.1. - Metodologia para Desagregação de Cargas.

A Figura 2.1 mostra as principais cinco etapas de decisão que compõem um método de desagregação de cargas. Estas são dependentes de várias características, sendo explicadas sucintamente de seguida:

1. Através do modo de abordagem usado para monitorização de cargas, é definido se esta é intrusiva ou não intrusiva. Uma monitorização de cargas intrusiva, consiste numa abordagem inevitavelmente mais dispendiosa e de difícil instalação, visto que requer um contador de energia em cada dispositivo, que posteriormente acompanha o seu funcionamento diário. Ou seja, os aparelhos de aquisição de dados encontram-se dentro da habitação, daí se tratar de uma monitorização intrusiva. Contrariamente, uma monitorização não intrusiva de cargas apenas requer um contador de energia instalado em cada ponto de ligação do edifício. Desta

forma, regista o consumo total, e a partir de algoritmos específicos este é desagregado e assim, são concluídos quais os dispositivos que estão a ser usados e o consumo destes, num certo horário [12].

Este estudo irá fundamentar-se na segunda opção, visto que irá ter como base dados típicos de um *Smart Meter*, correspondentes ao diagrama de carga total de uma habitação. Adicionalmente, esta abordagem apresenta vantagens relativas ao custo e complexidade de instalação, embora o processamento deste seja mais complicado.

2. Para a aquisição de dados é necessário definir o procedimento de recolha de dados: baixa frequência (≤ 1 Hz) ou alta frequência. Esta decisão é baseada em fatores como o intervalo de precisão, características dos medidores e tipo de algoritmo [13]. As características retiradas de amostras a baixa frequência, são denominadas características macroscópicas, que incluem dados como valores pico de tensão e de corrente, bem como valores de potência, nomeadamente potência ativa, reativa e/ou deformante [24]. Já para frequências de amostragem superiores, estas características são designadas características microscópicas, que incluem medições como distorção harmónica, interferência eletromagnética ou transitórios [12].

3. Relativamente à deteção de eventos e extração de características elétricas, estas podem ser definidas como características de estado estacionário, estado transitório ou não tradicionais. As primeiras correspondem normalmente a variações de potência ativa e potência reativa, relacionadas com extrações de dados a baixa frequência. As características de estado transitório, necessitam de uma amostragem de alta frequência [12].

4. Existem três métodos diferentes que regem a identificação de cargas detetadas: métodos supervisionados, métodos semi-supervisionados e métodos não supervisionados. Cada algoritmo considera o método mais adequado, sendo que estes serão explicados aquando referidos, ao longo da descrição dos diferentes métodos.

5. A desagregação de cargas é feita através de técnicas como HMM (*Hidden Markov Models*), CNN (*Convolutional Neural Network*) ou LSTM (*Long Short Term Memory*) [12]. A escolha da técnica de desagregação difere de método para método.

Assim, com base no raciocínio anterior, serão nomeados alguns dos algoritmos desenvolvidos ao longo dos anos, diferenciados a partir do seu sistema de aquisição de dados.

2.1. Algoritmos Baseados em Sistemas de Aquisição de Dados de Baixa Frequência

Como explicado sucintamente no ponto 2 do esquema apresentado na Figura 2.1, este tipo de aquisição de dados está normalmente associado a equipamentos mais simples e muitas vezes, mais baratos. Abaixo serão descritos estudos que se baseiam em características macroscópicas (dados de baixa frequência), como potência ativa, potência reativa, potência deformante, e ainda probabilidades de mudança de estado de um dispositivo, baseadas num padrão comum do consumidor. A *Energy Box* da EDP, é um exemplo de um sistema apoiado em aquisição de dados a baixa frequência [19].

2.1.1. Características Macroscópicas: Variações na Potência Ativa e Potência Reativa

O algoritmo de Hart [27], representa a base de muitos dos algoritmos posteriormente desenvolvidos, sendo que este se baseia num esquema bastante simples, no entanto não totalmente eficaz.

Conta com uma base de dados, que contém as assinaturas elétricas dos dispositivos, sendo que estas são definidas como características únicas que identificam cada dispositivo e, neste caso se baseiam em valores de consumo. Estas são guardadas numa base de dados, e ilustram a informação de cada aparelho sobre os estados e eventos retirados da fase de treino inicial [6]. Assim, estamos perante um método supervisionado, que requer uma fase de treino inicial [13]. Adicionalmente, este método divide os vários dispositivos em quatro categorias: dispositivos continuamente ligados; dispositivos *on/off*; dispositivos cujo modo de funcionamento é caracterizado por uma máquina de estados finita, sendo que a cada estado, corresponde um determinado valor de consumo; e, finalmente, dispositivos com variação de consumo energético contínuo, não regular [19].

Através do consumo total de uma habitação, depois de normalizado e filtrado (Figura 2.2), segundo a diferença entre a potência de um instante atual e a potência do instante imediatamente anterior, percebe-se se houve alguma alteração na potência (evento) [6]. Ou seja, se houve um decréscimo de potência equivalente a um valor da assinatura elétrica de um aparelho específico, ficamos a saber que este foi provavelmente desligado. Tal como, num cenário contrário, isto é, acréscimo de potência, o aparelho foi possivelmente ligado. Assim, faz corresponder a informação presente nas assinaturas elétricas inicialmente construídas, aos eventos detetados nos diagramas de carga total [12]. Para dispositivos do tipo *on/off*, o descrito anteriormente não só descreve o padrão de funcionamento destes, bem como o valor do consumo energético quando ativos. Para dispositivos cujo modo de funcionamento é caracterizado por uma máquina de estados finita, é preciso considerar que o padrão de funcionamento destes vai incluir uma sequência de eventos [19]

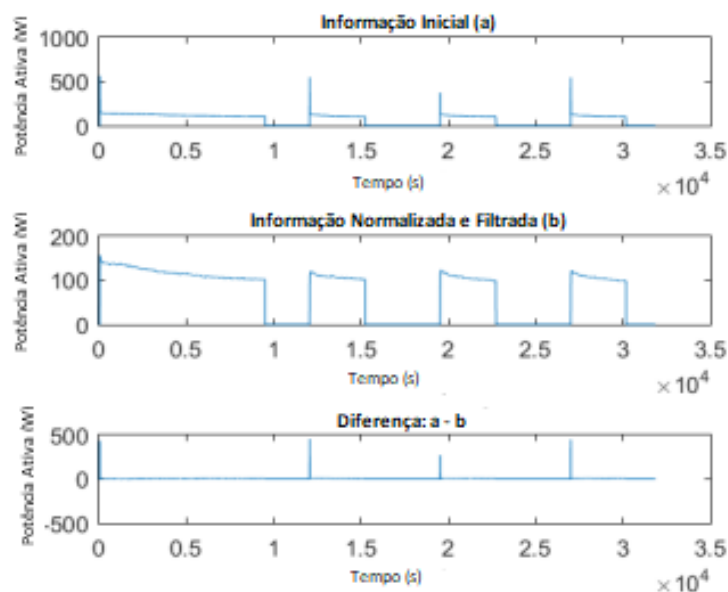


Figura 2.2. - Detecção de Eventos. Adaptado de [6].

Porém, neste algoritmo, é considerado que apenas um evento acontece num curto espaço de tempo, dando grande importância a grandes diferenças de potência, ignorando aparelhos de pequeno consumo. Adicionalmente, admite que não existem dispositivos com o mesmo valor de consumo. É perceptível que o descrito se encontra longe da realidade prática [6].

Elaborando um resumo inicial, o algoritmo de Baranski [14] de forma a atingir o objetivo final de reconhecer o funcionamento de determinados aparelhos elétricos, fá-lo a partir da identificação de padrões de consumo. Posteriormente, percebe a que dispositivos pertencem esses padrões. Portanto, utiliza a ideia base de extrair eventos do consumo energético total e agrupá-los posteriormente [7].

Neste algoritmo é importante ter em consideração que, eventos do mesmo *cluster* pertencem ao mesmo dispositivo. De modo a perceber qual o estado de sequência com maior probabilidade, para cada dispositivo, é desenvolvido um algoritmo genético de seleção natural, para formar máquinas de estados finitos [7]. Este algoritmo utiliza métodos não supervisionados, ou seja, não necessita de ter conhecimento prévio dos dados de qualquer dispositivo [13].

Os seguintes passos descrevem a estrutura deste algoritmo:

- Similarmente ao Algoritmo de Hart, a detecção de eventos é feita através da diferença entre a potência atual lida num instante t e potência anterior lida num instante $t-1$. Ou seja,

$$\Delta P_t = P_t - P_{t-1} \quad (2.1)$$

Os eventos detetados, são posteriormente classificados, contando com um limite para possivelmente, eliminar o ruído.

- Este passo trata da separação de eventos, sendo que eventos com características idênticas, são colocados no mesmo *cluster*. Existem alguns métodos de agrupamento, porém, a partir de [14], o utilizado foi o *fuzzy clustering*. Este método propõe que os dispositivos podem ser inseridos em mais do que um *cluster*, e a cada dispositivo está relacionado um nível de associação [7].

Para isto, primeiramente é necessário inicializar uma matriz U (cada coluna corresponde a um evento), que demonstra o esquemático entre dispositivos e eventos. Posteriormente, vai-se atualizando esta última, a partir de combinações entre eventos e dispositivos tendo em conta as propriedades destes. Se as combinações anteriores estiverem corretas, a matriz U vai resumir-se a uma matriz de componentes binárias, esperando sempre apenas um elemento 1 por coluna, mostrando assim que um evento equivale a um único dispositivo específico.

- Relativamente ao algoritmo genético já mencionado no início deste algoritmo, este basicamente cria uma matriz A , que associa cada *cluster* a um dispositivo possível. Ou seja, cada coluna corresponde aos primeiros, e cada linha aos segundos referidos, tendo em consideração que o número de linhas tem de ser superior ao número de *clusters*, de modo a incluir um intervalo de solução eficaz [14]. Consequentemente, são selecionadas as melhores combinações que darão origem a inúmeras máquinas de estados finitas [7].
- Ainda relativamente à matriz A , depois de determinadas as combinações e construídas as sequências de eventos, é calculada a duração média das sequências de eventos que apresentam uma maior probabilidade de pertencer ao menor caminho. De seguida, é constituído um processo reproduzido para todas as linhas da matriz A , onde cada sequência de eventos corresponde a um nó, representados num grafo orientado, e deste modo é possível determinar o caminho mais curto [7]. Logo, aceita o estado final mais provável.
- Finalmente, se necessário, são corrigidas incompatibilidades que possam ter ocorrido, como por exemplo, haver uma associação de um evento a mais do que um dispositivo.

De modo a facilitar a complexidade do descrito no processo anterior, devido ao facto de acontecerem vários eventos por dia, são apenas detetados aparelhos significativamente fortes e de ocorrência frequente.

2.1.2. Características Macroscópicas: Variações na Potência Ativa

Em [16], está descrito um método que através da variação dos valores de potência ativa, consegue determinar um diagrama de carga específico para cada aparelho elétrico. Considera amostras com um intervalo de tempo de 15 minutos, o que é uma clara desvantagem, uma vez que durante este intervalo de tempo, muitos dispositivos podem ser ligados e desligados. No entanto, como este método apenas regista atividade de dispositivos de grande consumo, como ar condicionado, a razão para este intervalo de tempo já é mais justificável. Toda a informação é retirada do diagrama de carga total da habitação, ou seja, este método faz uma avaliação desta e regista eventos significativos.

Sendo assim, o procedimento pode ser resumido em:

1. Estudo do consumo geral e determinação de origens de eventos;
2. Avaliação e agrupamento de possíveis soluções para o ponto anterior;
3. Comparação sucessiva de soluções, sendo que vai sempre permanecendo a mais próxima da origem, todas as excluídas são apagadas. Estas comparações, isto é, testes, são obviamente guiados por regras ditadas pelo consumo de cada aparelho;
4. Se as condições forem satisfeitas, o processo de pesquisa dá-se como encerrado, se não, volta ao ponto 3 com novas soluções geradas.

Assim, é posteriormente desenhado o diagrama de carga da solução anteriormente encontrada. Importante referir que algumas aproximações são tomadas em consideração quando, por exemplo, variações de igual valor são provocadas por aparelhos diferentes, ou dispositivos são ligados com usos finais idênticos. Nestes casos, o método decide qual a carga responsável por esse evento, segundo o comportamento diário usual do consumidor (horário, duração e padrão).

É possível concluir, face ao apresentado, que o mecanismo descrito anteriormente apresenta aspetos que podem levar à incorreta avaliação da monitorização de cargas, como o grande intervalo de amostragem, a limitação de dispositivos identificados e as aproximações consideradas.

Considerando [17], este método tem como objetivo demonstrar que a partir dos dados de consumo total de uma habitação, é possível reconhecer cargas de cada aparelho elétrico, seguindo um padrão que rege uma abordagem de reconhecimento próprio.

Para isto, é usado uma aplicação computacional apoiada num algoritmo de desagregação de cargas fundamentado em regras específicas, denominado de HELP (*Heuristic End-Use Load Profile*). Este algoritmo desenvolve um perfil de carga, baseado em dados de aparelhos usados pelo consumidor, comportamento diário deste e dados de consumo a nível local. Tal como na maioria dos algoritmos de desagregação de cargas, existem adaptações necessárias que vão afetar a validade de cada método. Neste caso, semelhantemente ao método anterior, quando dois ou mais dispositivos com finalidades idênticas se encontram simultaneamente

ativos, a diferenciação é feita a partir de uma análise de decisão assente na hora do dia, tempo de uso, etc.

Este método apoia-se em algumas regras/passos, sendo estes:

1. Determinação de possíveis eventos através de variações de potência ativa no diagrama de carga total;
2. Estudo da atividade usual de cada dispositivo, consoante o perfil de consumo do consumidor em questão;
3. Reconhecimento de eventos de consumo alto, percebendo se estes correspondem ao funcionamento de um dispositivo de grande consumo, ou se se trata de um agrupamento de mais do que um dispositivo. Para isto, é feito um pequeno esquema de somas e possibilidades;
4. Opções de cargas, para cada evento detetado;
5. Determinação da opção mais correta, consoante o estudado até então;
6. Comparação do tempo de intervalo médio entre eventos, de forma a perceber se coincide com o funcionamento normal do dispositivo;
7. Verificar se o consumo durante um determinado evento, corresponde a um valor pelo menos maior que o consumo mínimo do dispositivo escolhido.
8. Identificação dos dispositivos, e extração do perfil de consumo destes.

A eficácia deste método é afetada pelas adaptações inicialmente mencionadas, pela não consideração de mudança de estado simultânea entre dois dispositivos e pelo melhor desempenho em aparelhos de grande consumo, nomeadamente quanto aos responsáveis pelo aquecimento de água ou frigoríficos [17]. Adicionalmente, requer um amplo tempo de treino de forma a retirar as informações necessárias para cada dispositivo, para assim construir as regras específicas que constroem o algoritmo de desagregação de cargas.

2.1.3. Características Macroscópicas: Variações na Potência Ativa, Potência Reativa e Potência Deformante

O algoritmo de Weiss [15] assemelha-se significativamente ao algoritmo de Hart, sendo que identifica eventos e, a partir da sua base de dados, determina qual o dispositivo elétrico

que apresenta uma maior correspondência à informação contida nesta. Isto significa que, observando o consumo total da habitação, e efetuando um estudo comportamental inicial dos aparelhos (método supervisionado), de modo a constituir as assinaturas elétricas destes, agrupam-se os eventos e atribui-se cada evento ao aparelho que melhor equivale [7]. Porém, o algoritmo de Weiss conta com características como potência ativa, potência reativa e potência deformante.

Numa primeira fase, é feita a normalização das diferentes potências numa tensão constante, visto que a potência consumida pode ser fortemente influenciada por variações de tensão [15].

Posteriormente, avança-se para a deteção de eventos. Através do consumo previamente normalizado, é realizada a diferença de potências entre dois instantes consecutivos. Se esta solução for considerável, este valor pertence a um evento, tendo em consideração a possibilidade de erros devido ao ruído presente. Tendo consciência desta inconformidade, o algoritmo de Weiss, recorre ao uso de um filtro [7].

De seguida, passa-se à determinação do vetor delta, \vec{d}_i , usado para fazer corresponder um evento ao funcionamento de um dispositivo [15]. Para isto, tendo em conta que se deteta um evento no início do funcionamento de um dispositivo, e outro no final deste, \vec{d}_i é determinado através dos níveis de potência que ligam estas duas variações.

Por último, prossegue-se à correspondência das assinaturas previamente determinadas, com \vec{d}_i anteriormente definido, sendo que o algoritmo calcula a distância euclidiana entre cada \vec{d}_i até cada assinatura (\vec{k}_j) [7].

$$\|\vec{d}_i - \vec{k}_j\| = r * \|\vec{k}_j\| + osc \quad (2.2)$$

Consoante a veracidade da expressão (2.2) e o ilustrado na Figura 2.3, conclui-se se \vec{k}_j é uma potencial combinação para \vec{d}_i . O valor r corresponde a um valor pré-definido e osc refere-se ao termo de oscilação [15].

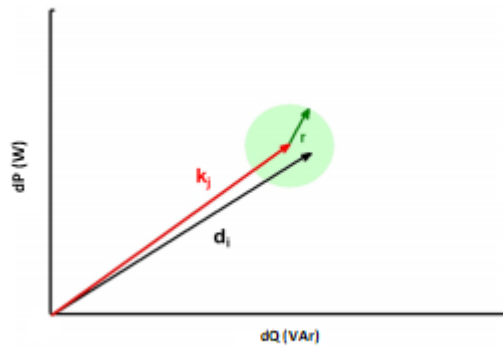


Figura 2.3. - Identificação de Dispositivos, Comparação entre o Vetor Delta e uma Determinada Assinatura Elétrica. Adaptado de [15].

Chegando perto do objetivo final, a partir das combinações possíveis entre \vec{k}_j e \vec{d}_i , com o auxílio do método *nearest neighbor* é escolhida a combinação mais correta entre o vetor delta e uma das assinaturas elétricas presentes na base de dados [15]. Todas as correspondências são posteriormente organizadas.

2.1.4. Características Macroscópicas: Outros Métodos

O algoritmo de Parson [8] tem como base os modelos de Markov (HMM), que mantêm como desconhecidos os seus estados observados, que correspondem às mudanças no consumo total, devido a transições de estado. Consequentemente, o algoritmo em questão usa adicionalmente o modelo de Viterbi [26], de modo a descobrir os estados ocultos (estado efetivo do aparelho) observados nos HMMs.

Este algoritmo considera duas abordagens: a primeira tem como base métodos supervisionados, isto é, os dados sub-medidos encontram-se acessíveis antes da desagregação da carga; a segunda considera métodos não supervisionados, ou seja, não é necessário nenhum conhecimento prévio sobre os dispositivos, porém, após a desagregação, é essencial rotular manualmente os aparelhos ou assumir a consciência do número de aparelhos usados. No entanto, as abordagens descritas, dificilmente descrevem aplicações reais de NIALM [8]. Então, considera-se alguma informação prévia.

Este algoritmo passa a conceituar abordagens semi-supervisionadas, isto é, começa por estabelecer um modelo geral do dispositivo com o objetivo de o desagregar, subseqüentemente acertado, através das assinaturas elétricas retiradas da carga agregada. Neste campo, o modelo de Viterbi tem uma função essencial, visto que é este que possibilita a desagregação [7].

Fazendo um pequeno resumo do processo do modelo de desagregação de cargas HMM, visto que este é usado em alguns algoritmos apresentados posteriormente, sabemos que cada HMM é caracterizado por três variáveis [11]:

- Probabilidade de permanecer no estado;
- Probabilidade de transitar de estado;
- Probabilidade de estado inicial, representada pelo vetor Φ .

A partir de cada HMM, para além das probabilidades, há conhecimento do número de estados conhecidos e estados ocultos. Cada probabilidade tem como base, o número de transições habituais entre cada estado.

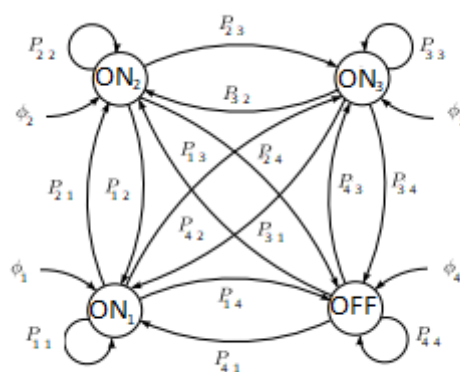


Figura 2.4. - Exemplo de uma HMM de Quatro Estados. Adaptado de [11].

Retomando o algoritmo de Parson [8], considera-se apenas a atividade de um dispositivo, ou seja, a mudança de estado deste seguindo o raciocínio de modelos genéricos, e agregação de dados de consumo, recorrendo ao algoritmo EM [8]. Assim, é possível aperfeiçoar a expectativa do seu comportamento. Isto é, pegando no primeiro ponto E (*expectation*), define-se a probabilidade do desempenho do dispositivo, detetado no consumo agregado segundo parâmetros iniciais. De seguida, com base nos dados anteriores, passa-se para o ponto pos-

terior - M (*maximization*), onde novos parâmetros são descritos [8]. Resumidamente, este algoritmo utiliza um modelo genético para formar um modelo mais atualizado, de forma a retirar o período de treino mais adequado para cada dispositivo.

Posteriormente, através do algoritmo de Viterbi [26], é possível proceder à desagregação, retirando da informação acima, a sequência ótima de estados ocultos HMM. Isto é possível filtrando o sinal agregado para que interferências de outros aparelhos sejam desprezadas. De seguida, é efetuada a diferença entre a carga desagregada do aparelho, e carga total agregada. Este processo é repetido até que todos os aparelhos tenham sido desagregados da carga total [8].

A Figura 2.5 ilustra em (a), o comportamento do consumo expectável de um frigorífico durante 3 horas, e em (b) a tradução deste numa máquina de estados.

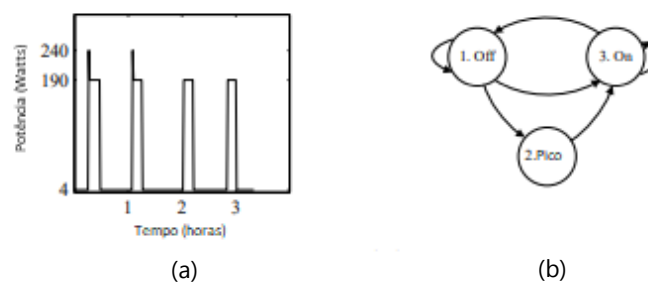


Figura 2.5. - Parâmetros Característicos de um Frigorífico. Adaptado de [8].

Relativamente ao algoritmo de Kolter [10], sabendo que o modelo FHMM é definido como o fatorial do modelo HMM, é um facto que este algoritmo utiliza duas variantes do primeiro modelo. Sendo estas, a combinação entre FHMM aditivo e FHMM diferencial, usando amostras de alta frequência, visto que para frequências contrárias, depara-se com perdas significativas de sinal [9].

O modelo fatorial aditivo consiste em vários HMM independentes em paralelo, tal como mostrado na Figura 2.6, cujo procedimento consiste na junção de todos os estados ocultos. Já o modelo diferencial, corresponde à mudança de estado do HMM, considerando a modificação de apenas um estado deste num tempo preciso, ilustrado na Figura 2.7 [10]. Isto é, observando o sinal de consumo total e identificando mudanças precisas, classificamos estas últimas como uma mudança de um único dispositivo.

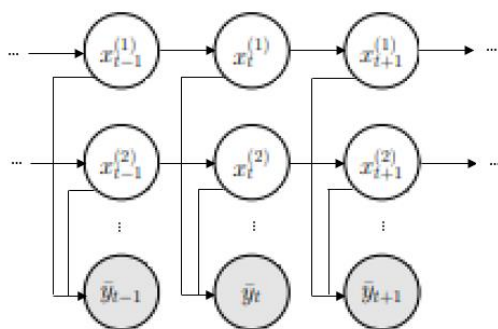


Figura 2.6. - Modelo Fatorial Aditivo. Adaptado de [10].

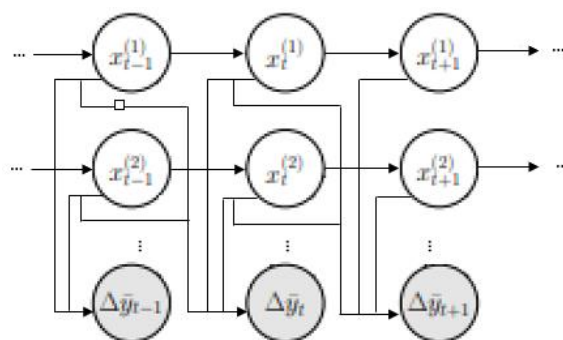


Figura 2.7. - Modelo Fatorial Diferencial. Adaptado de [10].

De modo a diminuir a advertência do grande número de estados presente no modelo HMM, o algoritmo de Kolter utiliza então o estado fatorial deste. No entanto, isto só é conseguido através de inferência exata e da perda de dependências de carga. Dado que a inferência exata necessita de um número exponencial de estados e algoritmos aproximados comuns, esta é de difícil alcance [10].

Conclui-se que, ao tentar lutar contra a complexidade do modelo HMM, muitas outras imprecisões são criadas. Consequentemente, entende-se que o algoritmo fatorial é de difícil execução em tempo real [9].

2.2. Algoritmos Baseados em Sistemas de Aquisição de Dados de Alta Frequência

Embora este estudo se foque na identificação de cargas a partir de características macroscópicas, é importante ter uma visão base de alguns métodos baseados em características

microscópicas. Isto porque, muitos investigadores acreditam que para atingir um nível elevado de eficácia na identificação de cargas, a melhor solução é fazer um misto entre características macroscópicas e microscópicas de cada dispositivo [19].

Abaixo, serão descritos alguns métodos baseados em aquisição de dados de alta frequência, nomeadamente os que se baseiam no processamento das harmónicas de um sinal elétrico.

2.2.1. Características Microscópicas: Harmónicas do Sinal de Corrente Referente ao Transitório

Em [18] está descrito um sistema desenvolvido baseado em características microscópicas, nomeadamente coeficientes médios da envolvente espectral referente ao sinal de corrente no transitório.

De forma a poder combinar os transitórios, este sistema utiliza um processamento prévio responsável por transformar as medições de corrente e tensão. Ou seja, a partir de um conversor A/D e/ou de transformadas matemáticas, estes últimos são convertidos para um formato padrão [18]. Considerando que as envolventes espectrais são definidas como o conteúdo harmónico médio de um sinal, para um determinado intervalo de tempo, é possível ponderar um sinal de corrente com as suas respetivas envolventes espectrais a_k e b_k :

$$a_k(t) = \frac{2}{T} \int_{t-T}^t x(\tau) \cos(k\omega\tau) d\tau \quad (2.3)$$

$$b_k(t) = \frac{2}{T} \int_{t-T}^t x(\tau) \sin(k\omega\tau) d\tau \quad (2.4)$$

k , representa o índice da harmónica. O primeiro coeficiente (2.3) corresponde às componentes espectrais em fase, e o segundo (2.4) às componentes em quadratura.

Este método requisita uma fase de treino antecipada para extrair assinaturas elétricas transitórias, guardando-as posteriormente numa biblioteca. No entanto, não há necessidade de o fazer para todos os aparelhos, visto que existem alguns destes com assinaturas semelhantes quando comparados numa determinada escala [18]. Nestes aparelhos, incluem-se

aparelhos do tipo *on/off*, aparelhos com funcionamento especificado por uma máquina de estados, e aparelhos com um consumo energético variável, e não periódico.

Após a deteção de eventos, na identificação das cargas responsáveis por estes, as assinaturas guardadas são comparadas com a atividade observada durante o instante do evento. De seguida, através do método dos mínimos quadráticos, é definido qual o aparelho com menor erro quadrático [19]. Assim, este último será o causador do evento.

2.2.2. Características Microscópicas: Harmónicas do Sinal de Corrente Referente ao Estado Estacionário

Alternativamente à característica apresentada no método anterior, podem também ser usadas harmónicas referentes ao estado estacionário. Estas últimas apresentam uma estabilidade constante, visto que se trata das harmónicas correspondentes aquando o dispositivo elétrico atinge o seu consumo estável [19]. Assim, vantajosamente, podemos usar estas características como assinatura elétrica do aparelho.

Segundo o sistema desenvolvido em [20], relativamente ao processo de formação de assinaturas elétricas, partindo dos conhecimentos iniciais do consumo energético do edifício, e através de um analisador de harmónicas de potência, é construído um vetor de características, posteriormente transformado num formato padrão específico. É usada uma abordagem baseada em rede neuronal, neste caso com a finalidade de retirar recursos essenciais da representação das harmónicas, presente nas assinaturas elétricas dos aparelhos. A informação anterior, é armazenada e comparada com modelos já nela inseridos.

Para o estudo de oito dispositivos, foram obtidas 256 combinações, considerando apenas dois estados possíveis para cada aparelho – ligado ou desligado [20]. Ou seja, para a construção da rede neuronal são necessárias 2^N combinações, para N dispositivos, algo que se torna complexo quando considerando um exemplo real de uma habitação, com 30 a 50 aparelhos elétricos.

Na Figura 2.8, está apresentado o exemplo de um vetor característico para uma assinatura elétrica, com 16 sinais de entrada considerados. No entanto, apenas as primeiras 8 harmónicas ímpares do sinal de corrente, são ponderadas. Adicionalmente, é notório que para cada harmónica faz-se corresponder uma parte real e uma parte imaginária.

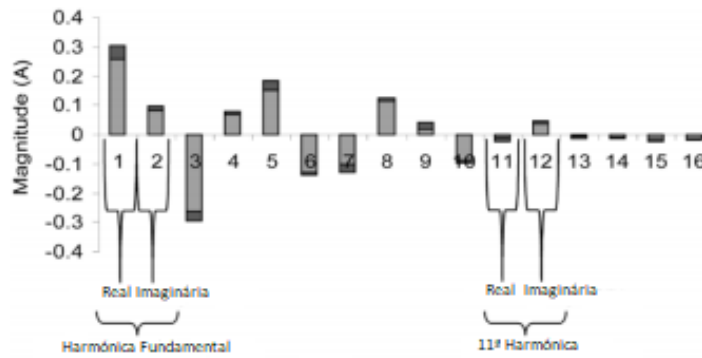


Figura 2.8. - Harmónicas Características de um Dispositivo. Adaptado de [20].

Sabendo que, x_i representa um dado sinal de entrada, I_n corresponde à amplitude da n -ésima harmónica ímpar de corrente e ϕ_n à fase desta, consideram-se as seguintes equações:

$$x_i = \frac{I_{(i+1)}}{2} \cos \phi_{\frac{(i+1)}{2}} \quad (2.5)$$

$$x_i = \frac{I_i}{2} \cos \phi_{\frac{i}{2}} \quad (2.6)$$

A equação (2.5) é usada para valores ímpares de i , já a (2.6), para números pares. Foi a partir destas equações que, por exemplo, o vetor da harmónica fundamental foi calculado, constituído por x_1 e x_2 (parte real e parte imaginária).

Embora, este sistema apresente uma eficácia de reconhecimento que ronda os 80% - 90% [19], esta só é válida para dispositivos do tipo *on/off*.

MÉTODO DE DESAGREGAÇÃO DE CARGAS

Neste capítulo será escolhido qual o Método de Desagregação de Cargas mais adequado para a identificação e desagregação de cargas, com base no diagrama de carga total da habitação. Assim, será possível a posterior identificação de quais destas permitirão flexibilidade energética, e como, desta forma, poderão oferecer efetivamente flexibilidade energética à habitação.

A informação agrupada no Capítulo 2 desta tese, sobre Métodos de Desagregação de Cargas já desenvolvidos e testados ao longo dos anos, será essencial para todo o estudo feito no presente capítulo.

3.1. Filtragem e Implementação de Métodos

Todas as simulações e aquisição de dados de consumo da habitação, serão efetuados usando o modelo de Richardson [26]. Este modelo, não só disponibiliza o diagrama de carga total da habitação, mas também os consumos individuais dos diferentes dispositivos com um tempo de amostragem de 1 minuto, e intervalos de funcionamento destes. Após a implementação de cada método, os resultados desta serão comparados aos retirados do modelo de Richardson.

Consoante o número de habitantes, mês do ano e tipo de dia da semana, os dados são gerados apresentando, nomeadamente, o valor de potência ativa e fator de potência para cada aparelho. Foi desprezada a influência da potência deformante, e, portanto, o valor da potência reativa foi calculado a partir de (3.1).

$$|\vec{Q}| = \frac{|\vec{P}|}{FP} - |\vec{P}| \quad (3.1)$$

Assim, a partir de todos os métodos descritos no Capítulo anterior, apenas alguns destes encaixam nos dados fornecidos pelo modelo de Richardson, bem como nos dados provenientes de alguns SM. Necessita de ser um modelo fundamentado em variações de potência ativa ou potência ativa e potência reativa, modelos estes que foram apresentados nos subcapítulos 2.1.2. e 2.1.2. deste documento.

Foram escolhidos três métodos dos apresentados: dois deles baseados em dados de potência ativa, e um em potência ativa e potência reativa.

3.1.1. Método Baseado em Variações de Potência Ativa [16]

Este método baseia-se em variações de potência ativa, com intervalos de amostragem de 15 minutos. Conta como dados iniciais: diagrama de carga total e valor de consumo individual de cada dispositivo. Para tal, é instalado um SM na entrada de energia da habitação, de forma a retirar o diagrama de carga total desta, sendo realizado um estudo do valor de consumo normal de cada equipamento.

Quando existem variações de igual amplitude provocadas por dispositivos diferentes, estas são distinguidas, teoricamente, recorrendo à informação comportamental do consumidor. Como no desenvolvimento deste estudo, esta última não é conhecida, estas decisões foram baseadas em informações usuais, como por exemplo, num horário de refeições é mais provável estar ligado o forno ou o fogão, do que o aspirador. No entanto, esta seria desenvolvida com um estudo prévio, através da instalação de um sensor de energia em cada equipamento, de modo a acompanhar a sua atividade ao longo de alguns dias de treino. Assim, seria conhecido qual o horário e tempo de funcionamento habitual de cada dispositivo.

Antes deste método ser implementado, é necessário simular o diagrama de carga total da habitação em estudo, usando o tempo de amostragem considerado neste método, o que resulta no diagrama da Figura 3.1. A cada 15 minutos, o consumo total nesse minuto é a média do consumo nesses últimos 15 minutos. É facilmente perceptível que este aspeto, tal como o referido no parágrafo anterior, irão afetar a eficácia deste método, algo já referido quando este foi descrito.

Com a finalidade de determinar o diagrama de carga de cada equipamento, este método efetua a identificação e desagregação de cargas através de uma sucessiva comparação

de soluções. Estas consistem em associar a variação de potência ativa num determinado evento, ao valor de consumo de cada aparelho.

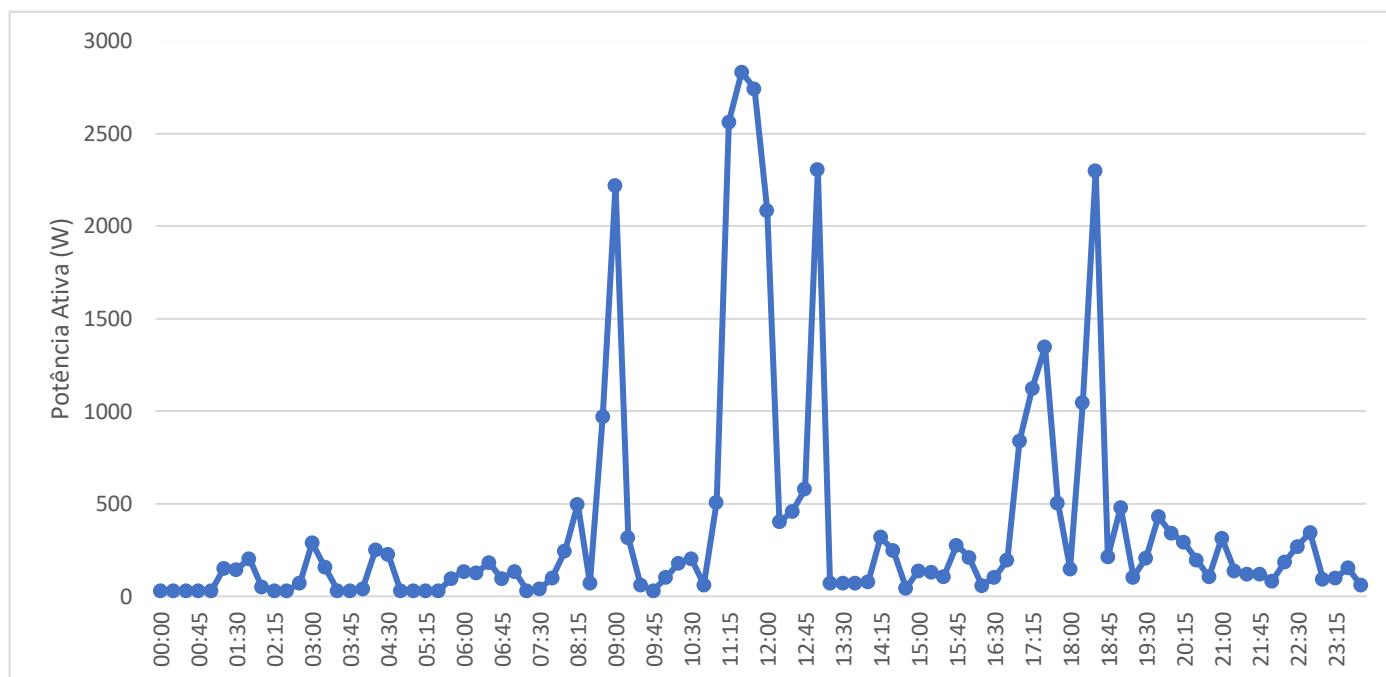


Figura 3.1. - Diagrama de Carga Total, com intervalo de Amostragem de 15 minutos.

Começando pela detecção de eventos, é esperado que alguns destes correspondam a um consumo tão baixo, que não permitem identificar a atividade da carga que o causou. Isto é evidente observando os dados da figura acima, por exemplo, entre as 05:30 e 07:30.

No entanto, dispositivos de grande consumo com funcionamento de curta duração também são dificilmente detetados, como a cafeteira elétrica. Isto porque este equipamento costuma estar ativo cerca de 2 minutos, e o tempo de amostragem do método é 15 minutos. Logo, o funcionamento deste é quase ignorado visto que 2 minutos comparativamente a 15 minutos, é praticamente insignificante. Embora o alto consumo da cafeteira elétrica tenha peso na média do consumo no intervalo de 15 minutos em que se insere, este é facilmente confundido com outros equipamentos com um período de funcionamento maior. Adicionalmente, foi evidente que muitas das vezes, este método acaba por corresponder um tempo de funcionamento maior que o real em dispositivos como o frigorífico, por exemplo. Este último, está ativo durante cerca de 20 minutos e, portanto, apresenta uma duração maior que os 15 minutos de intervalo de amostragem, no entanto menor que os 30 minutos correspondentes

a dois intervalos de amostragem. Portanto, a duração de funcionamento detetada através deste método, acaba por ser uma duração maior que a real.

A finalidade deste método, é gerar os diagramas de carga individuais de cada equipamento, como já referido. Assim, é possível observar o funcionamento de cada dispositivo ao longo do dia. Este objetivo foi atingido, e de seguida, comparado com os diagramas de carga originais, de cada equipamento.

A Figura 3.2 ilustra o resultado da implementação do método (a azul), para dispositivos com funcionamento repetitivo e periódico, como o frigorífico, apresentando sobreposta a solução original (a tracejado preto). A Figura 3.3 ilustra o resultado idêntico, porém para o fogão.

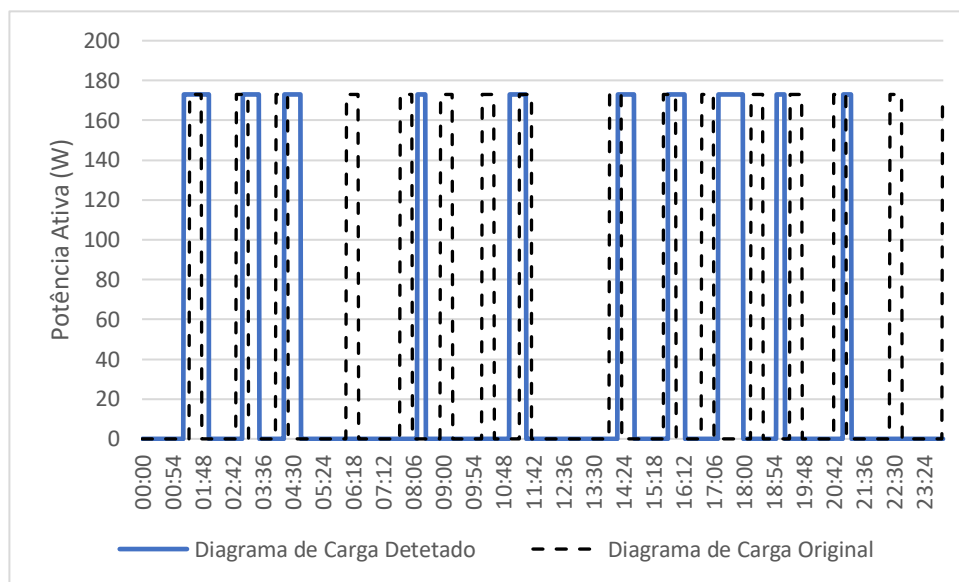


Figura 3.2. - Diagrama de Carga do Frigorífico.

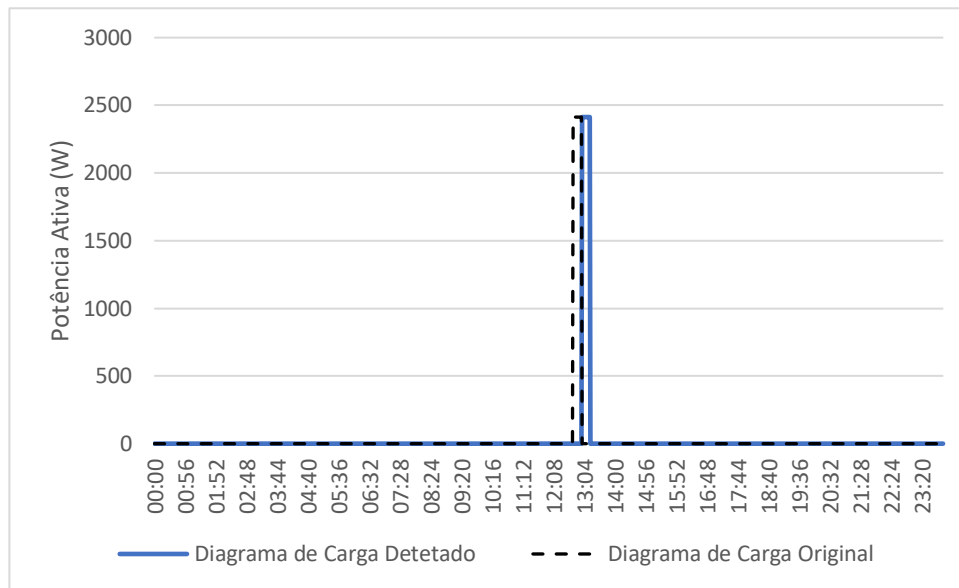


Figura 3.3. - Diagrama de Carga do Fogão.

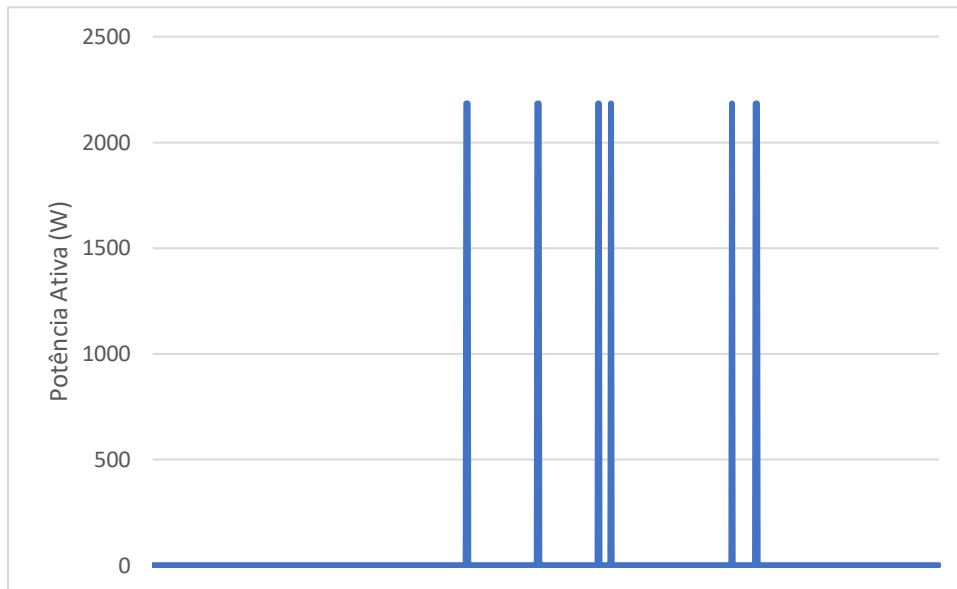
É possível concluir pela Figura 3.2, que para um equipamento de consumo médio, com um intervalo de funcionamento de 20 minutos, muitos destes intervalos não são detetados. Adicionalmente, a duração dos que foram efetivamente detetados não correspondem, na maioria, à original. Contrariamente, para um dispositivo de consumo alto, como o fogão, ativo esporadicamente durante o dia, a deteção foi bastante próxima da original.

A partir de todos os resultados obtidos, nomeadamente os exemplos apresentados anteriormente, é possível deduzir que este método demonstra melhores resultados na associação de variações de potência ativa a dispositivos de consumo alto, e com uma duração de funcionamento perto do tempo de amostragem.

3.1.2. Método Baseado em Variações de Potência Ativa e de Potência Reativa [6]

O método seguinte baseia-se em variações de potência ativa e potência reativa, e considera um tempo de amostragem de 1 minuto. Como se trata de um método supervisionado, necessita de uma fase de treino prévia de forma a retirar as assinaturas elétricas de cada equipamento. Esta é conseguida a partir da instalação de um sensor de energia em cada equipamento, que irá acompanhar o seu funcionamento. Posteriormente, disponibiliza a informação sobre os estados e eventos de cada dispositivo, tanto em valores de potência ativa, como de

potência reativa. A Figura 3.4 e a Figura 3.5 ilustram dois exemplos das assinaturas elétricas geradas, a primeira referente à cafeteira elétrica, e a segunda à televisão. Adicionalmente, como dados iniciais, é essencial o diagrama de carga total da habitação.

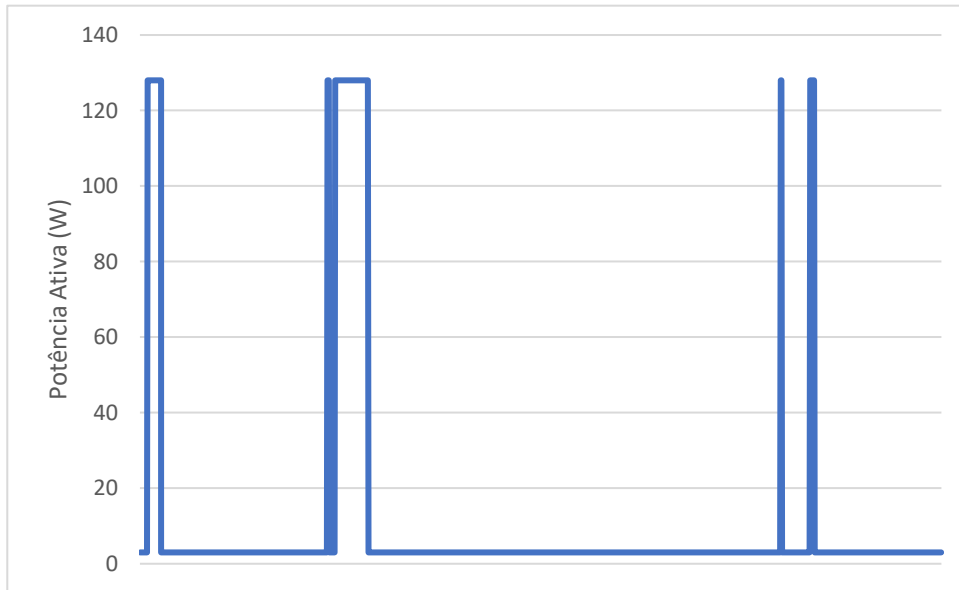


(a)

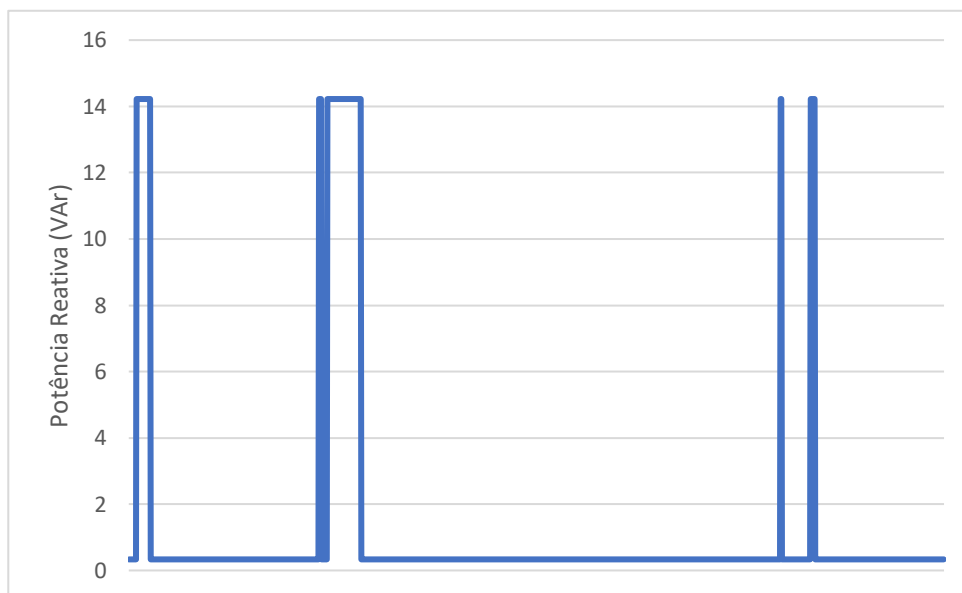


(b)

Figura 3.4. - Assinatura Elétrica da Cafeteira Elétrica. (a) Baseada em Valores de Potência Ativa. (b) Baseada em Valores de Potência Reativa.



(a)



(b)

Figura 3.5. - Assinatura Elétrica da Televisão. (a) Baseada em Valores de Potência Ativa. (b) Baseada em Valores de Potência Reativa.

Visto que este método se apoia em duas variações diferentes de potência, é necessário também formar dois diagramas de carga total: um baseado em valores de potência ativa (Figura 3.6), e outro, em valores de potência reativa (Figura 3.7). Em ambos os gráficos estão indicados os períodos de funcionamento detetados, referentes aos aparelhos das assinaturas elétricas ilustradas anteriormente.

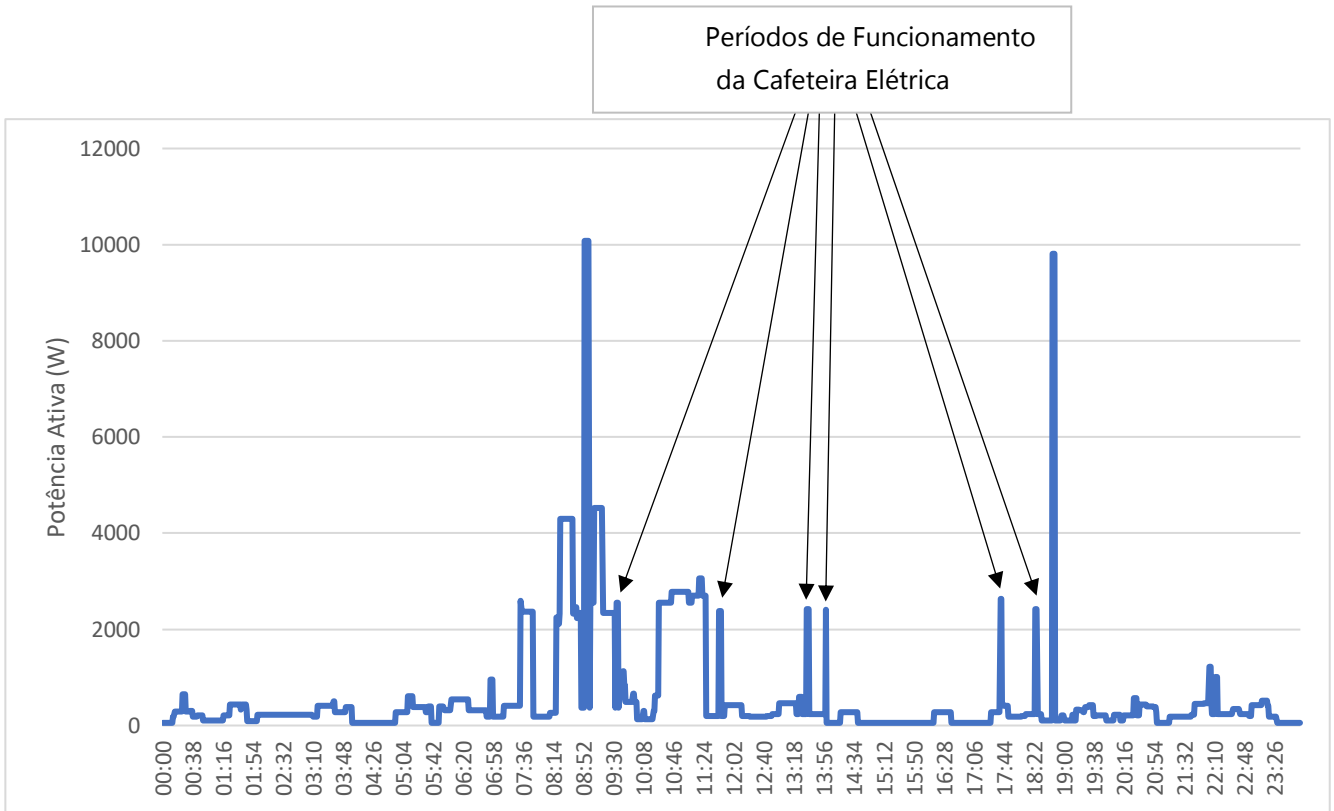


Figura 3.6. - Diagrama de Carga Total, baseado em valores de potência ativa.

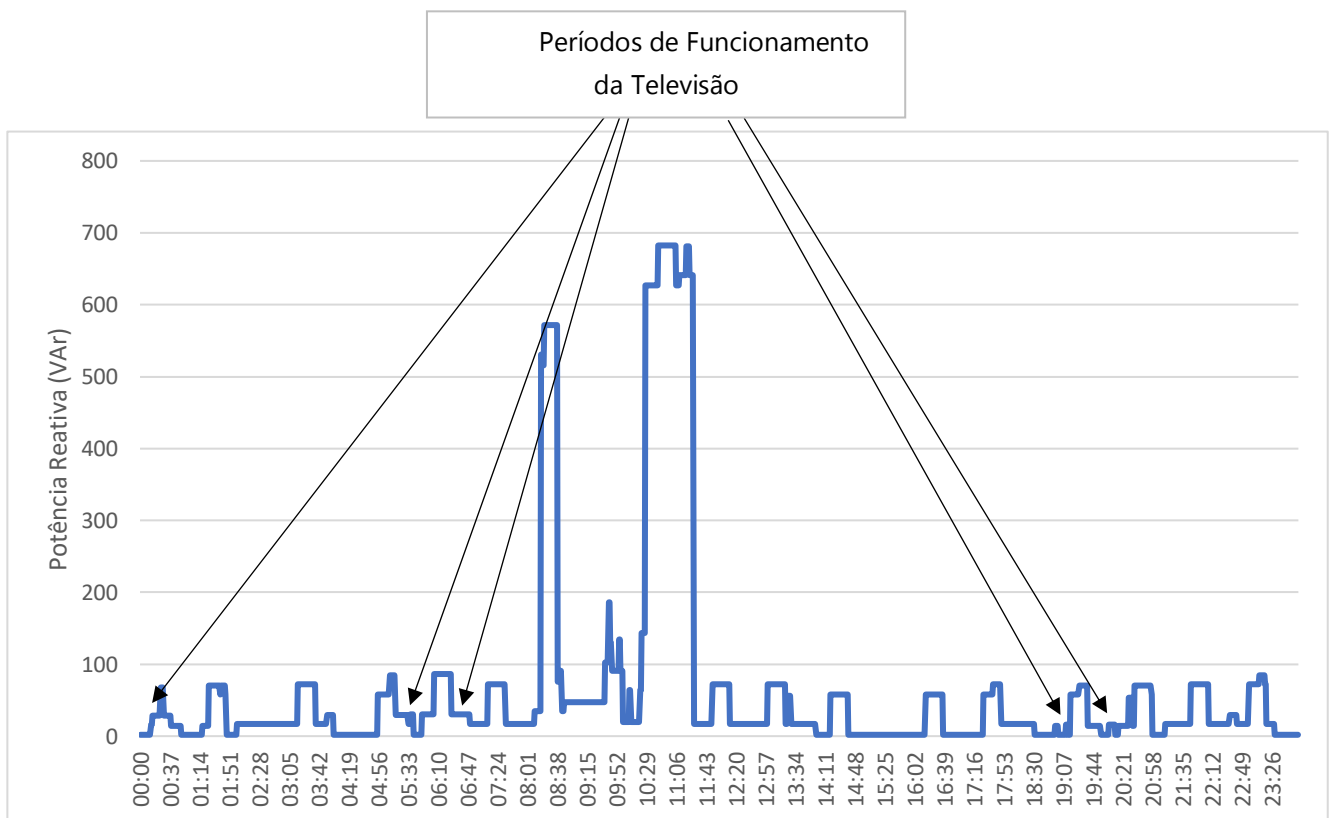


Figura 3.7. - Diagrama de Carga Total, baseado em valores de potência reativa.

Pelas figuras acima, é visível que o diagrama da Figura 3.7 é mais simples comparativamente à Figura 3.6, sendo que não apresenta tantos eventos e muitos deles, são semelhantes. Isto porque, como nem todos os consumos dos dispositivos apresentam uma componente de potência reativa (evidente na Figura 3.4), menos dados contribuem para a formação deste diagrama. Consequentemente, é apenas possível desagregar um menor número de cargas.

A identificação e desagregação de cargas neste método, baseia-se em fazer corresponder as variações de potência ao longo do dia, presentes no diagrama de carga total da habitação, a uma assinatura elétrica de um determinado equipamento. Assim, é possível retirar o horário de funcionamento de cada dispositivo no decorrer do dia em questão. A utilização de assinaturas elétricas de cada dispositivo é vantajosa visto que, é perceptível previamente qual o número aproximado de eventos esperados a desagregar. Por exemplo, da Figura 3.5 depreende-se que se esperam detetar 5 eventos originados pelo funcionamento da televisão.

Assim, a grande vantagem deste método é a compreensão prévia de quantos eventos cada dispositivo apresenta ao longo do dia, e, portanto, quantos são esperados a detetar nos diagramas de carga total. Consecutivamente, para dispositivos cujo funcionamento é composto por uma sequência de eventos, como a máquina de lavar roupa, são mais facilmente identificados todos estes eventos, visto que a assinatura elétrica ilustra a forma esperada destes.

Porém, existe alguma dificuldade em separar eventos muito próximos, e numa situação em que há sobreposição de consumos ativos num curto espaço de tempo, é difícil diferenciar os tempos de funcionamento e os dispositivos responsáveis por estes. Isto é evidenciado na Figura 3.6, no intervalo entre as 08:14 e 09:30. Como apresenta uma sobreposição de eventos, num intervalo de tempo relativamente curto, torna-se difícil conseguir diferenciá-los e, consequentemente, fazer corresponder os equipamentos responsáveis. Dispositivos de baixo consumo, não são identificados, pois a variação de potência provocada por estes, é tão baixa que não permite ser identificada.

O objetivo final deste método, é retirar o horário de funcionamento de cada dispositivo, percebendo a que horas este foi ligado e desligado. Estes resultados foram novamente comparados com os resultados originais. Na Tabela 3.1, estão apresentados os resultados correspondentes aos dispositivos cafeteira elétrica e televisão, cujas assinaturas elétricas se encontram nas Figuras 3.4 e 3.5, respetivamente. Já a Tabela 3.2, apresenta os dados originais.

Tabela 3.1. - Períodos de Funcionamento Detetados da Cafeteira Elétrica e da Televisão.

	Cafeteira Elétrica - Períodos de Funcionamento Detetados						Televisão - Períodos de Funcionamento Detetados				
Ligado	09:33	11:44	13:35	13:58	17:40	18:25	00:17	05:16	05:55	19:13	20:00
Desligado	09:34	11:46	13:37	14:00	17:43	18:26	00:35	05:40	06:42	19:15	20:10

Tabela 3.2. - Períodos de Funcionamento Efetivos da Cafeteira Elétrica e da Televisão.

	Cafeteira Elétrica - Períodos de Funcionamento Efetivos						Televisão - Períodos de Funcionamento Efetivos				
Ligado	09:34	11:44	13:35	13:59	17:40	18:24	00:13	05:36	05:50	19:11	20:04
Desligado	09:36	11:46	13:37	14:01	17:41	18:26	00:37	05:39	06:49	19:12	20:11

Ao analisar os dados anteriores, é possível concluir que os períodos de funcionamento detetados pelo método, se aproximam significativamente dos períodos efetivos. Problemas de precisão nas horas exatas em que os equipamentos são ligados e desligados, serão sempre observados. Devido ao curto intervalo de amostragem, existe uma grande quantidade de dados presentes em apenas 24 horas num único gráfico.

Quando observando o horário de funcionamento da cafeteira elétrica, este evidencia falhas de 1 a 3 minutos comparativamente ao funcionamento efetivo, devido ao seu tempo de funcionamento ser bastante curto e aos problemas de precisão referidos anteriormente. Quanto à televisão, como apresenta um consumo relativamente baixo e um tempo de funcionamento variável (tanto pode ser curto como mais longo), já são visíveis falhas até 10 minutos. No entanto, o número de eventos detetados nos dois equipamentos, foi respeitado segundo o apresentado nas assinaturas elétricas destes. Em suma, ambos os resultados foram satisfatórios.

Conclui-se que este método apresenta bons resultados tanto em dispositivos de consumo alto, como em dispositivos de consumo médio, mas não em dispositivos de consumo baixo. Como se baseia em duas variações de potência diferentes, existem mais dados a completar a análise, o que facilita a sua implementação.

3.1.3. Método Baseado em Variações de Potência Ativa [17]

Finalmente, o último método apoia-se em variações de potência ativa, com um intervalo de amostragem de 16 segundos. Contudo, o intervalo de amostragem mínimo possível neste estudo, é 1 minuto. Portanto, este método foi implementado com um intervalo de amostragem de 1 minuto. No entanto, esta característica depende do SM usado para aquisição de dados.

Este método requer uma fase de treino prévia, à semelhança do método anterior. Contudo, esta é realizada de modo a estudar o funcionamento usual de cada dispositivo, e não de forma a retirar o diagrama de carga destes. Porém, esta é conseguida instalando também um sensor de energia em cada equipamento, para acompanhar a sua atividade. Neste método, a fase de treino demora cerca de uma semana a ser completa, para assim, ter um conhecimento mais eficaz sobre o funcionamento habitual de cada equipamento. Este conhecimento, será a informação que fundamenta a identificação do dispositivo responsável pelo evento detetado, a partir de características como valor de consumo médio, tempo e horário de funcionamento. Na Tabela 3.3, encontram-se algumas informações da base de conhecimento da atividade dos dispositivos, desenvolvida neste estudo.

Tabela 3.3. - Base de Conhecimento do Funcionamento dos Dispositivos: Frigorífico, Aspirador, Forno e Cafeteira Elétrica.

Frigorífico	Ativo de forma periódica. Consumo médio de 200 W, com duração de 20 minutos, repetindo-se com uma periodicidade média de 1:15 horas.
Aspirador	Consumo elevado de 1800W quando ativo. Ligado, em média, 25 minutos.
Forno	Consumo elevado médio de 2000W, usado perto das horas de refeição durante normalmente 15 minutos.
Cafeteira Elétrica	Consumo elevado de 2000W, com duração bastante curta (2 minutos), no entanto usada várias vezes ao dia.

O diagrama de carga total, abrange todas as variações de potência ativa detetadas ao longo do dia, e é um dado necessário inicialmente. Este é como o ilustrado na Figura 3.4.

Adicionalmente, é necessário estudar, previamente, o reconhecimento de eventos de consumo elevado. Ou seja, quando eventos de consumo alto são detetados, estes podem ser

originados pelo funcionamento de um único dispositivo cujo consumo é considerável, ou pela sobreposição do funcionamento de dois dispositivos diferentes. De forma a prever situações destas, são efetuadas somas prévias de consumos de dispositivos distintos. Tendo como exemplo, observando a informação da Tabela 3.3, se o aspirador (1800 W) e o forno (2000 W) estivessem simultaneamente ligados, a variação de potência ativa observada seria de aproximadamente 3800 W. Assim, se tal variação fosse detetada num determinado evento, já seria estudada a hipótese de ser provocado pela ativação de ambos os aparelhos.

Este método, baseia-se em analisar os eventos detetados, de modo a perceber quais as possíveis cargas responsáveis pelos mesmos, tendo como base tanto a base de conhecimento desenvolvida, como as somas já descritas. Assim, são agrupadas as opções mais prováveis para cada evento, para de seguida, ser feita uma filtragem de modo a que no final, apenas reste uma. Esta decisão é fundamentada, não só no valor da variação de potência ativa, mas também no instante do evento e tempo de funcionamento. Todas estas características são mencionadas na base de conhecimento, como é explícito na Tabela 3.3. Como o método anterior, a finalidade da implementação deste método, é retirar o horário de funcionamento de cada dispositivo. Este é constituído pela hora de início e fim da atividade de cada dispositivo. De seguida, é comparada com os dados originais.

Como este método se apoia maioritariamente em probabilidades e hipóteses, é expectável que existam erros associados. A informação disponibilizada pela fase de treino prévia, pode não ser estritamente equivalente ao observado no dia em questão. Ou seja, como descrito na Tabela 3.3, o forno é usualmente ligado perto das horas de refeição, no entanto é possível que o evento detetado a essa hora seja causado por outro dispositivo com um consumo semelhante. Tal como é possível, que o funcionamento do forno possa ser detetado a qualquer outra hora do dia, e não necessariamente às horas de refeição. O mesmo acontece quando analisando o tempo de funcionamento, visto que os valores, são sempre médios, podendo variar consoante as ocasiões. Todas estas particularidades, podem muitas vezes induzir em erro, e por vezes detetar dispositivos que nem foram ligados durante o dia em questão.

Consequentemente, é difícil diferenciar dispositivos de consumo semelhante, bem como dispositivos que apresentam modos de funcionamento diferentes, como a máquina de lavar roupa, que consoante o modo, apresenta um consumo e tempo de funcionamento, diferente. É novamente notório, que dispositivos de consumo baixo não são identificados, devido à sua baixa influência nos dados presentes no diagrama de carga total. Contrariamente,

uma vantagem deste método é toda a preparação bastante completa, embora longa, requisitada para a implementação deste. Desta forma, existe um conhecimento sobre todo o padrão de consumo do consumidor, que permite uma implementação mais erudita.

A Tabela 3.4 apresenta dois dos resultados conseguidos através da implementação deste método, referentes aos dispositivos: aspirador e forno. A Tabela 3.5, apresenta os dados efetivos, respetivos.

Tabela 3.4. - Períodos de Funcionamento Detetados do Aspirador e do Forno.

	Aspirador - Períodos de Funcionamento Detetados		Forno - Períodos de Funcionamento Detetados	
Ligado	13:57	14:31	12:25	17:36
Desligado	14:19	14:48	12:55	17:55

Tabela 3.5. - Períodos de Funcionamento Efetivos do Aspirador e do Forno.

	Aspirador - Períodos de Funcionamento Efetivos		Forno - Períodos de Funcionamento Efetivos	
Ligado	13:53	14:29	12:25	23:14
Desligado	14:12	14:48	12:51	23:40

Em suma, já considerando erros de precisão previamente esperados, tal como no método anteriormente implementado, são visíveis falhas de deteção de até 7 minuto. Porém, atentando ao horário de funcionamento do forno, o segundo horário detetado está claramente errado, com uma falha de cerca de 6 horas.

Assim, deduz-se que a implementação do presente método, é muitas vezes afetada pelas desvantagens que advém do facto de se basear em probabilidades. Em adição, dispositivos de baixo e médio consumo, são dificilmente detetados, o que não é observado para dispositivos de consumo alto.

3.2. Testes e Resultados

De forma a perceber qual dos métodos apresenta um melhor resultado de eficácia, segundo a correta identificação e desagregação de cargas, foi desenvolvido um algoritmo de estudo para determinação desta.

Primeiramente, é essencial ter uma maior abrangência de dados, para que os resultados sejam mais precisos. Assim, cada método foi implementado em mais 10 dias diferentes. Isto requer uma aquisição tanto intrusiva, como não intrusiva de dados, durante os 10 dias em questão, para retirar o diagrama de carga total de cada dia, bem como as assinaturas elétricas necessárias.

Os resultados retirados da implementação dos três métodos, consistem em períodos de funcionamento que incluem uma hora de início e uma hora de fim de funcionamento. De forma a avaliar os resultados, estes foram organizados em tabelas referentes a cada método. Cada tabela apresenta o número de intervalos de funcionamento detetados pelo método em questão, referente a cada equipamento; o número de intervalos que efetivamente é aceite, não sendo considerado um falso positivo, ao respeitar as regras que regem esta definição; e os intervalos de funcionamento efetivos, de forma a poder ser calculada a eficácia de cada método (resultado). Assim, foram desenvolvidas as Tabelas 3.6, 3.7 e 3.8, sendo que estas tabelas apenas apresentam o exemplo de dados de um único dia.

Tabela 3.6. - Resultado de Eficácia por Equipamento e por Método num dia, Método Baseado em Potência Ativa [16].

Método Baseado em Potência Ativa [16]				
Equipamento	Nº Intervalos de Funcionamento Detetados	Nº Intervalos de Funcionamento Detetados Aceites	Nº de Intervalos de Funcionamento Efetivos	Resultado de Eficácia
Frigorífico	14	3	16	18,75%
Arca Congeladora	14	1	17	5,88%
Leitor de CD	0	0	0	100%
Relógio	0	0	6	0%
Fax	0	0	0	100%
Telefone Fixo	0	0	0	100%
Sistema de Som	0	0	0	100%
Ferro de Engomar	0	0	0	100%
Aspirador	0	0	0	100%
Televisão	4	0	8	0%
Leitor de DVD	0	0	6	0%
Fogão	1	0	2	0%
Forno	0	0	0	100%
Micro-ondas	1	0	0	0%
Cafeteira Elétrica	0	0	8	0%
Robot de Cozinha	1	0	3	0%
Máquina de Secar	0	0	0	100%
Máquina de Lavar Roupas	0	0	1	0%
TOTAL			67	15,40%

Tabela 3.7. - Resultado de Eficácia por Equipamento e por Método num dia, Método Baseado em Potência Ativa e Potência Reativa [6].

Método Baseado em Potência Ativa e Potência Reativa [6]				
Equipamento	Nº Intervalos de Funcionamento Detetados	Nº Intervalos de Funcionamento Detetados Aceites	Nº de Intervalos de Funcionamento Efetivos	Resultado de Eficácia
Frigorífico	16	16	16	100%
Arca Congeladora	17	17	17	100%
Leitor de CD	0	0	0	100%
Relógio	0	0	6	0%
Fax	0	0	0	100%
Telefone Fixo	0	0	0	100%
Sistema de Som	0	0	0	100%
Ferro de Engomar	0	0	0	100%
Aspirador	0	0	0	100%
Televisão	8	8	8	100%
Leitor de DVD	0	0	6	0%
Fogão	2	2	2	100%
Forno	0	0	0	100%
Micro-ondas	0	0	0	100%
Cafeteira Elétrica	8	8	8	100%
Robot de Cozinha	3	3	3	100%
Máquina de Secar	0	0	0	100%
Máquina de Lavar Roupas	1	1	1	100%
TOTAL			67	83,72%

Tabela 3.8. - Resultado de Eficácia por Equipamento e por Método num dia, Método Baseado em Potência Ativa [17].

Método Baseado em Potência Ativa [17]				
Equipamento	Nº Intervalos de Funcionamento Detetados	Nº Intervalos de Funcionamento Detetados Aceites	Nº de Intervalos de Funcionamento Efetivos	Resultado de Eficácia
Frigorífico	16	16	16	100%
Arca Congeladora	16	16	17	94,12%
Leitor de CD	0	0	0	100%
Relógio	0	0	6	0%
Fax	0	0	0	100%
Telefone Fixo	0	0	0	100%
Sistema de Som	0	0	0	100%
Ferro de Engomar	0	0	0	100%
Aspirador	0	0	0	100%
Televisão	5	5	8	62,50%
Leitor de DVD	0	0	6	0%
Fogão	2	2	2	100%
Forno	0	0	0	100%
Micro-ondas	0	0	0	100%
Cafeteira Elétrica	7	7	8	87,50%
Robot de Cozinha	3	3	3	100%
Máquina de Secar	0	0	0	100%
Máquina de Lavar Roupas	1	0	1	0%
TOTAL			67	74,93%

Cada tabela foi completa seguindo a seguinte metodologia:

1. Contagem do número de intervalos de funcionamento detetados para cada dispositivo (em cada dia), consoante o método implementado. Por exemplo, pela implementação do método baseado em potência ativa [16], foram detetados 14 intervalos de funcionamento do

frigorífico (ver Tabela 3.6). Já pela implementação do método baseado em potência ativa e potência reativa [6], foram detetados 16 intervalos (ver Tabela 3.7).

2. Embora um certo número de intervalos de funcionamento seja detetado, alguns deles consideram falhas que não podem ser aceites. Este ponto, consiste em perceber quais dos intervalos contabilizados no Passo 1, ultrapassam os erros de precisão já esperados, sendo considerados como falsos positivos. Para isto, foi considerado que estes erros estão associados a intervalos de 15 minutos. Ou seja, para que os intervalos sejam considerados corretamente detetados, o tempo de funcionamento necessita de cumprir ambas as condições:

$$H_{iniO} - 15 \text{ min} \leq H_{ini} \leq H_{iniO} + 15 \text{ min} \quad (3.4)$$

$$H_{fimO} - 15 \text{ min} \leq H_{fim} \leq H_{fimO} + 15 \text{ min} \quad (3.5)$$

A hora de início do intervalo de funcionamento detetado (H_{ini}) para um determinado dispositivo, é considerada válida se se apresentar num período de mais ou menos 15 minutos da hora de início original (H_{iniO}) (equação (3.4)). O mesmo acontece para a hora de fim (equação (3.5)). Se as duas horas cumprirem a seguinte condição, então o intervalo de funcionamento detetado é dado como válido.

Considerando que um dos métodos deteta um intervalo de funcionamento da televisão, com início às 13:00 horas e com fim às 14:00 horas, e que a televisão efetivamente foi ligada às 12:40 e desligada às 13:55. O intervalo detetado não pode ser aceite, visto que a diferença entre a hora de início detetada, e a hora de início original, é de 20 minutos (maior que 15 minutos), mesmo que a hora de fim apenas tenha uma diferença aceitável, de 5 minutos. A coluna do centro das tabelas, apresenta o número de intervalos de funcionamento contabilizados, após esta filtragem.

3. De seguida, é apontado o número total de intervalos de funcionamento efetivos de cada equipamento. Este valor é comum para os três métodos. Assim, é possível estudar o resultado da eficácia por equipamento para cada método (E_{eq}). Este resultado está presente na última coluna de cada tabela, diferindo para cada equipamento.

É calculado genericamente a partir da razão entre o número de intervalos de funcionamento detetados aceites (IF_A), e o número de intervalos de funcionamento efetivos (IF_E), em percentagem;

$$E_{eq,i} = \frac{IF_{A,i}}{IF_{E,i}} * 100 , \quad (3.6)$$

Para um certo equipamento, i .

4. A partir do cálculo do Passo 3, é possível saber o resultado da eficácia por método (E_{mt}). Este, encontra-se no canto inferior direito das Tabelas 3.6, 3.7 e 3.8. Idealmente, seria calculado a partir da divisão entre o somatório das eficácias por equipamento, e o número total de cargas presentes na habitação (n), descrita através de (3.7). No entanto, é necessário considerar alguns aspetos essenciais.

$$E_{mt} = \frac{\sum_{i=1}^n E_{eq,i}}{n} \quad (3.7)$$

Como certas cargas, como o frigorífico, são ligadas várias vezes por dia, e, portanto, apresentam um número considerável de intervalos de funcionamento face aos restantes, a sua complexidade necessita de ser considerada no cálculo. Para isto, cada eficácia por equipamento, é multiplicada pelo número de intervalos efetivos, do respetivo dispositivo. Consequentemente, o divisor de (3.7) necessita de ser substituído pelo número total de intervalos efetivos, para compensar esta adaptação.

Regularmente, dispositivos como o sistema de som, fax ou telefone, não são ativos durante o dia, nem detetados. Em consequência, o resultado da eficácia por equipamento é de 100%. Deste modo, para que estas cargas não sejam ignoradas, cada parcela do somatório necessita de ser somada por 1. Assim, quando uma eficácia por equipamento de 100%, é multiplicada pelo número de intervalos efetivos (equivalente a 0), ao ser somada por 1, é tida em conta. Mais uma vez, esta mudança precisa de ser adaptada na parcela do divisor, logo, o número total de intervalos efetivos é somado pelo número total de cargas na habitação.

Conclui-se que,

$$E_{mt,d} = \frac{\sum_{i=1}^n E_{eq,i} * (IF_{E,i} + 1)}{\sum_{i=1}^n IF_{E,i} + n} , \quad (3.8)$$

Para um determinado dia, d .

5. Por fim, para saber qual o método mais adequado para a continuação deste estudo, é necessário perceber qual apresenta um melhor resultado de eficácia final ($E_{fin,z}$). É, portanto,

efetuada a média da eficácia por método ($E_{mt,d}$), nos diferentes dias de amostragem (d) resultando em (3.9). Como referido inicialmente, este estudo contou com 10 dias de amostragem.

$$E_{fin,z} = \frac{\sum_{i=1}^d E_{mt,d}}{d}, \quad (3.9)$$

Para cada método, z . Os resultados apresentam-se na Tabela 3.9.

Tabela 3.9. - Resultado Final da Eficácia de Cada Método Implementado.

Método Baseado em Potência Ativa [16]	Método Baseado em Potência Ativa e Potência Reativa [6]	Método Baseado em Potência Ativa [17]
20,6%	84,7%	72,2%

Conclui-se assim, que dos métodos avaliados, o que apresenta melhor eficácia, é o método baseado em variações de potência ativa e potência reativa [6], logo considera mais dados iniciais. Adicionalmente conta com assinaturas elétricas de cada equipamento, o que forma uma base de conhecimento inicial bastante completa, onde ilustra não só a variação de potência esperada para o funcionamento de cada equipamento, como o número de intervalos de funcionamento a detetar no diagrama de carga total.

O método baseado em potência ativa [16], apresenta o pior resultado, devido à desvantagem clara de considerar um intervalo de amostragem elevado (15 minutos). Relativamente ao método baseado em potência ativa [17], embora demonstre um resultado de eficácia elevado, como se apoia em dados probabilísticos acaba por apresentar uma maior margem de erro.

Em suma, após um estudo dos dados iniciais disponíveis para a identificação e posterior desagregação de cargas, a partir do diagrama de carga total, foi realizada uma filtragem dos métodos cuja implementação é possível. Desta, resultaram três métodos que se regem por características diferentes, e, portanto, apresentam vantagens e desvantagens próprias. Estas foram determinadas e analisadas a partir da implementação destes para vários dados diferentes, de modo a chegar ao método com melhor resultado de eficácia. Este resultado é crucial para a continuação deste estudo visto que, ter um conhecimento mais próximo do real sobre os intervalos de funcionamento de determinadas cargas, é essencial para perceber quais destas permitam flexibilidade energética. Adicionalmente, permite que o consumidor usufrua da

flexibilidade energética oferecida pelos seus equipamentos, através dos horários de funcionamento destes, e ainda ter um papel mais consciente no seu gasto financeiro anual.

ESTUDO DA FLEXIBILIDADE ENERGÉTICA

O presente capítulo, apresenta o estudo desenvolvido sobre a identificação de cargas, presentes na habitação, que permitam flexibilidade energética. Adicionalmente, é estudado como o ajuste do horário de funcionamento destas, pode oferecer flexibilidade energética ao edifício. Para isto, toda a informação até agora pesquisada e trabalhada, é essencial.

A partir do Método de Desagregação de Cargas escolhido no capítulo anterior, é possível desagregar e analisar o consumo energético total da habitação. Posteriormente, permite estudar a atividade energética desta, nomeadamente, a atividade individual de cada carga. Através deste último, desenvolve-se a implementação de uma solução de flexibilidade energética.

4.1. Cargas que Permitem Flexibilidade Energética

Primeiramente, é necessário perceber quais as cargas presentes na habitação, cujo funcionamento é ajustável e versátil, e, portanto, que ofereçam flexibilidade energética. O funcionamento destas precisa de ser estudado, para perceber como este pode, então, fornecer flexibilidade energética à habitação. Desta forma, simplifica também os passos seguintes a realizar nesta tese, visto que restringe o número de cargas a analisar.

Considerando uma habitação com, nomeadamente, os seguintes equipamentos principais: frigorífico, forno, máquina de lavar roupa, máquina de secar e cafeteira elétrica. De entre estes cinco dispositivos, apenas a máquina de lavar roupa e a máquina de secar, apresentam um funcionamento flexível. Visto que, o frigorífico demonstra um funcionamento repetitivo, essencial ao longo dia, para manter a sua temperatura ideal; o forno é ativo apenas quando necessário, especificamente a horas de refeição, algo que não deve ser alterado; finalmente, a cafeteira elétrica, para além de, à semelhança do forno, ser utilizado quando necessário principalmente em refeições, contém um intervalo de funcionamento tão baixo, que não justifica o estudo da flexibilidade deste. Contrariamente, tanto o funcionamento da máquina de lavar

roupa, como o funcionamento da máquina de secar, pode ser ajustado, dado que não existe uma razão específica que obrigue o seu funcionamento a ser num determinado intervalo de tempo, salvo certas exceções.

A análise anterior pode ser resumida pelo estudo do tipo de equipamento em questão. A Tabela 4.1 mostra como esta distinção pode ser definida, começando por perceber se o equipamento apresenta armazenamento de energia ou não, e posteriormente se apresenta possibilidade de deslocamento temporal, ou se se trata de um dispositivo do tipo determinístico ou estocástico. Neste estudo, o foco são os equipamentos sem armazenamento de energia, cujo funcionamento apresente a possibilidade de deslocamento temporal, onde se inserem máquinas como a de lavar e a de secar. Portanto, os equipamentos alvo para este estudo são: máquina de lavar roupa, máquina de secar, máquina de lavar louça e máquina de lavar e secar.

Tabela 4.1. - Tipos de Equipamentos.

Sem Armazenamento de Energia	Sem Possibilidade de Deslocamento Temporal	Não Podem Ser Desligados	Ex: Sistemas de Segurança...
		Podem Ser Desligados	Ex: Iluminação, TV, Computador...
	Com Possibilidade de Deslocamento Temporal	Ex: Máquinas de Lavar, Máquina de Secar...	
Com Armazenamento de Energia	Determinísticos	Ex: Climatização, aquecimento de água...	
	Estocásticos	Ex: Veículos Elétricos...	

As quatro cargas consideradas, são cargas que apresentam um consumo bastante elevado, logo, facilita a sua identificação e desagregação do diagrama de carga total. Adicionalmente, é conhecido à priori quais as cargas cujo funcionamento precisa de ser estudado.

4.2. Obtenção de Dados

De modo a desenvolver esta análise de forma completa e segura, é crucial ter uma boa base de dados sobre a atividade de cada carga mencionada no subcapítulo anterior. Para isto, a partir do diagrama de carga total da habitação, é também necessário considerar os dados iniciais adicionais, precisos na implementação do Método de Desagregação de Cargas baseado em variações de potência ativa e potência reativa, filtrado no capítulo 3. Estes são as assinaturas elétricas de cada carga.

Para este estudo, numa primeira fase foram obtidas 5 amostras diferenciadas pelo mês em que foram realizadas. Isto é, foram retirados os dados de consumo energético de 5 dias por mês, da habitação, logo 60 dias do ano. As simulações foram separadas por mês para considerar as várias alturas do ano, que vão influenciar o uso de cada dispositivo. Assim, serão todas justamente avaliadas.

Depois de identificadas e desagregadas, os intervalos de funcionamento das cargas foram agrupados, de forma a construir gráficos que mostram o uso habitual destes equipamentos, ao longo dos dias simulados. Cada gráfico foi elaborado com um tempo de amostragem de 30 minutos, de modo a que a informação transmitida, distribuída ao longo de 24 horas, seja o mais clara possível. Como são cargas que habitualmente, se encontram ativas num intervalo de tempo significativo, esta última adaptação não afeta qualquer resultado. De seguida, foram efetuadas 10 amostras por mês através da mesma metodologia, ou seja, durante 10 dias por mês (120 dias do ano) o funcionamento das quatro máquinas, foi acompanhado e agrupado. Finalmente, foi de novo realizada a mesma abordagem, mas para 20 amostras por mês (240 por ano).

As Figuras 4.1 e 4.2 ilustram os gráficos construídos relativamente ao funcionamento da máquina de lavar roupa, para as 60 amostras iniciais. Analisando estas figuras, nas 60 amostras, foram detetados 41 intervalos de funcionamento da máquina de lavar roupa. Ou seja, nos 60 dias de amostragem, a carga em questão foi ativa 41 vezes. Como referido anteriormente, os gráficos regem-se por intervalos de amostragem de 30 minutos, logo os 41 ciclos de funcionamento necessitam de ser adaptados e, portanto, distribuídos por intervalos de 30 minutos. Por exemplo, considerando um dos intervalos de funcionamento detetados, com início às 08:34 e fim às 10:51, este ocupa 5 intervalos de 30 minutos: 08:30, 09:00, 09:30, 10:00 e 10:30. Repetindo esta distribuição pelos 41 intervalos de funcionamento, resultou num total de 233

intervalos de 30 minutos, em que a máquina de lavar roupa esteve ativa. Isto pode ser observado na Figura 4.1, que mostra o número de intervalos de funcionamento detetados desta carga, para cada intervalo de 30 minutos ao longo de um dia. O gráfico da Figura 4.2 ilustra a percentagem de número de vezes em que este equipamento esteve ativo nos intervalos de 30 minutos, face ao total de 233 intervalos de 30 minutos. Isto é, por exemplo, às 10:00 horas, 3% dos intervalos de 30 minutos em que a máquina de lavar roupa esteve ativa num ano, foram a esta hora. A soma de todas as percentagens obtidas, resulta num total de 100%.

Este raciocínio, embora complexo, permite perceber as horas a que o consumidor mais liga cada equipamento. Assim, é possível determinar o padrão de funcionamento típico de cada carga, consoante o comportamento do consumidor. As Figuras 4.3, 4.4, 4.5 e 4.6 ilustram a evolução de como a forma do padrão de funcionamento de cada carga, se foi definindo ao longo do aumento do número de amostras.

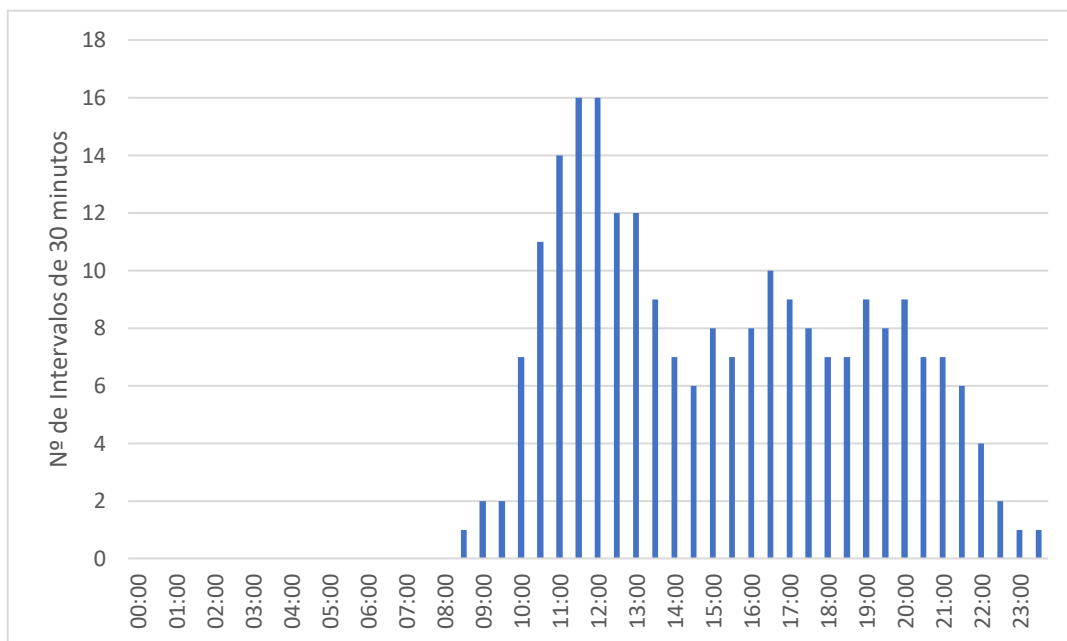


Figura 4.1. - Padrão de Funcionamento da Máquina de Lavar Roupa, por Número de Ciclos de Funcionamento, ao Longo de 60 Amostras.

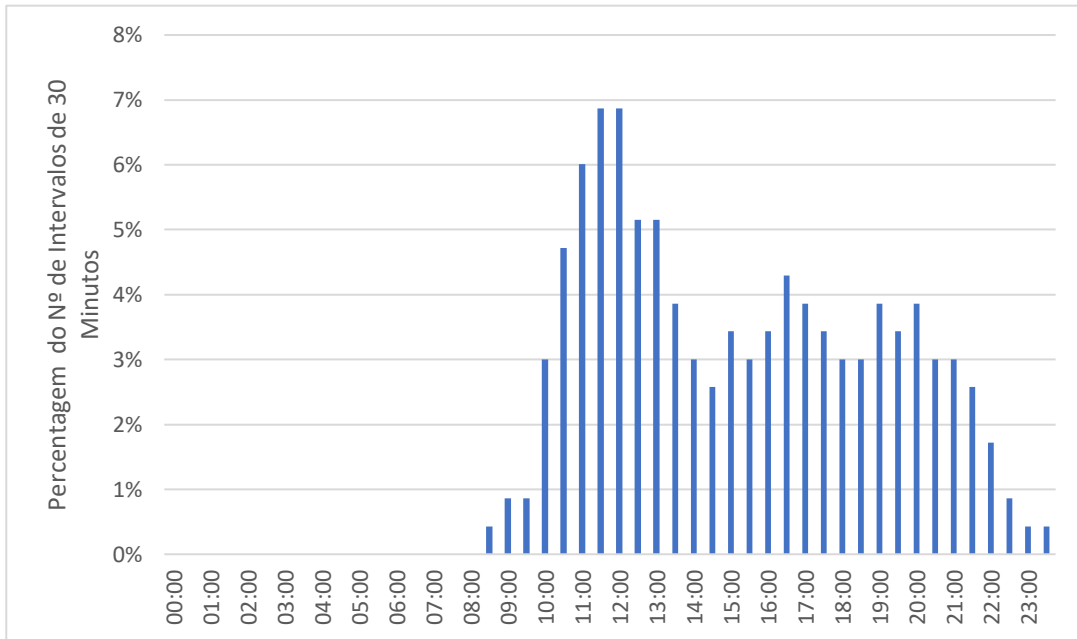


Figura 4.2. - Padrão de Funcionamento da Máquina de Lavar Roupa, ao Longo de 60 Amostras.

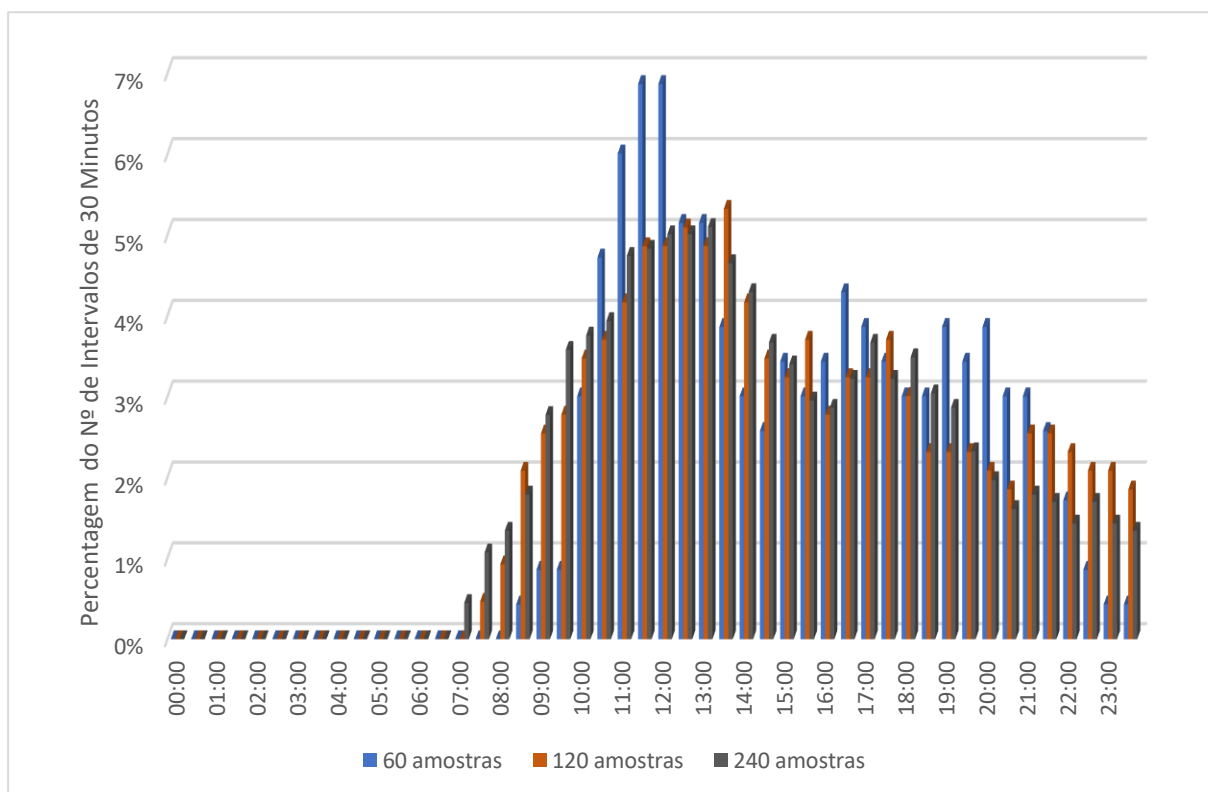


Figura 4.3. - Evolução do Padrão de Funcionamento da Máquina de Lavar Roupa.

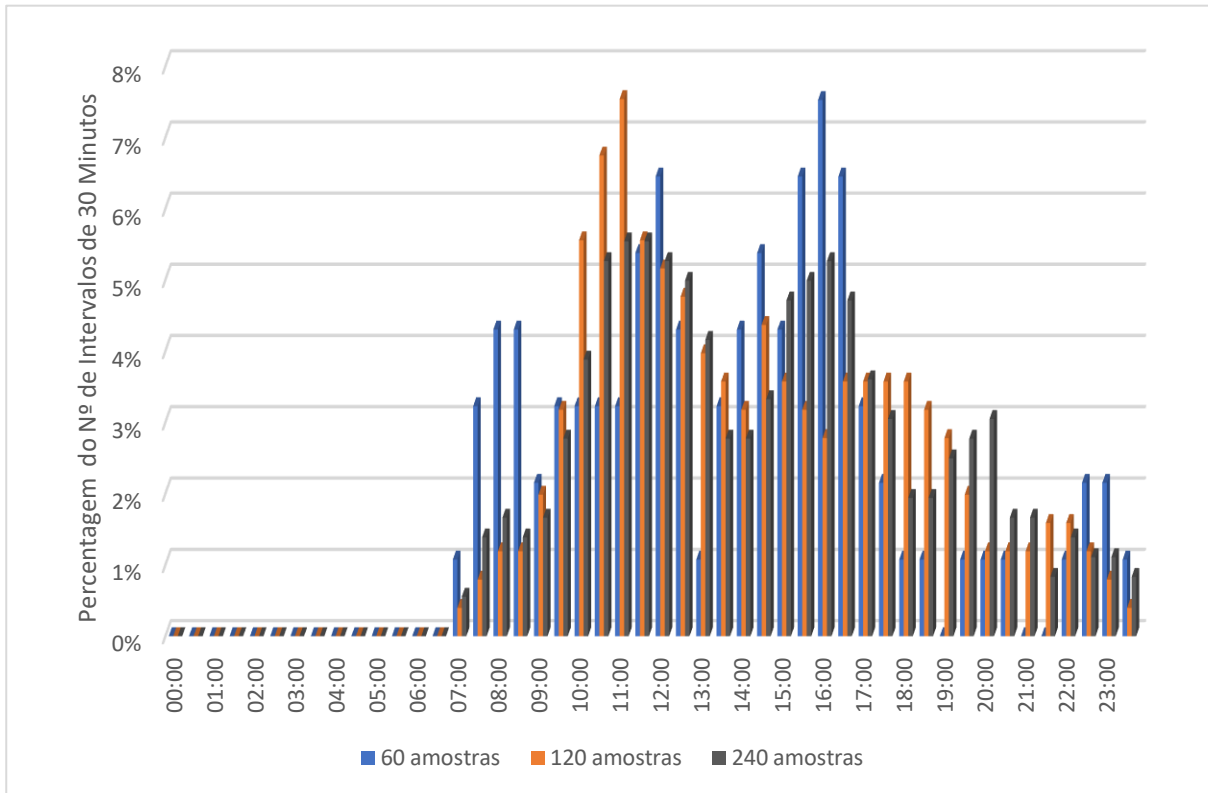


Figura 4.4. - Evolução do Padrão de Funcionamento da Máquina de Secar.

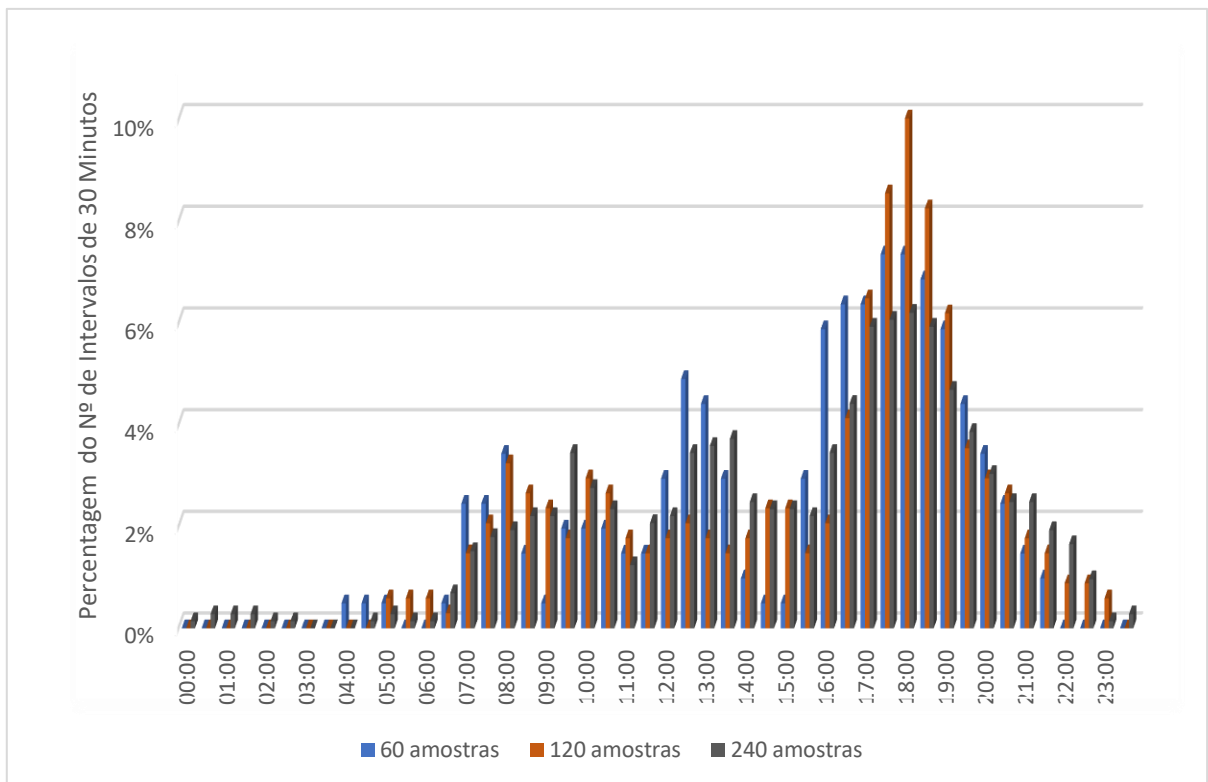


Figura 4.5. - Evolução do Padrão de Funcionamento da Máquina de Lavar Louça.

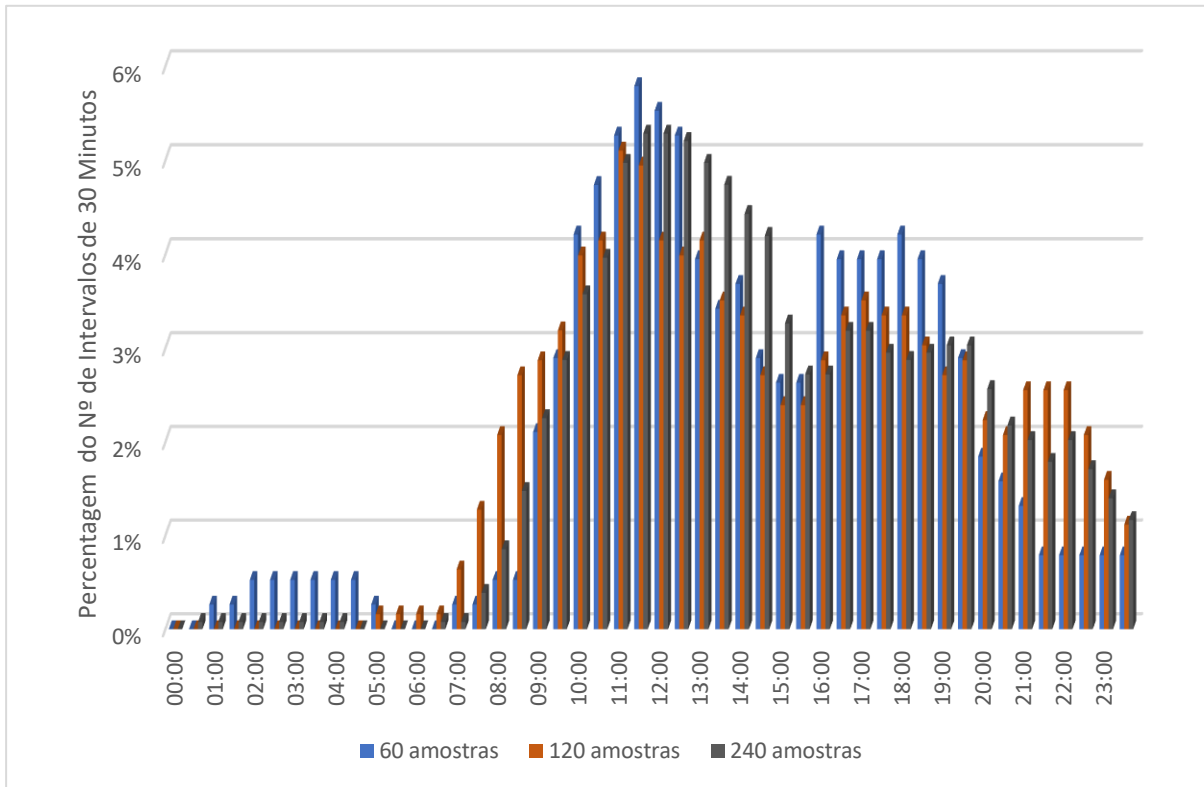


Figura 4.6. - Evolução do Padrão de Funcionamento da Máquina de Lavar e Secar.

Dos gráficos anteriores pode verificar-se que, com o aumento do número de amostras, os horários em que a percentagem de funcionamento das máquinas é maior, vai ficando mais nítido. Ou seja, quais os períodos em que o consumidor mais opta por ligar cada equipamento. Assim, o estudo sobre a flexibilidade energética que estas cargas podem fornecer à habitação, é facilitado.

É possível concluir que:

- A máquina de lavar roupa tem uma significativa percentagem de funcionamento em diversos horários, no entanto, é possível realçar o intervalo entre as 11:00 e 13:30 horas;
- O funcionamento da máquina de secar é mais difícil de concluir, porém, com o aumento de simulações depreende-se que está usualmente ligada entre as 10:00 e 12:00 horas. Adicionalmente, é visível no intervalo entre as 15:00 e as 16:30 horas, uma percentagem considerável de funcionamento;
- A máquina de lavar louça está maioritariamente ativa entre as 17:00 e as 19:00 horas;

- O funcionamento da máquina de lavar e secar roupa, concentra-se principalmente entre as 11:00 e 13:30 horas.

4.3. Discussão de Resultados

Para estudar a flexibilidade energética que os diferentes aparelhos podem fornecer à habitação em estudo, é necessário aprofundar a análise efetuada ao observar os gráficos obtidos. Para isto, para os padrões de funcionamento das diferentes máquinas, para o maior número de amostras, foi adotado um código de cores para melhor perceber as potencialidades da flexibilidade oferecida por cada aparelho. Isto é, os horários de funcionamento relativos a cada carga foram diferenciados pelo seguinte código de cores: azul, laranja e verde. As Figuras 4.7, 4.8, 4.9 e 4.10, ilustram esta transformação para os gráficos referentes a 240 amostras, visto que são os gráficos com mais dados, portanto mais completos. Esta adaptação foi feita também para os gráficos com menos amostras, todavia os gráficos construídos a partir de mais dados, foram os mais claros, como esperado.

As cores foram consideradas consoante o valor de percentagem de funcionamento que cada hora indica, como indicado na Tabela 4.2.

Tabela 4.2. - Código de Cores Adotado.

Coors	Azul	Laranja	Verde
Percentagem de Funcionamento (P_{func})	$0\% \leq P_{func} < 2\%$	$2\% \leq P_{func} < 4\%$	$4\% \leq P_{func}$

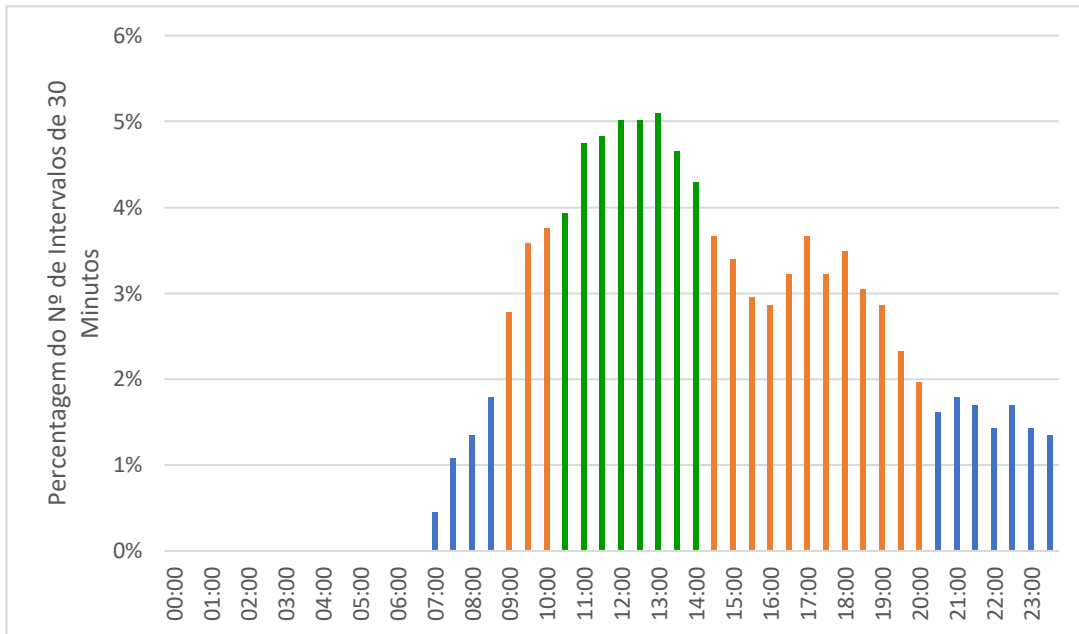


Figura 4.7. - Padrão de Funcionamento da Máquina de Lavar Roupa, ao Longo de 240 Amostras, Diferenciado por Cores.

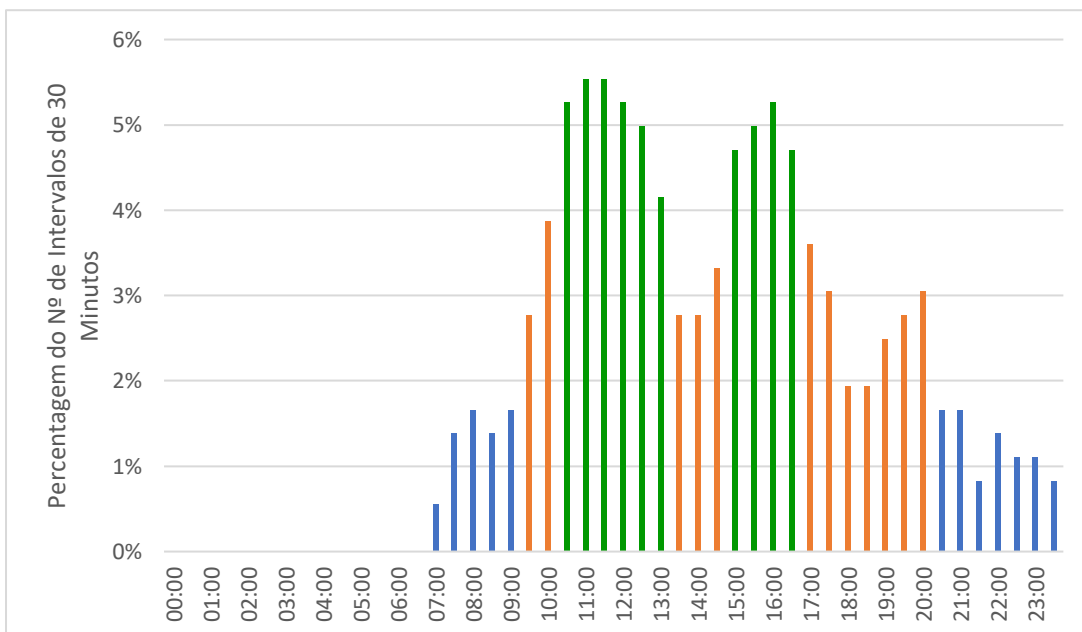


Figura 4.8. - Padrão de Funcionamento da Máquina de Secar, ao Longo de 240 Amostras, Diferenciado por Cores.

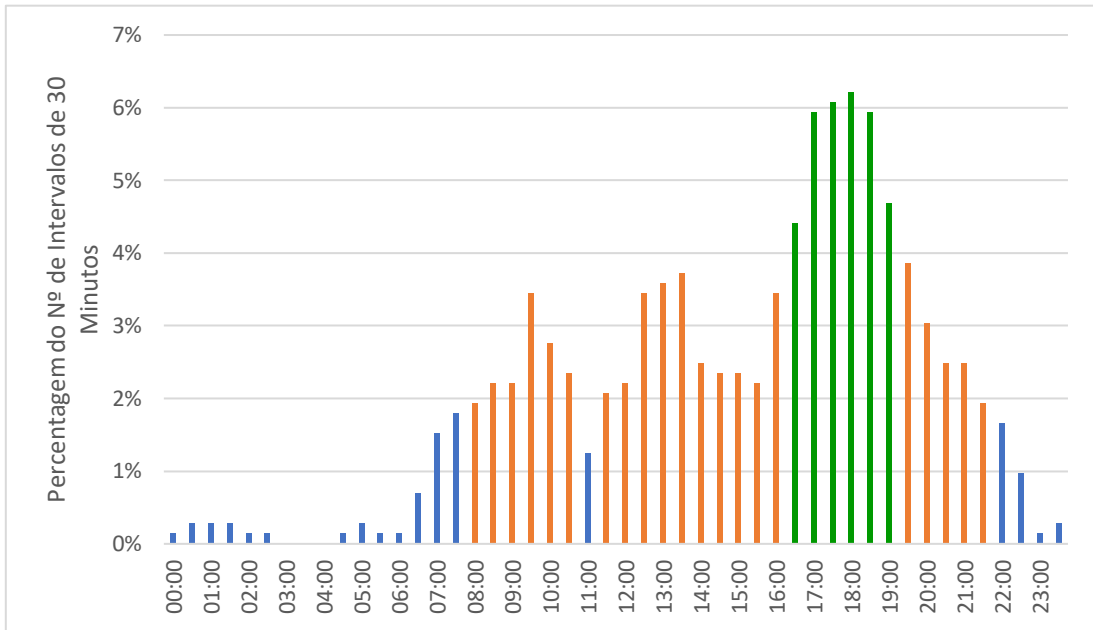


Figura 4.9. - Padrão de Funcionamento da Máquina de Lavar Louça, ao Longo de 240 amostras, Diferenciado por Cores.

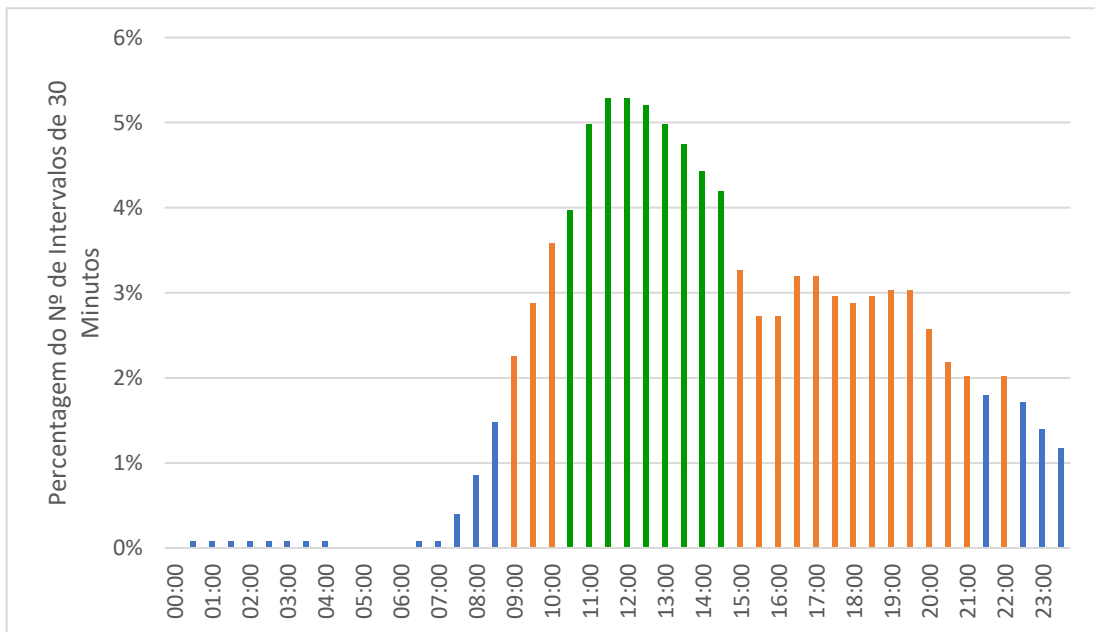


Figura 4.10. - Padrão de Funcionamento da Máquina de Lavar e Secar Roupas, ao Longo de 240 Amostras, Diferenciado por Cores.

Desta forma, a partir do código de cores, é rapidamente perceptível quais as horas que o consumidor mais opta por ligar as várias máquinas. Por exemplo, analisando a Figura 4.10, é fácil perceber que o horário onde o consumidor mais liga a máquina de lavar e secar roupa é, habitualmente, entre as 10:30 e as 14:30 horas, ou seja o horário colorido a verde. O mesmo acontece nos restantes equipamentos: a máquina de lavar roupa apresenta o intervalo de maior probabilidade de funcionamento, entre as 10:30 e as 14:00 horas; a máquina de secar apresenta dois horários principais de funcionamento, o primeiro entre as 10:30 e 13:00 horas, e o segundo entre as 15:00 e 16:30 horas; para a máquina de lavar louça, o horário mais usual é entre as 16:30 e as 19:00 horas.

É visível que a zona verde das Figuras 4.8 e 4.10, é maior que a das da Figura 4.7 e 4.9. Isto deve-se ao facto de tanto a máquina de lavar roupa, como a máquina de lavar e secar roupa, apresentarem um intervalo de funcionamento de cerca de 3 horas a 3 horas e 30 minutos, em contraste com 1 hora e 30 minutos da máquina de lavar louça e máquina de secar. Assim, quanto maior o intervalo de funcionamento, maior o horário de atividade que fornece flexibilidade energética à habitação.

Considerando a definição de flexibilidade energética, esta baseia-se em determinar (não apenas, mas também) a capacidade de variar o período de funcionamento dos equipamentos. Ao estudar os intervalos de funcionamento, ao longo de todos os meses do ano, das quatro cargas, é possível concluir a que horas o consumidor habitualmente ativa estas cargas. Assim, se o funcionamento destas for ajustado para esse mesmo horário, a probabilidade de o consumidor conseguir respeitar este ajuste, é bastante elevada. Para isto, os gráficos apresentados, mostram facilmente estes períodos, sendo esta informação baseada no padrão comportamental do consumidor. Desta forma, é concluído que é possível prever o diagrama de carga típico, a partir da probabilidade de funcionamento dos vários equipamentos.

No capítulo 5, é feito um estudo de uma das aplicações possíveis dos resultados obtidos neste capítulo.

ANÁLISE DO CUSTO ENERGÉTICO ANUAL

Até ao presente capítulo, foi estudado o padrão de funcionamento de cargas que permitam flexibilidade energética, consoante o comportamento do consumidor, bem como quais os intervalos onde é mais fácil usar a flexibilidade que os vários equipamentos oferecem. Porém, este estudo pode também dar a conhecer ao consumidor, como adaptar o seu padrão comportamental de forma a melhorar o seu gasto financeiro anual, em eletricidade.

Para isto, é analisado o custo anual correspondente à referência comportamental do consumidor, e posteriormente, o custo equivalente a variações no horário de funcionamento das respetivas cargas. Estas cargas incluem: máquina de lavar roupa, máquina de secar, máquina de lavar louça e máquina de lavar e secar roupa. Consequentemente, são determinados os benefícios e adversidades, que advêm de mudar os hábitos comportamentais.

5.1. Opções Tarifárias

Primeiramente, é necessário perceber como é cobrada a eletricidade a cada consumidor. Para isto, é necessário saber qual o preço, variações e implicações. Existem três alternativas, que dependem de opções tarifárias [21]:

- Tarifa Simples: o consumidor paga um valor fixo, por kWh consumido, independentemente da hora do dia, dia da semana ou estação do ano;
- Tarifa Bi-horária: as horas do dia são divididas em horas de vazio (níveis de menor consumo) e horas fora do vazio (níveis de consumo elevado). Os intervalos de tempo correspondentes a cada ciclo, dependem do dia de semana e estação do ano, onde existe a opção de ciclo semanal ou ciclo diário, sendo que cada um tem um custo associado. Quando o nível de consumo é mais alto, o preço cobrado é também mais alto.

- Tarifa Tri-horária: rege-se pelo mesmo seguimento de funcionamento que a tarifa bi-horária, no entanto apresenta horas de vazio (níveis de consumo baixos), horas de cheias (níveis de consumo médios) e horas de ponta (níveis de consumo altos). De igual forma, esta tarifa apresenta uma opção de ciclo semanal ou ciclo diário, em que o preço por kWh, vai variando.

Adicionalmente, cada valor de custo associado a cada tarifa, varia consoante a potência contratada, dependente de valores de potência dos dispositivos instalados e número de horas de consumo ativas [22].

Cada consumidor, escolhe a opção de tarifa que considera mais adequada para a sua habitação. Um aspeto crucial a ponderar nesta escolha, é o consumidor conhecer o seu próprio padrão comportamental. Perceber a que horas usualmente liga certos equipamentos, principalmente aqueles cujo consumo é significativo e, desta forma, escolher qual a tarifa mais adequada para os seus hábitos comportamentais. Assim, também poderá ponderar em alterá-los, de forma a beneficiar financeiramente e lucrar, com as oportunidades que a adoção das tarifas propõem.

5.2. Custo Associado à Referência Comportamental do Consumidor

Este estudo vai considerar os dados e informações agrupados no Capítulo 4, e, portanto, todos os dados vão ser adaptados às características destes últimos. Isto é, as amostras realizadas no capítulo anterior vão ser cruciais para manter uma base de dados completa, sobre o padrão de consumo habitual do consumidor. Para isto, não pode ser desprezado o intervalo de 30 minutos que rege o estudo desenvolvido.

É essencial, numa primeira fase, conhecer o consumo anual de cada carga estudada. A Tabela 5.1 começa por mostrar o valor médio que cada carga consome durante cada ciclo de funcionamento. Deste modo, a partir dos dados retirados das amostras realizadas no capítulo anterior, que equivalem a dados de um ano, é possível ter um valor do número anual de ciclos de funcionamento de cada dispositivo. A Tabela 5.1. exhibe também o consumo médio anual dos equipamentos, calculado a partir da multiplicação do consumo médio por ciclo de funcionamento, com o número de ciclos referido anteriormente.

Tabela 5.1. - Consumo Médio Anual de Cada Carga.

	Máquina de Lavar Roupa	Máquina de Secar	Máquina de Lavar Louça	Máquina de Lavar e Secar Roupa
Consumo Médio por Ciclo de Funcionamento	0,91 kWh	2,51 kWh	1,08 kWh	3,43 kWh
Número de Ciclos de Funcionamento num Ano	210	121	271	174
Consumo Médio Anual	191,1 kWh	303,71 kWh	292,68 kWh	596,82 kWh

Seguidamente, é fundamental perceber qual a distribuição de consumo anual destas cargas, elaborando o seu diagrama de carga anual equivalente. Desta forma, é possível estudar a relação entre padrão comportamental e opções tarifárias, visto que estas últimas são cobradas a partir de um preço por kW consumido durante uma hora.

No seguimento deste raciocínio, a Figura 5.1 ilustra a distribuição de consumo anual da máquina de lavar roupa, de acordo com a hora do dia. Para isto, o valor de consumo médio anual deste equipamento, foi multiplicado pelas diferentes percentagens que formam o padrão de funcionamento deste. Estas percentagens podem ser observadas na Figura 4.3. A forma do gráfico é a mesma, comparativamente a esta última, no entanto justifica parâmetros diferentes.

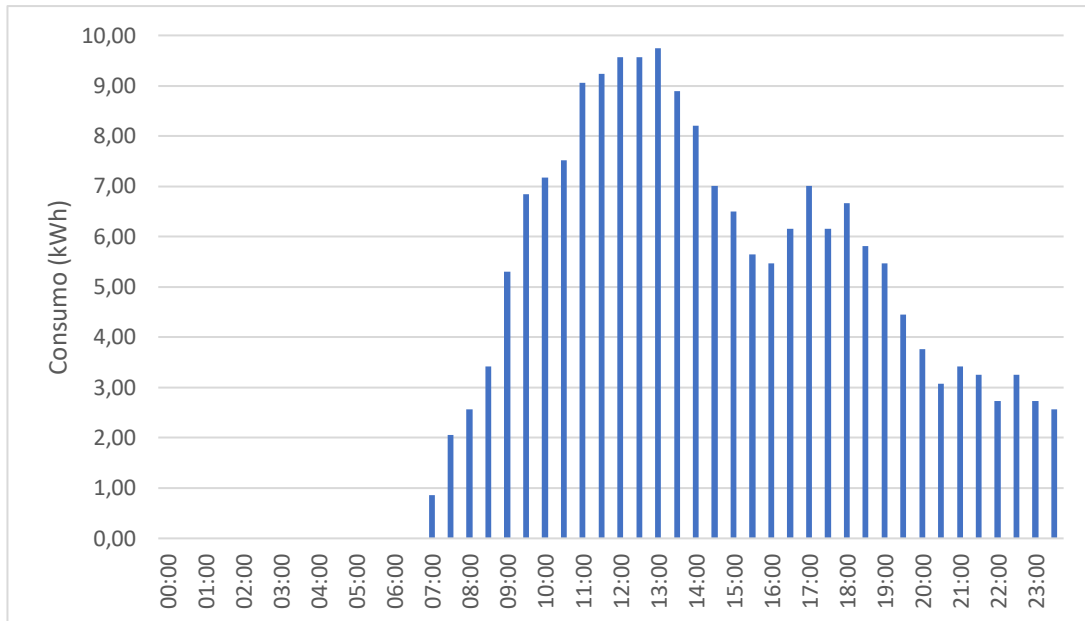


Figura 5.1. - Diagrama de Carga Anual Equivalente, da Máquina de Lavar Roupa.

O gráfico acima mostra que, por exemplo, entre as 13:00 e as 13:30 horas, o consumidor consumiu uma energia média anual de aproximadamente 10kWh, apenas com o funcionamento da máquina de lavar roupa. O mesmo raciocínio foi usado para construir os diagramas de carga anual equivalente da máquina de secar, máquina de lavar roupa e máquina de lavar e secar roupa, cujos gráficos estão apresentados em anexo.

Assim, é possível calcular o custo energético anual correspondente à referência comportamental do consumidor. É, no entanto, crucial definir qual a opção tarifária que irá ser a base deste estudo. Foi considerada a tarifa tri-horária, com um ciclo diário, pois assim é ponderado o caso mais complexo, que justifica maiores variações de preço por horários num dia. Como não há distinção entre dias de semana ou estações do ano, visto que as amostras tratadas no Capítulo 4 foram justamente distribuídas por todos os meses do ano, a opção de ciclo diário é a mais adequada. Esta opção existe para horário de verão e de inverno, e, portanto, foi considerado um horário que junta ambas as opções, optando sempre pelo pior caso, como apresentado na Figura 5.2.

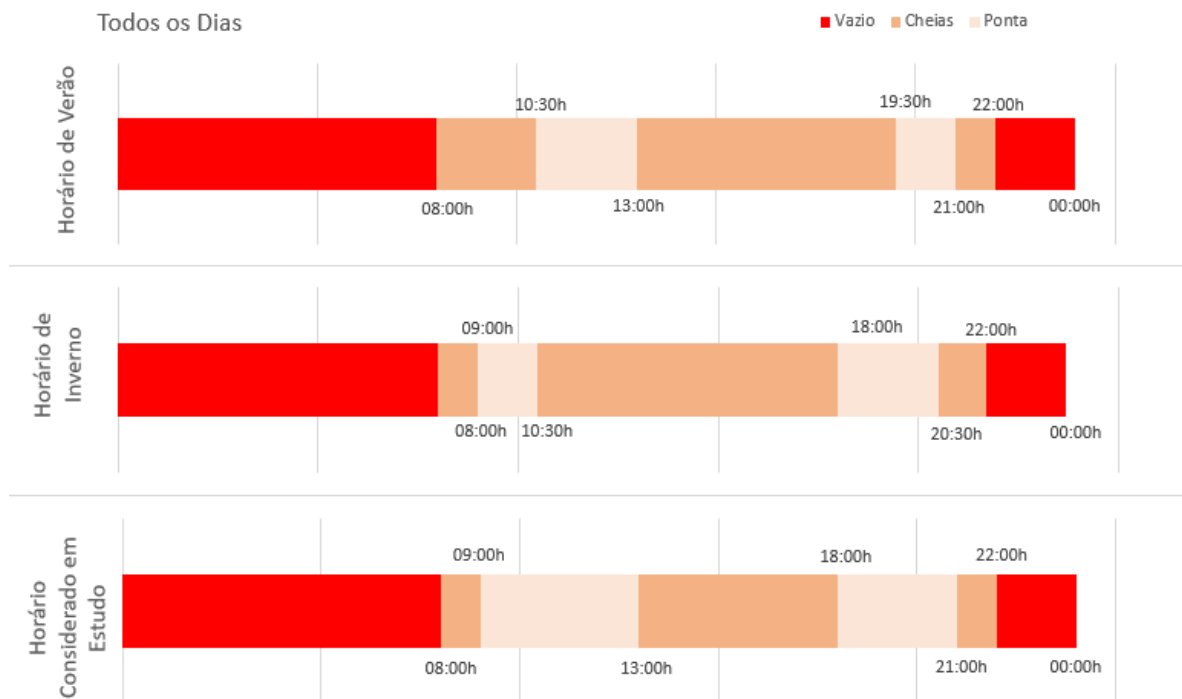


Figura 5.2. - Ciclo Diário da Tarifa Tri-horária e Distribuição do Horário Considerado em Estudo. Adaptado de [21].

A partir de [23], o preço cobrado por kWh consumido, em horas de vazio, de cheias e de ponta, numa tarifa tri-horária, é o apresentado na Tabela 5.3. Estes valores correspondem a uma potência contratada de 6,9 kVA, um valor estimado para clientes residenciais [22].

Tabela 5.2. - Preço por kWh, Tarifa Tri-horária.

Horas de Vazio	Horas de Cheias	Horas de Ponta
0,0892 €/kWh	0,1490 €/kWh	0,2757 €/kWh

Tendo todas as informações necessárias para analisar o custo de energia elétrica anual do consumidor, foi optado por demonstrá-lo, mais uma vez, como uma distribuição que acompanha as diferentes horas do dia. As Figuras 5.3 a 5.6, ilustram esta distribuição para as quatro diferentes cargas, sobrepondo o padrão de funcionamento já determinado no capítulo anterior (Figuras 4.7 a 4.10). Assim, é possível perceber a relação entre os períodos de maior ou menor funcionamento das máquinas, versus o valor pago por kWh consumido durante meia hora, sendo que este último depende das horas em questão, e, portanto, permite estudar a proporção entre o valor consumido e o valor pago. Os diferentes períodos da tarifa tri-horária escolhida, estão diferenciados pelas cores também apresentadas na Figura 5.2, isto é,

vermelho indica horas de vazio, laranja-claro refere-se a horas de cheia e bege a horas de ponta.

Ao analisar a Figura 5.3 em particular, é visível que, aproximadamente metade do horário de funcionamento mais habitual do consumidor (colorido a verde), se insere no período cuja tarifa é mais cara. Observa-se uma queda significativa no custo, pelas 13:00 horas, em que este mesmo horário passa a funcionar a horas de cheias. Nas Figuras 5.4, 5.5 e 5.6, que correspondem aos gráficos das restantes cargas, situações muito idênticas podem ser verificadas, o que leva a concluir que, como já esperado, o horário pelo qual o consumidor mais opta para ligar estes equipamentos, é o horário de ponta.

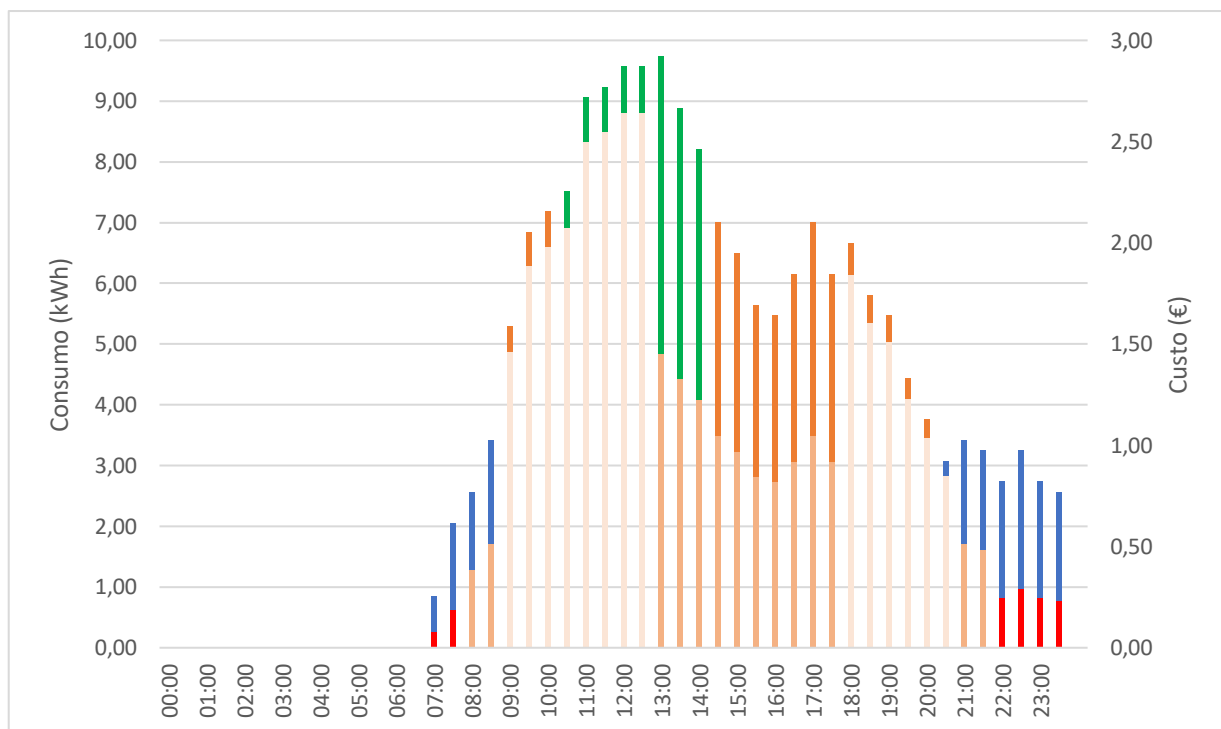


Figura 5.3. - Distribuição do Consumo Acumulado Anual versus Custo Correspondente, da Máquina de Lavar Roupa.

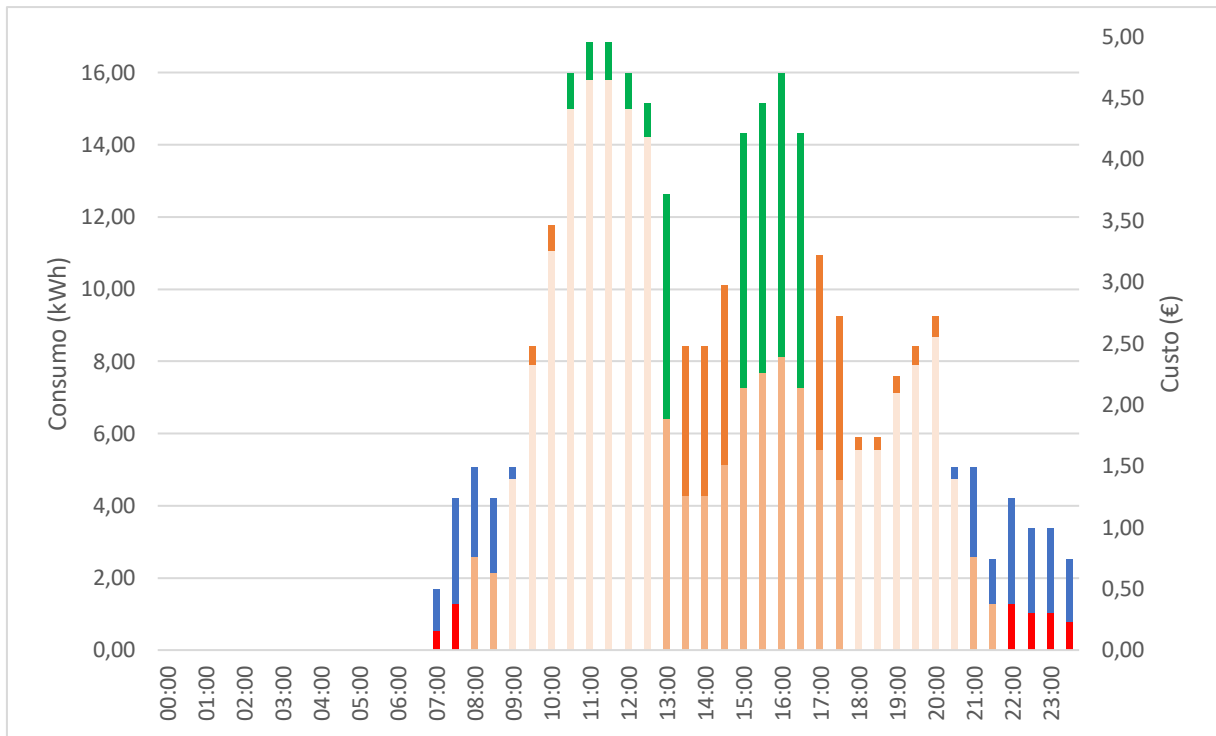


Figura 5.4. - Distribuição do Consumo Acumulado Anual versus Custo Correspondente, da Máquina de Secar.

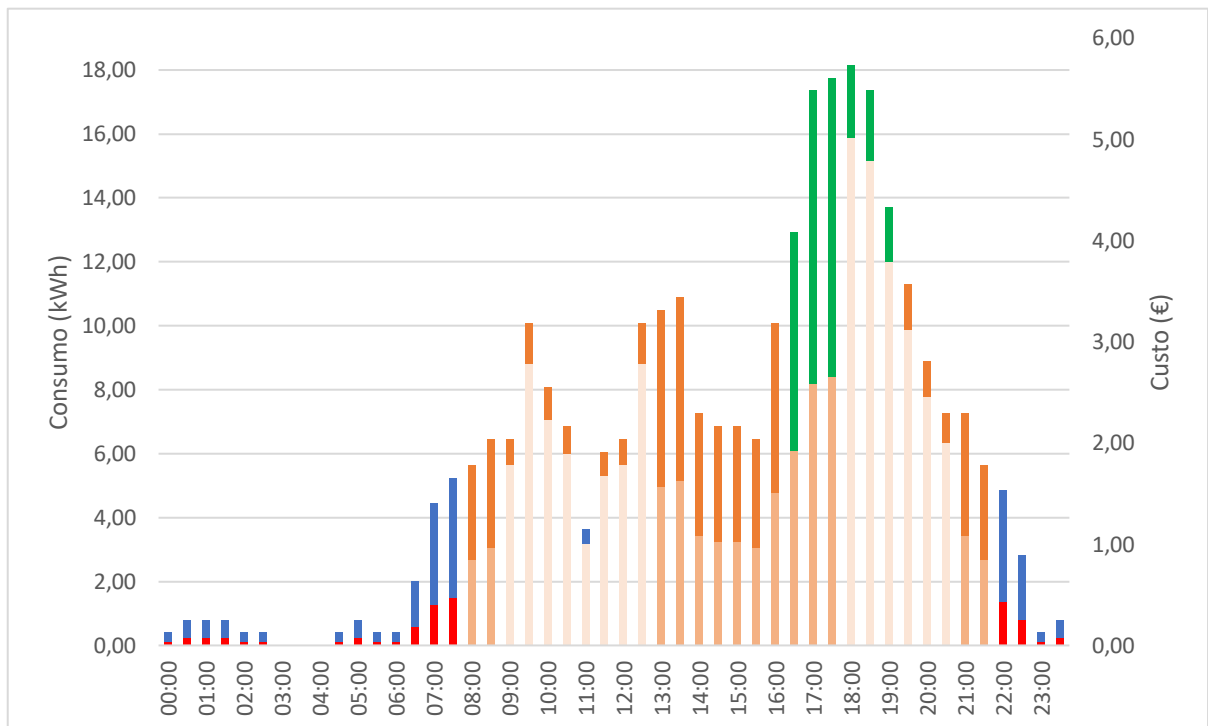


Figura 5.5. - Distribuição do Consumo Acumulado Anual versus Custo Correspondente, da Máquina de Lavar Louça.

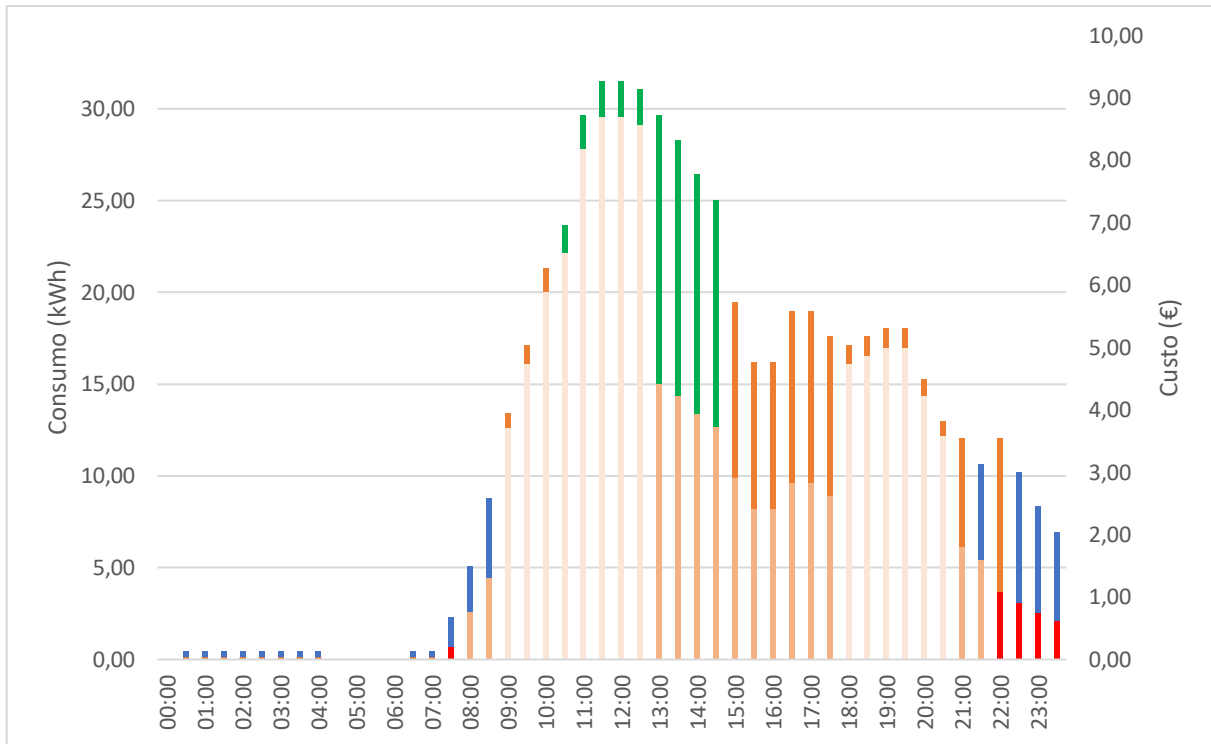


Figura 5.6. - Distribuição do Consumo Anual versus Custo Correspondente, da Máquina de Lavar e Secar Roupa.

Desta forma, é mais facilmente compreendida a influência que o padrão comportamental do consumidor, tem no seu gasto em energia elétrica. É possível verificar como pequenas alterações nos hábitos comportamentais, podem fazer diferença na forma da distribuição do custo energético, para benefício do consumidor. As figuras anteriores ajudam a clarificar qual o custo anual devido ao funcionamento de cada carga. Estes valores estão apresentados na Tabela 5.3, juntamente com os valores de consumo anual de cada carga (já descritos na Tabela 5.1). Os valores de custo, vão ser essenciais, para comparar com os valores obtidos na próxima etapa.

Tabela 5.3. - Consumo Médio Anual, e Custo Energético Associado.

	Máquina de Lavar Roupa	Máquina de Secar	Máquina de Lavar Louça	Máquina de Lavar e Secar Roupa
Consumo Médio Anual	226,80 kWh	303,71 kWh	246,61 kWh	596,82 kWh
Custo Anual	39,47 €	62,86 €	59,07 €	124,10 €

5.3. Custo Associado a Alterações Comportamentais do Consumidor

Neste subcapítulo, irá estudar-se a alteração do padrão comportamental do consumidor por forma a obter novos intervalos de funcionamento das diferentes máquinas, para perceber quais as vantagens e desvantagens que daí advém. Porém, o funcionamento anual destas, vai manter-se o mesmo. Primeiramente, o padrão comportamental do consumidor é atrasado em 4 horas, e posteriormente adiantado o mesmo intervalo de tempo. Seguidamente, é atrasado e adiantado 8 horas. Finalmente, é atrasado/adiantado 12 horas. Assim, são desenvolvidas cinco opções exemplo de adaptação comportamental, que o consumidor pode adquirir, percebendo quais os seus benefícios. Em todas estas opções de mudança de hábitos, será calculado o custo associado de energia elétrica anual, em euros. Para isto, é efetuado o mesmo processo explicado no subcapítulo anterior, resultando em gráficos que juntam o consumo e o custo associado, no decorrer das horas de um dia. Considerar um deslocamento temporal de 4 ou 8 horas, é algo que em termos práticos pode ser um pouco incoerente. Porém, sob ponto de vista teórico, ajuda a perceber o impacto que as alterações comportamentais podem ter.

Devido à densa quantidade de gráficos que este processo requer, estes são exibidos em anexo. Porém, são apresentadas as Figuras 5.7, 5.8, 5.9 e 5.10, que ilustram os gráficos referentes a um atraso de 4 horas no funcionamento das diferentes máquinas. A Figura 5.7 ilustra o exemplo do atraso de 4 horas, para o padrão de funcionamento da máquina de lavar roupa. Comparando esta última, com a Figura 5.3 de referência, é notório que o período de maior consumo habitual do consumidor passa a acontecer maioritariamente em horas de vazio e horas de cheias, e não maioritariamente em horas de ponta. O mesmo pode ser observado nas figuras referentes às restantes máquinas. Isto demonstra numa primeira fase, que o deslocamento temporal do padrão comportamental do consumidor, pode realmente influenciar o seu gasto em eletricidade.

De seguida, serão descritas as conclusões deduzidas das alterações efetuadas, no horário habitual de funcionamento das quatro diferentes cargas. Pelo estudo desenvolvido no Capítulo 4, foi definido que a máquina de lavar louça apresenta o seu pico de funcionamento entre as 16:30 horas e 19:00 horas. Já para as restantes cargas, este ronda o intervalo entre as 10:30 horas e 14:00 horas. Consequentemente, irá haver algumas diferenças nas conclusões

retiradas deste estudo, para a máquina de lavar louça e para as outras cargas em estudo, visto que há um período significativo de tempo, entre os diferentes picos.

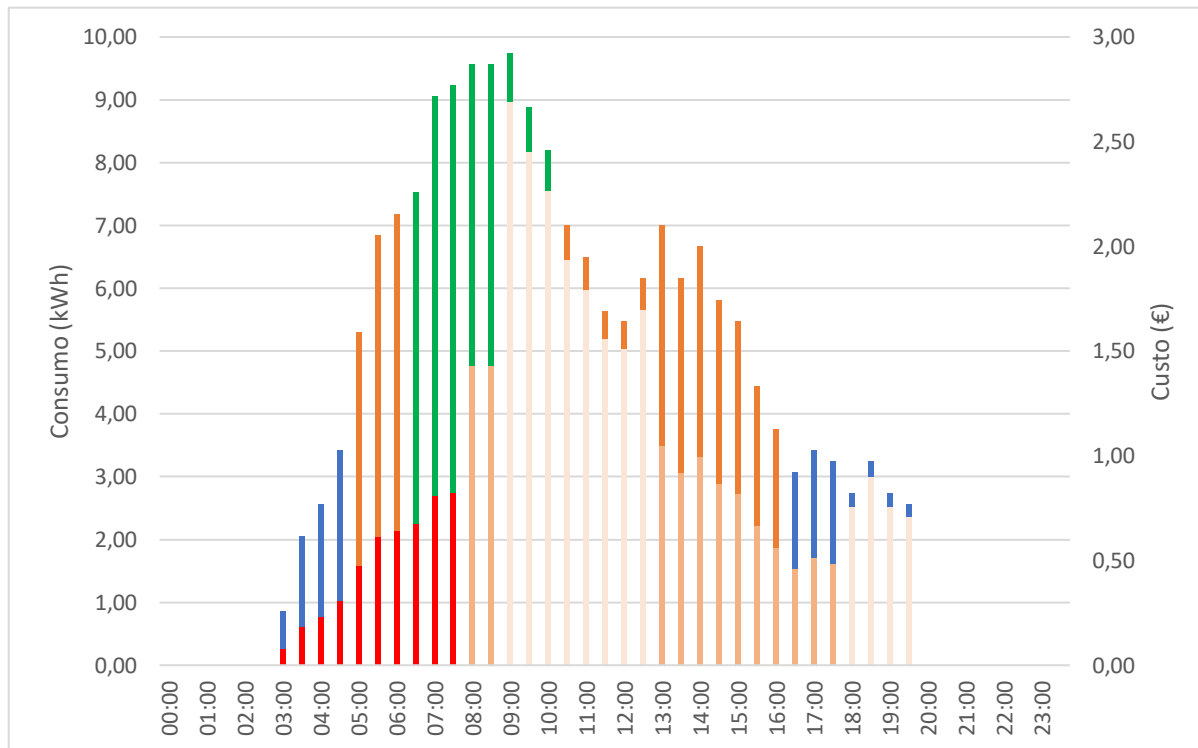


Figura 5.7. - Distribuição do Consumo Anual versus Custo Correspondente, da Máquina de Lavar Roupa, com um atraso de 4 horas.

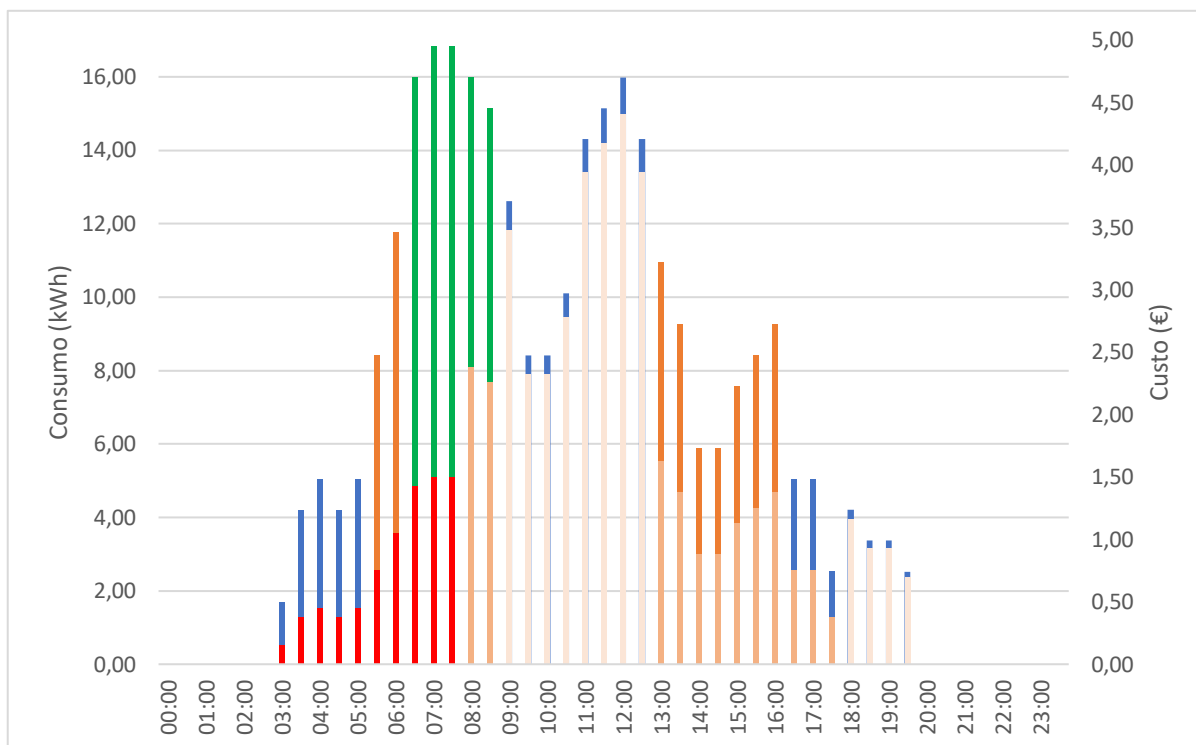


Figura 5.8. - Distribuição do Consumo Anual versus Custo Correspondente, da Máquina de Secar, com um atraso de 4 horas.

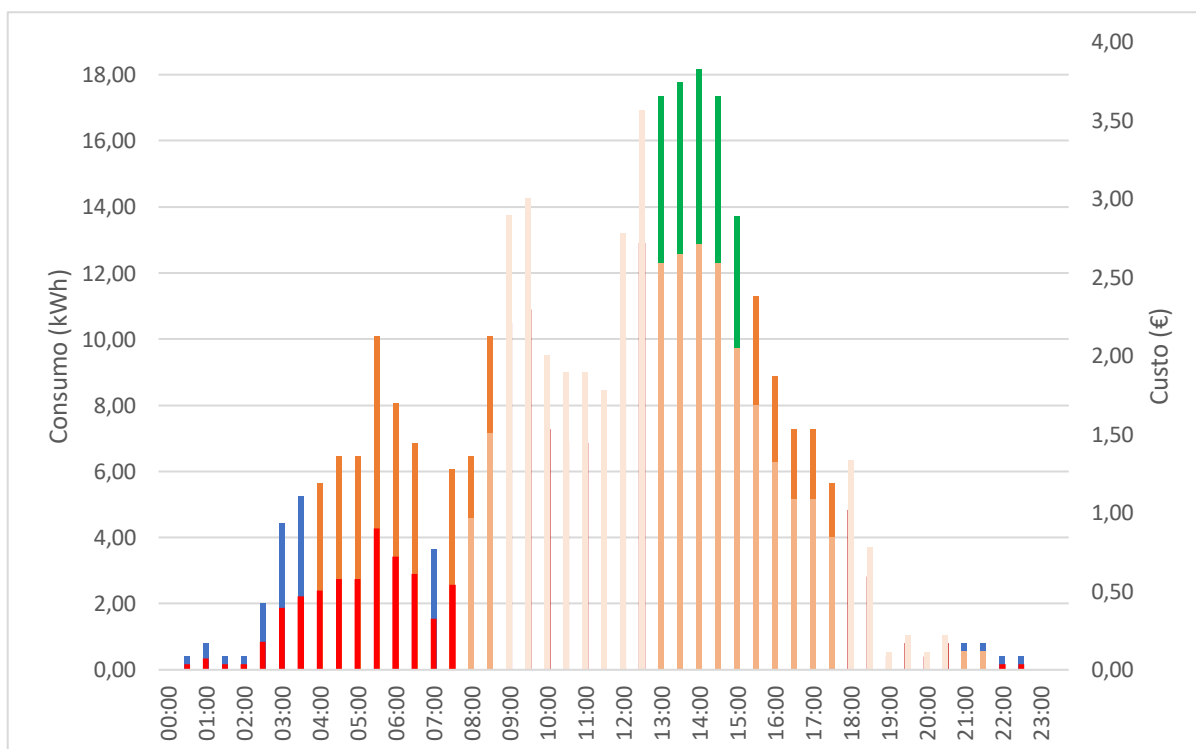


Figura 5.9. - Distribuição do Consumo Anual versus Custo Correspondente, da Máquina de Lavar Louça, com um atraso de 4 horas.

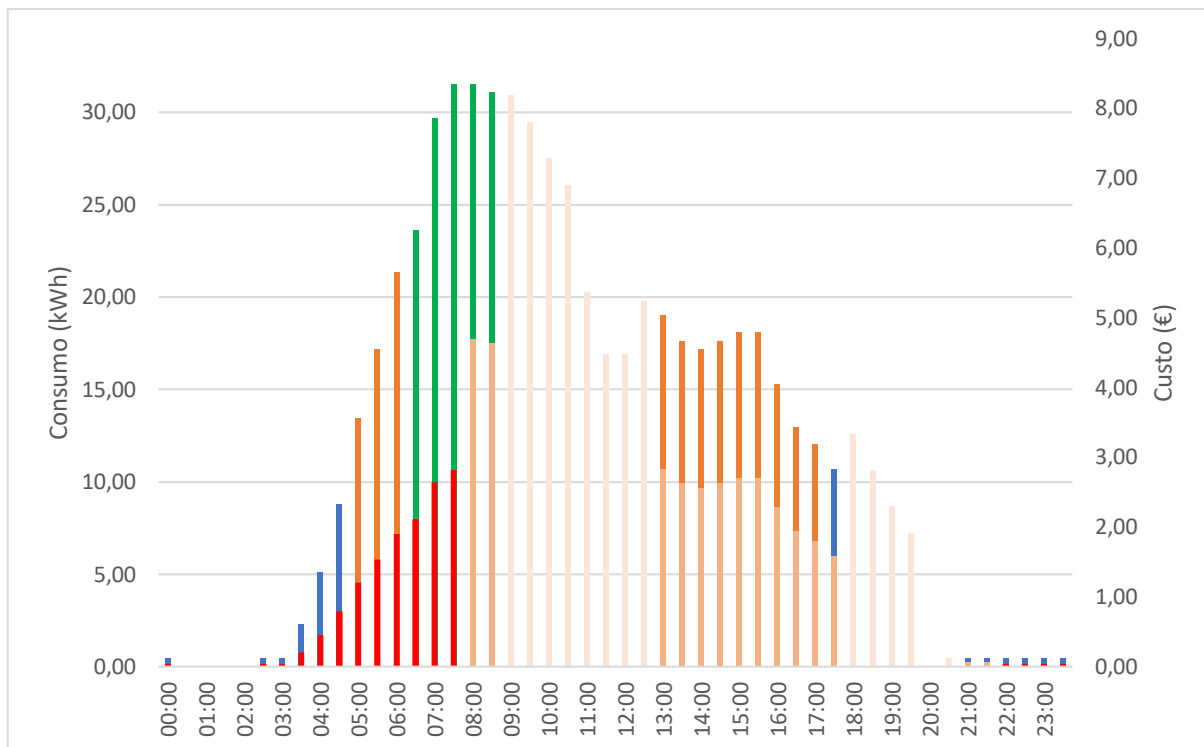


Figura 5.10. - Distribuição do Consumo Anual versus Custo Correspondente, da Máquina de Lavar e Secar Roupa, com um atraso de 4 horas.

- Para um atraso de 4 horas, foi notório para todas as cargas, que embora parte do horário de maior consumo se situe na zona bege da tarifa (horas de ponta), a maior parte deste já se encontra na zona de horas de cheias chegando ainda a ocupar horas de vazio.
- Para um adiantamento de 4 horas, observaram-se resultados diferentes para as quatro cargas. Relativamente ao funcionamento da máquina de lavar louça, a zona de maior acumulação de consumo ocupa principalmente o horário de vazio. Porém, para a máquina de lavar roupa, máquina de secar e máquina e lavar e secar roupa, o período de maior consumo insere-se nas horas de cheias. Para ambos os casos, a zona laranja da distribuição de consumo, reparte-se entre as três opções de horas da tarifa.
- Para um atraso de 8 horas, de novo, concluem-se diferentes alterações no custo associado ao consumo, para as restantes cargas e a máquina de lavar louça. Para esta última, verificou-se que a zona verde de consumo ocupa horas de ponta, no entanto a zona laranja insere-se em horas de vazio. Isto

acaba por fornecer um equilíbrio que beneficia o consumidor de igual modo. Para as outras cargas, observa-se o contrário, o período de maior consumo está no horário de vazio, todavia a zona laranja deste está nas horas de ponta.

- Para um adiantamento de 8 horas, o período do pico de funcionamento da máquina de lavar louça, encontra-se na zona de horas de vazio. Para as restantes cargas, este situa-se em horas de ponta. Porém, a zona laranja de consumo está no período de horas de vazio.
- Para um atraso/adiantamento de 12 horas, para todas as cargas, a distribuição de consumo situa-se maioritariamente na zona de vazio. Esta conclusão, permite presumir imediatamente que esta será a adaptação mais vantajosa.

Assim, foi construída a Tabela 5.4 onde é possível analisar o impacto que as anteriores alterações na distribuição de consumo, têm no custo associado de energia elétrica, ao final de um ano. O consumo anual de cada equipamento mantém-se, a única alteração é o horário de uso, e, portanto, o custo por kWh consumido. Ao analisar os valores presentes nesta, é visível que o consumidor poupa em qualquer alteração considerada. O melhor caso é na última alteração, de 12 horas, onde o consumidor consegue poupar até, em média, 41% do seu gasto financeiro anual face ao de referência. No entanto, modificar um hábito em 12 horas, é algo que requer muito esforço da parte de qualquer consumidor. Portanto, ao analisar os restantes casos, cuja alteração é menos complexa e, portanto, mais provável, é possível concluir que tanto para um atraso como para um avanço de 8 horas, o consumidor consegue diminuir o seu gasto financeiro anual, em 28%. Já para o caso de 4 horas, ronda os 17%. Em conclusão, para qualquer uma das opções, o consumidor consegue ter uma poupança anual.

É um facto que é complexo alterar os hábitos de consumo, no entanto com um esforço por parte do consumidor, é possível poupar na fatura anual de eletricidade. Adicionalmente muito destes equipamentos, já contém funções inteligentes, onde é possível programar horários de funcionamento, sendo uma ajuda nesta alteração de períodos de maior consumo.

Tabela 5.4. - Evolução do Custo Associado às Diferentes Alterações Referentes à Distribuição de Consumo, de Referência.

	Máquina de Lavar Roupa	Máquina de Secar	Máquina de Lavar Louça	Máquina de Lavar e Secar Roupa
Horário de referência	39,47 €	62,86 €	59,07 €	124,10 €
Atraso de 4 horas	33,97 €	54,15 €	49,94 €	107,25 €
Adiantamento de 4 horas	31,72 €	53,31 €	47,12 €	96,88€
Atraso de 8 horas	26,72 €	41,77 €	50,11 €	84,80 €
Adiantamento de 8 horas	29,14 €	47,32 €	38,18 €	91,67 €
Atraso/Adiantamento de 12 horas	23,19 €	35,50 €	37,11 €	71,48 €

Em conclusão, é notória a influência que o padrão comportamental de cada consumidor, tem no seu custo associado de energia elétrica. O estudo desenvolvido até então, é eficaz para qualquer habitação que tenha qualquer um dos equipamentos instalados, estudados nesta tese, ou seja, cargas que permitam flexibilidade energética. O mesmo acontece com qualquer opção de tarifa, excluindo a tarifa simples, que não depende de horários de consumo. Assim, é importante que cada consumidor tenha conhecimento dos seus próprios hábitos de consumo, algo que para muitos destes, não é totalmente claro. Desta forma, consegue ter um papel mais consciente, quando escolhendo a tarifa mais adequada para a sua habitação, segundo os seus hábitos, e ainda, pode considerar mudá-los para seu próprio benefício.

CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Por fim, este capítulo apresenta uma síntese geral de todo o trabalho desenvolvido, bem como as conclusões retiradas deste, face aos objetivos inicialmente marcados. Seguidamente, são descritas as contribuições do estudo elaborado. Por último, com forma de melhorar ou expandir o trabalho desenvolvido, são apresentados trabalhos futuros a realizar.

6.1. Síntese Geral

Muitos dos consumidores nos dias de hoje, não sabem como podem usufruir da flexibilidade energética oferecida por alguns dos seus equipamentos, bem como dos benefícios que esta pode oferecer ao próprio consumidor. A solução proposta nesta tese, trata-se de uma solução que apenas necessita de conhecer os hábitos comportamentais do consumidor, percebendo quais são os períodos ao longo do dia, que este mais opta por ligar os seus equipamentos. Estes equipamentos, são cargas cujo funcionamento é deslocável no tempo, sendo esta a característica que as identifica como cargas que oferecem flexibilidade energética a uma habitação. Adicionalmente, o seu valor de consumo é significativo. Nestas cargas inserem-se: máquina de lavar roupa, máquina de secar, máquina de lavar louça e máquina de lavar e secar roupa. Assim, é conhecido o padrão comportamental do consumidor, a partir do padrão de funcionamento destas cargas. Desta forma, há possibilidade de fazer corresponder períodos de consumo, a períodos de geração de energia.

Esta base de conhecimento não só permite oferecer flexibilidade energética à habitação, mas também pode ter um papel no gasto financeiro anual, em energia elétrica. Ao conhecer os seus hábitos comportamentais, percebendo quando mais liga certas cargas, o consumidor poder ter uma função mais consciente na escolha de opções tarifárias para cobrança de energia elétrica consumida. E, de igual modo, pode considerar alterá-los. Esta última hipótese, foi avaliada, e foi concluído que mudando os horários usuais de consumo, o consumidor

pode poupar até 41% do seu gasto anual em energia elétrica. Porém, existem inúmeras vantagens que podem advir de o próprio consumidor ter acesso ao seu padrão comportamental.

6.2. Contribuições

Para uma significativa parte dos consumidores, soluções que possam fornecer eficiência energética às suas habitações ou minimização de custos nas suas faturas mensais, passam por mudanças de hábitos de consumo. Ou seja, por uma diminuição de uso de certos equipamentos e uma atenção extra ao tempo de uso destes.

A solução proposta nesta tese, faz uso da flexibilidade energética oferecida por alguns equipamentos presentes numa habitação, através do deslocamento temporal do funcionamento destes. Assim, apenas requer um estudo prévio do padrão de consumo das máquinas e conseqüentemente, do padrão comportamental do consumidor. Em adição, a partir desta solução, em junção com o conhecimento sobre opções de tarifas, o consumidor pode optar ainda por adaptar o seu comportamento habitual de forma a beneficiar financeiramente com este.

6.3. Trabalhos Futuros

Os padrões de consumo foram a informação base para o trabalho desenvolvido, definidos a partir da análise do consumo de energia elétrica. Esta informação é bastante útil para todos os consumidores. Neste estudo foram apresentadas duas grandes vantagens que advêm de o consumidor ter acesso ao seu padrão comportamental, bem como a rede que fornece energia.

No entanto, existem inúmeras vantagens que podem ser estudadas relativas ao conhecimento de hábitos de consumo. Seria interessante aprofundar os benefícios que podem advir deste. Por exemplo, na instalação de produção de energia fotovoltaica num edifício, percebendo se os horários de consumo equivalem aos horários de maior produção de energia elétrica, e assim usufruir ao máximo da produção desta; adoção de tarifas variáveis, dependendo do hábito de consumo de cada consumidor, estudando, individualmente, a opção mais adequada para cada habitação. Estas tarifas, para além de serem do interesse de cada consumidor, podem ainda ser bastante úteis ao considerar os períodos mais prováveis de maior e

menor consumo, para assim, poder haver uma eventual compatibilidade entre horários de consumo bem como de produção. Esta situação seria vantajosa, por exemplo, na produção de energia renovável visto que estas muitas vezes dependem de situações climáticas, que são imprevisíveis e variáveis.

Para alcançar as utilidades descritas, e como referido ao longo da tese, seria interessante o próprio consumidor ter acesso ao seu padrão de consumo, junto com as suas faturas. Poderia ser apresentado, por exemplo, através de uma aplicação, onde esta agruparia toda a informação comportamental do consumidor. Se esta aplicação fosse desenvolvida, o consumidor estaria mais consciente das suas ações e do impacto ambiental que estas têm. Adicionalmente, pode apresentar por exemplo, dicas de como melhorar os hábitos de forma a alcançar eficiência energética, ou como poupar na fatura de eletricidade, e neste caso, com base no estudado ao longo da tese, usufruindo da flexibilidade energética oferecida pelos equipamentos.

BIBLIOGRAFIA

- [1] International Energy Agency (IEA), *Harnessing variable renewables.*, Tech. rep.; 2011.
- [2] R. G. Junker, A. G. Azar, R. A. Lopes, K. B. Lindberg, G. Reynders, R. Relan, H. Madsen, "*Characterizing the energy flexibility of buildings and districts*", *Applied Energy*, Volume 225, Pages 175-182, 2018.
- [3] I. Abubakar, S.N. Khalid, M.W. Mustafa, Hussain Shareef, M. Mustapha, "*Application of load monitoring in appliances' energy management – A review*", *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Volume 67, Pages 235-245, 2017.
- [4] Eurostat Statistics Explained, "*Energy statistic – an overview*", 2021. Disponível em: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Energy_statistics_-_an_overview. Acesso em: 20 de outubro de 2021.
- [5] European Environment Agency, "*Final Energy Consumption by Sector and Fuel*", 2020. Disponível em: <https://www.eea.europa.eu/data-and-maps/indicators/final-energy-consumption-by-sector-9/assessment-4>. Acesso em: 19 de janeiro de 2021.
- [6] A. A. Imran, M. Syrus, H. Rahman, "*An Improved Event Detection Algorithm for Non-Intrusive Load Monitoring System for Low Frequency Smart Meters*", 2016.
- [7] A.I.S.P.O. Soares, "*Data mining no âmbito da monitorização não-intrusiva de cargas*". Tese de Mestrado em Análise de Dados e Sistemas de Apoio à Decisão, Faculdade de Economia - Universidade do Porto, Porto, 2016.
- [8] O. Parson, S. Ghosh, M. Weal, A. Rogers, "*Non-intrusive Load Monitoring using Prior Models of General Appliance Types*". *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence*, 2012.
- [9] S. Makonin, F. Popowich, I. V. Bajić, B. Gill, L. Bartram, "*Exploiting HMM Sparsity to Perform Online Real-Time Nonintrusive Load Monitoring*" in *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 7, no. 6, Pages 2575-2585, 2016.
- [10] J. Kolter, T. Jaakkola, "*Approximate inference in additive factorial HMMs with application to energy disaggregation*". *International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*. Pages 1472-1482, 2012.

- [11] R. Bonfigli, E. Principi, M. Fagiani, M. Severini, S. Squartini, F. Piazza, "*Non-intrusive load monitoring by using active and reactive power in additive Factorial Hidden Markov Models*", Applied Energy, Volume 208, Pages 1590-1607, 2017.
- [12] J. R. Herrero, A. L. Murciego, A. Barriuso, D. H. de la Iglesia, G. Villarrubia, J. C. Rodríguez, R. Carreira, "*Non Intrusive Load Monitoring (NILM): A State of the Art*", Pages 125-138, 2018.
- [13] D.J.C.P. Vaz, "*Estudo e desenvolvimento da análise não intrusiva de cargas no setor residencial*". Tese de Mestrado Integrado em Engenharia da Energia e Ambiente, Faculdade de Ciências – Univerdidade de Lisboa, Lisboa, 2017.
- [14] M. Baranski, J. Voss, "*Genetic algorithm for pattern detection in NIALM systems*" 2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (IEEE Cat. No.04CH37583), The Hague, Volume 4, Pages 3462-3468, 2004.
- [15] M. Weiss, A. Helfenstein, F. Mattern and T. Staake, "*Leveraging smart meter data to recognize home appliances*", in IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom), Lugano Switzerland, Pages 190-197, 2012.
- [16] J. T. Powers, B. Margossian, B. A. Smith, "*Using a rule-based algorithm to disaggregate end-use load profiles from premise-level data*," in IEEE Computer Applications in Power, Volume 4, no. 2, Pges 42-47, 1991.
- [17] L. Farinaccio, R. Zmeureanu, "*Using a pattern recognition approach to disaggregate the total electricity consumption in a house into the major end-uses*", Energy and Buildings, Volume 30, Issue 3, Pages 245-259, 1999.
- [18] S. R. Shaw, S. B. Leeb, L. K. Norford, R. W. Cox, "*Nonintrusive Load Monitoring and Diagnostics in Power Systems*", in IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Volume 57, no. 7, Pages 1445-1454, 2008.
- [19] R. M. A. Lopes, «*Monitorização não intrusiva de cargas*», Tese de Mestrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores, Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa, Lisboa, 2012.
- [20] D. Srinivasan, W. S. Ng, A. C. Liew, "*Neural-network-based signature recognition for harmonic source identification*" in IEEE Transactions on Power Delivery, Volume 21, no. 1, Pages 398-405, 2006.
- [21] EDP Comercial: "*O que é a opção horária e qual a melhor para mim?*", 2021. Disponível em: <https://www.edp.pt/negocios/apoio-cliente/perguntas-frequentes/novo->

contrato/o-que-preciso-de-saber-para-contratar/o-que-e-a-opcao-horaria-e-qual-a-melhor-para-mim/faq-4823/. Acesso em: 20 de julho de 2021.

[22] EDP Comercial: "*O que é a potência contratada e qual devo escolher?*", 2021. Disponível em: <https://www.edp.pt/particulares/apoio-cliente/perguntas-frequentes/pt/contratos/novo-contrato/o-que-e-a-potencia-contratada-e-qual-devo-escolher/faq-4676/>. Acesso em: 20 de julho de 2021.

[23] Selectra: "*Tarifas Horárias EDP: Bi Horário, Tri Horário e Ciclo Simples*", 2021. Disponível em: <https://selectra.pt/energia/empresas/edp/ciclos-horarios>. Acesso em: 21 de julho de 2021.

[24] J. F. S. Gomes, "*Sistema de Monitorização não Intrusiva de Cargas*", Tese de Mestrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores, Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa, Lisboa, 2017.

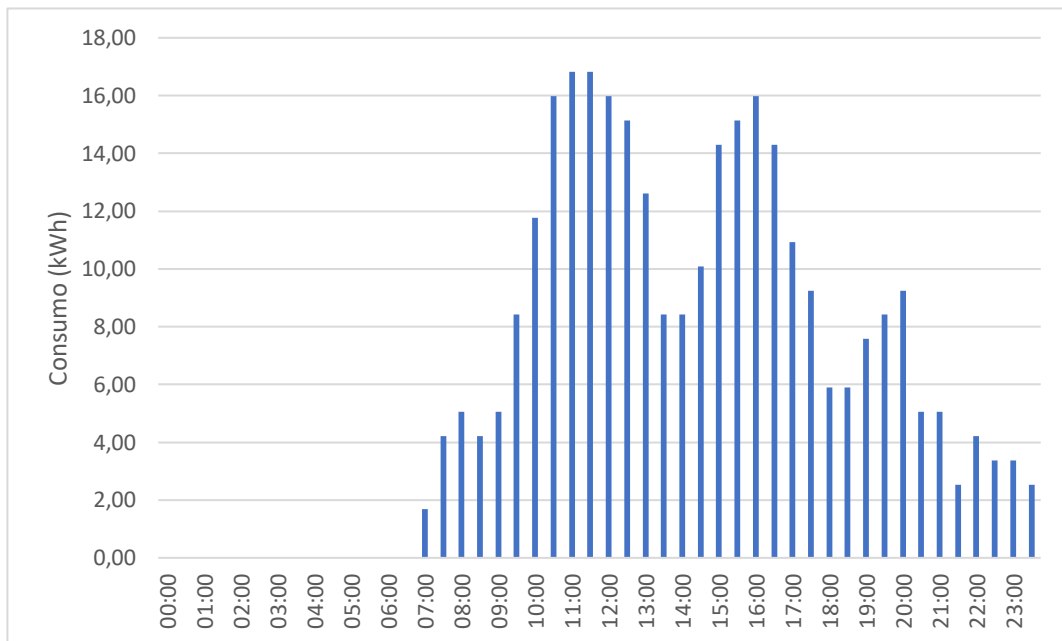
[25] I. Richardson, M. Thomson, D. Infield, C. Clifford, "*Domestic electricity use: A high-resolution energy demand model*", Energy and Buildings, Volume 42, Issue 10, Pages 1878-1887, 2010.

[26] A. Viterbi, "*Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimum decoding algorithm*," in IEEE Transactions on Information Theory, Volume 13, no. 2, Pages 260-269, 1967.

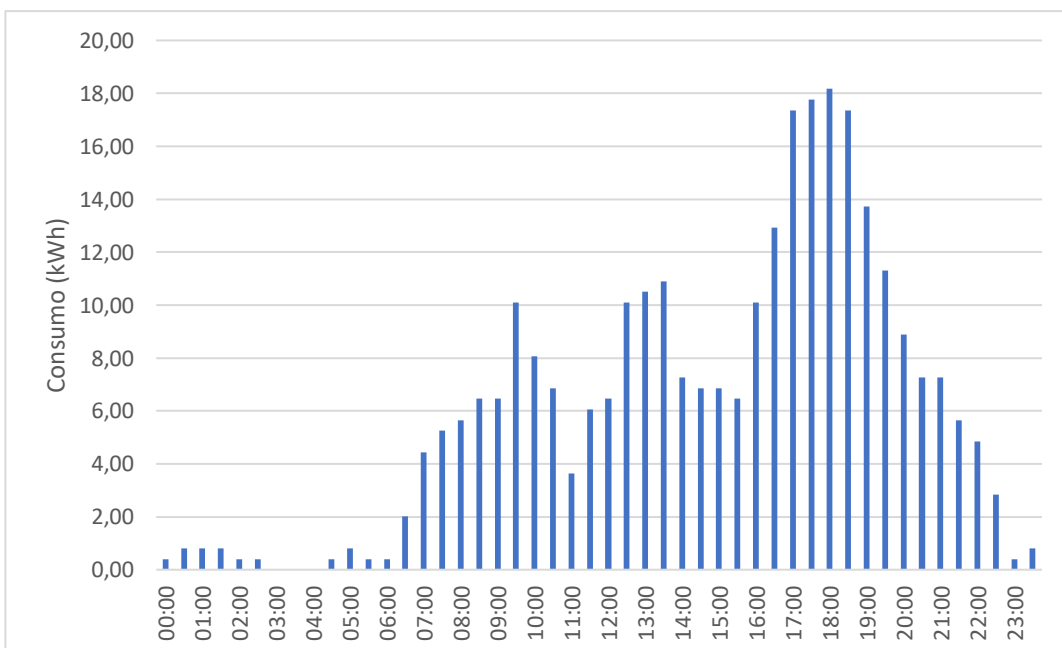
[27] G. Hart, "*Nonintrusive appliance load monitoring*," Proceedings of the IEEE, Volume 80, no. 12, Pages 1870–1891, 1992.

Distribuição do Consumo Anual.

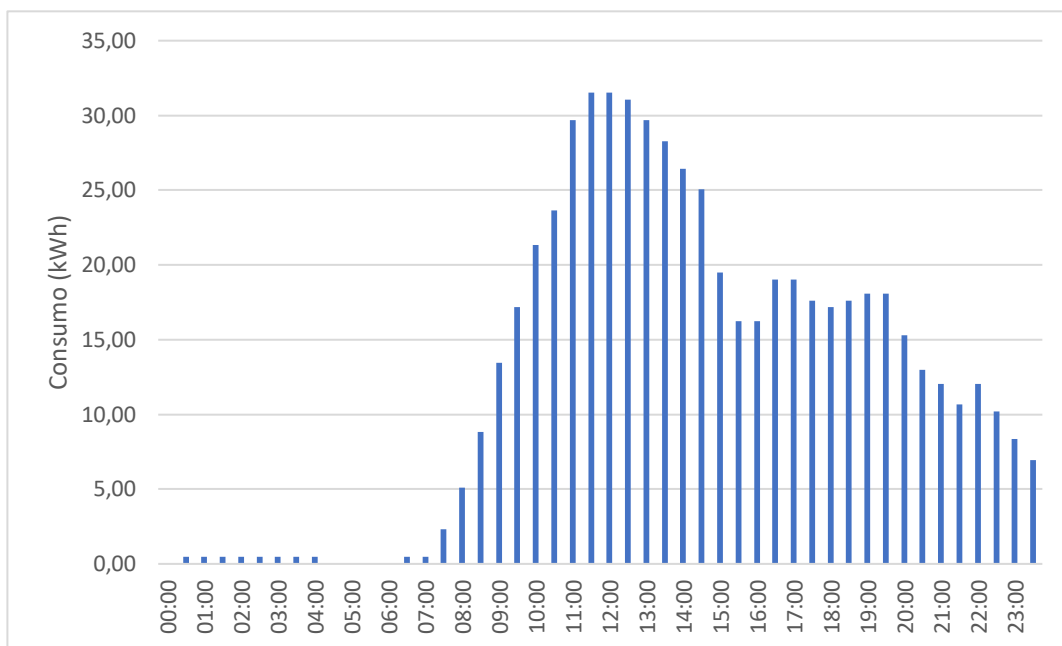
Máquina de Secar



Máquina de Lavar Louça



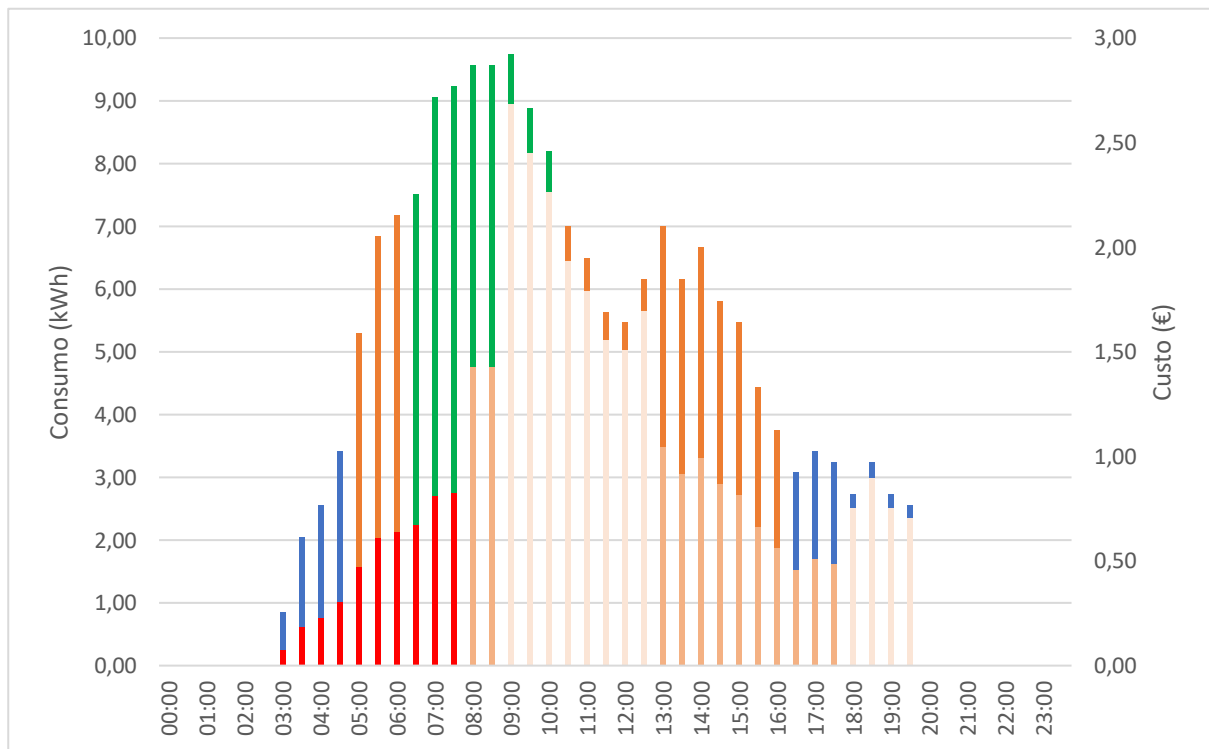
Máquina de Lavar e Secar Roupas



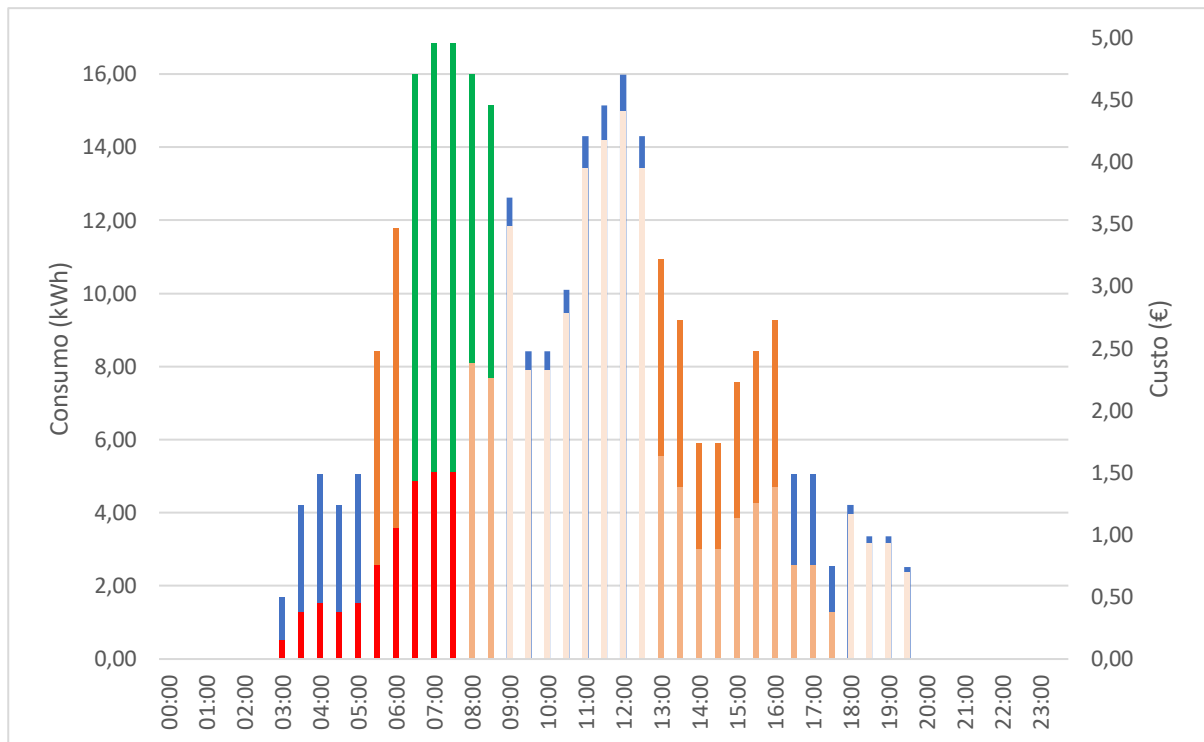
Gráficos da Distribuição de Consumo, em kW, versus Custo Associado, em euros.

Para um atraso de 4 horas,

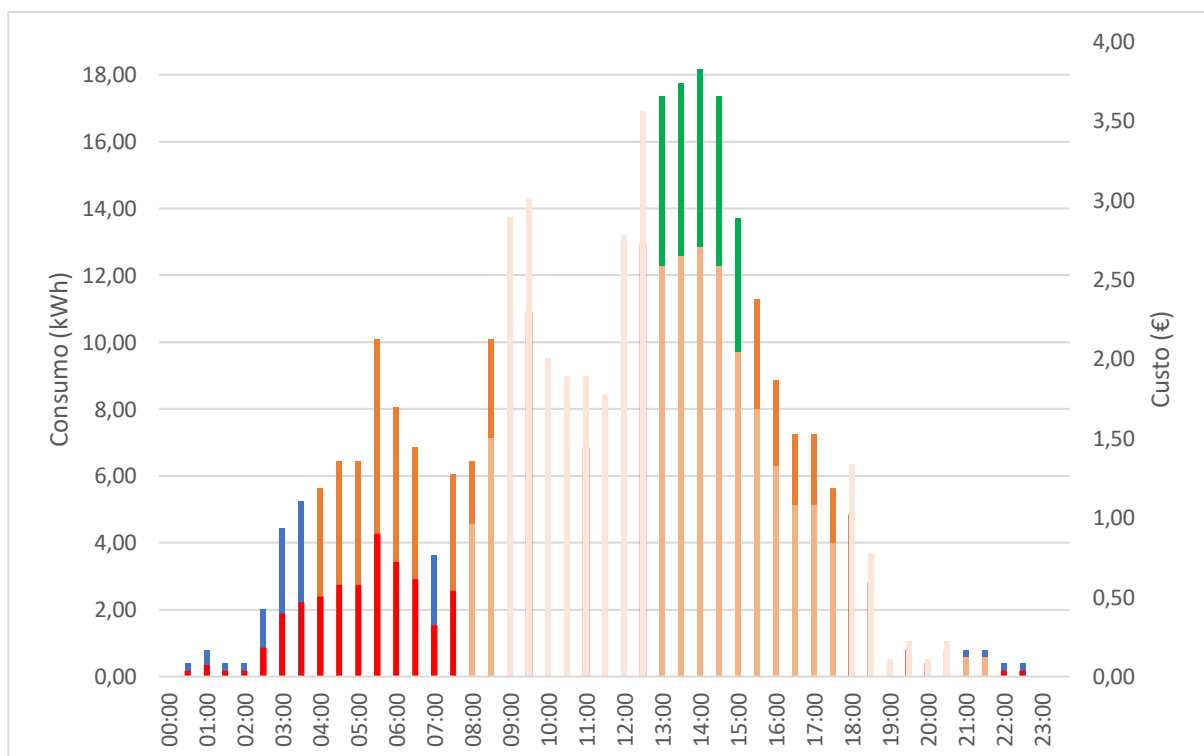
1. Máquina de Lavar Roupa



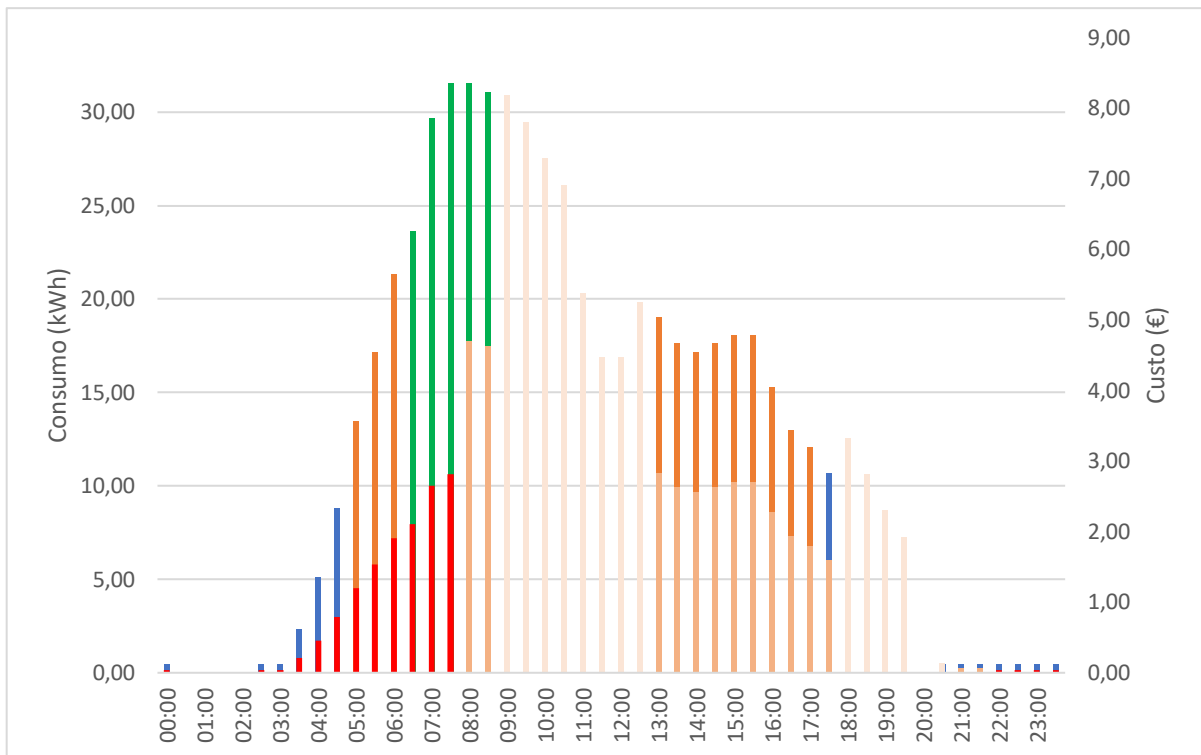
2. Máquina de Secar



3. Máquina de Lavar Louça

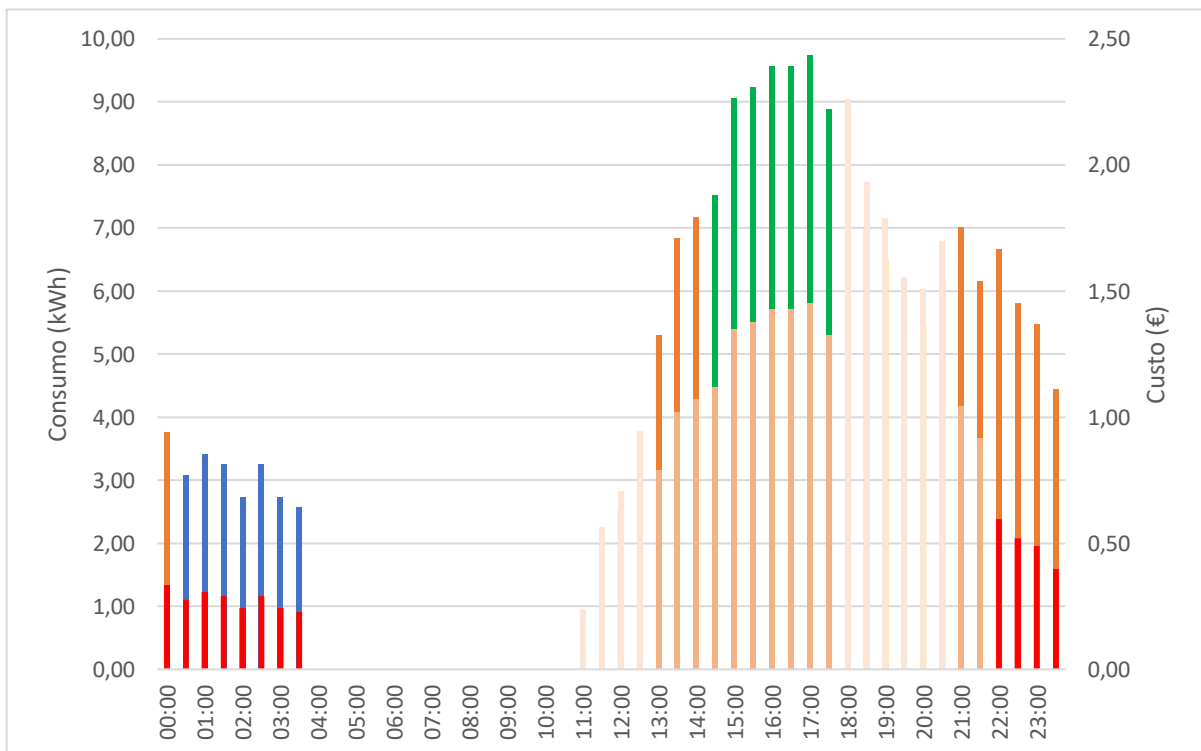


4. Máquina de Lavar e Secar Roupas

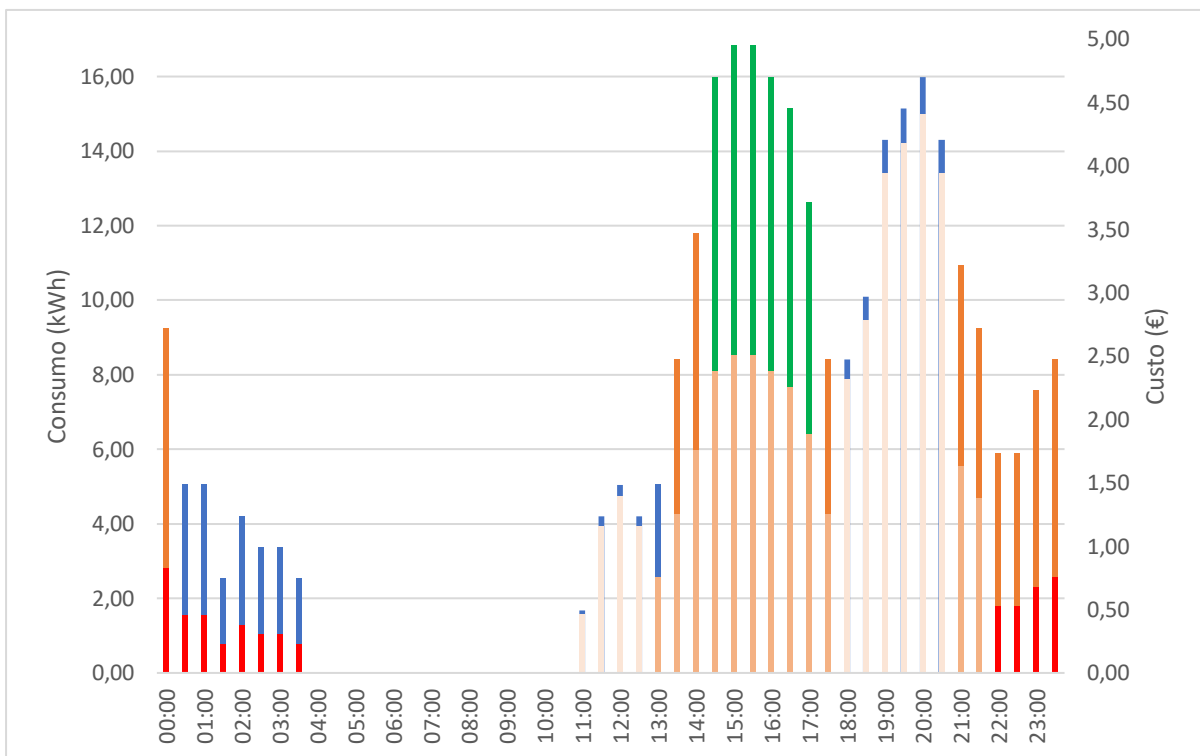


Para um adiamento de 4 horas,

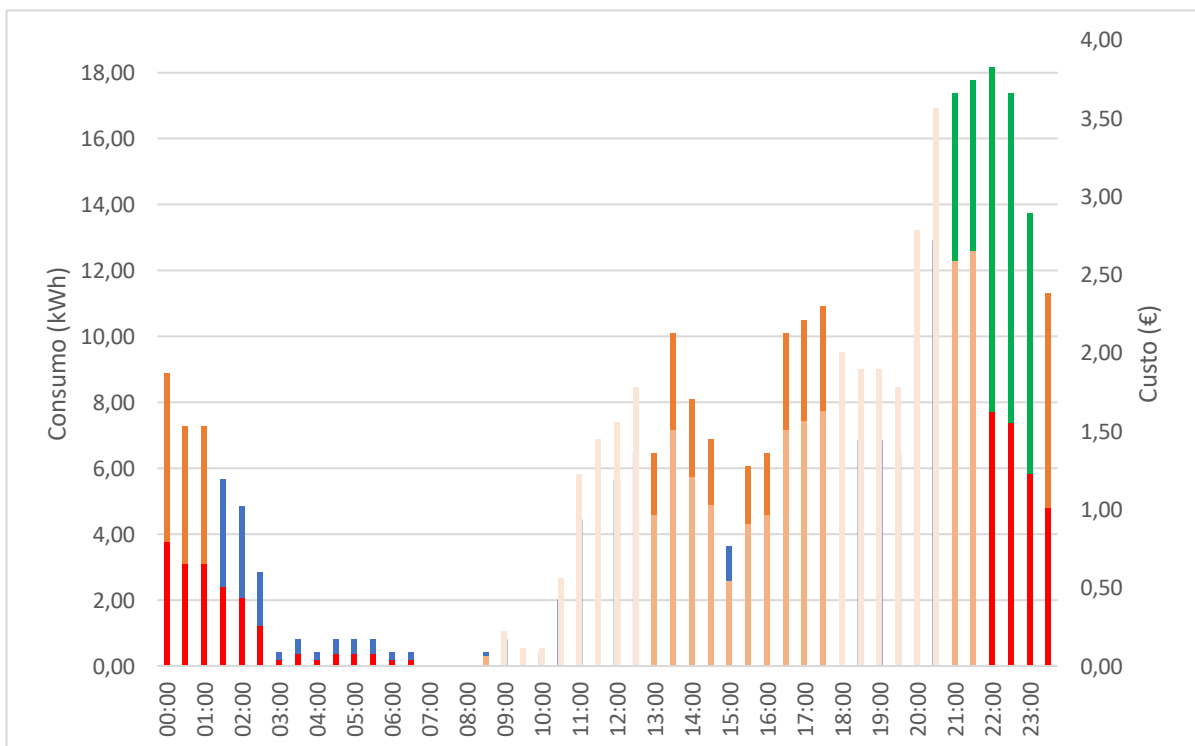
1. Máquina de Lavar Roupas



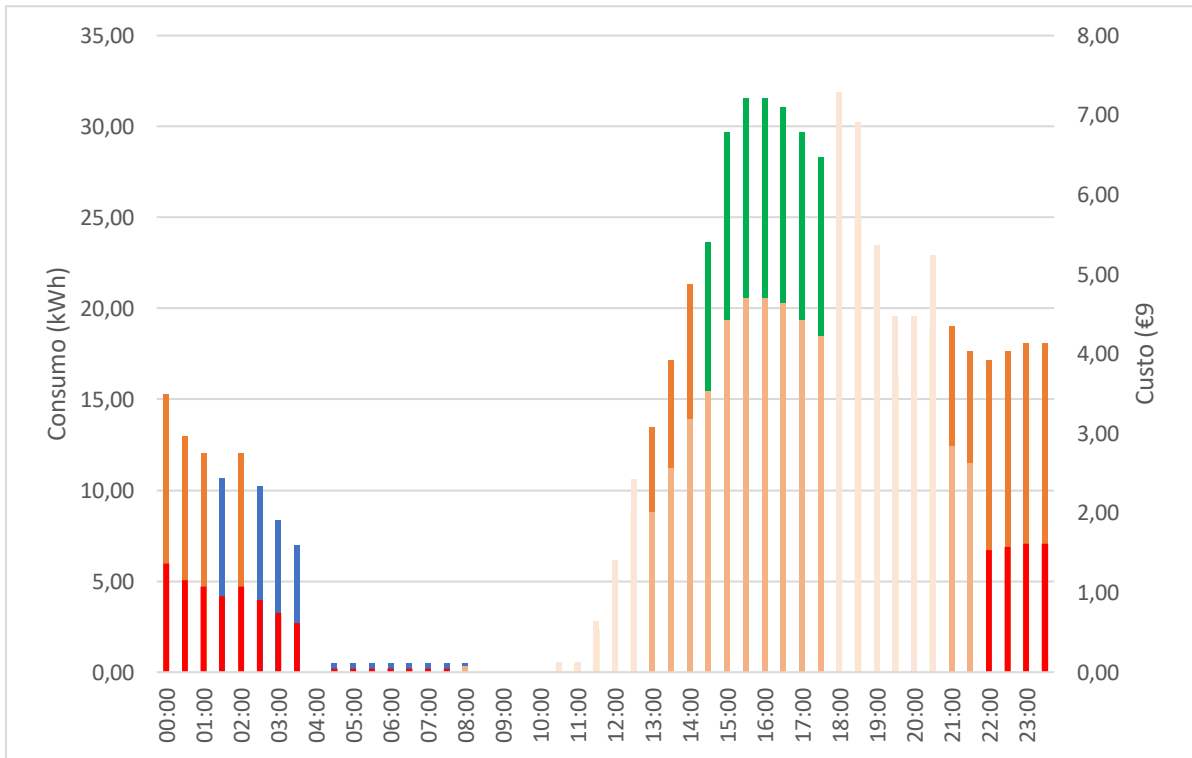
2. Máquina de Secar



3. Máquina de Lavar Louça

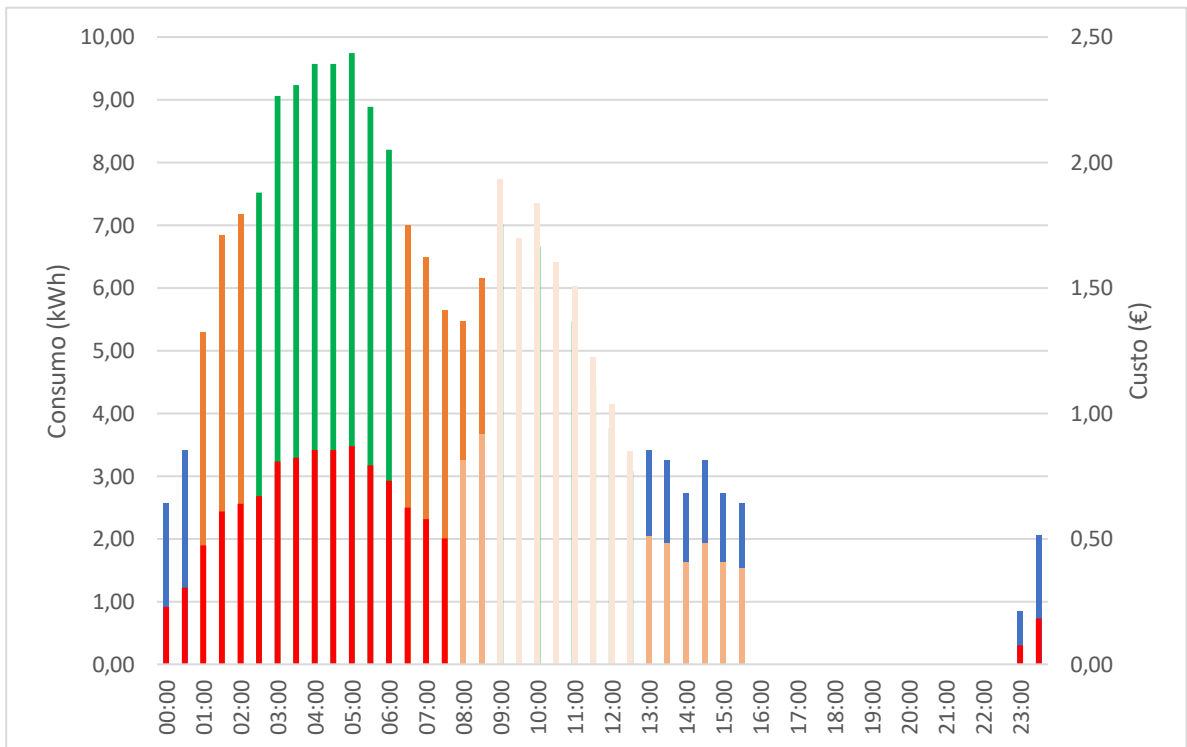


4. Máquina de Lavar e Secar Roupa

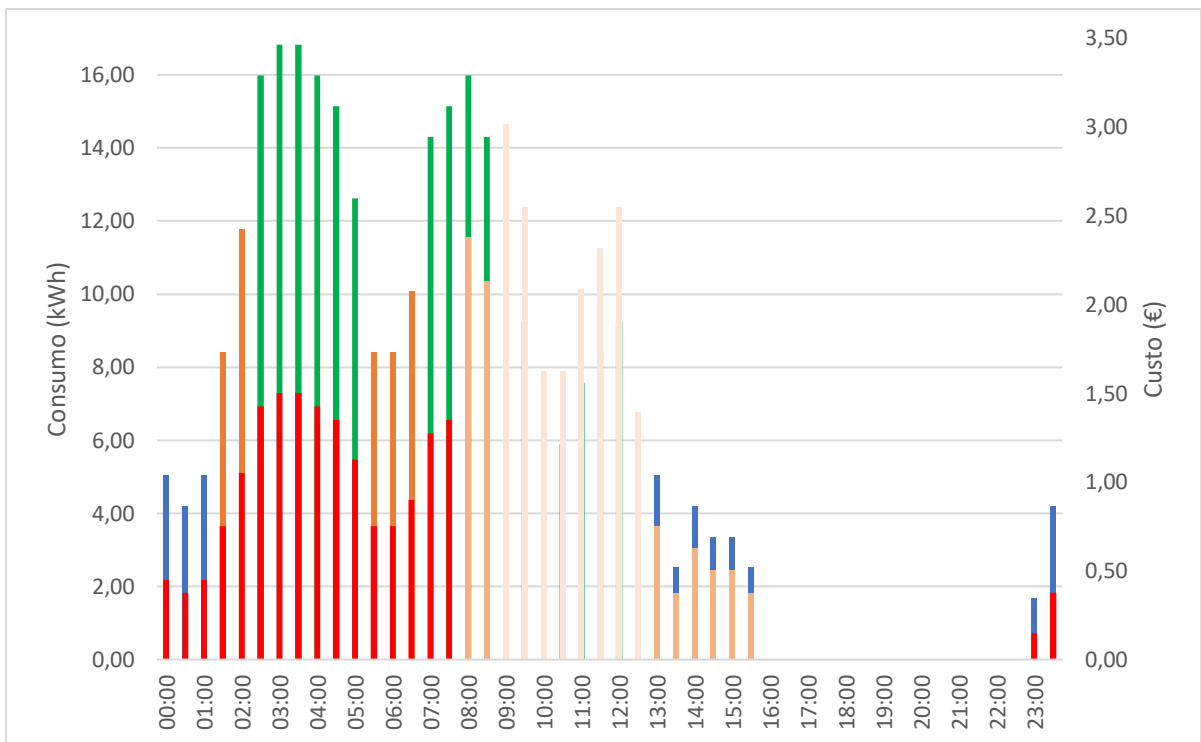


Para um atraso de 8 horas,

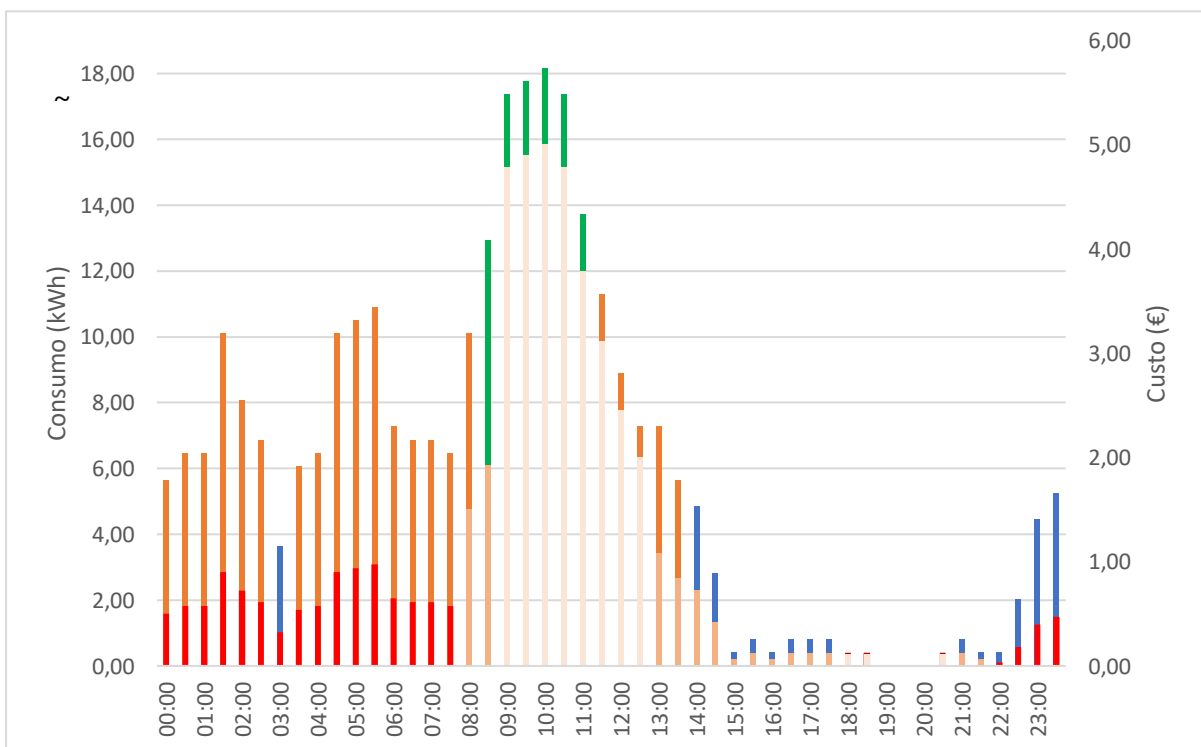
1. Máquina de Lavar Roupa



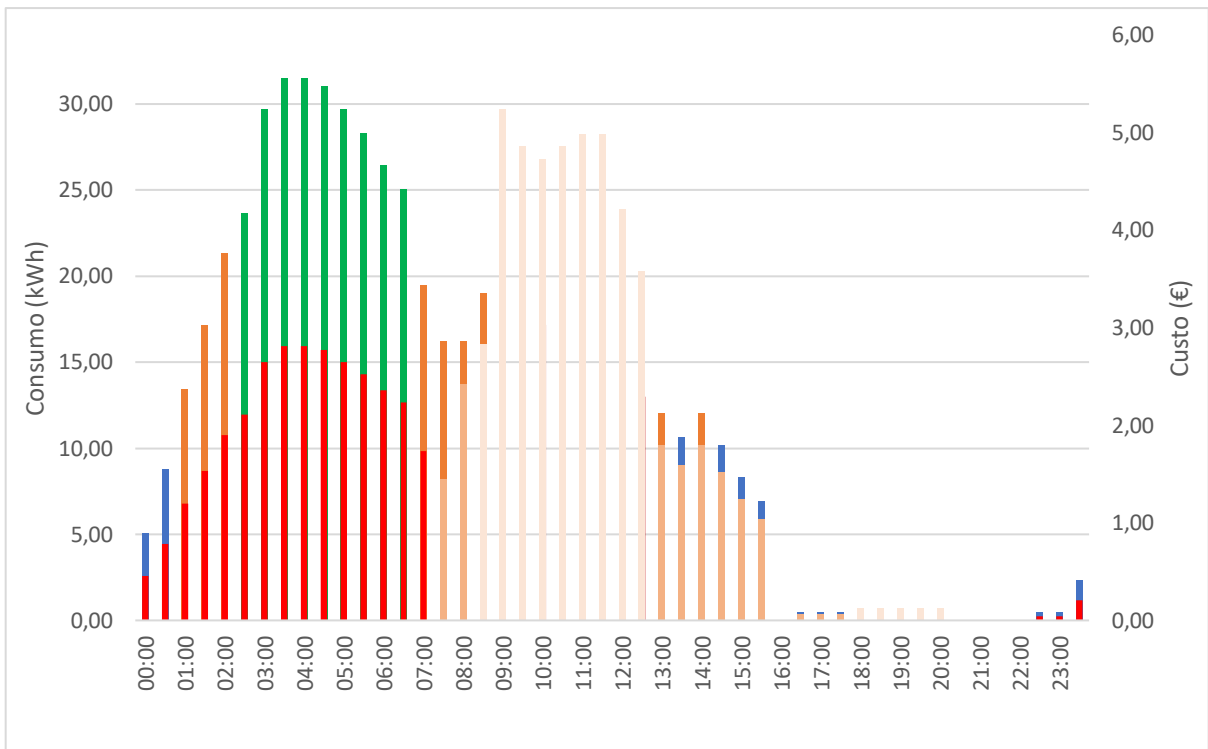
2. Máquina de Secar



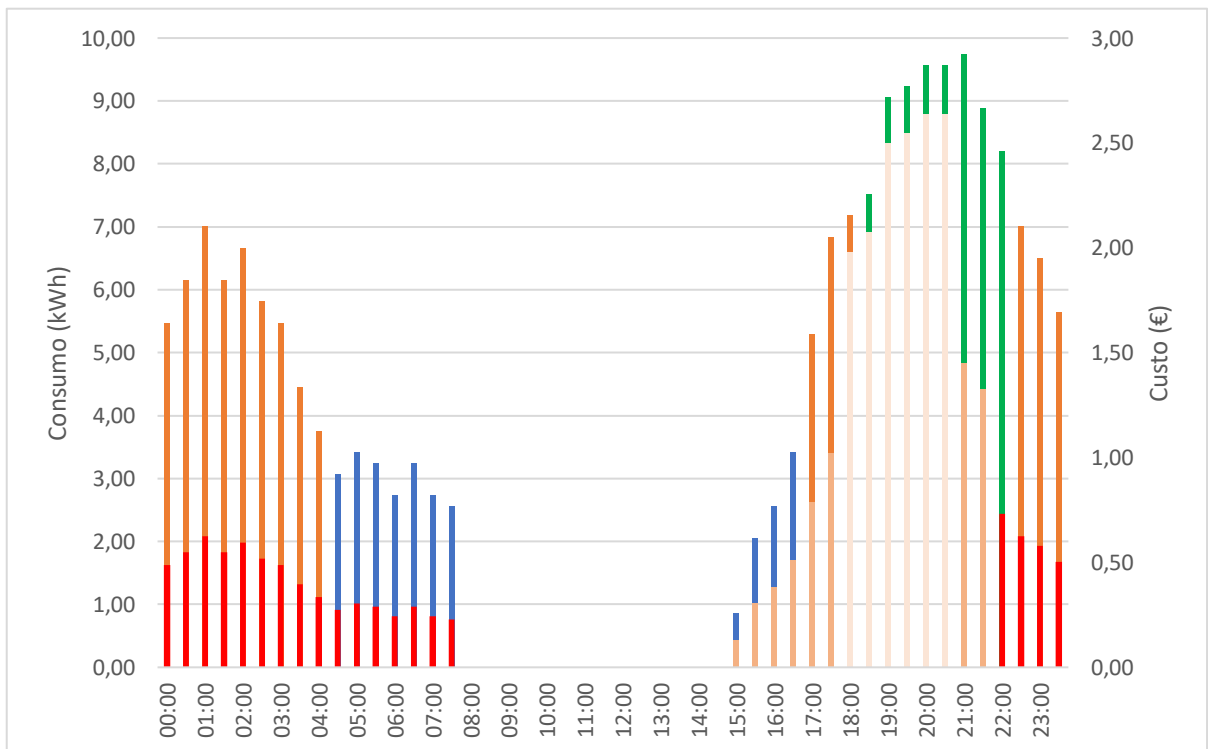
3. Máquina de Lavar Louça



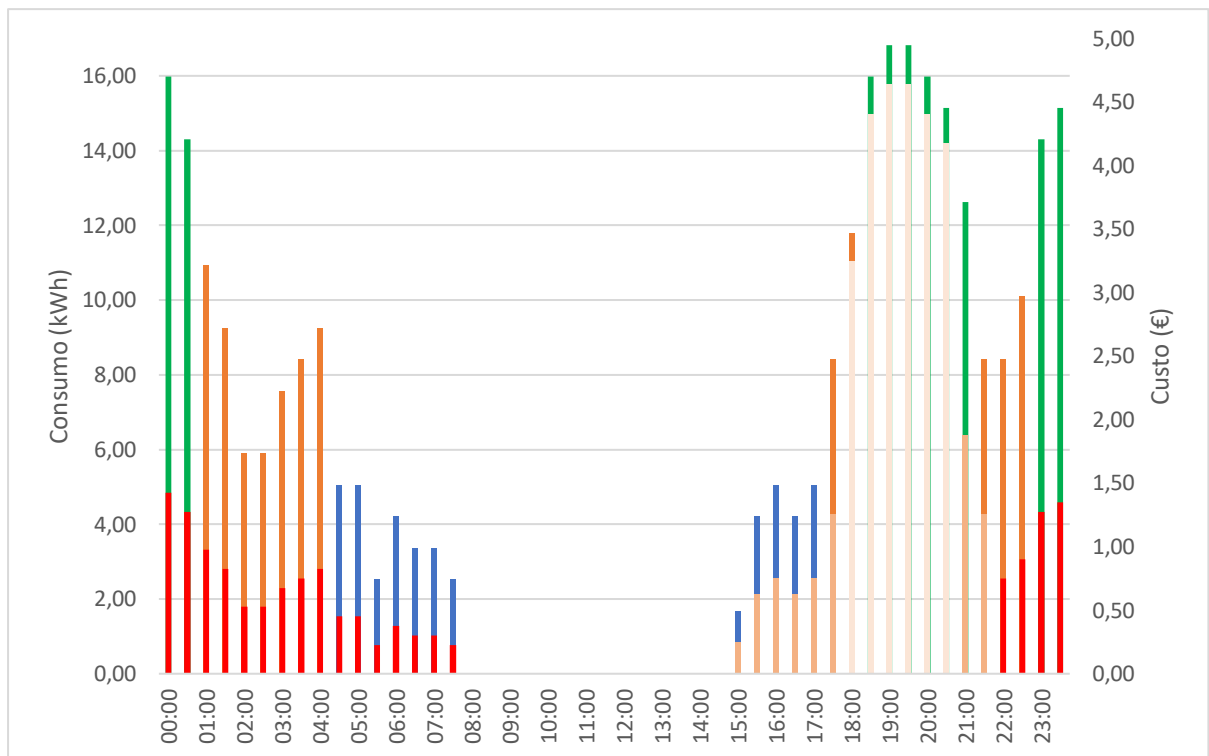
4. Máquina de Lavar e Secar Roupa



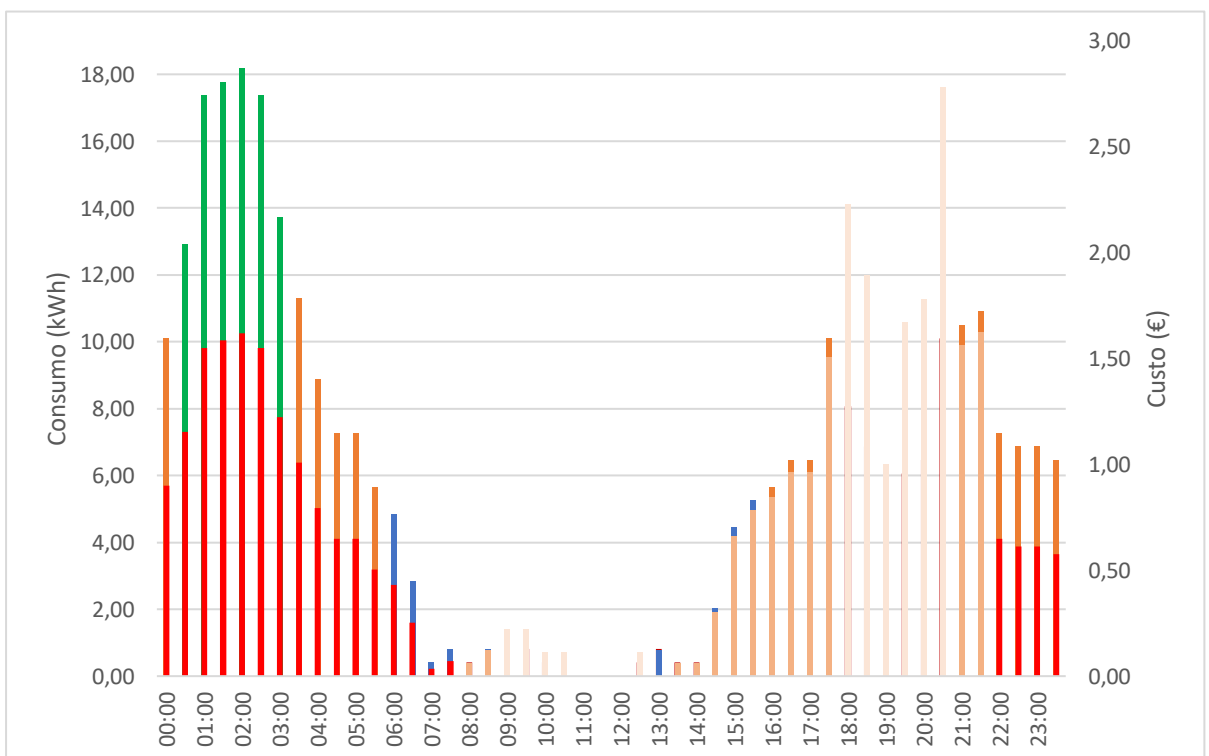
Para um adiamento de 8 horas,
1. Máquina de Lavar Roupa



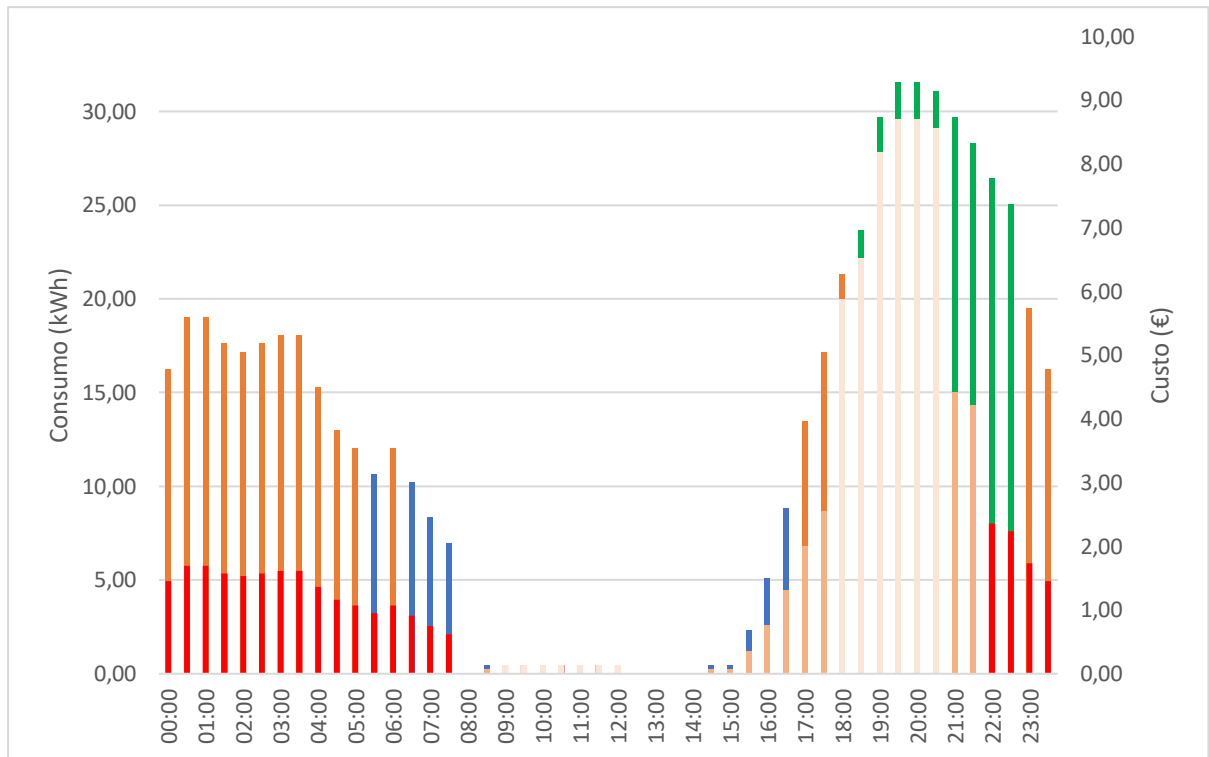
2. Máquina de Secar



3. Máquina de Lavar Louça

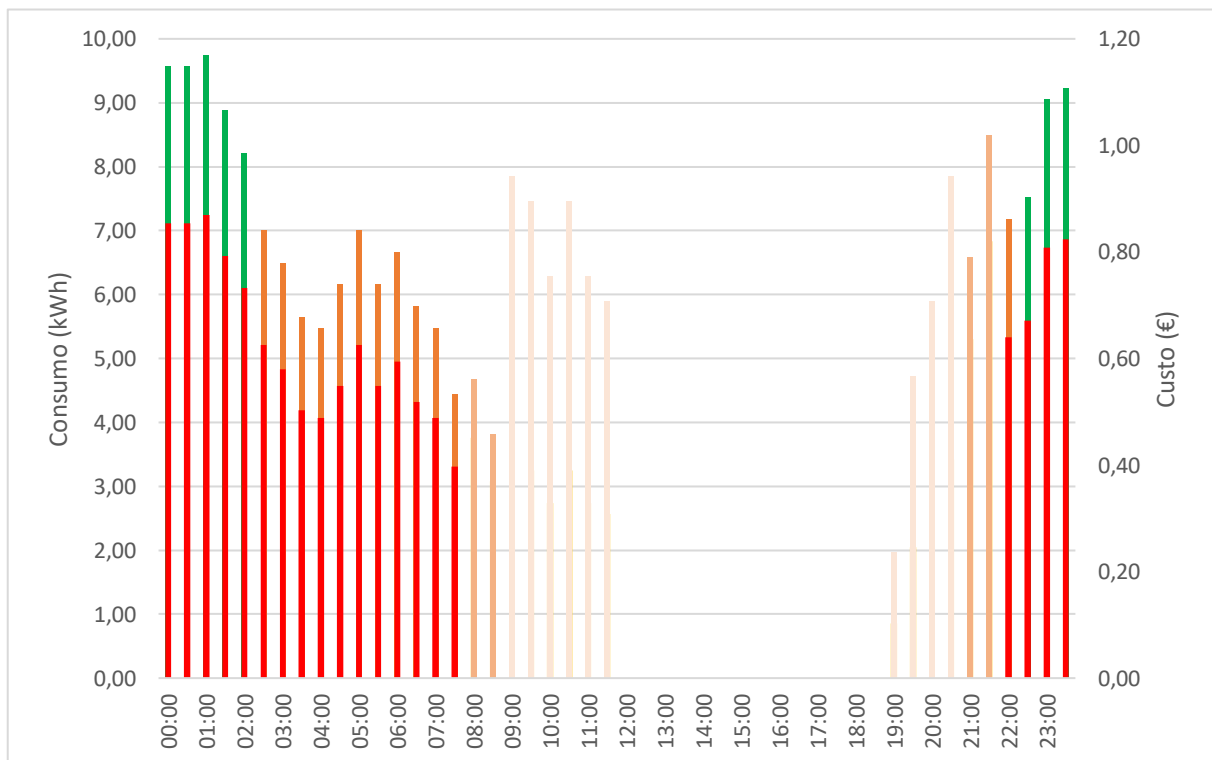


4. Máquina de Lavar e Secar Roupa

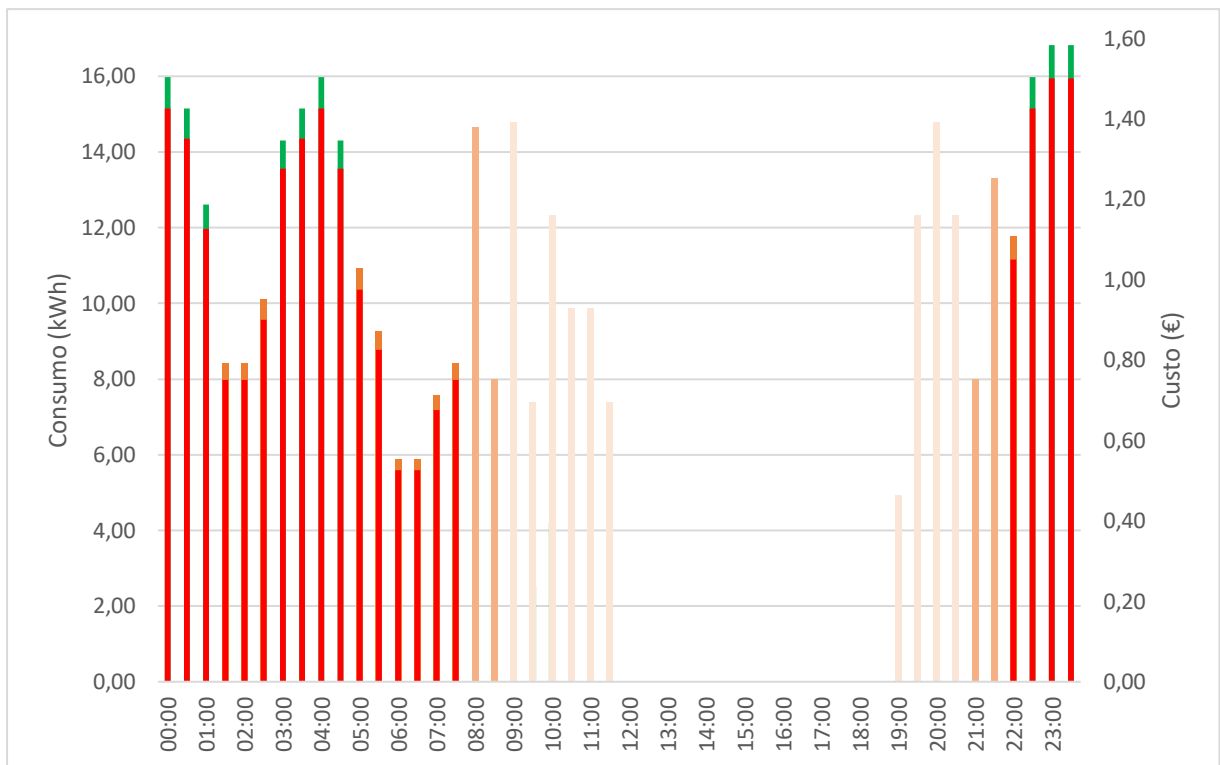


Para um atraso/adiantamento de 12 horas,

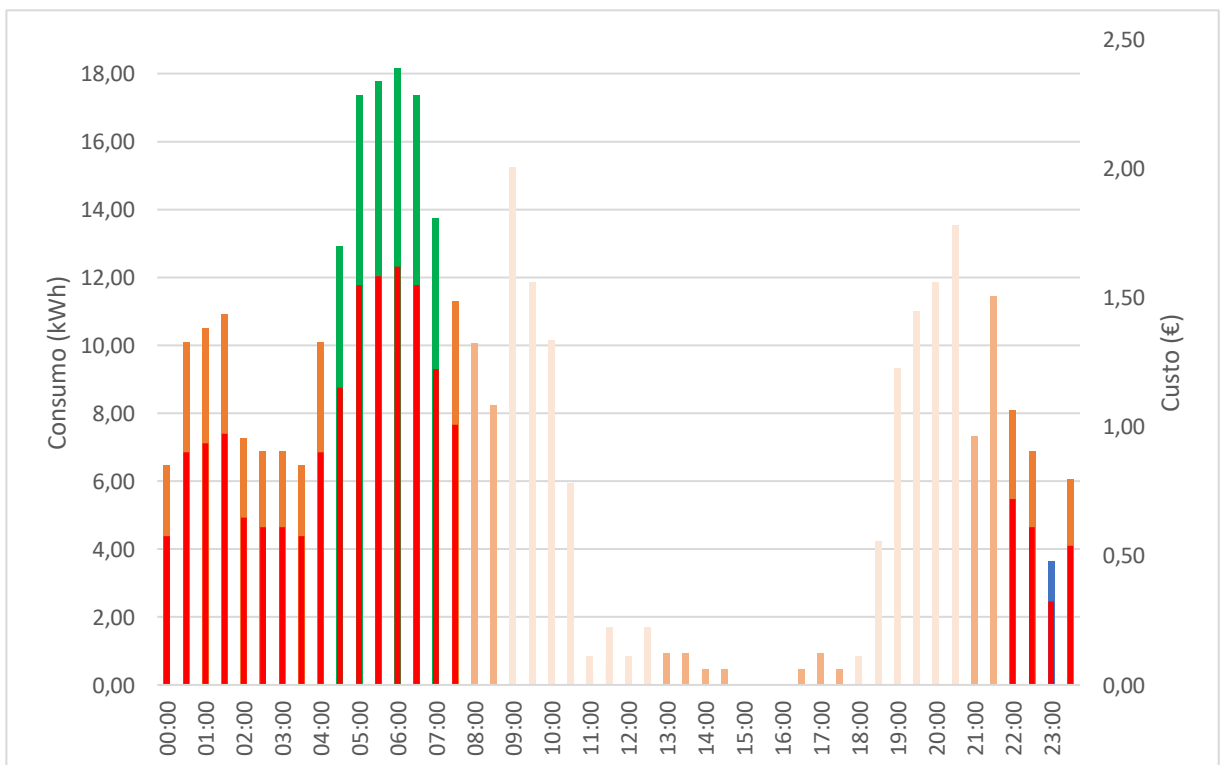
1. Máquina de Lavar Roupa



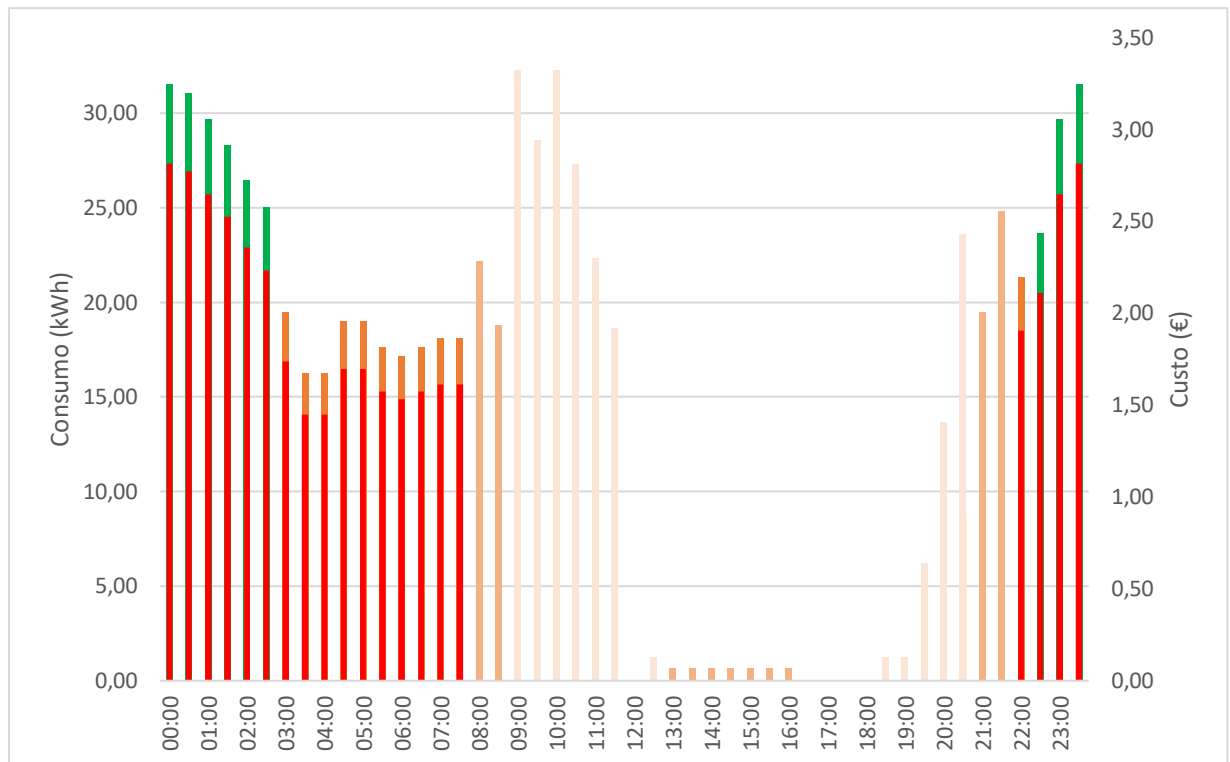
2. Máquina de Secar



3. Máquina de Lavar Louça



4. Máquina de Lavar e Secar Roupas





2021

MARIA MATILDE DE SOUSA
FELICIANO

IDENTIFICAÇÃO DA FLEXIBILIDADE DE UMA HABITAÇÃO
BASEADA NA ANÁLISE DO CONSUMO DE ENERGIA
ELÉTRICA