



UNIVERSIDADE D  
COIMBRA

Ana Carolina Cartaxo Paulino

**MODELOS DE GESTÃO DE  
RECURSOS ENERGÉTICOS PARA  
EXPLORAÇÃO DA FLEXIBILIDADE  
DA PROCURA**

Dissertação no âmbito do Mestrado Integrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores, do ramo de especialização em Energia orientada pelo Professor Doutor Carlos Alberto Henggeler de Carvalho Antunes e apresentada ao Departamento de Engenharia Eletrotécnica e de Computadores da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra.

Fevereiro de 2021



Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra

# MODELOS DE GESTÃO DE RECURSOS ENERGÉTICOS PARA EXPLORAÇÃO DA FLEXIBILIDADE DA PROCURA

Ana Carolina Cartaxo Paulino

Dissertação no âmbito do Mestrado Integrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores, na especialização de Energia, orientada pelo Professor Doutor Carlos Alberto Henggeler de Carvalho Antunes e apresentada ao Departamento de Engenharia Eletrotécnica e de Computadores.

Fevereiro de 2021

1 2  9 0

UNIVERSIDADE D  
COIMBRA



# Agradecimentos

---

*”If you can’t fly, then run, if you can’t run, then walk, if you can’t walk, then crawl, but whatever you do, you have to keep moving forward.”*Martin Luther King

Esta Dissertação é o culminar de cinco anos e meio de esforço e dedicação. A realização deste trabalho representa a conclusão de uma etapa bastante importante da minha vida, repleta de momentos felizes e momentos difíceis, mas acima de tudo repleta de aprendizagens marcantes. Este percurso cheio de desafios, não seria possível de fazer sozinha ou pelo menos não teria o mesmo significado, de facto quem nos rodeia tem um grande impacto nas nossas vivências. Para todos os meus familiares e amigos, um grande obrigada não chega.

Ao meu orientador Professor Doutor Carlos Alberto Henggeler de Carvalho Antunes pela oportunidade que me deu em poder desenvolver este trabalho sob as suas orientações, um grande obrigada pelo conhecimento, apoio e sentido prático que possibilitou a materialização deste projeto. Agradeço ainda todos os esclarecimentos e direções que me deu e que possibilitaram a conclusão não só desta Dissertação, mas também do curso.

À minha família, principalmente aos meus pais que acompanharam toda esta jornada, e que apostaram em mim mais do que ninguém, obrigada por todo o incentivo e apoio incondicional que me fizeram para continuar, especialmente na fase final do curso.

Aos meus amigos, que sempre estiveram disponíveis e nunca me deixaram sequer pensar em desistir, agradeço toda a ajuda e momentos de descontração que me proporcionaram que me deram a motivação e o pensamento necessário para atingir os meus objetivos.

O meu profundo e sentido agradecimento, a todos os familiares e amigos por me acompanharem nesta jornada e por todos os momentos inesquecíveis que me proporcionaram.

Quero ainda agradecer ao Projeto ”Modelos e algoritmos para sistemas automatizados de gestão de energia para otimizar a resposta dinâmica da procura nos sectores PME e residencial” (PTDC/EEI-EEE/28040/2017) financiado pela Fundação para a Ciência e Tecnologia.



# Resumo

---

A introdução das tarifas dinâmicas tem tido grandes avanços nos últimos anos, justificada pela maior consciencialização por parte dos consumidores para o uso racional da energia, tanto por motivos económicos como por motivos ambientais. Este tipo de tarifas induz que o consumidor tenha um papel mais ativo, potenciando benefícios económicos e criando um ambiente favorável para a gestão integrada de recursos energéticos, promovendo ainda a penetração da geração a partir de fontes renováveis.

No setor residencial, a otimização integrada da utilização dos recursos energéticos, de forma a minimizar o custo de energia para o utilizador sem comprometer o seu conforto, envolve a consideração simultânea da rede, da gestão de cargas, da microgeração local e do armazenamento.

Nesta Dissertação é implementado um modelo de programação linear inteira mista para a gestão integrada dos recursos, considerando uma função objetivo de minimização do custo, incluindo restrições técnicas, tipos de cargas a escalonar, preferências e requisitos de conforto do utilizador. Posteriormente, é implementada uma abordagem híbrida de um modelo de programação linear inteira mista com uma meta-heurística (algoritmo genético).

Estes modelos matemáticos de otimização da gestão integrada dos recursos energéticos, considerando tarifas dinâmicas, permitem dotar os sistemas de gestão energética residenciais da inteligência computacional para oferecer aos consumidores a diminuição dos seus custos de energia sem abdicar do conforto.

**PALAVRAS-CHAVE:** Modelo de Programação Linear Inteira Mista (MILP), Tarifas Dinâmicas, Flexibilidade, Gestão Integrada de Recursos Energéticos, Geração Local, Veículos Elétricos, Sistemas de Armazenamento, Algoritmo Genético (GA)



# Abstract

---

The implementation of dynamic tariffs has seen significant advances in recent years, motivated by the increasing consumer awareness of rational use of energy, for economic, quality of service and environmental reasons.

This type of tariffs encourages consumers to play a more proactive role, enhancing economic benefits and creating a favourable environment for the integrated optimization of energy resources, while also promoting the growth of the penetration of generation from renewable sources.

In the residential sector, the minimization of the user's costs without compromising comfort requires the integrated optimization of the use of energy resources, simultaneously considering the possibility of exchanges with the grid, changes of load operation patterns, local microgeneration and storage. In this thesis mixed-integer linear programming models for integrated management of energy resources are implemented, considering the minimization of a cost objective function subject to technical constraints, types of loads to be scheduled, user's preferences and comfort requirements. Moreover, a hybrid approach is implemented, which combines a mixed-integer linear programming solver with a genetic algorithm customized to the problem characteristics.

These mathematical models to optimize the integrated management of energy resources, considering dynamic tariffs, allow for home energy management systems to provide the computational intelligence to offer consumers the reduction of their energy costs without giving up their comfort.

**KEYWORDS:** Mixed Integer Linear Programming (MILP), Dynamic Tariffs, Flexibility, Integrated Energy Resources Management, Local Generation, Electric Vehicles, Storage Systems, Genetic Algorithm (GA)



# Conteúdo

---

<b>Resumo</b>	<b>iii</b>
<b>Abstract</b>	<b>v</b>
<b>Conteúdo</b>	<b>vii</b>
<b>Lista de Figuras</b>	<b>ix</b>
<b>Lista de Tabelas</b>	<b>xi</b>
<b>Siglas</b>	<b>xiii</b>
<b>Nomenclatura</b>	<b>xv</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
1.1 Contexto e Motivação . . . . .	1
1.2 Questões de Investigação e Contribuições . . . . .	3
1.3 Estrutura . . . . .	4
<b>2 Revisão da Literatura</b>	<b>5</b>
2.1 <i>Demand Side Management</i> . . . . .	5
2.2 Caracterização das Cargas Residenciais . . . . .	7
2.3 Revisão de Modelos de Otimização de Recursos Energéticos . . . . .	9
<b>3 Modelação do Problema</b>	<b>15</b>
3.1 Modelo 1 . . . . .	15
3.2 Modelo 2 . . . . .	19
3.3 Modelo 3 . . . . .	20
3.4 Modelo 4 . . . . .	22

## Conteúdo

---

<b>4</b>	<b>Análise de Resultados</b>	<b>25</b>
4.1	Considerações Finais . . . . .	35
<b>5</b>	<b>Uma abordagem híbrida Algoritmo Genético - <i>Solver</i></b>	<b>37</b>
5.1	Algoritmo Genético Implementado . . . . .	39
5.2	Resultados Obtidos . . . . .	43
5.3	Considerações Finais . . . . .	51
<b>6</b>	<b>Conclusão e pistas de desenvolvimento para trabalho futuro</b>	<b>53</b>
6.1	Pistas de Desenvolvimento para Trabalho Futuro . . . . .	54
	<b>Appendices</b>	<b>A-1</b>
	<b>Apêndice A</b>	<b>A-1</b>

# Lista de Figuras

---

2.1	Objetivos dos Métodos de <i>Demand Side Management</i> - Gestão do Lado da Procura (DSM) [10] . . . . .	6
2.2	Diagrama Esquemático das Trocas de Energia [11] . . . . .	7
2.3	Caracterização das Cargas Residenciais [13] . . . . .	8
2.4	Períodos Horários [18] . . . . .	11
3.1	Modelos com Compra à Rede . . . . .	16
3.2	Modelos com Compra e Venda à Rede . . . . .	20
4.1	Ciclo de Operação do AC para $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$ . . . . .	29
4.2	Ciclo de Operação das Cargas Deslocáveis e Interrompíveis para $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$ . . . . .	29
4.3	Diagrama de Carga Global para $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$ . . . . .	30
4.4	Ciclo de Operação do AC para $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$ . . . . .	30
4.5	Ciclo de Operação do EV e do BESS para $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$ com Remuneração de Venda de Energia à Rede Fixa . . . . .	31
4.6	Transferências entre a Casa e a Rede para $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$ com Remuneração de Venda de Energia à Rede Fixa . . . . .	32
4.7	Ciclo de Operação do AC para $\rho = 2 \text{ €/}^\circ\text{C}$ . . . . .	33
4.8	Ciclo de Operação do EV e do BESS para $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$ com Remuneração de Venda de Energia à Rede Variável . . . . .	34
4.9	Transferências entre a Casa e a Rede para $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$ com Remuneração de Venda de Energia à Rede Variável . . . . .	35
5.1	Conceitos Principais . . . . .	38
5.2	Fluxograma de um Algoritmo Genético . . . . .	39
5.3	Exemplo de um Indivíduo . . . . .	41
5.4	Exemplo Representativo de um <i>Crossover</i> /Cruzamento . . . . .	42
5.5	Exemplo Representativo de uma Mutação . . . . .	42
5.6	Evolução da Experiência M2C70E4 para a <i>run</i> com o melhor <i>fitness</i> . . . . .	45

## Lista de Figuras

---

5.7	Ciclo de Operação do AC . . . . .	47
5.8	Diagrama de Carga Global - Modelo 1 . . . . .	47
5.9	Ciclo de Operação do EV e do BESS - Modelo 3 . . . . .	48
5.10	Transferências entre a Casa e a Rede - Modelo 3 . . . . .	48
5.11	Ciclo de Operação do AC . . . . .	51

## Lista de Tabelas

---

4.1	Custo de Compra de Energia . . . . .	25
4.2	Custo de Potência Tomada . . . . .	27
4.3	Resultados para uma discretização de 15 minutos para $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$ com Remuneração de Venda de Energia à Rede Fixa . . . . .	28
4.4	Resultados para uma discretização de 15 minutos para $\rho = 2 \text{ €/}^\circ\text{C}$ com Remuneração de Venda de Energia à Rede Fixa . . . . .	32
4.5	Resultados para uma discretização de 15 minutos para $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$ com Remuneração de Venda de Energia à Rede Variável . . . . .	33
4.6	Resultados para uma discretização de 15 minutos para $\rho = 2 \text{ €/}^\circ\text{C}$ com Remuneração de Venda de Energia à Rede Variável . . . . .	35
5.1	Parâmetros do Algoritmo Genético . . . . .	43
5.2	Resultados estatísticos para uma discretização de 15 minutos e função de <i>fitness</i> (5.8) - valores em kW . . . . .	45
5.3	Resultados para uma discretização de 15 minutos e função de <i>fitness</i> (5.8) . . . . .	46
5.4	Resultados para uma discretização de 15 minutos considerando uma probabilidade de mutação adaptativa para o caso M5C70E4 . . . . .	49
5.5	Resultados estatísticos para uma discretização de 15 minutos e função de <i>fitness</i> (5.9) - valores em € . . . . .	50
5.6	Resultados para uma discretização de 15 minutos para e a função de <i>fitness</i> (5.9) . . . . .	50
A.1	Alguns Parâmetros de Entrada do Modelo (parte 1) . . . . .	A-1
A.2	Alguns Parâmetros de Entrada do Modelo (parte 2) . . . . .	A-2



# Siglas

---

**AC** Ar Condicionado.

**B2H** *Battery-to-House* - Bateria para a Casa (referido à transferência de energia).

**BESS** *Battery Energy Storage Systems* - Sistema de Armazenamento de Energia da Bateria.

**DR** *Demand Response* - Resposta Dinâmica da Procura.

**DSM** *Demand Side Management* - Gestão do Lado da Procura.

**EV** *Electric Vehicle* - Veículo Elétrico.

**EWH** *Electric Water Heater* - Termoacumulador.

**G2H** *Grid-to-House* - Rede para a Casa (referido à transferência de energia).

**GA** *Genetic Algorithm* - Algoritmo Genético.

**H2B** *House-to-Battery* - Casa para a Bateria (referido à transferência de energia).

**H2G** *House-to-Grid* - Casa para a Rede (referido à transferência de energia).

**H2V** *House-to-Vehicle* - Casa para o Veículo (referido à transferência de energia).

**HEMS** *Home Energy Management Systems* - Sistema de Gestão de Energia Residencial.

**MILP** *Mixed Integer Linear Programming* - Programação Linear Inteira Mista.

**ORD** Operador da Rede de Distribuição.

**PV** *Photovoltaic* - Painel Fotovoltaico.

**SOC** *State of Charge* - Estado da Bateria.

**V2H** *Vehicle-to-House* - Veículo para a Casa (referido à transferência de energia).



# Nomenclatura

---

## Índices:

$j$	Índice das cargas deslocáveis, $j=1,\dots,J$
$k$	Índice das cargas interrompíveis com potência constante, $k=1,\dots,K$
$l$	Índice do nível do custo da potência, $l=1,\dots,L$
$m$	Índice das cargas interrompíveis com potência variável, $m=1,\dots,M$
$r$	Índice do ciclo de operação das cargas deslocáveis, $r=1,\dots,d_j$ (onde $d_j$ é a duração do ciclo de operação da carga $j$ )
$s$	Índice dos vários níveis de operação da carga $m$ , $s=1,\dots,S$
$t$	Índice de intervalos de tempo do período de planeamento, $t=1,\dots,T$

## Escalares e Parâmetros:

$\alpha$	Coefficiente de temperatura interior (valor derivado das características do edifício como a área e o meio envolvente)
$\beta$	Coefficiente de temperatura exterior (valor derivado das características do edifício como a área e o meio envolvente)
$\Delta t$	Duração de um intervalo de tempo (h)
$\eta_{ch}^{Bat}$	Eficiência de carregamento do sistema de armazenamento de energia da bateria ( <i>Battery Energy Storage Systems</i> - Sistema de Armazenamento de Energia da Bateria (BESS))
$\eta_{ch}^{EV}$	Eficiência de carregamento do <i>Electric Vehicle</i> - Veículo Elétrico (EV)
$\eta_{dis}^{Bat}$	Eficiência de descarregamento do BESS
$\eta_{dis}^{EV}$	Eficiência de descarregamento do EV
$\gamma$	Coefficiente de energia térmica ( $^{\circ}C/kW$ )
$\rho$	Coefficiente de penalidade de monetização por grau de desvio de temperatura ( $\text{€}/^{\circ}C$ )

## Nomenclatura

---

$\theta^g$	Temperatura que o consumidor está disposto a aceitar descer em relação à temperatura mínima ( $^{\circ}C$ )
$\theta_t^{ext}$	Temperatura exterior para o instante $t$ ( $^{\circ}C$ )
$\theta_t^{maxabs}$	Temperatura máxima absoluta para o instante $t$ ( $^{\circ}C$ )
$\theta_t^{max}$	Temperatura máxima de conforto para o instante $t$ ( $^{\circ}C$ )
$\theta_t^{minabs}$	Temperatura mínima absoluta para o instante $t$ ( $^{\circ}C$ )
$\theta_t^{min}$	Temperatura mínima de conforto para o instante $t$ ( $^{\circ}C$ )
$c^g$	Limiar de custo de energia ( $\text{€}/kWh$ )
$C_l^{Cont}$	Custo de potência para o nível $l$ ( $\text{€}$ )
$C_t^{ECompra}$	Custos diferenciados de compra de energia aplicados em cada período $t$ ( $\text{€}/kWh$ )
$C_t^{EVenda}$	Custos diferenciados de venda de energia aplicados em cada período $t$ ( $\text{€}/kWh$ )
$E_k$	Energia total requerida para o funcionamento da carga $k$ (kWh)
$f_{jr}$	Potência requerida da carga $j$ no estado $r$ do seu ciclo de operação (kW)
$G_m$	Energia total requerida para o funcionamento da carga $m$ (kWh)
$L_t^{Base}$	Potência da carga de base não controlada para o instante $t$ (kW)
$M$	Número positivo elevado usado para restrições com variáveis binárias
$P_t^{Cont}$	Limite máximo de potência contratada (kW)
$P_l^{Cont}$	Potência contratada para o nível $l$ (kW)
$P_{max}^{Batch}$	Potência máxima de carga do BESS (kW)
$P_{max}^{Batdis}$	Potência máxima de descarga do BESS (kW)
$P_{max}^{EVch}$	Potência máxima de carga do EV (kW)
$P_{max}^{EVdis}$	Potência máxima de descarga do EV (kW)
$P_{nom}^{AC}$	Potência nominal do ar condicionado (Ar Condicionado (AC)) (kW)
$P_t^{PV}$	Potência da geração local solar para o instante $t$ (kW)
$Q_k$	Potência nominal da carga $k$ (kW)

$Q_m^S$	Potências nominais para os vários níveis de operação da carga m (kW)
$SOC_{max}^{Bat}$	Estado máximo de carga do BESS (kWh)
$SOC_{max}^{EV}$	Estado máximo de carga do EV (kWh)
$SOC_{min}^{Bat}$	Estado mínimo de carga do BESS (kWh)
$SOC_{min}^{EV}$	Estado mínimo de carga do EV (kWh)
$T_{1j}$	Índice do ciclo de operação da carga j
$T_{1k}$	Índice do ciclo de operação da carga k
$T_{1m}$	Índice do ciclo de operação da carga m
$T_{2j}$	Fim o ciclo de operação da carga j
$T_{2k}$	Fim o ciclo de operação da carga k
$T_{2m}$	Fim o ciclo de operação da carga m

**Variáveis de Decisão**

$\delta_t^s$	Estado ligado/desligado do AC nos vários níveis de potência s em cada instante t
$\theta_t^{in}$	Temperatura interior no instante t ( $^{\circ}C$ )
$Nivel_t^{Cont}$	Nível de custo da potência contratada
$P_{j,t}^{Sh}$	Potência requerida pela carga j no instante t (kW)
$P_{k,t}^{EWH}$	Potência requerida pelo <i>Electric Water Heater</i> - Termoacumulador (EWH) no instante t (kW)
$P_{m,t}^{EV}$	Potência requerida pelo EV no instante t (kW)
$P_t^{AC}$	Potência requerida pelo AC no instante t (kW)
$P_t^{B2H}$	Potência de descarga do BESS (kW)
$P_t^{G2H}$	Potência da rede para a casa (kW)
$P_t^{H2B}$	Potência de carga do BESS (kW)
$P_t^{H2G}$	Potência da casa para a rede (kW)
$P_t^{H2V}$	Potência de carga do EV (kW)

## Nomenclatura

---

$P_t^{V2H}$	Potência de descarga do EV (kW)
$s_t^{G2H}/s_t^{H2G}$	Estado de troca de energia da rede para casa/da casa no instante t
$s_t^{H2B}/s_t^{B2H}$	Estado de carga/descarga do BESS no instante t
$s_t^{H2V}/s_t^{V2H}$	Estado de carga/descarga do EV no instante t
$SOC_t^{Bat}$	Estado da carga do BESS para o instante t (kWh)
$SOC_t^{EV}$	Estado de carga do EV para o instante t (kWh)
$u_{k,t}$	Estado ligado/desligado da carga interrompível com potência constante (EWH) no ciclo de operação no instante t
$v_t$	Desvio de temperatura fora da faixa de conforto no instante t ( $^{\circ}C$ )
$w_{j,r,t}$	Estado ligado/desligado da carga deslocável no estado r do ciclo de operação no instante t
$x_{k,t}$	Estado ligado/desligado da carga interrompível com potência variável (EV) no ciclo de operação no instante t
$y_t$	Estado da quebra do limiar do conforto aquando de um determinado custo de energia no instante t

# Capítulo I. Introdução

---

O objetivo principal desta Dissertação consiste no desenvolvimento de um modelo de otimização para a gestão integrada de recursos energéticos no setor residencial, num contexto de tarifas dinâmicas. Para tal, será desenvolvido um modelo de programação linear inteira mista considerando uma função objetivo para a minimização dos custos do consumidor. Este modelo tem em conta restrições associadas ao funcionamento de vários tipos de cargas, incluindo ainda sistemas de armazenamento e de geração local, com vista a determinar a solução ótima para a utilização dos vários recursos energéticos ao longo de um dado período de planeamento. A obtenção de soluções é efetuada usando o *solver* Cplex e o Matlab.

## I.1 Contexto e Motivação

Ao longo dos últimos anos tem existido uma renovação da rede elétrica, que se tem tornado mais automatizada e digital, capaz de comunicar entre si de forma a garantir um funcionamento mais eficiente. Esta rede é geralmente designada por *Smart Grid*, ou rede inteligente.

Segundo a EPRI, "O termo *Smart Grid* refere-se a uma modernização do sistema de fornecimento de eletricidade para monitorizar, proteger e otimizar automaticamente a operação de seus elementos interligados - da geração central e distribuída, passando pela rede de alta tensão e sistema de distribuição, até às instalações de armazenamento de energia e aos consumidores finais e seus termostatos, veículos elétricos, eletrodomésticos e outros dispositivos domésticos"[1].

Com a introdução das *Smart Grids*, a estratégia mais tradicional de gestão da rede em que a geração deve adaptar-se às variações da carga ("*Supply follows load* ") cede lugar à implementação da estratégia em que a carga se ajusta à oferta de geração "*Load follows supply* ". Esta estratégia pretende estimular os consumidores finais a fazerem um uso mais responsável e informado dos seus recursos energéticos [2]. Com potenciais benefícios económicos, os consumidores terão uma participação mais ativa na gestão dos recursos energéticos tirando o máximo partido da sua flexibilidade de utilização, minimizando assim os custos sem comprometer o conforto [3], [4].

Do ponto de vista do sistema elétrico, a flexibilidade pode ser definida como a capacidade de responder aos desajustes entre a procura e a oferta, conseguindo manter a fiabilidade do sistema nos níveis requeridos. Assim, a flexibilidade corresponde à possibilidade de alteração dos padrões de produção ou de consumo como resposta à alteração do preço e de outras variáveis exógenas como a disponibilidade de geração renovável.

A gestão da flexibilidade por parte dos consumidores residenciais deve ter em conta as configurações de funcionamento de algumas cargas em função do tempo. A gestão da procura permite ajustar o perfil da procura face à intermitência da geração renovável mitigando o impacto da disponibilidade da geração conforme as condições ambientais, como é o caso das fontes de energia renovável fotovoltaica e eólica.

A participação ativa do consumidor na gestão do lado da procura pode ser proporcionada através de programas baseados em preços diferenciados por períodos horários – *price-based* (em geral, preços variáveis com a hora do dia) e/ou programas baseados em incentivos – *incentive-based* (estímulos dados caso o consumidor altere alguns dos seus consumos) [5]. Nos programas baseados em preços, o exemplo mais comum, que será abordado nesta Dissertação, é o das tarifas dinâmicas. As tarifas dinâmicas consistem em preços de energia cuja magnitude pode variar de forma significativa em curtos períodos de tempo, anunciados com curta antecedência. Este tipo de tarifas tem a capacidade de fornecer incentivos monetários que conduzam à modulação da procura, contribuindo assim para uma melhor eficiência do sistema, que passa a ter menos pontas elevadas de procura, e oferecendo benefícios económicos aos consumidores.

A otimização integrada dos recursos energéticos residenciais (rede, geração local, sistemas de armazenamento e vários tipos de cargas que serão descritas no Capítulo 2) face às tarifas dinâmicas, tendo em conta as preferências dos utilizadores e requisitos de conforto, pode ser operacionalizada através de sistemas de gestão de energia num ambiente residencial - *Home Energy Management Systems* - Sistema de Gestão de Energia Residencial (HEMS). Estes sistemas recebem sinais de preços que podem ser parametrizados juntamente com as informações de preferências do consumidor. Com esta informação, os HEMS serão capazes de ajustar a procura, agendando o funcionamento das cargas conforme for mais conveniente para o consumidor, sem que o seu conforto seja afetado, tendo em conta a disponibilidade de geração local e dos sistemas de armazenamento, incluindo o veículo elétrico [6].

## I.2 Questões de Investigação e Contribuições

O trabalho conducente a esta Dissertação consistiu no desenvolvimento de um modelo de *Mixed Integer Linear Programming* - Programação Linear Inteira Mista (MILP) para a otimização da gestão integrada dos recursos energéticos considerando tarifas dinâmicas. O objetivo é dotar os HEMS da inteligência computacional para atuar autonomamente de modo a oferecer aos consumidores a diminuição dos seus custos de energia sem abdicar do conforto.

O modelo MILP considera como função objetivo a minimização do custo total, que pode incluir uma componente de monetização do possível desconforto sentido pelo consumidor.

Como recursos energéticos, é incluída a rede, a geração local solar (*Photovoltaic* - Painel Fotovoltaico (PV)), o BESS e as cargas deslocáveis (máquina de lavar louça e as máquinas de lavar e de secar roupa), cargas interrompíveis com potência constante (EWH), cargas interrompíveis com potência variável (EV) e cargas termostáticas (AC).

As restrições do modelo incluem os constrangimentos relacionados com limitações técnicas e físicas dos vários recursos energéticos, tais como carregamentos/descarregamentos do EV e do BESS e transferências de energia entre a casa e a rede, para além dos requisitos dos consumidores.

Este tipo de modelos deve ainda considerar a incerteza relacionada com o comportamento dos consumidores e com a sua maior ou menor disponibilidade para ceder algum tipo de conforto, como é o caso da temperatura interior proporcionada pelo aparelho de ar condicionado, para obter vantagens económicas.

Com a realização deste trabalho pretende-se responder às seguintes questões:

- Qual o impacto económico para os consumidores residenciais que pode ser alcançado com a exploração da flexibilidade relativamente ao uso dos recursos energéticos?
- Qual o impacto económico da introdução da geração local solar, de sistemas de armazenamento e da possibilidade de venda à rede?

### 1.3 Estrutura

A restante Dissertação está organizada da seguinte forma. No Capítulo 2, é feita uma breve revisão da literatura onde são apresentados alguns trabalhos relevantes na área. No Capítulo 3, são apresentados os modelos de otimização integrada dos recursos energéticos do ponto de vista de um consumidor residencial. No Capítulo 4, são analisados e discutidos os resultados obtidos dos modelos desenvolvidos no capítulo anterior para diferentes cenários onde são minimizados os custos dos consumidores residenciais. No Capítulo 5, é feita uma breve explicação sobre algoritmos genéticos e são analisados e discutidos os resultados obtidos da implementação de uma abordagem híbrida que combina um algoritmo genético com um *solver*. Por fim, no Capítulo 6, são apresentadas as principais conclusões do trabalho realizado e possíveis direções de desenvolvimento futuro.

## Capítulo 2. Revisão da Literatura

---

Na primeira fase desta Dissertação, foi realizado um estudo do tema de gestão otimizada dos recursos energéticos do lado da procura através da análise de artigos científicos recentes. Este estudo permitiu ainda uma melhor compreensão das questões associadas à introdução de tarifas dinâmicas no mercado retalhista de eletricidade, incluindo o estudo de projetos piloto.

### 2.1 Demand Side Management

No final da década de 70, após uma crise relacionada com a produção e o fornecimento de petróleo, surgiu o conceito de gestão do lado da procura (*Demand Side Management* - DSM) com o objetivo de reduzir as pontas de procura e melhorar a eficiência energética. Os métodos de DSM estavam divididos em planeamento, implementação e monitorização de atividades ou de dispositivos elétricos, de maneira a influenciar o consumo de energia elétrica [7].

São geralmente considerados seis objetivos principais dos métodos de DSM no que diz respeito à alteração do perfil de consumo: (i) Corte de pontas, que consiste em desligar alguns dos aparelhos em momentos em que o valor do consumo é muito elevado. (ii) Preenchimento de vales, que engloba o aumento do consumo quando nesse período o custo de operação da carga é baixo. Um dos exemplos mais conhecidos é a utilização de sistemas de armazenamento de energia para posterior utilização em períodos onde os valores de operação da carga são mais elevados. (iii) Deslocamento de cargas, através da alteração da operação das cargas de períodos de ponta para períodos com consumos mais baixos. (iv) Gestão dinâmica de energia, que envolve a previsão de consumos e a utilização da flexibilidade energética para melhorar a qualidade de serviço e as condições de rede. Este tipo de flexibilidade envolve a disposição dos consumidores em abdicar de algum conforto em resposta a incentivos monetários. (v) Eficiência energética, associada à utilização de equipamentos mais eficientes e à utilização mais consciente das cargas por parte dos consumidores. (vi) Crescimento estratégico, referindo-se ao aumento geral do consumo. Este aumento pode estar associado à introdução de veículos elétricos e de geração local renovável, reduzindo o consumo de combustíveis fósseis [8], [9], [10].

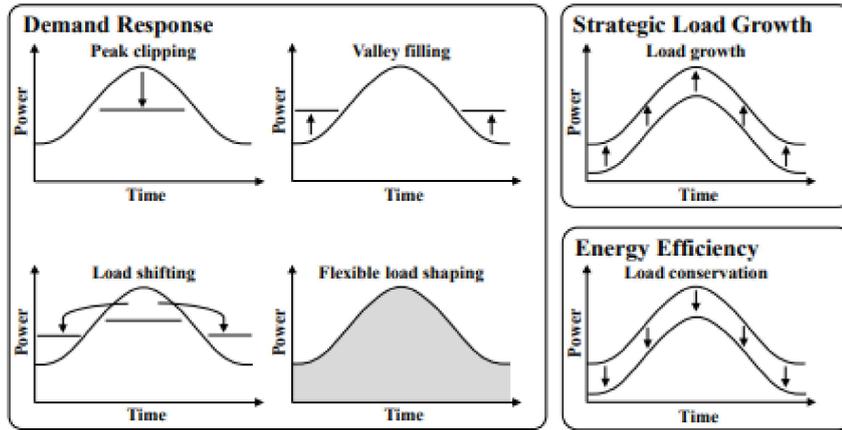


Figura 2.1: Objetivos dos Métodos de DSM [10]

Estes métodos de DSM tiveram um impacto significativo nos sistemas de energia nos mercados de eletricidade, ambiente, operação e confiabilidade do sistema de energia. Ajudaram a melhorar a estabilidade da rede e a aumentar a segurança de fornecimento, potenciando a redução dos preços de retalho para os cliente, a estabelecer pagamentos de incentivos pela participação neste tipo de programas, a redução do congestionamento das redes, a diminuição de perdas nas linhas, o aumento da eficiência global do sistema, a redução do consumo de eletricidade e consequentemente a redução das emissões de  $CO_2$ , facilitando a integração das fontes de energia renováveis e de ferramentas adicionais para fazer uma melhor gestão da carga [9].

O conceito de DSM tem vindo a ser alterado, tendo nos últimos anos ganho particular relevância o conceito de *Demand Response* - Resposta Dinâmica da Procura (DR) [7].

O conceito de DR está associado ao aumento da eficiência energética através de um papel mais ativo dos consumidores, que têm a possibilidade de reduzir ou deslocar temporalmente os consumos para períodos de menor sobrecarga da rede e com preços mais baixos. Estas mudanças no uso de energia elétrica pelos consumidores, relativamente aos seus padrões normais de consumo, são motivadas por mudanças no preço da eletricidade ao longo do tempo ou por pagamentos de incentivos projetados para induzir um menor uso de eletricidade em momentos de elevados preços no mercado (como é, em geral, o caso dos períodos de maior consumo).

Com o desenvolvimento dos programas de DR, os consumidores são encorajados a tirar partido da flexibilidade na operação das cargas, com a finalidade de minimizar os custos da eletricidade sem comprometer o seu conforto. Os sistemas de climatização, neste caso o ar condicionado, são bastante adequados para serem controlados, sendo alvo de estudo em [12]. Este estudo apresenta um conjunto de modelos MILP para a minimização de custos de energia, para controlo otimizado de uma carga

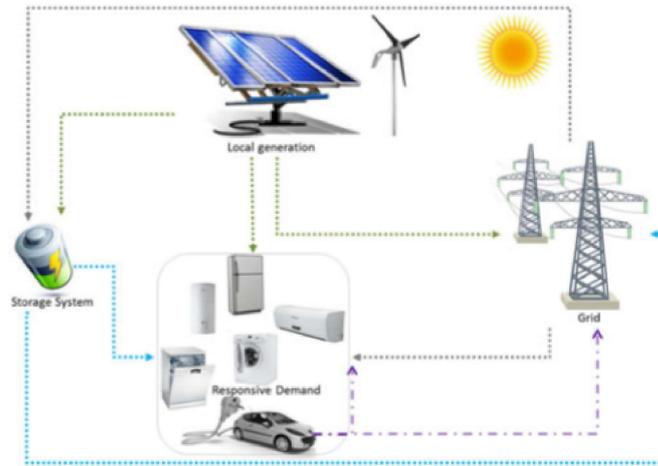


Figura 2.2: Diagrama Esquemático das Trocas de Energia [11]

termostática (AC) que têm em conta diferentes características físicas. Estes modelos consideram a operação de histerese do termostato (em modo aquecimento) de forma a que o AC possa comutar entre ligado/desligado conforme seja mais conveniente para a função objetivo custo. Permitem ainda que o AC opere em diferentes níveis de potência além da potência nominal, o que permite uma adaptação do nível de potência consoante a necessidade do consumidor. Nestes modelos é dada a possibilidade de uma redução do custo em detrimento da aceitação da degradação do conforto interior (temperatura). É ainda demonstrado que a natureza combinatória de alguns destes modelos exige um elevado esforço computacional, que pode impedir a obtenção da solução ótima num tempo computacional aceitável.

## 2.2 Caracterização das Cargas Residenciais

O setor residencial é responsável por uma significativa parcela de consumo de energia elétrica. No entanto, há uma cada vez maior consciencialização para a necessidade de um uso racional da energia por parte dos consumidores, tanto por motivos económicos como por motivos ambientais [6].

Em consequência dos incentivos económicos, tem havido um crescimento da instalação de sistemas locais de microgeração, principalmente das energias renováveis solar e eólica. No entanto, este tipo de fontes apresenta uma desvantagem, que é a sua intermitência devida à variabilidade das condições climáticas. Desta forma, os consumidores residenciais, num cenário de tarifas dinâmicas, necessitam de tomar decisões sobre os seus consumos, produção, armazenamento da energia elétrica e venda à rede [13].

A penetração de veículos elétricos pode também levar a efeitos indesejáveis, sobretudo novas pontas de procura que, se não forem controlados, poderão obrigar a um forte investimento em geração adicional e reforço das redes apenas para suprir pontas que podem ter uma duração curta [4], [14].

No setor residencial as cargas podem dividir-se em quatro categorias principais, conforme a sua controlabilidade [13]:

- Cargas não controláveis: não podem ser, ou não é desejável que sejam, controladas através de qualquer tipo de ação automatizada.
- Cargas Reparametrizáveis: são reguladas por um termostato em função de uma variável de controlo (temperatura do espaço condicionado).
- Cargas Interrompíveis: podem ver o seu abastecimento interrompido e podem ser alimentadas com potência constante ou com potência variável.
- Cargas Deslocáveis: caracterizadas por um dado ciclo de operação que não pode ser interrompido, mas podem ser utilizadas em diferentes períodos do dia, podendo antecipar ou adiar o seu ciclo de funcionamento em relação a um período habitual de utilização.

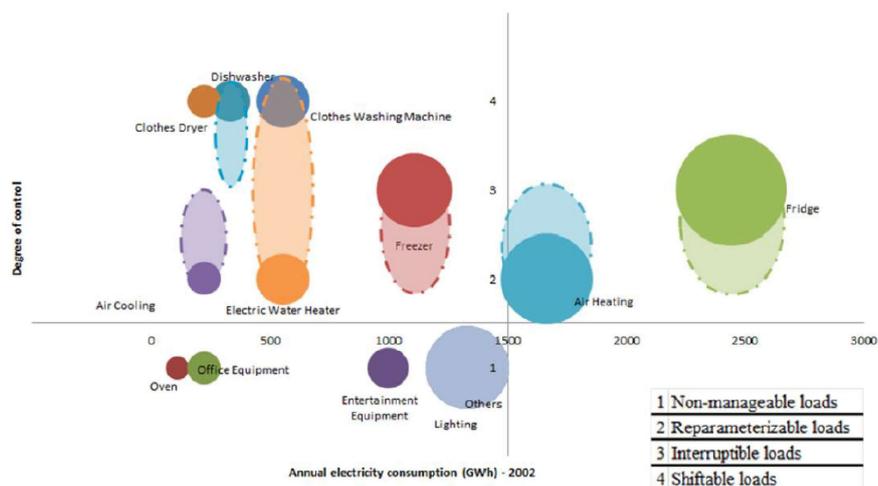


Figura 2.3: Caracterização das Cargas Residenciais [13]

Como podemos verificar na Figura 2.3, algumas das cargas residenciais podem ser inseridas em mais do que um dos grupos que as caracteriza.

As cargas não controláveis são consideradas primárias e não participam, em geral, em programas de DR. É o caso da ventoinha, equipamentos de entretenimento e iluminação. Este tipo de cargas contribui para cerca de 28% da fatura da eletricidade [15].

As cargas dos três restantes grupos são consideradas controláveis e podem participar em programas de DR. Como exemplo das cargas reparametrizáveis, temos o ar condicionado (AC) e o termoacumulador (EWH), que contribuem com quase 60% da fatura da eletricidade. As cargas deslocáveis são compostas pela máquina de lavar louça, máquina de lavar e de secar roupa. Estas cargas podem ser utilizadas em diferentes períodos do dia, de forma aos consumidores usufruírem de vantagens económicas tirando partido de tarifas dinâmicas sem diminuir a qualidade de serviço e o conforto [15].

Para além das cargas residenciais mencionadas anteriormente, é necessário considerar também os sistemas de armazenamento e a geração local nos recursos energéticos residenciais, pois estes têm um impacto significativo em ações de DR.

Os sistemas de armazenamento permitem uma flexibilidade adicional, carregando as baterias em períodos de menor preço e/ou de maior geração local, para vender ou usar a energia em períodos com preços mais elevados e/ou maior consumo. Para além dos BESS, a utilização das cargas pode ser feita em períodos nos quais a geração local renovável, principalmente PV, é mais elevada [6], [16].

Os sistemas de armazenamento podem assumir uma grande importância, principalmente em cenários com tarifas dinâmicas, ao contribuir para o alisamento do diagrama de carga agregado com impactos na redução das perdas e do congestionamento da rede e na melhoria da qualidade de serviço. Estes sistemas possibilitam uma melhor gestão dos recursos locais, com a diminuição da dependência em relação à rede e permitindo lidar com a intermitência das fontes de geração local (eólica e PV).

Os veículos elétricos (EV) são uma componente importante neste tipo de problemas, uma vez que tanto podem constituir uma carga como ser usados como um sistema de armazenamento para alimentar outras cargas [6]. Contudo, o aumento da penetração dos EV pode levar a efeitos indesejáveis, gerando grandes pontas de procura se o carregamento não for devidamente controlado [4], [14].

### 2.3 Revisão de Modelos de Otimização de Recursos Energéticos

As soluções para os problemas de otimização da gestão de recursos energéticos para a exploração da flexibilidade da procura podem ser obtidos através de dois tipos de abordagens:

- Abordagens (Exatas) de Programação Matemática: permitem obter uma solução ótima, ou

seja, uma solução admissível que otimiza (minimiza ou maximiza) o valor da função objetivo. Estas abordagens podem exigir um elevado esforço computacional devido à estrutura e à dimensão do modelo.

- Abordagens Meta-Heurísticas: são métodos que fornecem uma solução admissível com um esforço computacional aceitável, mas podem não garantir a obtenção da solução ótima.

Os modelos a desenvolver nesta Dissertação são do tipo MILP, que têm sido usados para obter estratégias de resposta da procura para os HEMS [15]. Os modelos MILP podem ser bastante pesados computacionalmente, podendo levar muito tempo até alcançar uma solução ótima devido à sua natureza combinatória [17].

Os modelos de otimização da gestão de recursos energéticos para exploração da flexibilidade devem considerar aspetos como:

- Dispositivos elétricos utilizados no setor residencial: estes dispositivos são principalmente compostos por eletrodomésticos, bem como cada vez mais tecnologias de geração e de armazenamento. A escolha destes aparelhos pode ser influenciada por vários fatores, tais como, o estilo de vida, ocupação e característica de habitação. Estes dispositivos domésticos são normalmente máquinas de lavar roupa e louça, aquecedores elétricos de água, frigoríficos e ar condicionado. Para além dos aparelhos domésticos habituais, é necessário considerar as formas de produção de energia renovável (PV e eólica), os EV e BESS.
- Fontes de Incerteza: estão sobretudo associadas a condições climáticas para a produção de energia através da geração local (PV e eólica) e ao comportamento dos consumidores.
- Múltiplos objetivos: redução de custos, maximização do nível de bem-estar e redução das emissões.

Nos modelos de otimização integrada dos recursos energéticos, é necessário ter em conta os preços de energia, que podem ter diferentes valores conforme os períodos horários e a época do ano (Inverno/Verão). A título de exemplo, os períodos horários atualmente usados em sistemas tarifários podem ser de quatro tipos, sendo classificados como:

- Super-Vazio, nas horas em que o consumo de energia elétrica é muito reduzido, com preços também reduzidas.
- Vazio, nas horas que o consumo é reduzido, mas superior ao das horas de super-vazio.
- Cheia, nas horas em que o consumo já é considerável, fazendo com que o preço de energia

aumente.

- Ponta, nas horas em que existe o maior consumo de energia elétrica, levando a preços bastante mais elevados.

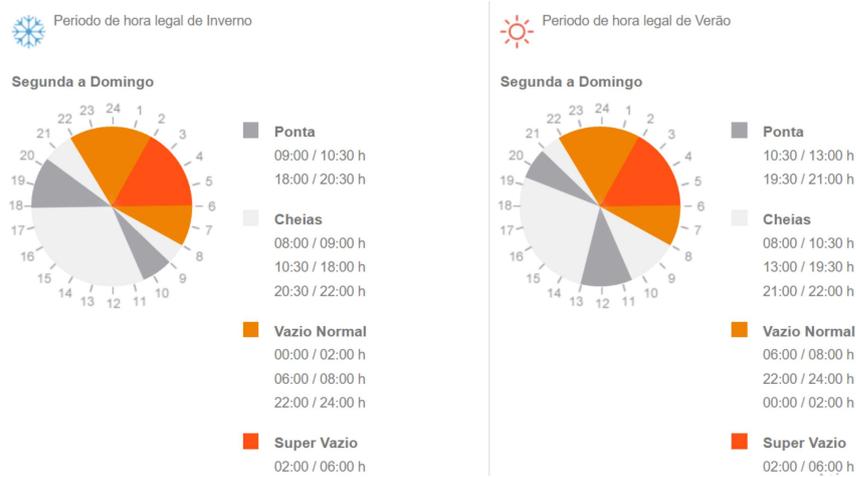


Figura 2.4: Períodos Horários [18]

Os períodos acima mencionados (Figura 2.4) são determinados considerando a evolução da procura, a disponibilidade de geração e as condições da rede. Normalmente as horas de maior consumo coincidem com os períodos em que o Operador da Rede de Distribuição (ORD) verifica uma maior dificuldade (congestionamento) na operação da rede. As elevadas pontas de carga que se registam em determinadas alturas do dia e/ou do ano implicam um aumento considerável das perdas na rede. É importante avaliar o comportamento do consumo a nível global e local, de forma a perceber quais os períodos em que as tarifas dinâmicas poderão ser vantajosas para o ORD, para o retalhista e para os consumidores.

Estas alterações na estrutura de preços de energia induzem que os consumidores, tipicamente passivos, passem a ser mais ativos e conscientes, no contexto do novo paradigma das redes de distribuição inteligente. As tarifas dinâmicas pretendem ajustar-se às condições de oferta e procura, proporcionando incentivos aos consumidores para transferirem a procura para períodos de vazio ao invés de períodos de ponta, reduzindo os investimentos na capacidade de geração e de reforço das infraestruturas de rede.

Vantagens induzidas pela utilização de tarifas dinâmicas:

- Diminuição dos requisitos de geração de ponta, permitindo uma suavização do diagrama de carga, diminuindo assim a necessidade de reforço da geração, o que resultará na diminuição dos custos de investimento e de operação.

- Aumento da inclusão de geração renovável, eólica e solar, que resultará na redução das emissões de  $CO_2$ , e evitando situações em que o excedente de energia produzida seja muitas vezes exportado a preços reduzidos.
- A redução dos investimentos referentes aos reforços de rede. A diminuição das pontas de carga que se registam em determinadas horas do ano devido à mudança dos perfis de consumo permite uma maior garantia da segurança de abastecimento sem ter de recorrer a mais investimento nas redes.
- Promovem um alisamento do diagrama de carga que poderá ter impactos ao nível da redução das perdas e do congestionamento da rede, que irá melhorar a qualidade de serviço.

Nos últimos anos foram feitos alguns projetos promovidos pela EDP Distribuição e pela Entidade Reguladora do Setor Energético (ERSE) na área das tarifas dinâmicas. Estes estudos visam avaliar o impacto da introdução de novas estruturas tarifárias de acesso às redes e de tarifas dinâmicas, no sentido de aperfeiçoar a estrutura tarifária [19].

A análise de problemas de otimização dos recursos energéticos considerando tarifas dinâmicas é um desafio que tem sido objeto de investigação e desenvolvimento. Em [20], foi apresentado um modelo MILP cujo objetivo é a minimização do custo do consumidor em ambiente residencial. Este modelo faz uma caracterização dos ciclos de operação dos vários tipos de carga (deslocáveis, interrompíveis e termostáticas), incluindo apenas a compra de energia elétrica à rede e considerando um custo de desconforto associado ao desvio da temperatura interior em relação a um intervalo de temperatura de conforto.

Em [21], é implementado um modelo MILP para determinar a melhor programação das várias cargas para o dia seguinte num contexto de tarifas dinâmicas e com limitação da potência contratada. Nesta abordagem é também considerado um BESS e um sistema PV. Segundo os autores, o tempo computacional é bastante reduzido podendo, assim, este modelo ser implementado num HEMS.

Em [22], é proposto um modelo MILP que tem como função objetivo a minimização dos custos de energia elétrica considerando o custo associado à compra de eletricidade à rede e o custo associado à vida útil da bateria e à sua manutenção. O método utilizado neste estudo é desenvolvido de forma a transformar um modelo de otimização não linear em um modelo linear (no caso, um modelo MILP), com o objetivo de avaliar a influência do carregamento/descarregamento na diminuição de vida útil da bateria. Os resultados de simulação obtidos demonstram que a introdução de BESS e a integração da geração renovável provoca uma redução das pontas e o preenchimento dos vales, reduzindo as

flutuações de energia da rede e conseqüentemente os custos associados.

Em [23], é feita a otimização, através de um modelo MILP, do dimensionamento e posterior introdução de um BESS num sistema onde estão integradas células fotovoltaicas. Desta forma é possível avaliar os efeitos económicos obtidos através da integração de um BESS e os seus impactos para o consumidor residencial. A integração de geração solar e de sistemas de armazenamento tem um impacto positivo para o consumidor, pois é possível carregar a bateria durante o dia quando a energia está disponível sem qualquer custo e descarregar à noite quando os custos da energia são mais elevados.

Devido à complexidade dos modelos de otimização de cargas, em geral, de natureza combinatória, torna-se difícil encontrar a solução ótima num tempo computacional aceitável. Em [24] são exploradas abordagens não determinísticas de métodos de otimização como alternativa às abordagens determinísticas tradicionais. Este artigo propõe o uso do *Genetic Algorithm* - Algoritmo Genético (GA) e do Método de Entropia Cruzada para resolver um modelo MILP para otimizar o custo total de energia. Os resultados da simulação feita para os HEMS mostram que estes tipos de abordagens podem produzir soluções comparáveis com as da abordagem determinística tradicional.

Em [25], foi desenvolvido um estudo que compara duas abordagens distintas – um modelo MILP e uma meta-heurística (GA). Neste estudo é desenvolvido um HEMS, com o objetivo de otimizar os recursos energéticos sob tarifas dinâmicas de forma a minimizar o custo da eletricidade, considerando a monetização da insatisfação dos consumidores com as possíveis alterações na operação de carregamento. São controladas as cargas deslocáveis, interrompíveis e termostáticas, bem como o armazenamento e geração local solar (PV). Este modelo considera a compra e a venda de energia elétrica à rede para a minimização dos custos do consumidor. Com a comparação feita, é visível que o GA tem uma maior facilidade em alcançar um valor muito próximo da solução que minimiza o custo do que um *solver* MILP para um dado tempo computacional. Neste artigo, os autores sugerem que uma forma de obter o melhor resultado possível num menor tempo computacional será hibridizando as abordagens *solver* MILP e GA.

Em [26], as cargas são caracterizadas em três tipos: carga base, carga interrompível com deslocamento e carga não interrompível com deslocamento. Foram implementados um algoritmo genético e um algoritmo baseado no comportamento de morcegos - *Bat Algorithm* - para determinar o funcionamento das cargas tendo em conta tarifas dinâmicas. Os autores apresentam ainda um algoritmo híbrido de GA e morcego - *Hybrid Bat Genetic Algorithm*, tendo como objetivo a minimização do custo de energia dos consumidores.

Em [6], foi desenvolvido um modelo estocástico de um sistema HEMS para a minimização de custos do consumidor que tem em conta a possibilidade de venda de energia elétrica à rede, usando o sistema de armazenamento, a geração local (PV e eólica) e os EV. Este modelo é desenvolvido tendo em conta as incertezas relacionadas com o comportamento dos consumidores, com as fontes de energias renováveis e com a disponibilidade do EV. Com esse objetivo são utilizados vários cenários de teste e são usadas funções de distribuição de probabilidade. Neste modelo, a função objetivo é o benefício total do consumidor considerando os programas DR, tanto *price-based* como *incentive-based*.

Em [27], foi desenvolvido um modelo estocástico para a minimização de custos esperados de eletricidade a longo prazo num contexto residencial. Neste problema é considerada a geração local solar (PV) e uma bateria, bem como a incerteza na utilização de energia elétrica, da geração PV e dos preços da eletricidade. É implementada uma abordagem específica de programação dinâmica - *data-driven dynamic programming* que usa dados históricos observados para gerar distribuições condicionais e empíricas e a função de custo. Este tipo de estratégias/modelos para sistemas de bateria-PV visa melhorar significativamente a eficiência do uso da geração, reduzindo o custo de energia elétrica para o consumidor.

Em [28], é desenvolvido um GA para várias cargas controláveis para uma minimização de custos de energia elétrica. Neste estudo, as reduções dos custos são feitas através do deslocamento adequado das cargas e da redução das pontas. Os resultados da simulação mostram que a implementação do GA resulta numa redução de custo do consumo de eletricidade e o do rácio da ponta para a média do diagrama de carga (*peak to average ratio*).

A análise de vários estudos para a gestão de recursos energéticos para a exploração da flexibilidade da procura, permitiu o desenvolvimento e implementação de modelos matemáticos de otimização MILP, para obter soluções que minimizem os custos de eletricidade para o consumidor. Uma alternativa interessante, tendo em conta as dificuldades de resolver os modelos MILP num tempo computacional aceitável é hibridizar as abordagens MILP e GA, de forma a obter soluções de boa qualidade com recursos computacionais (tempo) limitado.

## Capítulo 3. Modelação do Problema

---

As atuais tarifas de eletricidade em Portugal já incentivam, através de preços com diferenciação por período horário, a transferência de consumo dos períodos de maior consumo para os períodos de menor consumo (passando das horas de ponta para as horas de vazio). A adoção de esquemas tarifários mais flexíveis, como as tarifas dinâmicas, poderá permitir que a procura acompanhe as variações da oferta, incentivada por sinais de preço adequados.

Através da implementação dos modelos MILP, formulados em [6], [12], [20] e [25], foi possível fazer uma análise acerca dos vários tipos de recursos energéticos e os seus perfis de operação em ambiente residencial, sendo assim possível analisar os seus impactos num contexto de tarifas dinâmicas.

Neste tipo de problemas temos um objetivo principal do ponto de vista do consumidor final: a minimização do custo da fatura através da implementação de medidas de otimização do uso da energia.

Neste capítulo, são apresentados 4 modelos MILP de forma a ser possível fazer uma análise mais completa da gestão dos vários recursos energéticos considerados, a nível residencial. Cada modelo capta diferentes características físicas e de modelação para diferentes tipos de consumidores. No caso dos modelos que incluem a venda de energia à rede são consideradas duas tarifas de remuneração - uma fixa e uma variável.

Nestes modelos as potências são sempre expressas em kW e a energia em kWh para todo o período de planeamento.

Os modelos têm um período de planeamento de um dia em intervalos de quinze minutos, assumindo que os preços são conhecidos antecipadamente. O esquema tarifário dinâmico tem preços diferenciados de energia  $C_t^{ECompra}$  (€/kWh) que serão aplicados em cada período  $t$ .

### 3.1 Modelo I

Inicialmente, como podemos ver na Figura 3.1, são consideradas três tipos de cargas: cargas deslocáveis, interrompíveis e termostática. As cargas deslocáveis abrangem a máquina de lavar

roupa, a máquina de lavar louça e o secador de roupa. As cargas interrompíveis abrangem o EWH a uma potência constante e o EV a uma potência variável. A carga termostática é um aparelho de ar condicionado (AC) [20].

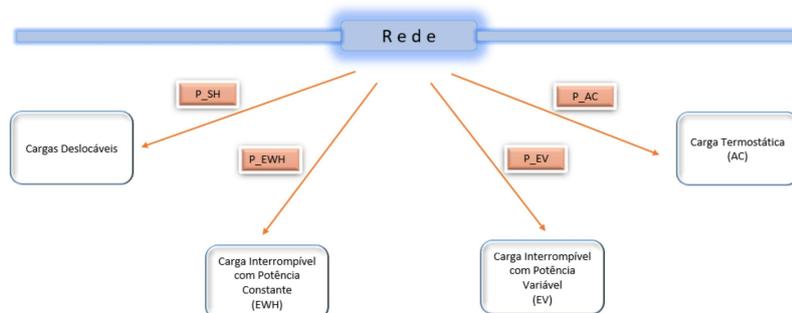


Figura 3.1: Modelos com Compra à Rede

Função objetivo:

$$\min f = \sum_{t=1}^T C_t^{ECompra} (L_t^{Base} + \sum_{j=1}^J P_{j,t}^{Sh} + \sum_{k=1}^K P_{k,t}^{EWH} + \sum_{m=1}^M P_{m,t}^{EV} + P_t^{AC}) \Delta t + \sum_{t \in T} \rho v_t \quad (3.1)$$

A função objetivo custo (3.1) inclui o custo de energia da carga base e a operação das cargas deslocáveis, interrompíveis e termostática, bem como um termo de monetização associado ao desconforto resultante do desvio da temperatura interior  $\theta_t^{in}$ , caso a temperatura ultrapasse os limites considerados no intervalo de conforto  $[\theta_t^{min}, \theta_t^{max}]$ . No caso de a temperatura estar fora do intervalo de conforto é considerado um coeficiente de penalidade (monetária) por grau de desvio,  $\rho$  (€/°C).

Restrições:

$$P_{j,t}^{Sh} = \sum_{r=1}^{d_j} f_{j,t} * w_{j,r,t}, j = 1, \dots, J, t = T_{1j}, \dots, T_{2j} \quad (3.2)$$

$$P_{j,t}^{Sh} = 0, j = 1, \dots, J, t < T_{1j} \vee t > T_{2j} \quad (3.3)$$

$$\sum_{r=1}^{d_j} w_{j,r,t} \leq 1, j = 1, \dots, J, t = T_{1j}, \dots, T_{2j} \quad (3.4)$$

$$w_{j,(r+1),(t+1)} \geq w_{j,r,t}, j = 1, \dots, J, r = 1, \dots, (d_j - 1), t = T_{1j}, \dots, (T_{2j} - 1) \quad (3.5)$$

$$\sum_{t=T_{1j}}^{T_{2j}} w_{j,r,t} = 1, j = 1, \dots, J, r = 1, \dots, d_j \quad (3.6)$$

$$\sum_{t=T_{1j}-d_j+1}^{T_{2j}} w_{j,1,t} \geq 1, j = 1, \dots, J \quad (3.7)$$

$$w_{j,r,t} \in \{0, 1\}, j = 1, \dots, J, r = 1, \dots, d_j, t = T_{1j}, \dots, T_{2j} \quad (3.8)$$

$$P_{j,t}^{Sh} \geq 0, j = 1, \dots, J, t = 1, \dots, T \quad (3.9)$$

$$P_{k,t}^{EWH} = u_{k,t} * Q_k, k = 1, \dots, K, t = T_{1k}, \dots, T_{2k} \quad (3.10)$$

$$P_{k,t}^{EWH} = 0, k = 1, \dots, K, t < T_{1k} \vee t > T_{2k} \quad (3.11)$$

$$\sum_{t=T_{1k}}^{T_{2k}} P_{k,t}^{EWH} = E_k, k = 1, \dots, K \quad (3.12)$$

$$u_{k,t} \in \{0, 1\}, k = 1, \dots, K, t = T_{1k}, \dots, T_{2k} \quad (3.13)$$

$$P_{k,t}^{EWH} \geq 0, k = 1, \dots, K, t = 1, \dots, T \quad (3.14)$$

$$P_{m,t}^{EV} = \sum_{s=1}^S x_{m,t}^s * Q_m^s, m = 1, \dots, M, t = T_{1m}, \dots, T_{2m} \quad (3.15)$$

$$\sum_{s=1}^S x_{m,t}^s \leq 1, m = 1, \dots, M, t = T_{1m}, \dots, T_{2m} \quad (3.16)$$

$$\sum_{t=T_{1m}}^{T_{2m}} P_{m,t}^{EV} = G_m, m = 1, \dots, M \quad (3.17)$$

$$P_{m,t}^{EV} = 0, s = 1, \dots, S, m = 1, \dots, M, t < T_{1m} \vee t > T_{2m} \quad (3.18)$$

$$x_{m,t}^s \in \{0, 1\}, m = 1, \dots, M, t = T_{1m}, \dots, T_{2m} \quad (3.19)$$

$$P_{m,t}^{EV} \geq 0, m = 1, \dots, M, t = 1, \dots, T \quad (3.20)$$

$$\theta_t^{int} = \alpha * \theta_{t-1}^{int} + \beta * \theta_{t-1}^{ext} + \gamma * P_t^{AC}, t = 1, \dots, T \quad (3.21)$$

$$P_t^{AC} = (0.2\delta_t^1 + 0.4\delta_t^2 + 0.6\delta_t^3 + 0.8\delta_t^4 + \delta_t^5) * P_{nom}^{AC}, t = 1, \dots, T \quad (3.22)$$

$$\delta_t^1 + \delta_t^2 + \delta_t^3 + \delta_t^4 + \delta_t^5 \leq 1, t = 1, \dots, T \quad (3.23)$$

$$\theta_t^{int} \geq \theta_t^{minabs}, t = 1, \dots, T \quad (3.24)$$

$$\theta_t^{int} \leq \theta_t^{maxabs}, t = 1, \dots, T \quad (3.25)$$

$$\delta_t^s \in \{0, 1\} \quad (3.26)$$

$$v_t \geq \theta_t^{min} - \theta_t^{int}, t = 1, \dots, T \quad (3.27)$$

$$v_t \geq \theta_t^{int} - \theta_t^{max}, t = 1, \dots, T \quad (3.28)$$

$$v_t \geq 0, t = 1, \dots, T \quad (3.29)$$

$$L_t^{Base} + \sum_{j=1}^J P_{j,t}^{Sh} + \sum_{k=1}^K P_{k,t}^{EWH} + \sum_{m=1}^M P_{m,t}^{EV} + P_t^{AC} \leq P_t^{Cont}, t = 1, \dots, T \quad (3.30)$$

Para as cargas deslocáveis  $j = 1, \dots, J$ , com as restrições (3.2)-(3.9), são definidos intervalos de tempo admissíveis para a sua operação  $T_j = [T_{1j}, T_{2j}]$ , conforme a preferência do consumidor. Estes intervalos têm uma duração  $d_j$ , onde a potência solicitada no estado  $r$  é  $f_{j,r}$ . Nas operações destas cargas tem-se  $w_{j,r,t}$  são as variáveis binárias que têm o valor 1 caso a carga deslocável  $j$  esteja ligada em  $t \in T_j$  e no estado  $r$  do ciclo de operação; caso a carga esteja desligada a variável binária é 0.

As cargas interrompíveis podem ser de potência constante  $k = 1, \dots, K$ , com as restrições (3.10)-(3.14), ou para diferentes potências  $m = 1, \dots, M$ , com as restrições (3.15)-(3.20). Para estas cargas há dois intervalos de conforto  $T_k = [T_{1k}, T_{2k}]$  e  $T_m = [T_{1m}, T_{2m}]$  conforme a preferência do consumidor. É também definida a potência constante  $Q_k$  e as diferentes potências para os vários níveis  $Q_m^1, \dots, Q_m^S$ , necessários para a carga interrompível operar de forma a ser fornecida uma energia total  $E_k$  e  $G_m$ . As variáveis binárias  $u_{k,t}$ , assumem o valor 1 quando a carga interrompível com potência constante  $Q_k$  (neste caso o EWH) estiver ligado em  $t \in T_k$ . Para a carga interrompível de potência variável (EV) tem-se  $x_{m,t}^S = 1$  no caso da carga operar a uma potência  $Q_m^S$ , para um nível  $s = 1, \dots, S$  em  $t \in T_m$ .

A carga termostática, modelada pelas restrições (3.21)-(3.29), é um aparelho de ar condicionado (AC), e pode operar para 20-40-60-80-100% da potência nominal  $P_{nom}^{AC}$  ou estar desligada. O consumidor deve escolher um intervalo de temperaturas de conforto  $[\theta_t^{min}, \theta_t^{max}]$ , para cada instante  $t$ . Neste modelo considerou-se que estas temperaturas são constantes para todo o período de planeamento, embora pudessem também depender de  $t$ . A variável de decisão  $\delta_t^s$ , tem valor 1 caso o AC esteja ligado num nível  $s = 1, \dots, 5$  (correspondentes aos níveis 20-40-60-80-100%), para  $t \in T$ . A variável  $v_t$  dá o desvio da temperatura interior ( $\theta_t^{int}$ ) e abaixo da temperatura mínima de conforto para o instante  $t$  ( $\theta_t^{min}$ ) ou acima da temperatura máxima de conforto ( $\theta_t^{max}$ ) para o instante  $t$ .

Para o cálculo do balanço térmico é necessário conhecer os parâmetros  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$ . Estes parâmetros são calculados através das características do edifício e do coeficiente de *performance* (COP) do AC.  $\alpha = 1 - \beta$  e  $\beta = UA * \Delta t / C$ . Nestas expressões o U é definido como o coeficiente de transferência de calor global do edifício ( $kW/m^2 \cdot ^\circ C$ ), C é a capacidade térmica global do ar no interior ( $kJ/^\circ C$ ), A é a área da superfície ( $m^2$ ), U\*A é a condutância térmica da envolvente do edifício ( $kW/^\circ C$ ) e o  $\Delta t$  é o intervalo de tempo. Considera-se ainda que  $\theta_t^{ext}$  é a temperatura exterior para um  $t \in T$  (em anexo os dados usados nas experiências computacionais realizadas).

Por fim na restrição (3.30), considera-se um limite de potência contratada,  $P_t^{Cont}$ , que normalmente é estabelecido no contrato com o retalhista (em anexo os dados usados nas experiências computacionais realizadas).

## 3.2 Modelo 2

Neste modelo considera-se uma função objetivo muito semelhante à do Modelo 1: a única diferença prende-se como facto de esta não apresentar o termo de monetização associado ao desconforto resultante do desvio da temperatura interior [12], [20].

Função objetivo:

$$\min f = \sum_{t=1}^T C_t^{ECompra} (L_t^{Base} + \sum_{j=1}^J P_{j,t}^{Sh} + \sum_{k=1}^K P_{k,t}^{EWH} + \sum_{m=1}^M P_{m,t}^{EV} + P_t^{AC}) \Delta t \quad (3.31)$$

Às restrições (3.2)-(3.25) e (3.30) do Modelo 1, são acrescentadas as seguintes restrições:

Restrições:

$$\theta_t^{min} - y_t * \theta^g \leq \theta_t^{int} \leq \theta_t^{max}, t = 1, \dots, T \quad (3.32)$$

$$c^g - C_t^{ECompra} + M * y_t \geq 0, t = 1, \dots, T \quad (3.33)$$

$$c^g - C_t^{ECompra} - M * (1 - y_t) \leq 0, t = 1, \dots, T \quad (3.34)$$

$$y_t \in \{0, 1\} \quad (3.35)$$

Com as restrições (3.32)-(3.35) relativas ao AC pretende-se que caso o preço da energia no instante  $t$  seja maior que um determinado limiar ( $c^g$ ), o consumidor está disposto a aceitar uma temperatura interior alguns graus ( $\theta^g$ ) abaixo do mínimo considerado na banda de conforto.

### 3.3 Modelo 3

Às restrições (3.2)-(3.30) do Modelo 1, foi acrescentada a geração local solar (PV) e um sistema de armazenamento. Com estas alterações de recursos energéticos disponíveis, para além de comprar energia à rede o consumidor poderá utilizar a energia produzida localmente através da geração local PV e também armazenada nas baterias. É, assim, necessário adicionar na função objetivo e nas restrições do modelo MILP as componentes associadas a estes novos recursos energéticos, incluindo ainda a possibilidade de venda de energia à rede. Neste modelo, o EV deixa de funcionar apenas como uma carga e pode também a funcionar como uma bateria que fornece energia à casa [6], [25].

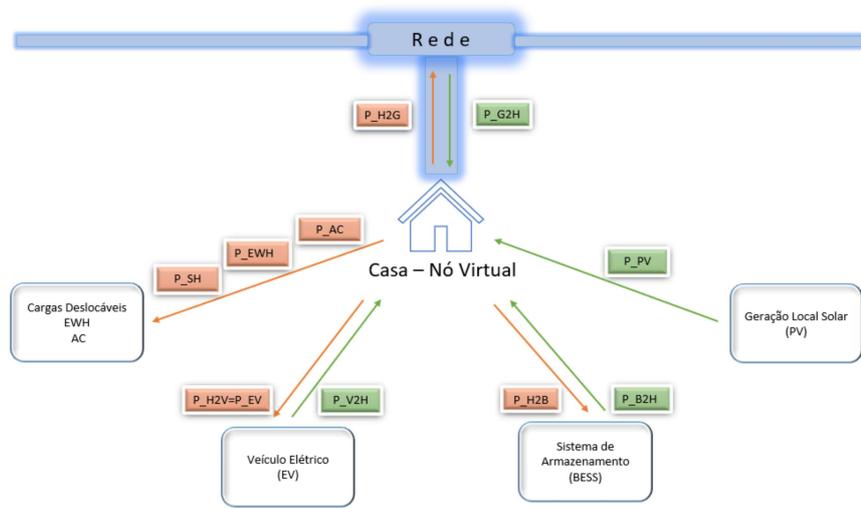


Figura 3.2: Modelos com Compra e Venda à Rede

Neste modelo, como podemos observar na Figura 3.2, utiliza-se a casa como um nó virtual de forma a facilitar o desenvolvimento do modelo e a sua interpretação na parte correspondente à modelação das transferências com a rede.

Função objetivo:

$$\min f = \sum_{t=1}^T (C_t^{ECompra} P_t^{G2H} \Delta t - C_t^{EVenda} P_t^{H2G} \Delta t) + \sum_{l \in L} C_l^{Cont} u_l^{Cont} + \sum_{t \in T} \rho v_t \quad (3.36)$$

Neste caso, a função objetivo de custo (3.36) inclui também a receita com a venda de energia, o custo de potência considerando a ponta de energia solicitada à rede durante todo o período de planeamento e ainda o termo de monetização associado ao desconforto resultante do desvio da temperatura interior, caso a temperatura ultrapasse os limites considerados no intervalo de conforto. No caso de a temperatura estar fora do intervalo de conforto será considerado um coeficiente de penalidade por

grau de desvio,  $\rho(\text{€}/^\circ\text{C})$ .

Restrições:

$$SOC_t^{Bat} = SOC_{t-1}^{Bat} + (\eta_{ch}^{Bat} * P_t^{H2B} * \Delta t) - (\eta_{dis}^{Bat} * P_t^{B2H} * \Delta t), t = 1, \dots, T \quad (3.37)$$

$$SOC_{min}^{Bat} \leq SOC_t^{Bat} \leq SOC_{max}^{Bat}, t = 1, \dots, T \quad (3.38)$$

$$0 \leq P_t^{H2B} \leq P_{max}^{Batch} * s_t^{H2B}, t = 1, \dots, T \quad (3.39)$$

$$0 \leq P_t^{B2H} \leq P_{max}^{Batdis} * s_t^{B2H}, t = 1, \dots, T \quad (3.40)$$

$$s_t^{H2B} + s_t^{B2H} \leq 1, t = 1, \dots, T \quad (3.41)$$

$$s_t^{H2B} \in \{0, 1\}, s_t^{B2H} \in \{0, 1\}, t = 1, \dots, T \quad (3.42)$$

$$P_t^{H2V} = \sum_{m=1}^M P_{m,t}^{EV}, m = 1, \dots, M, t = 1, \dots, T \quad (3.43)$$

$$SOC_t^{EV} = SOC_{t-1}^{EV} + (\eta_{ch}^{EV} * P_t^{H2V} * \Delta t) - (\eta_{dis}^{EV} * P_t^{V2H} * \Delta t), t = 1, \dots, T \quad (3.44)$$

$$SOC_{min}^{EV} \leq SOC_t^{EV} \leq SOC_{max}^{EV}, t = 1, \dots, T \quad (3.45)$$

$$0 \leq P_t^{H2V} \leq P_{max}^{EVch} * s_t^{H2V}, t = 1, \dots, T \quad (3.46)$$

$$0 \leq P_t^{V2H} \leq P_{max}^{EVdis} * s_t^{V2H}, t = 1, \dots, T \quad (3.47)$$

$$s_t^{H2V} + s_t^{V2H} \leq 1, t = 1, \dots, T \quad (3.48)$$

$$s_t^{H2V} \in \{0, 1\}, s_t^{V2H} \in \{0, 1\}, t = 1, \dots, T \quad (3.49)$$

$$0 \leq P_t^{G2H} \leq P_t^{Cont} * s_t^{G2H}, t = 1, \dots, T \quad (3.50)$$

$$0 \leq P_t^{H2G} \leq P_t^{Cont} * s_t^{H2G}, t = 1, \dots, T \quad (3.51)$$

$$s_t^{G2H} + s_t^{H2G} \leq 1, t = 1, \dots, T \quad (3.52)$$

$$s_t^{G2H} \in \{0, 1\}, s_t^{H2G} \in \{0, 1\}, t = 1, \dots, T \quad (3.53)$$

$$P_t^{G2H} - P_t^{H2G} + P_t^{PV} = L_t^{Base} + \sum_{j=1}^J P_{j,t}^{Sh} + \sum_{k=1}^K P_{k,t}^{EWH} + P_t^{AC} + (P_t^{H2B} - P_t^{B2H}) + (P_t^{H2V} - P_t^{V2H}), t = 1, \dots, T \quad (3.54)$$

$$P_t^{G2H} \leq \sum_{l=1}^L P_l^{Cont} * u_l^{Cont}, t = 1, \dots, T \quad (3.55)$$

$$\sum_{l=1}^L u_l^{Cont} = 1, t = 1, \dots, T \quad (3.56)$$

$$u_l^{Cont} \in \{0, 1\}, l = 1, \dots, L \quad (3.57)$$

As restrições (3.37)-(3.42) e (3.43)-(3.49), modelam a operação do BESS e EV, respetivamente. Neste modelo, avaliam-se as variações do *State of Charge* - Estado da Bateria (SOC) ao longo do tempo de planeamento para ambas as baterias, considerando a energia injetada na casa ou na bateria. Nestas restrições são tidos em conta os limites  $[SOC_{min}^{Bat}, SOC_{max}^{Bat}]$  e  $[SOC_{min}^{EV}, SOC_{max}^{EV}]$  do SOC que não podem ser ultrapassados.

As restrições (3.50)-(3.53) limitam a potência transferida para a rede e para a casa, as quais não podem ultrapassar a potência contratada para todo o período de planeamento. Visto que a casa não pode alimentar e injetar simultaneamente, são usadas as variáveis binárias,  $s_t^{G2H}$  e  $s_t^{H2G}$ , de forma a garantir que tal não acontece. A restrição (3.54) é a equação de equilíbrio das potências entre a rede, a casa e os recursos energéticos do lado da procura.

Por fim, nas restrições (3.55)-(3.57), é modelado o custo de potência de ponta solicitada, tendo em conta os vários níveis de potência que pode ser contratada durante todo o período de planeamento.

### 3.4 Modelo 4

Por último, o Modelo 4 combina as restrições do Modelo 1, Modelo 2 e Modelo 3, com exceção das restrições (3.27)-(3.29) correspondentes ao desvio da temperatura interior para o instante  $t$ .

Neste Modelo 4 considera-se uma função objetivo semelhante à do Modelo 3. A diferença prende-se com o facto de não apresentar o termo de monetização associado ao desconforto resultante do desvio da temperatura interior [6], [12], [25].

Função objetivo:

$$\min f = \sum_{t=1}^T (C_t^{ECompra} P_t^{G2H} \Delta t - C_t^{EVenda} P_t^{H2G} \Delta t) + \sum_{l \in L} C_l^{Cont} u_l^{Cont} \quad (3.58)$$

Neste caso, a função objetivo custo (3.58) inclui o custo de compra e de venda de energia e o custo de energia considerando a ponte de energia solicitada da rede durante todo o período de planeamento.



## Capítulo 4. Análise de Resultados

---

Este capítulo tem como objetivo descrever e analisar os resultados dos modelos apresentados no capítulo anterior obtidos a partir dos modelos MILP através da sua implementação computacional usando o *solver* Cplex. Posteriormente, recorreu-se ao uso do Matlab para a elaboração dos gráficos.

Para a obtenção de resultados utilizou-se um computador com um processador Intel Core i7 10510U @1.80 GHz, memória de 512 GB e sistema operativo Windows 10 e uma *workstation* HP com processador Intel Xeon E-2630 8 cores/16 threads @2.40 GHz.

Nestes modelos foi considerado um período de planeamento de 96 unidades de tempo utilizando uma discretização com intervalos de 15 minutos em 24 horas. Consideraram-se 10 períodos diferenciados para o custo de compra de energia -  $C_t^{ECompra}$  (€/kWh) (Tabela 4.1).

Tabela 4.1: Custo de Compra de Energia

Intervalos de Tempo	$C_t^{ECompra}$ (€/kWh)
[1 – 9]	0.100
[10 – 24]	0.075
[25 – 29]	0.130
[30 – 41]	0.240
[42 – 49]	0.210
[50 – 56]	0.170
[57 – 68]	0.210
[69 – 75]	0.240
[76 – 82]	0.300
[83 – 96]	0.150

Para os ciclos de funcionamento das cargas deslocáveis (máquina de lavar louça, máquina de lavar roupa e máquina de secar roupa) foi considerado um período admissível: Máquina de lavar louça [1,32]; Máquina de lavar roupa [28,58]; Máquina de secar roupa [76,96]. As potências requeridas são: Máquina de lavar louça 1.75, 1.25, 0.12, 1.60, 0.640 e 0.22; Máquina de lavar roupa 1.84, 0.98, 0.16, 0.22, 0.30, 0.34 e 0.12; Máquina de secar roupa 1.66, 1.72, 0.30 e 0.22, em kW.

O EWH opera como uma carga interrompível com uma potência constante de  $Q_1 = 1.5$  kW e a energia requerida durante o período de planeamento é  $E_1 = 7.5$  kWh. O período admissível de funcionamento considerado para o termoacumulador é [1-48].

O EV é operado como uma carga interrompível com uma potência variável (neste caso considerados três níveis) de  $Q_1^1 = 1.38$  kW,  $Q_1^2 = 2.3$  kW e  $Q_1^3 = 3.68$  kW. A energia total necessária para o serviço a prestar é  $G_1 = 20.7$  kWh. O período admissível de funcionamento do veículo elétrico é [26-34].

Nestes modelos o AC opera no modo de aquecimento. Os dados para a temperatura (exterior) foram registados em Coimbra, a 01-01-2012, em anexo. A temperatura inicial interior é  $\theta_0^{in} = 20$  °C.  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$  são iguais a 0.8569, 0.1431 e 0.002775 °C/W, respetivamente. A gama de conforto para a temperatura interior é  $[\theta_t^{min}, \theta_t^{max}] = [20^\circ\text{C}, 24^\circ\text{C}]$  e a potência nominal do AC é  $P_{nom}^{AC} = 1.5$  kW. Para o coeficiente de penalização de desvio de temperatura considera-se  $\rho$  (€/°C), que tem os valores de 0.2 €/°C e 2 €/°C. Consideram-se dois tipos de consumidores com sensibilidades diferentes para o compromisso custo *versus* conforto. O primeiro consumidor valoriza pouco os desvios em relação à gama de temperatura de conforto (0.2 €/°C) enquanto o segundo consumidor valoriza muito mais esses desvios (2 €/°C). Ainda relativamente ao funcionamento do AC, considera-se que o consumidor pode estabelecer um compromisso custo *versus* conforto (*comfort trade-off*). Para esse caso considera-se que o consumidor está disposto a baixar  $\theta^g = 2$  °C à temperatura mínima de conforto, caso o preço da energia no instante  $t$  seja maior que um limiar de custo que foi definido  $c^g = 0.2$  €/kWh.

Com a inclusão da venda à rede nos Modelos 3 e 4, considera-se que  $C_t^{EVenda}$  terá uma remuneração de venda de energia à rede fixa de 0.04 €/kWh ou uma remuneração de venda de energia à rede variável que será 40% de  $C_t^{ECompra}$ . O esquema de custo de potência tomada tem seis níveis (Tabela 4.2). Considera-se que o limite máximo de potência contratada é  $P_t^{Cont} = 6.9$  kW.

Tabela 4.2: Custo de Potência Tomada

Potência por Nível (kW)	Custo de Potência por Nível (€)
1.15	0.1527
2.30	0.2047
3.45	0.2206
4.60	0.2834
5.75	0.3492
6.90	0.4198

O BESS tem as seguintes características:  $P_{max}^{Batch} = P_{max}^{Batdis} = 3.3\text{kW}$ ,  $SOC_{max}^{Bat} = 6.4\text{kWh}$ ,  $\eta_{ch}^{Bat} = 95\%$ ,  $\eta_{dis}^{Bat} = 100\%$ . No caso da SOC inicial e mínima serão considerados 20% e 10% do valor máximo, respetivamente.

O EV tem as seguintes características:  $P_{max}^{EVch} = P_{max}^{EVdis} = 6.6\text{kW}$ ,  $SOC_{max}^{EV} = 40\text{kWh}$ ,  $\eta_{ch}^{Bat} = 95\%$ ,  $\eta_{dis}^{Bat} = 100\%$ . No caso da SOC inicial e mínima será considerado 20% do valor máximo para ambos os casos.

O consumidor pretende minimizar a sua fatura de energia elétrica através de decisões de operação de todos os recursos energéticos (antecipar ou adiar o ciclo de operação das cargas deslocáveis, de utilização de cargas interrompíveis e de cargas termostáticas e de armazenamento de energia).

Para a obtenção de soluções, utilizou-se o *software* IBM Ilog Cplex Optimization Studio na versão 12.8.0.

O *relative gap* é a tolerância entre a melhor solução (*best bound*) e a melhor solução atingida (*best integer*) e é calculado da seguinte forma:

$$relative\ gap = \frac{|bestbound - bestinteger|}{1e^{-10} + |bestinteger|} \quad (4.1)$$

Por omissão, o Cplex termina a sua pesquisa quando o gap máximo limite é 0.01% é atingido.

Os modelos apresentados no Capítulo 3, especialmente o Modelo 3 e 4, resultam numa elevada complexidade computacional devido à sua natureza combinatória, o que provoca muitas vezes que a execução não termine devido à limitação de memória RAM do computador/*workstation*. Assim,

opta-se por fazer uma limitação de tempo semelhante para os vários modelos de forma a ser possível fazer uma comparação mais exata e justa para todos.

Os resultados obtidos, para uma discretização de 15 minutos, para o consumidor 1, que está disposto a abdicar um pouco do seu conforto atribuindo-lhe um custo inferior ( $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$ ) e para uma remuneração de venda de energia à rede fixa na venda à rede são dados na Tabela 4.3.

Tabela 4.3: Resultados para uma discretização de 15 minutos para  $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$  com Remuneração de Venda de Energia à Rede Fixa

Modelos	Cplex Time (segundos)	Min f (€)	Relative Gap (%)
1	8702	6.15440	0.52
2	39227	6.44623	0.44
3	7200	1.21168	1.85
4	7206	1.20091	2.26

Na Tabela 4.3, verifica-se que com a inclusão da venda à rede nos modelos 3 e 4 há uma redução significativa do custo do consumidor (por dia) em cerca de 5€. Nos modelos mais complexos é visível o aumento do *relative gap*, o que denota que é cada vez mais difícil encontrar a solução ótima para o problema.

Observando as Figuras 4.1 e 4.2, dos Modelos 1 e 2 referentes aos ciclos de operação conclui-se que:

- AC - no Modelo 2, comparativamente ao Modelo 1, o AC opera um maior número de vezes e em níveis superiores, especialmente para o nível de potência 4 ( $\delta_t^4 = 1$ ) correspondente a 1.2 kW, refletindo-se no aumento da temperatura interior e consequentemente no ligeiro aumento do custo do consumidor. O funcionamento com os níveis de potência mais elevada concentram-se em [0-30], devido às temperaturas exteriores serem mais baixas e ao intervalo ser correspondente aos três períodos de valores mais reduzidos da tarifa dinâmica definida (0.1, 0.075 e 0.13 €/kWh) (Figura 4.1).

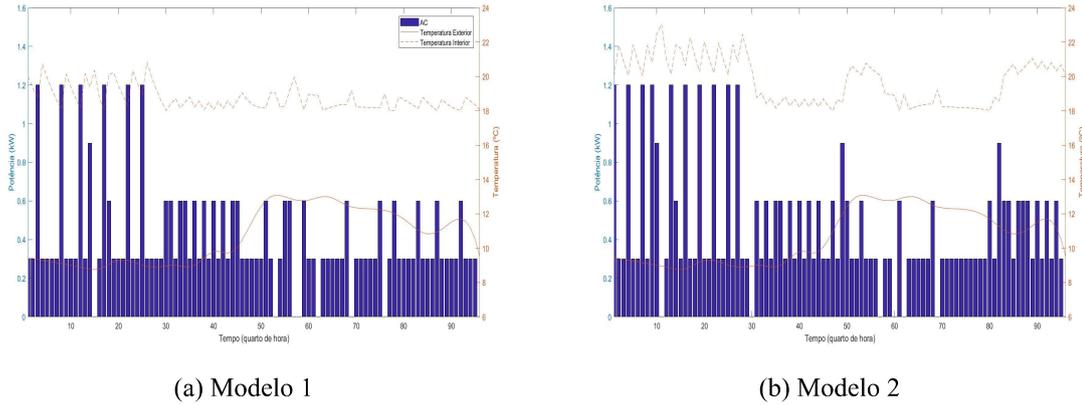


Figura 4.1: Ciclo de Operação do AC para  $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$

- Cargas Deslocáveis e Interrompíveis - para os dois modelos os ciclos de operação são muito semelhantes pois não houve qualquer tipo de alteração do Modelo 1 para o Modelo 2 para estas cargas. No caso da cargas interrompíveis, operam maioritariamente em períodos de custo reduzido de energia elétrica, uma vez que têm um consumo considerável, especialmente o EV (Figura 4.2).

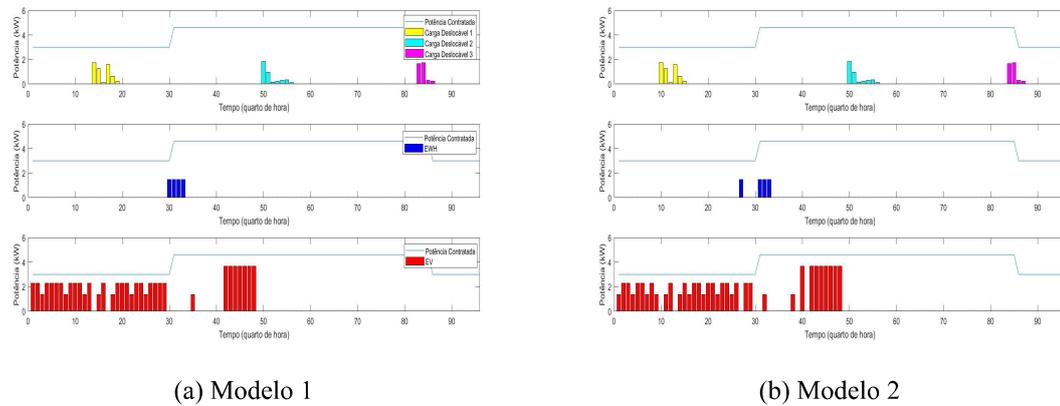


Figura 4.2: Ciclo de Operação das Cargas Deslocáveis e Interrompíveis para  $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$

Por fim, na Figura 4.3, é possível observar o diagrama de carga global (de todas as cargas), incluindo a carga base não controlável. A potência contratada estabelecida nunca é ultrapassada, tal como foi imposto numa das restrições. Verifica-se, ainda, para ambos os modelos, que a maior concentração de operação das cargas está no período [0-30] onde praticamente é atingido o valor definido da potência contratada, que corresponde aos três períodos com os valores mais baixos dos preços (0.1, 0.075 e 0.13 €/kWh), bem como uma menor utilização das cargas no período [57-80], que corresponde aos períodos de preço mais elevado (0.21, 0.24 e 0.3 €/kWh).

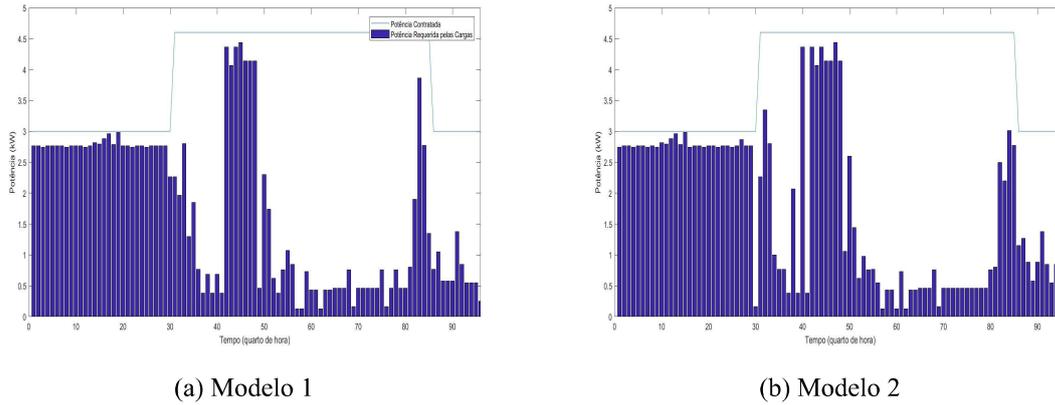


Figura 4.3: Diagrama de Carga Global para  $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$

Observando agora as Figuras 4.4, 4.5 e 4.6 relativas aos Modelos 3 e 4, onde se inclui a venda de energia à rede com uma remuneração fixa, verifica-se que:

- AC - comparativamente aos modelos que não incluem a venda à rede, nos modelos 3 e 4 o AC opera no nível de potência 5 ( $\delta_t^5 = 1$ ), correspondente a 1.5 kW, em alguns períodos onde a temperatura exterior é mais baixa. O funcionamento dos níveis de potência mais elevada deixa de se concentrar apenas no período [0-30], onde os custos da energia elétrica são mais baixos mas também passa a operar também noutros períodos, uma vez que estes modelos incluem a geração local e um sistema de armazenamento (Figura 4.1 e Figura 4.4).

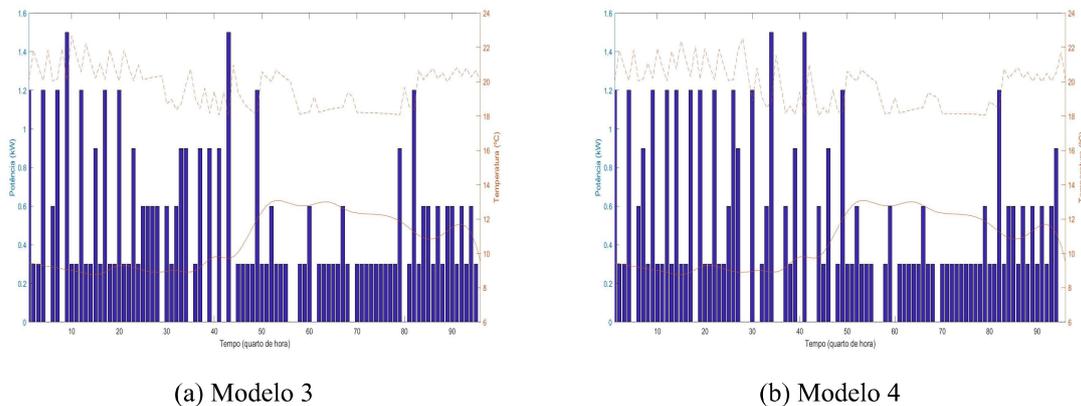


Figura 4.4: Ciclo de Operação do AC para  $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$

- BESS - no Modelo 3 e Modelo 4 a bateria pode fornecer energia à casa. Como podemos observar o funcionamento é muito semelhante em ambos os modelos. A bateria carrega (*House-to-Battery* - Casa para a Bateria (referido à transferência de energia) (H2B)) nos intervalos em que o custo da energia é mais baixo, em [10-24] e [52-68], ou nos períodos [36-55] onde se localiza a maior produção do sistema PV, e descarrega (*Battery-to-House* - Bateria para a Casa (referido à transferência de energia) (B2H)) quando o custo é bastante elevado, nos

períodos [43-50] e [69-96]. A SOC atinge o seu mínimo (0.64 kWh) no período [48-49] após descarregar durante vários períodos consecutivos, voltando de seguida a carregar (Figura 4.5).

- EV - muito à semelhança do BESS, o EV carrega (*House-to-Vehicle* - Casa para o Veículo (referido à transferência de energia) (H2V)) em intervalos em que o custo da energia é mais baixo, nos períodos [10-24] e [36-48], e descarrega (*Vehicle-to-House* - Veículo para a Casa (referido à transferência de energia) (V2H)) quando o custo é bastante elevado, em [25-35] e [49-96]. Após descarregar durante vários períodos consecutivos até a SOC atingir o limite mínimo (8 kWh) em [96-0], o EV volta a carregar (Figura 4.5).

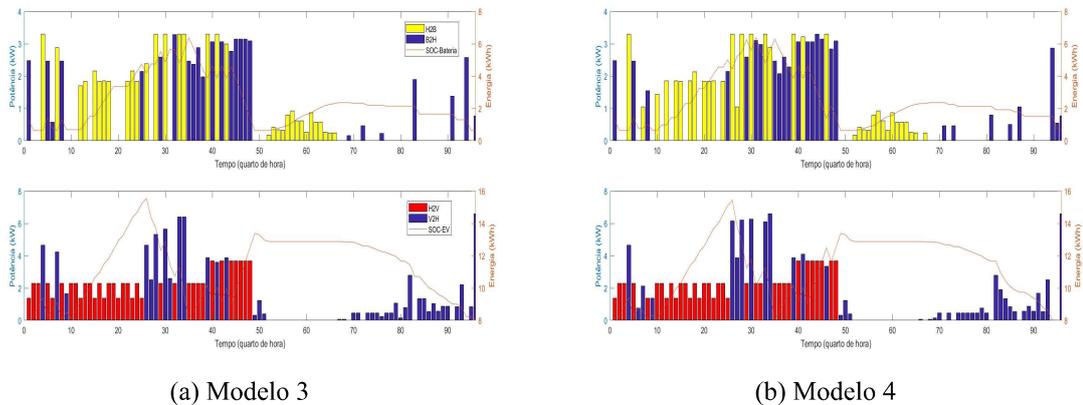


Figura 4.5: Ciclo de Operação do EV e do BESS para  $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ C$  com Remuneração de Venda de Energia à Rede Fixa

- Transferências entre a Casa e a Rede - nos dois modelos as transferências *Grid-to-House* - Rede para a Casa (referido à transferência de energia) (G2H) são apenas realizadas em períodos onde a tarifa é extremamente baixa, em [0-24], com os valores 0.1, 0.075 e 0.13 €/kWh. No caso da transferência *House-to-Grid* - Casa para a Rede (referido à transferência de energia) (H2G), é apenas feita em  $t=96$ , devido ao tipo de remuneração de venda de energia à rede fixa (0.04 €/kWh). Esta remuneração fixa, ao tratar-se de um valor bastante inferior ao de compra e constante ao longo do tempo, torna mais compensador o autoconsumo ao invés da venda à rede (Figura 4.6).

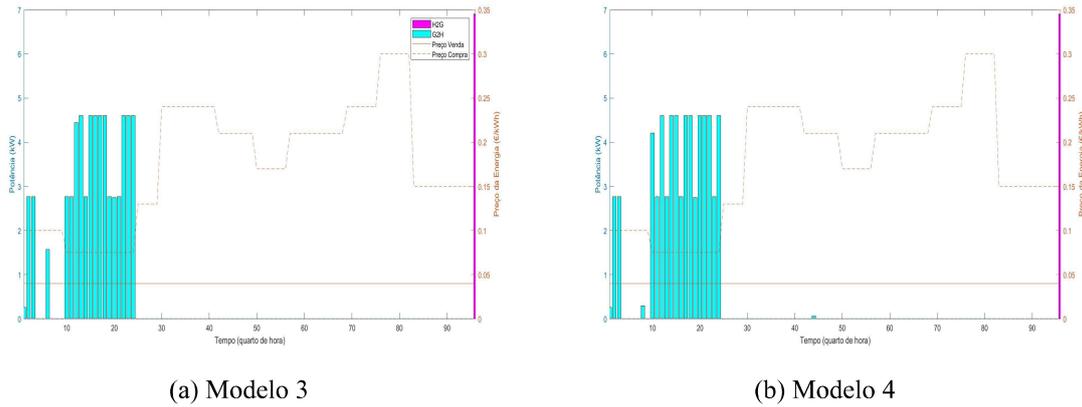


Figura 4.6: Transferências entre a Casa e a Rede para  $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$  com Remuneração de Venda de Energia à Rede Fixa

Os resultados obtidos para uma discretização de 15 minutos, para o consumidor 2 que atribui um custo elevado a abdicar do seu conforto ( $\rho = 2 \text{ €/}^\circ\text{C}$ ) e com uma remuneração fixa de venda à rede são mostrados na Tabela 4.4. Apenas são mostrados os resultados para os Modelos 1 e 3, pois são os únicos modelos em que o coeficiente de penalização de desvio de temperatura afeta a função objetivo.

Tabela 4.4: Resultados para uma discretização de 15 minutos para  $\rho = 2 \text{ €/}^\circ\text{C}$  com Remuneração de Venda de Energia à Rede Fixa

Modelos	Cplex Time (segundos)	Min f (€)	Relative Gap (%)
1	7203	6.57738	0.09
3	7986	1.28236	1.81

Comparativamente aos modelos que consideram um coeficiente de penalização inferior de desvio de temperatura  $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$ , há um aumento do valor pago pelo consumidor uma vez que este pretende um maior conforto. Relativamente ao *relative gap*, é menor neste caso para o mesmo tempo de corrida.

Observando a Figura 4.7 dos Modelos 1 e 3, verifica-se que:

- AC - para  $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$  a temperatura interior mantém-se sempre perto dos  $20 \text{ }^\circ\text{C}$  de forma a evitar um consumo extra do AC, pois este consumidor é mais sensível ao custo e prefere sacrificar um pouco do seu conforto. Em contrapartida, para  $\rho = 2 \text{ €/}^\circ\text{C}$  a temperatura interior atinge uma vez os  $24 \text{ }^\circ\text{C}$  (temperatura máxima do intervalo de conforto) e mantém-se constantemente nos  $22 \text{ }^\circ\text{C}$ , o que leva ao aumento da fatura da eletricidade. O aumento da

temperatura interior deve-se ao AC estar a operar bastantes mais vezes e em níveis de potência superiores. Os períodos onde há maior concentração de operação do AC em níveis mais elevados ( $\delta_t^4 = 1$  e  $\delta_t^5 = 1$ ), localizam-se onde o preço da energia é mais reduzido, onde as temperaturas externas são mais baixas e nos modelos que incluem a venda à rede (Figura 4.7).

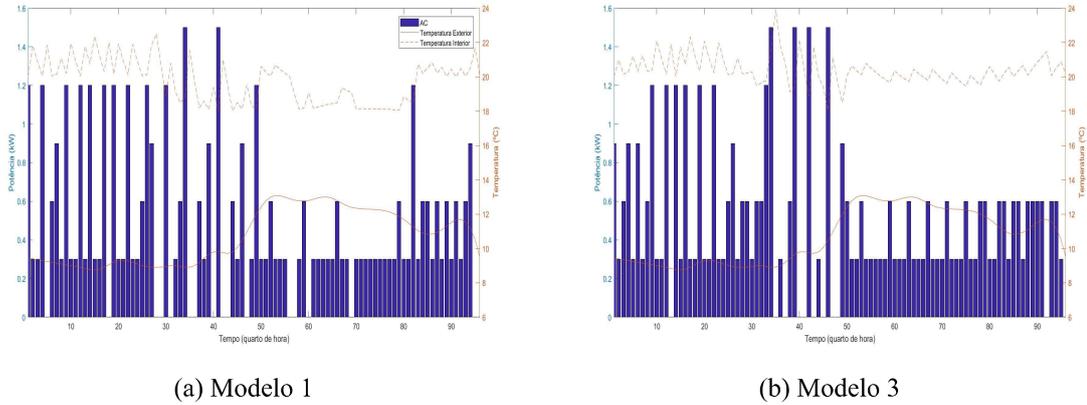


Figura 4.7: Ciclo de Operação do AC para  $\rho = 2 \text{ €/}^\circ\text{C}$

De forma a fazer uma análise mais completa, foram feitos os mesmos testes para uma remuneração de venda à rede variável aos invés de fixa. Considerando  $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$ , os resultados obtidos para uma discretização de 15 minutos são os da Tabela 4.5.

Tabela 4.5: Resultados para uma discretização de 15 minutos para  $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$  com Remuneração de Venda de Energia à Rede Variável

Modelos	Cplex Time (segundos)	Min f (€)	Relative Gap (%)
3	7204	0.82060	3.46
4	60415	0.97048	2.84

Na Tabela 4.5 verifica-se que há uma diminuição considerável dos custos de energia elétrica comparativamente aos mesmos modelos para uma remuneração de venda de energia à rede fixa. No entanto, o *relative gap* aumenta significativamente devido ao aumento da complexidade computacional. Apenas são apresentados os resultados para os modelos onde há venda de energia à rede (Modelo 3 e Modelo 4).

Observando as Figuras 4.8 e 4.9 abaixo e comparando com os modelos com remuneração fixa, verifica-se que:

- BESS - no Modelo 3 e Modelo 4 a bateria pode alimentar os consumos da casa. Como podemos observar, o funcionamento é muito semelhante para ambos os modelos. A bateria carrega

(H2B) nos intervalos em que o custo da energia é mais baixo ou nos períodos onde se localiza a maior produção do sistema PV, e descarrega (B2H) quando o custo é mais elevado. Quanto à SOC, atinge o seu máximo (6.4 kWh) após carregamentos consecutivos. Comparando estes modelos com os modelos correspondentes para uma remuneração de venda de energia à rede fixa, é observável que a bateria descarrega (B2H) mais vezes e com valores de potência superiores, apenas descarregando quando o custo da energia e o valor da remuneração são mais elevados (Figura 4.5 e Figura 4.8).

- EV - muito à semelhança do BESS, o EV carrega (H2V) em intervalos em que o custo da energia é mais baixo e descarrega (V2H) quando o custo é bastante elevado até a SOC atingir o seu mínimo (8 kWh), voltando posteriormente a carregar. Comparando novamente estes modelos, verifica-se também que o EV passa a descarregar mais vezes e com maior quantidade (6.6 kW) (Figura 4.5 e Figura 4.8).

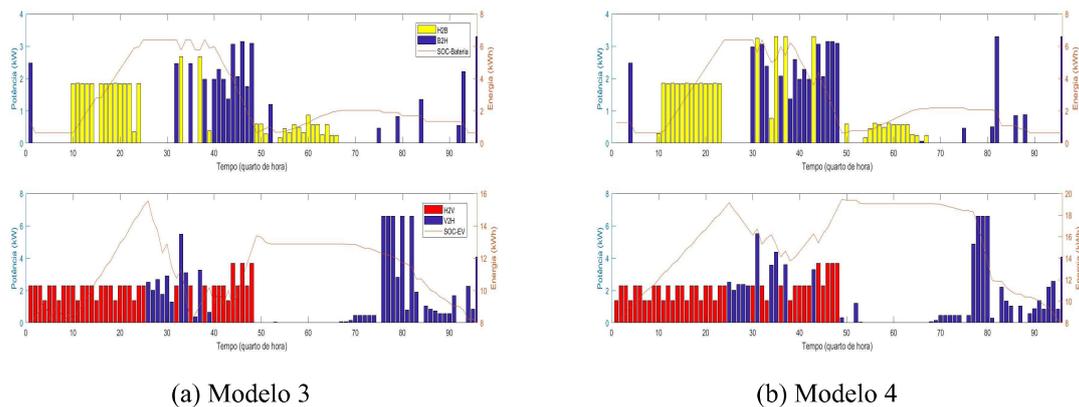


Figura 4.8: Ciclo de Operação do EV e do BESS para  $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ C$  com Remuneração de Venda de Energia à Rede Variável

- Transferências entre a Casa e a Rede - nos dois modelos as transferências G2H são apenas realizadas em períodos onde a tarifa é mais baixa. No caso da remuneração de venda de energia à rede variável, ao invés do que acontecia para a remuneração de venda de energia à rede fixa, há uma maior quantidade de transferências H2G, pois torna-se mais vantajosa a venda à rede. Estas transferências são realizadas quando a remuneração atinge os valores máximos no período [69-82] com os valores 0.24 e 0.3 €/kWh. Contudo, a ponta da potência correspondente (6.9 kW) é em  $t = 96$  (Figura 4.6 e Figura 4.9).

Por fim, para uma discretização de 15 minutos, são apresentados na Tabela 4.6 os resultados obtidos para uma remuneração de venda de energia à rede variável e com um coeficiente de penalização de desvio de temperatura de  $2 \text{ €/}^\circ C$ .

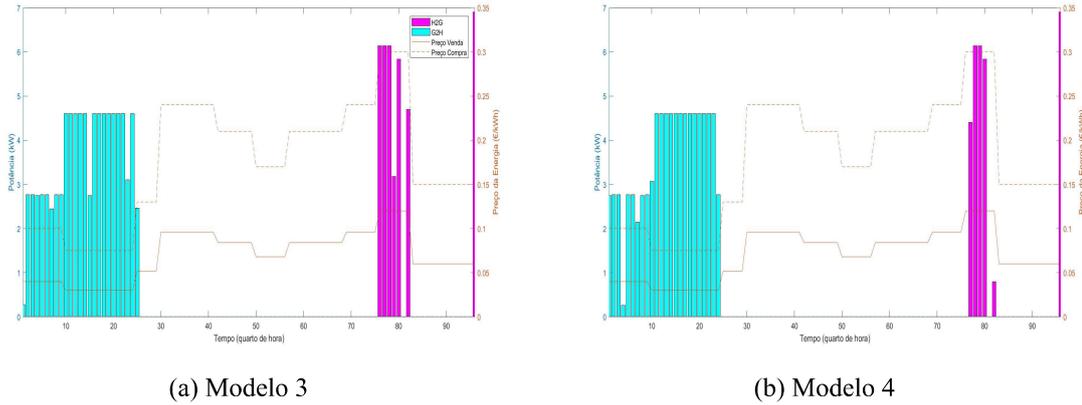


Figura 4.9: Transferências entre a Casa e a Rede para  $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$  com Remuneração de Venda de Energia à Rede Variável

Tabela 4.6: Resultados para uma discretização de 15 minutos para  $\rho = 2 \text{ €/}^\circ\text{C}$  com Remuneração de Venda de Energia à Rede Variável

Modelos	Cplex Time (segundos)	Min f (€)	Relative Gap (%)
3	8850	1.01874	1.00

Na Tabela 4.6 verifica-se que, relativamente ao Modelo 3 e comparando com este modelo para  $\rho = 0.2 \text{ €/}^\circ\text{C}$ , há um aumento do custo do utilizador e uma diminuição substancial do *relative gap*.

### 4.1 Considerações Finais

Neste capítulo foram apresentados os resultados de diferentes modelos MILP com diferentes parametrizações para a resposta dinâmica da procura considerando todos os recursos energéticos. Foram considerados diferentes cenários para a remuneração da energia elétrica e preferências (intervalos de tempo para o funcionamento das cargas, intervalos de temperatura de conforto, coeficientes de penalização e SOC inicial, máxima e mínima).

Com os vários cenários e testes realizados verificou-se que:

- O aumento da complexidade dos modelos (aumento de variáveis e restrições) aumenta consideravelmente o *relative gap* e o tempo de execução, devido à sua natureza combinatória.
- A inclusão de venda à rede reduziu significativamente o valor da fatura de energia elétrica. Se a remuneração for fixa propicia o autoconsumo e se for variável propicia a venda à rede. Esta redução deve-se à introdução da geração local PV e do BESS.

- No funcionamento do BESS, observa-se que a bateria praticamente só carrega (H2B) quando os preços da energia são reduzidos e descarrega (B2H) quando os preços da energia são elevados. O mesmo acontece nas transferências entre a casa e a rede.
- O aumento do coeficiente de penalização de desvio de temperatura para  $\rho = 2 \text{ €/}^\circ\text{C}$  levou ao aumento do custo para o consumidor mais sensível ao conforto em relação ao custo. Para este consumidor há maior consumo do AC (especialmente em níveis mais elevados) que resulta num aumento da temperatura interior que atinge o seu máximo do intervalo de conforto. Neste modelo o *relative gap* é mais reduzido.
- O consumidor que é mais sensível ao custo tem uma maior quantidade de energia vendida à rede acabando por sacrificar o seu conforto.

As alterações observadas para os vários cenários estudados conduzem a diagramas de carga globais com menos variação ao longo do dia. Este nivelamento deve-se principalmente ao deslocamento da utilização das cargas das horas de ponta, onde o preço da energia é elevado, para horas onde o preço da energia é consideravelmente mais baixo. Estas alterações trazem benefícios económicos para o consumidor ao longo do tempo.

Estas abordagens baseadas em modelos MILP conferem ao HEMS a capacidade para tomar decisões automáticas sobre a gestão integrada ótima de múltiplos recursos energéticos residenciais de acordo com o perfil do consumidor, mais orientado para os custos ou mais orientado para a qualidade do serviço.

## Capítulo 5. Uma abordagem híbrida Algoritmo Genético - Solver

---

Este capítulo apresenta a implementação e os resultados de uma abordagem híbrida combinando um Algoritmo Genético (GA) com o *solver* Cplex para resolver modelos MILP, para a otimização da gestão integrada de recursos energéticos no setor residencial. Esta abordagem foi motivada pela dificuldade de resolução exata dos modelos anteriormente apresentados num tempo computacional reduzido, devido à sua natureza combinatória, de modo a tirar partido da capacidade de exploração do espaço de pesquisa do GA para instanciar algumas variáveis e depois resolver sub-problemas através do *solver*.

Os GA são métodos de pesquisa e otimização inspirados na Teoria da Evolução das Espécies proposta por Charles Darwin. As suas principais características baseiam-se nos princípios de sobrevivência dos indivíduos mais aptos e da sua adaptação ao meio ambiente em que estão inseridos [24].

Os GA são algoritmos de natureza estocástica, que permitem a exploração de espaços de pesquisa difíceis, através de mecanismos (operadores) que permitem uma procura eficiente para encontrar uma solução de boa qualidade, se possível a ótima, para um problema com apenas uma função objetivo ou a identificação de uma frente não dominada (ótima de Pareto) para problemas multiobjetivo [29].

A implementação de um GA requer a concretização dos conceitos da Figura 5.1:

- População, conjunto de indivíduos que representam soluções para o problema. Quanto maior for a população, maior é a capacidade de diversificação de pesquisa e maior será a possibilidade de encontrar a solução ótima global.
- Indivíduo, conjunto de genes. Representa uma possível solução do problema.
- Gene, correspondem à codificação das características do indivíduo (por exemplo, associada às variáveis de decisão de uma solução), da mesma forma que biologicamente o genótipo codifica o fenótipo.

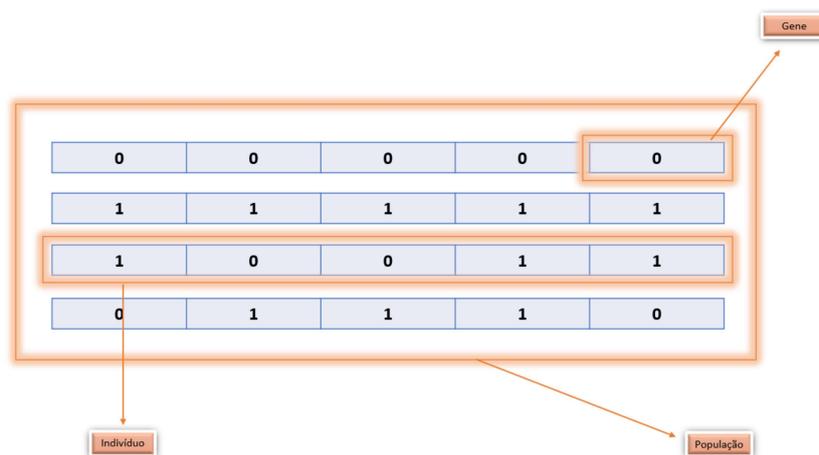


Figura 5.1: Conceitos Principais

O funcionamento típico de um GA é apresentado na Figura 5.2, incluindo as seguintes etapas principais [30]:

1. Inicialização de uma população gerada aleatoriamente.
2. Cálculo da *fitness* (função objetivo) de cada indivíduo da população.
3. Verificação da condição de paragem.
4. Geração de um novo conjunto de soluções, incorporando três operadores:
  - Seleção, seleciona os indivíduos na população para reprodução. Quanto mais apto for o indivíduo, em princípio maior probabilidade tem de ser selecionado para a reprodução.
  - Cruzamento/*Crossover*, combina as características dos progenitores para formar descendentes (novas soluções), trocando parte dos seus genes, sendo responsável pela troca de informações entre potenciais soluções.
  - Mutação, altera um ou mais genes de um indivíduo selecionado com uma certa probabilidade de mutação (normalmente baixa) de forma a introduzir uma diversificação adicional na população.
5. Substitui a população atual pela nova população.
6. Volta à etapa 2.

Cada iteração realizada num GA é geralmente denominada de geração. A corrida (execução, conjunto de gerações) é terminada quando o critério de paragem é acionado. Este critério pode ser, por exemplo, o número de gerações, o tempo limite de computação ou um limiar de qualidade da solução. Quando o critério de paragem é acionado, obtém-se uma solução do problema, que podendo não ser a ótima global será uma solução ótima local.

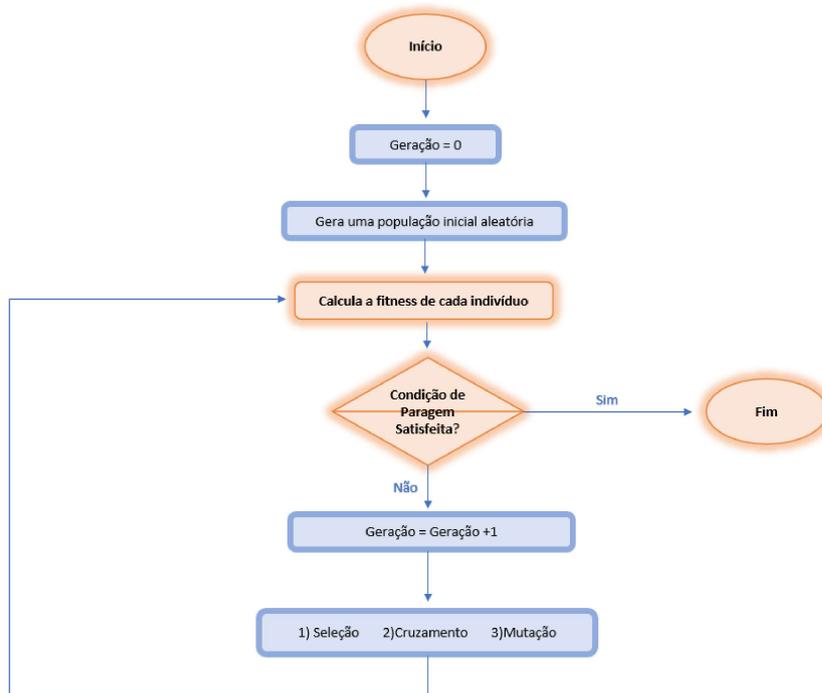


Figura 5.2: Fluxograma de um Algoritmo Genético

As novas populações são criadas ao longo do processo evolutivo por três operadores - seleção, cruzamento e mutação, que oferecem aos indivíduos mais aptos uma maior probabilidade de reprodução, de forma a dar origem a novos e melhores indivíduos (potenciais soluções).

Os indivíduos são avaliados através de uma função de *fitness*, que pode ser apenas a função objetivo de um modelo matemático, mas pode incorporar questões adicionais, como um termo de penalidade para penalizar soluções que violam alguma restrição do problema.

Durante o processo de evolução, pode ser usada uma estratégia elitista de forma a manter uma percentagem dos melhores indivíduos da população anterior para a nova geração, sem serem sujeitos à ação dos operadores. Os restantes indivíduos que constituem a nova geração são resultantes dos operadores de seleção, de cruzamento e de mutação

## 5.1 Algoritmo Genético Implementado

Nesta secção descreve-se a implementação de uma abordagem híbrida entre um GA e um *solver* que resolve modelos MILP. Para a implementação desta abordagem foi usado o Python 3.8 e o *solver* Cplex. Posteriormente, recorreu-se ao uso do Matlab para a elaboração de gráficos.

O GA é implementado apenas para o ciclo de operação da carga termostática - AC, dado ser esta carga a que impõe as maiores dificuldades computacionais. Posteriormente, as variáveis associadas ao funcionamento do AC que são definidas pelo GA são instanciadas no modelo MILP que é resolvido pelo *solver* para a otimização da operação dos restantes recursos energéticos.

Dada a elevada complexidade computacional na implementação dos modelos MILP apresentados no Capítulo 3 e 4, optou-se pela utilização de uma abordagem híbrida que combina as características do modelo MILP e do GA. O MILP tem um excelente desempenho na procura da solução ótima (exata) em modelos computacionalmente fáceis. O GA não garante a obtenção da solução ótima, mas tem um esforço computacional aceitável. Assim, com esta hibridização, consegue-se o equilíbrio entre obter uma solução de boa qualidade e com uma complexidade computacional inferior.

Com o GA pretende-se minimizar o consumo energético do AC para uma discretização em períodos de 15 minutos em 24 horas.

$$\min f = \sum_{t=1}^T P_t^{AC} \quad (5.1)$$

Deste modo, para a modelação do AC, foram consideradas as seguintes restrições:

$$\theta_t^{int} = \alpha * \theta_{t-1}^{int} + \beta * \theta_{t-1}^{ext} + \gamma * P_t^{AC}, t = 1, \dots, T \quad (5.2)$$

$$P_t^{AC} = (0.2\delta_t^1 + 0.4\delta_t^2 + 0.6\delta_t^3 + 0.8\delta_t^4 + \delta_t^5) * P_{nom}^{AC}, t = 1, \dots, T \quad (5.3)$$

$$\delta_t^1 + \delta_t^2 + \delta_t^3 + \delta_t^4 + \delta_t^5 \leq 1, t = 1, \dots, T \quad (5.4)$$

$$\theta_t^{int} \geq \theta_t^{minabs}, t = 1, \dots, T \quad (5.5)$$

$$\theta_t^{int} \leq \theta_t^{maxabs}, t = 1, \dots, T \quad (5.6)$$

$$\delta_t^s \in \{0, 1\} \quad (5.7)$$

Para a modelação do AC, são considerados os seis estados do seu funcionamento (a 20-40-60-80-100% da potência nominal  $P_{AC}^{nom}$  ou desligado, restrição (5.4)), ao longo de 96 intervalos de 15 minutos cada.

Assim, cada indivíduo é constituído por 96 genes, representando o ciclo de operação do AC, Figura 5.3. Cada gene indica o estado de operação da carga termostática nesse intervalo de 15 minutos. Cada estado de operação é representado por um valor inteiro entre 0 e 5, inclusive, consoante o nível de potência em que o AC está a operar.

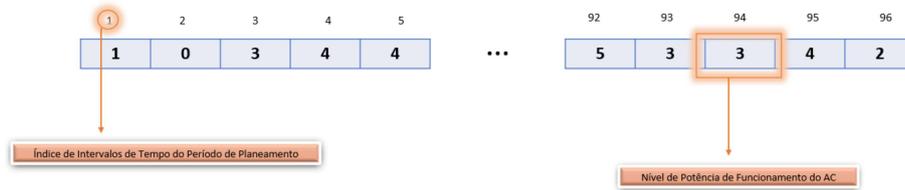


Figura 5.3: Exemplo de um Indivíduo

Estando o modelo sujeito às restrições (5.2)-(5.7), é necessário ter em consideração que embora o objetivo seja a minimização da potência requerida pelo AC, no cálculo da qualidade da solução, é necessário considerar um termo relativo à penalização de soluções que não respeitem as restrições relativas aos limites absolutos de conforto da temperatura interior (5.5) e (5.6). Desta forma, a função de *fitness* é dada por uma das seguintes funções consoante a experiência realizada:

$$\min f = \sum_{t=1}^T P_t^{AC} + 2 * P_{nom}^{AC} * n_{infrac} \quad (5.8)$$

$$\min f = \sum_{t=1}^T C_t^{ECompra} P_t^{AC} \Delta t + 2 * P_{nom}^{AC} * n_{infrac} \quad (5.9)$$

onde  $n_{infrac}$  corresponde ao número de ocorrências em que a temperatura interior transgride os limites estipulados.

As etapas do GA foram implementadas da seguinte forma:

- Inicialização, os indivíduos são gerados aleatoriamente por uma distribuição uniforme de números inteiros entre 0 e 5, inclusive.
- Avaliação, recorrendo às equações (5.8) ou (5.9) para cálculo da *fitness* de cada indivíduo.
- Seleção, através do método de torneio (entre três indivíduos), em que são escolhidos indivíduos aleatoriamente da população e o melhor é selecionado para um conjunto para reprodução.
- Cruzamento/*Crossover*, é usada a técnica de dois pontos de corte. São selecionados aleatoriamente dois indivíduos, dos escolhidos anteriormente para reprodução, e aleatoriamente

escolhe dois pontos de corte no progenitor 1 substituindo os genes contidos entre estes pelos respectivos genes do progenitor 2 (Figura 5.4).

- Mutação, altera um ou mais genes do indivíduo resultante do cruzamento. Os genes alterados são incrementados ou decrementados em um nível de potência do AC; no entanto, no caso de estar desligado apenas pode passar para o nível 1 e no caso de estar no nível 5 apenas pode reduzir para o nível 4 (Figura 5.5).
- Critério de Paragem, foi definido o número limite de gerações.

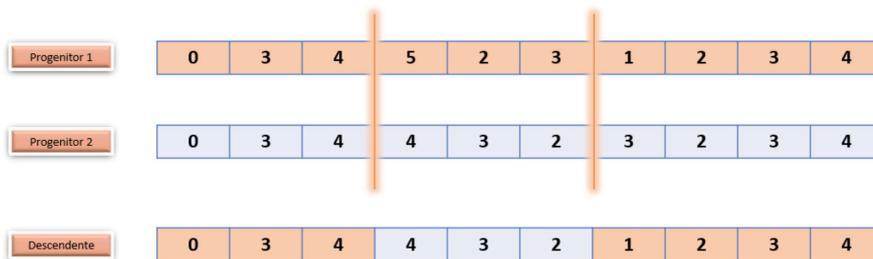


Figura 5.4: Exemplo Representativo de um *Crossover*/Cruzamento

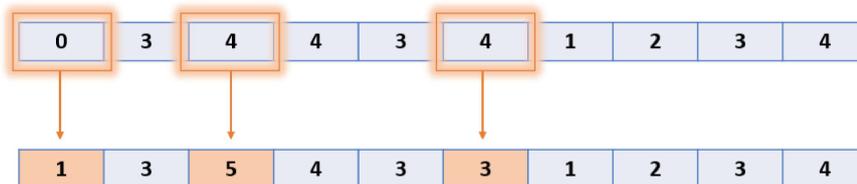


Figura 5.5: Exemplo Representativo de uma Mutação

No que diz respeito à mutação, para além da realização de experiências com probabilidade fixa, foram ainda feitos testes com probabilidade de mutação adaptativa, de forma a tentar evitar a estagnação do processo evolutivo em soluções ótimas locais. Desta forma, caso seja atingido um determinado número de gerações em que o melhor indivíduo (até ao momento) não se altere, a probabilidade de mutação é aumentada.

Dado que os algoritmos genéticos são bastante dependentes dos parâmetros escolhidos, como é o caso do tamanho do conjunto elite, da probabilidade de cruzamento e da probabilidade de mutação, é necessário fazer uma escolha adequada para esses parâmetros. O operador de mutação não pode ser muito alto, pois se for realizado um elevado número de mutações podem perder-se boas características (genes). Quanto à probabilidade de cruzamento, caso seja demasiado baixa pode retrair a troca de informação entre indivíduos. No que se refere ao elitismo, se o tamanho do conjunto de

soluções elite for demasiado alto, tal poderá conduzir a convergência prematura devida à perda da diversidade que foi conseguida pelos operadores; caso esse tamanho seja demasiado baixo poderão perder-se boas soluções encontradas.

Para este algoritmo escolheram-se os valores dos parâmetros da Tabela 5.1 após algum trabalho de afinação:

Tabela 5.1: Parâmetros do Algoritmo Genético

Parâmetro	Valor
Tamanho da População	100
Número de Gerações	5000
Número de Indivíduos Seleccionados para Elite	2; 4
Tamanho do Torneio	3
Probabilidade de Cruzamento	50%; 70%; 90%
Probabilidade de Mutação	2%; 5%

É ainda importante referir que cada experiência para um conjunto de parâmetros foi repetida para 30 *runs* diferentes, de modo a conseguir avaliar o desempenho do GA para a mesma experiência e para obter resultados estatísticos mais confiáveis.

## 5.2 Resultados Obtidos

Para as experiências seguintes, o AC, opera no modo de aquecimento. Os dados para a temperatura (exterior) foram registados em Coimbra a 01-01-2012, em anexo. A temperatura inicial interior é  $\theta_0^{in} = 20\text{ }^\circ\text{C}$ .  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$  são iguais a 0.8569, 0.1431 e 0.002775  $^\circ\text{C}/\text{W}$ , respetivamente. A potência nominal do AC é  $P_{nom}^{AC} = 1.5\text{ kW}$ . Para o coeficiente de penalização de desvio de temperatura considera-se  $\rho = 0.2\text{ €/}^\circ\text{C}$ . A temperatura interior é limitada por dois valores absolutos mínimo e máximo:  $\theta_t^{minabs} = 18\text{ }^\circ\text{C}$  e  $\theta_t^{maxabs} = 26\text{ }^\circ\text{C}$ .

Os HEMS requerem algoritmos capazes de calcular a operação ótima dos vários recursos energéticos praticamente em tempo real. Enquanto para o Cplex foi atribuído um tempo computacional de 2 horas, no caso da hibridização do GA com o MILP, cada experiência durou cerca de 5 minutos (4 minutos para o GA e 1 minuto para o *solver* MILP). Pretende-se avaliar o desempenho da abordagem híbrida em termos de custo da energia elétrica a pagar pelo consumidor *versus* tempo computacional.

Com este intuito, foram realizados vários testes com diferentes parâmetros, como a probabilidade de mutação, de cruzamento e o número de indivíduos selecionados para o conjunto elite. Foram ainda realizadas duas experiências para o cálculo da qualidade da solução com diferentes funções de *fitness* (5.8) e (5.9).

Posteriormente à obtenção dos resultados do GA, é chamado o *solver* MILP, para os Modelos 1 e 3 do Capítulo 3 e 4. Para o Modelo 1 e 3, foram consideradas todas as restrições correspondentes, à exceção de (3.21)-(3.26), tendo como função objetivo:

- Modelo 1,

$$\min f = \sum_{t=1}^T C_t^{ECompra} (L_t^{Base} + \sum_{j=1}^J P_{j,t}^{Sh} + \sum_{k=1}^K P_{k,t}^{EWH} + \sum_{m=1}^M P_{m,t}^{EV} + P_t^{AC}) \Delta t + \sum_{t \in T} \rho v_t \quad (5.10)$$

- Modelo 3 (com remuneração variável),

$$\min f = \sum_{t=1}^T (C_t^{ECompra} P_t^{G2H} \Delta t - C_t^{EVenda} P_t^{H2G} \Delta t) + \sum_{l \in L} C_l^{Cont} u_l^{Cont} + \sum_{t \in T} \rho v_t \quad (5.11)$$

Os resultados foram obtidos após a execução do GA e MILP, considerando uma discretização em intervalos de 15 minutos para o período de planeamento de 24 horas em ambas as abordagens. De salientar, que todos os resultados do Modelo 3 foram obtidos para uma remuneração de venda de energia à rede variável.

Como nomenclatura das tabelas, considera-se que:

- M é a probabilidade de mutação.
- C é a probabilidade de cruzamento.
- E é o número de indivíduos selecionados para o conjunto elite.

Por exemplo, M2N70E4, significa que se usou uma probabilidade de mutação de 2%, uma probabilidade de cruzamento de 70% e 4 indivíduos no conjunto elite.

Os resultados obtidos com a função de *fitness* (5.8), são os das Tabelas 5.2 e 5.3.

Tabela 5.2: Resultados estatísticos para uma discretização de 15 minutos e função de *fitness* (5.8) - valores em kW

Experiência	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo	Mediana
M2C70E2	40.630	0.462	39.600	41.700	40.500
M2C70E4	38.950	0.280	38.400	39.300	39.000
M5C50E4	40.060	0.393	39.000	40.800	40.200
M5C70E2	41.160	0.492	40.200	42.000	41.100
M5C70E4	40.060	0.316	39.600	40.800	39.900
M5C90E4	40.010	0.342	39.300	41.100	39.900
M7C70E4	40.490	0.383	39.900	41.400	40.500

Analisando a Tabela 5.2, a experiência M2C70E4, foi a que teve uma menor média, desvio padrão e mediana da função de *fitness*. Ao longo das 30 *runs* a *fitness* teve menos variação, o que significa uma maior precisão dos resultados. A experiência que tem pior *fitness* (M7C70E4) não é a que apresenta uma média e desvio padrão mais altos, no caso o que apresenta piores valores é a que tem a segunda melhor *fitness* (M5C70E4).

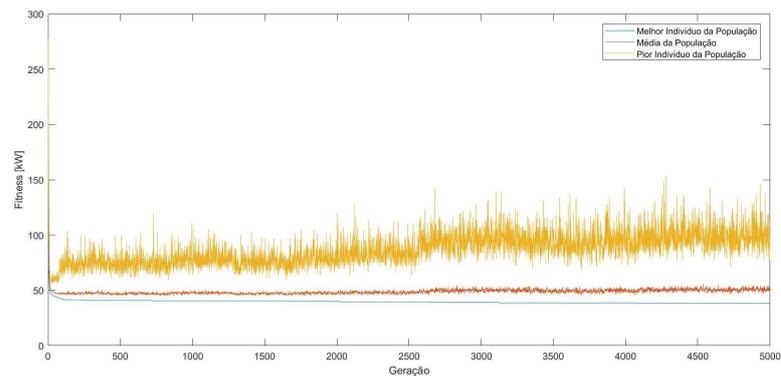


Figura 5.6: Evolução da Experiência M2C70E4 para a *run* com o melhor *fitness*

A Figura 5.6, representa a evolução da experiência M2C70E4 para a *run* que apresenta a melhor *fitness*. A partir das 300 gerações há uma estabilização do melhor indivíduo da população e da média. A curva da *fitness* do melhor indivíduo da população a partir das 300 gerações vai melhorando (diminuindo) lentamente.

Tabela 5.3: Resultados para uma discretização de 15 minutos e função de *fitness* (5.8)

<b>Experiência</b>	<b>Melhor Fitness (kWh)</b>	<b>Min f do Modelo 1(€)</b>	<b>Min f do Modelo 3(€)</b>
M2C70E2	9.900	6.492	0.928
M2C70E4	9.600	6.510	0.926
M5C50E4	9.750	6.429	0.892
M5C70E2	10.05	6.636	1.005
M5C70E4	9.900	6.514	0.929
M5C90E4	9.825	6.540	0.932
M7C70E4	9.975	6.556	0.954

Na Tabela 5.3, verifica-se que o melhor valor de *fitness* é para a experiência que tem uma probabilidade de mutação de 2%, uma probabilidade de cruzamento de 70% e um número de indivíduos elite igual a 4 (M2C70E4). No entanto é necessário salientar que embora seja o melhor valor de *fitness* aplicado ao AC, ao fazer a hibridização com os modelos MILP dos restantes recursos esta pode não ser a melhor solução global, o que significa que não é possível fazer uma correspondência direta da melhor solução à saída do GA com a melhor solução após a execução do *solver* MILP. Assim, dentro da mesma experiência podemos ter indivíduos com pior *fitness* mas com melhor resultado para os modelos MILP.

Observando as Figuras 5.7, 5.8, 5.9 e 5.10 para as soluções obtidas com a melhor *fitness* (M2C70E4) e com o melhor resultado final (M5C50E4), verifica-se que:

- AC - para ambos os casos a temperatura interior mantém-se sempre entre os 18 e os 20°C, uma vez que a *fitness* do GA pretende a minimização da potência e quer evitar consumos extra. Para ambos os casos, os níveis de potência do AC mais elevados estão concentrados quando a temperatura exterior é inferior. No caso do M5C50E4, obtém-se uma solução ligeiramente pior (mais 600W), uma vez que este apresenta dois períodos do AC a operar no nível 4 ( $\delta_t^4 = 1$ ), algo que não acontece na experiência M2C70E4 onde apenas opera para os 3 primeiros níveis. O facto de na experiência M2C70E4 operar em níveis inferiores justifica o melhor resultado da *fitness*, uma vez que esta se concentra na minimização da potência do AC (Figura 5.7).
- Total das Cargas para Modelo 1 - é possível observar na Figura 5.8 o diagrama de carga total (de todas as cargas), incluindo a carga base não controlável. A potência contratada es-

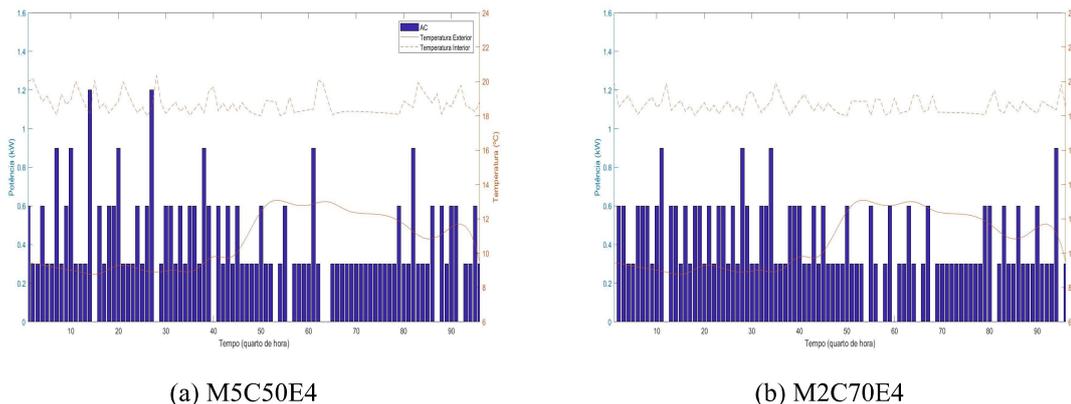


Figura 5.7: Ciclo de Operação do AC

tabelecida nunca é ultrapassada, tal como foi imposto nas restrições. Verifica-se, ainda, para ambos os modelos que a maior concentração de operação das cargas é no período [0-30] onde praticamente é atingido o valor definido para a potência contratada que corresponde aos três períodos com os valores mais baixos da tarifa definida (0.1, 0.075 e 0.13 €/kWh). Há uma menor utilização das cargas no período [57-80], que corresponde aos períodos onde o preço é mais elevado (0.21, 0.24 e 0.3 €/kWh).

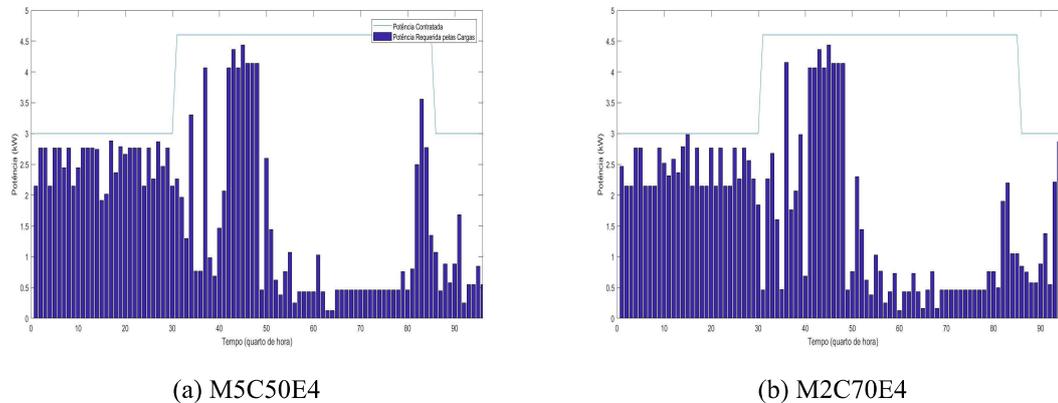


Figura 5.8: Diagrama de Carga Global - Modelo 1

- BESS - no Modelo 3, a bateria pode ser usada para alimentar as cargas. Como podemos observar na Figura 5.9, o funcionamento é muito semelhante para ambos os casos (M5CC50E4 e M2C70E4): a bateria carrega (H2B) nos intervalos em que o custo da energia é mais baixo em [10-24] e [52-68] ou nos períodos [36-55] onde se localiza maior produção PV, e descarrega (B2H) quando o custo é mais elevado nos períodos [43-50] e [69-96]. A SOC atinge o seu mínimo (0.64 kWh) em [48-49] após descarregar durante vários períodos consecutivos, voltando de seguida a carregar. Na experiência M2C70E4, verifica-se que a bateria carrega mais algumas vezes comparativamente ao que acontece na experiência M5C50E4.

- EV - no Modelo 3, muito à semelhança do BESS, o EV aproveita os intervalos em que o preço é mais baixo, nos períodos [10-24] e [36-48], para carregar (H2V) e descarrega (V2H) quando o preço é mais elevado, em [25-35] e [49-96]. Após descarregar durante vários períodos consecutivos até a SOC atingir o limite mínimo (8 kWh) em [96-0], o EV volta a carregar. No caso da experiência M2C70E4, o EV descarrega no período [33-36] (Figura 5.9).

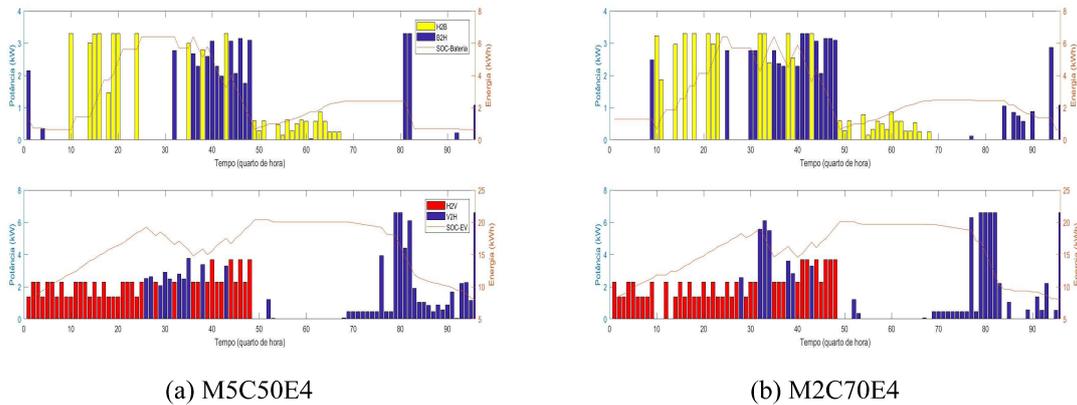


Figura 5.9: Ciclo de Operação do EV e do BESS - Modelo 3

- Transferências entre a Casa e a Rede - no Modelo 3, para as duas experiências as transferências G2H são apenas realizadas em períodos onde o preço é mais baixo. As transferências H2G são realizadas quando a remuneração de venda à rede atinge os valores máximos, no período [69-82] com os valores 0.24 e 0.3 €/kWh, chegando a atingir um nível de potência igual a 6.9 kW. Comparando os dois casos, é visível que há uma maior quantidade de transferências da casa para a rede no caso da experiência M5C50E4, o que vai justificar o menor custo de energia elétrica a pagar pelo consumidor (Figura 5.10).

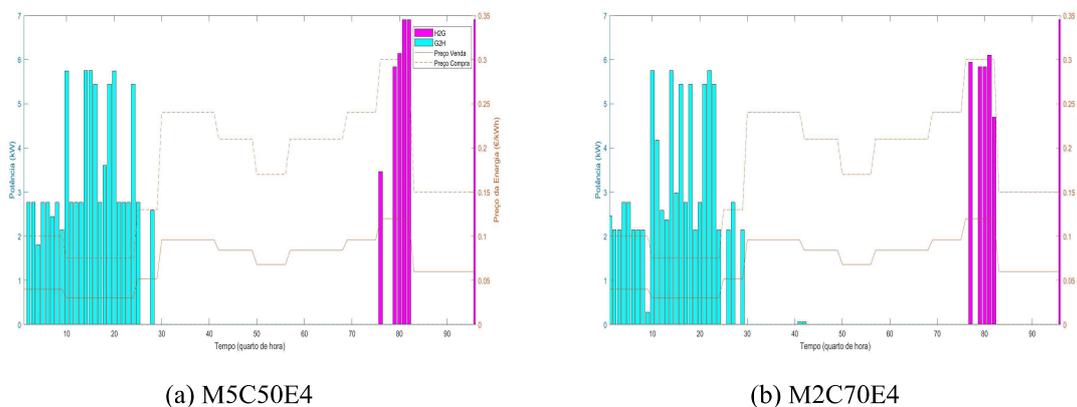


Figura 5.10: Transferências entre a Casa e a Rede - Modelo 3

De seguida para a mesma função de *fitness* (5.8) foram realizadas experiências considerando uma probabilidade de mutação adaptativa. Isto significa que, caso a melhor solução se mantenha cons-

tante ao longo de um valor predefinido de N gerações, o operador de mutação é incrementado de um determinado valor de forma a que seja introduzida variabilidade na população, tentando evitar que a procura fique estagnada num ótimo local. Assim, caso se verifique essa estagnação foram feitas as seguintes experiências, observadas na Tabela 5.4:

- A, caso a melhor solução se mantenha constante durante 500 gerações, à probabilidade de mutação adiciona-se 2% e se se mantiver constante durante 1000 gerações adiciona-se 5%.
- B, caso a melhor solução se mantenha constante durante 500 gerações, à probabilidade de mutação adiciona-se 2%.
- C, caso a melhor solução se mantenha constante durante 500 gerações, à probabilidade de mutação adiciona-se 5%.

Tabela 5.4: Resultados para uma discretização de 15 minutos considerando uma probabilidade de mutação adaptativa para o caso M5C70E4

Experiência	Melhor Fitness(kWh)	Min f do Modelo 1(€)	Min f do Modelo 3(€)
A	9.900	6.529	0.936
B	9.900	6.529	0.939
C	10.050	6.563	0.938

Para as diferentes experiências realizadas, da experiência A para a C a *fitness* piorou em 600W, que corresponde a mais um período de operação do AC no nível de potência 2. Embora aparentemente a experiência C seja razoavelmente pior, quando se implementa o *solver* MILP para a otimização dos restantes recursos energéticos essa diferença deixa de ser notória para a função objetivo global.

Comparando a probabilidade de mutação adaptativa com a fixa, observou-se para os vários casos que tanto para a *fitness* do GA como para as funções objetivo para os dois modelos MILP, os resultados obtidos foram piores para o caso da probabilidade de mutação adaptativa.

De forma a direcionar a evolução do GA para uma operação do AC mais otimizada, especialmente para períodos de menor custo de energia elétrica, decidiu-se incluir o custo de compra de eletricidade na função de *fitness*. Desta forma, deu-se prioridade ao uso do AC com níveis de potência superiores em períodos com menor custo, ao invés do que acontece para a função de *fitness* (5.8) na qual todos os períodos têm o mesmo peso e o funcionamento do AC é apenas condicionado pela temperatura exterior.

Os resultados obtidos para uma discretização de 15 minutos e a função de *fitness* (5.9) são apresentados nas Tabelas 5.5 e 5.6:

Tabela 5.5: Resultados estatísticos para uma discretização de 15 minutos e função de *fitness* (5.9) - valores em €

<b>Experiência</b>	<b>Média</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>	<b>Mediana</b>
M2C70E2	1.643	0.016	1.617	1.678	1.642
M2C70E4	1.614	0.014	1.584	1.638	1.612
M5C50E4	1.669	0.021	1.625	1.729	1.669
M5C70E4	1.671	0.017	1.641	1.716	1.670

Analisando a Tabela 5.5, a experiência com melhor *fitness* (M2C70E4) foi a que teve uma menor média, desvio padrão e mediana. Isto significa que, ao longo das 30 *runs* a função de *fitness* teve menos variação, ou seja maior precisão dos resultados. É ainda visível que a experiência que tem pior *fitness* (M5C70E4), não é a que apresenta uma média e desvio padrão mais altos; a que apresenta piores valores é a experiência que tem a melhor *fitness* (M5C50E4).

Tabela 5.6: Resultados para uma discretização de 15 minutos para e a função de *fitness* (5.9)

<b>Experiência</b>	<b>Melhor Fitness(€)</b>	<b>Min f do Modelo 1(€)</b>	<b>Min f do Modelo 3(€)</b>
M2C70E2	1.617	6.590	0.992
M2C70E4	1.584	6.581	0.983
M5C50E4	1.625	6.482	0.932
M5C70E4	1.641	6.525	0.956

Com estas quatro experiências verifica-se que, ao ser considerado o custo de compra da eletricidade na função de *fitness*, o funcionamento do AC altera-se e este passa a ser usado mais vezes e em níveis de potência superiores, inclusive no nível de potência 5 (1.5kW), em períodos onde o custo da energia é mais baixo (Figura 5.11). Esta alteração na operação do AC, reflete-se no aumento da temperatura interior que atinge um valor de 24 °C e na fatura do consumidor.

Verifica-se que a melhor *fitness* corresponde sempre à experiência M2C70E4. No entanto, a melhor solução após a implementação no Cplex corresponde nos dois casos à experiência M5C50E4. Comparando os resultados obtidos para as diferentes funções de *fitness* (5.8) e (5.9), após observação das Tabelas 5.3 e 5.6, obtiveram-se melhores resultados para a função de *fitness* (5.8).

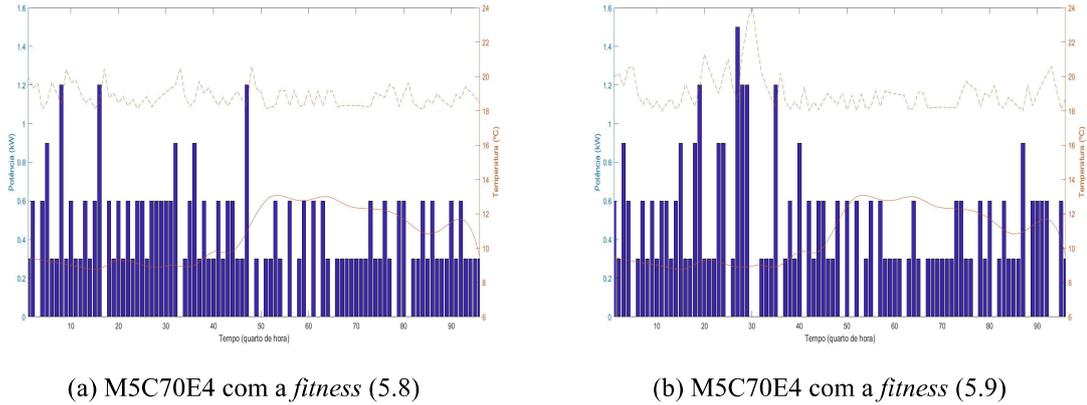


Figura 5.11: Ciclo de Operação do AC

### 5.3 Considerações Finais

Neste capítulo foram apresentados os resultados de diferentes experiências para a implementação de uma abordagem híbrida de um GA e de um *solver* MILP. Desta forma, foi possível avaliar as alterações na resposta dinâmica da procura consoante as características de cada experiência, como, por exemplo, diferentes probabilidades de mutação e de cruzamento, do número de indivíduos no conjunto elite e para diferentes funções de *fitnesses*.

Com as várias experiências realizadas verificou-se que:

- Com a abordagem híbrida, o tempo de execução diminui significativamente.
- Para as experiências em que foi considerada uma probabilidade de mutação adaptativa a função de *fitness* piorou, especialmente para a experiência C que teve o valor mais elevado de todas as experiências realizadas.
- No caso do AC, com a implementação de uma função de *fitness* que considera o custo de compra da energia elétrica, o AC passa a operar em níveis de potência superiores e consequentemente a temperatura interior aumenta.

Os resultados obtidos mostram que um HEMS dotado de algoritmos adequados consegue realizar uma gestão automática otimizada de todos os recursos energéticos para minimizar o custo do consumidor. Com a hibridização é possível tornar o HEMS mais viável, uma vez que requer um menor esforço computacional comparativamente à implementação exclusiva através de um *solver* MILP.



## Capítulo 6. Conclusão e pistas de desenvolvimento para trabalho futuro

---

A evolução da rede elétrica para as *Smart Grid* contribuiu para um fornecimento de eletricidade mais eficiente, confiável e seguro. Face aos avanços tecnológicos nos sistemas de energia elétrica, ao progressivo aumento do consumo de energia e à penetração da microgeração local solar e eólica bem como dos sistemas de armazenamento no setor residencial, é a necessidade de uma gestão e de uma otimização dos recursos energéticos. Neste contexto, as tarifas dinâmicas têm o potencial de fornecer sinais de preços que induzam padrões mais adequados de consumo, com benefícios para os consumidores, para os comercializadores e para os operadores de rede.

A informação sobre os preços dinâmicos dada ao consumidor antecipadamente permite influenciar o seu perfil da procura, sendo possível reduzir as pontas de dos diagramas de cargas individual e agregado. Desta forma, o consumidor consegue gerir os recursos energéticos disponíveis de acordo com os sinais de preços e as suas restrições preferências, assegurando sempre a qualidade dos serviços de energia.

Assim, o consumidor passa a ter um papel mais proativo na gestão da procura, face aos preços da eletricidade, requisitos de conforto e disponibilidade de geração local e de sistemas de armazenamento, de forma a minimizar os custos.

Nesta Dissertação são apresentadas duas abordagens para obter soluções para modelos de gestão de recursos energéticos para exploração da flexibilidade da procura: uma abordagem exata baseada em modelos (MILP) resolvidos com um *solver* e uma abordagem híbrida combinando um GA com um *solver*.

Na abordagem de utilização do *solver* Cplex para resolver o modelo (MILP), foram tratados dois cenários, um em que o consumidor apenas compra energia à rede e outro em que o consumidor passa a ter a possibilidade de vender energia à rede. No segundo caso verificou-se uma redução significativa do custo do consumidor relativamente ao caso em que o consumidor apenas compra energia. Esta redução deve-se não só à venda de energia à rede, mas principalmente à geração local PV e ao BESS, permitindo armazenar energia em períodos nos quais o preço é mais baixo e onde

a produção de energia pelo PV é maior, de forma a poder usar a energia em períodos onde o preço mais elevado. É importante salientar que para uma remuneração fixa de venda à rede é promovido o autoconsumo, enquanto que para uma remuneração variável é promovida a venda à rede.

Com a abordagem híbrida, foi implementado um GA para a gestão do AC uma vez que este conduz a um elevado esforço computacional e foi utilizado o *solver* para tratar o modelo MILP para os restantes recursos energéticos.

Comparando as abordagens de um *solver* para tratar o modelo MILP *versus* implementação de uma abordagem híbrida combinando um GA com o *solver* para resolver o MILP, o *solver* para o MILP forneceu soluções de boa qualidade (ainda com um certo gap) mas com um tempo computacional bastante elevado, enquanto a abordagem híbrida forneceu soluções muito próximas com um esforço computacional reduzido. Conclui-se, assim, que a abordagem híbrida é adequada para a implementação em HEMS. Com a combinação das duas abordagens torna-se possível tirar o melhor partido das capacidades de cada uma, alcançando boas soluções com um tempo computacional compatível com uma implementação em tempo (quase) real, conferindo ao HEMS um grau de confiança elevada para tomar decisões automáticas sobre a gestão integrada de múltiplos recursos energéticos residenciais.

Esta Dissertação permitiu ter uma visão mais aprofundada dos recursos energéticos presentes no setor residencial e do potencial de controlo, mediante os modelos de gestão para a exploração da flexibilidade da procura. A aplicação de tarifas dinâmicas conduz a resultados que se traduzem em poupanças para o consumidor, que pode adaptar os seus consumos aos preços de compra de energia elétrica praticados.

### 6.1 Pistas de Desenvolvimento para Trabalho Futuro

O objetivo desta Dissertação foi implementar duas metodologias: uma baseada num *solver* para resolver modelos MILP e outra baseada na hibridização de um GA com um *solver* MILP para otimizar a gestão de recursos energéticos residenciais.

Para desenvolvimentos futuros seria interessante prosseguir as seguintes pistas de investigação:

- Desenvolver modelos para tratamento da incerteza associada a diversas fontes, em particular relacionada com a disponibilidade de geração PV e com os padrões de utilização doEV.
- Considerar diversas cargas termostáticas (AC, bomba de calor) em modo aquecimento e arre-

fecimento.

- Considerar a geração local eólica.
- Estudar a aplicação do modelo para diferentes condições climáticas.
- Realizar experiências para períodos de planeamento superiores a um dia, com uma discretização temporal mais fina e para mais do que um consumidor, considerando agrupamentos de consumidores com vários perfis de consumo.
- Implementar programas de resposta dinâmica à procura com diferentes cenários para diferentes tipos de tarifas dinâmicas.

Esta Dissertação permitiu perceber que a participação ativa dos consumidores finais e uma otimização dos recursos energéticos disponíveis, num contexto de tarifas dinâmicas, terá benefícios significativos, não só para o consumidor que terá uma menor fatura de eletricidade, mas também para o sistema de energia elétrica que será mais confiável e eficiente.



## Bibliografia

---

- [1] EPRI. «*Report to NIST on the Smart Grid Interoperability Standards Roadmap*» (Contract no. SB1341-09-CN-0031), prepared by the Electric Power Research Institute (EPRI), project manager Don Von Dollen, August 10, 2009. URL: <http://www.tut.fi/eee/research/adine/materiaalit/Active%5C%20network/US%5C%20smart%5C%20grid/InterimSmartGridRoadmapNISTRestructure.pdf>. (acedido em: 23/09/2020).
- [2] R. Katz et al. «An information-centric energy infrastructure: The Berkeley view». Em: *Surface Science - SURFACE SCI* 1 (mar. de 2011), pp. 7–22. DOI: 10.1016/j.suscom.2010.10.001.
- [3] T. Hubert e S. Grijalva. «Realizing smart grid benefits requires energy optimization algorithms at residential level». Em: fev. de 2011, pp. 1–8. DOI: 10.1109/ISGT.2011.5759175.
- [4] A. Molderink et al. «Management and Control of Domestic Smart Grid Technology». Em: *IEEE Transactions on Smart Grid* 1.2 (2010), pp. 109–119. DOI: 10.1109/TSG.2010.2055904.
- [5] C. Antunes, M. Alves e B. Ecer. «Bilevel optimization to deal with demand response in power grids: models, methods and challenges». Em: *TOP* 28 (jul. de 2020). DOI: 10.1007/s11750-020-00573-y.
- [6] M. Shafie-Khah e P. Siano. «A Stochastic Home Energy Management System Considering Satisfaction Cost and Response Fatigue». Em: *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 14.2 (2018), pp. 629–638.
- [7] I. Lampropoulos et al. «History of demand side management and classification of demand response control schemes». Em: *2013 IEEE Power Energy Society General Meeting*. 2013, pp. 1–5.
- [8] A. Baitech et al. «International perspectives on demand-side integration». Em: 914 (2007), p. 5.
- [9] H. Jabir et al. «Impacts of Demand-Side Management on Electrical Power Systems: A Review». Em: *Energies* 11.5 (25 de abr. de 2018), p. 1050. DOI: 10.3390/en11051050.
- [10] C. W. Gellings. «The concept of demand-side management for electric utilities». Em: *Proceedings of the IEEE* 73.10 (1985), pp. 1468–1470.

- [11] A. Soares et al. «A Customized Evolutionary Algorithm for Multiobjective Management of Residential Energy Resources». Em: *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 13.2 (abr. de 2017), pp. 492–501. DOI: 10.1109/TII.2016.2628961.
- [12] C. H. Antunes et al. «A Discussion of Mixed Integer Linear Programming Models of Thermostatic Loads in Demand Response». Em: *Advances in Energy System Optimization*. Ed. por Valentin Bertsch et al. Series Title: Trends in Mathematics. Cham: Springer International Publishing, 2020, pp. 105–122. DOI: 10.1007/978-3-030-32157-4\_7.
- [13] A. Soares, A. Gomes e C. H. Antunes. «Domestic load characterization for demand-responsive energy management systems». Em: *2012 IEEE International Symposium on Sustainable Systems and Technology (ISSST)*. 2012, pp. 1–6. DOI: 10.1109/ISSST.2012.6227976.
- [14] R. Bessa et al. «Optimized Bidding of a EV Aggregation Agent in the Electricity Market». Em: *Smart Grid, IEEE Transactions on* 3 (mar. de 2012), pp. 443–452. DOI: 10.1109/TSG.2011.2159632.
- [15] S. Sharda, M. Singh e K. Sharma. «Demand side management through load shifting in IoT based HEMS: Overview, challenges and opportunities». Em: *Sustainable Cities and Society* (2020), p. 102517. ISSN: 2210-6707. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102517>.
- [16] R. A. Lopes et al. «A Literature Review of Methodologies Used to Assess the Energy Flexibility of Buildings». English. Em: *Proceedings of the 4th International Conference on Solar Heating and Cooling for Buildings and Industry (SHC 2015)*. Ed. por B. Yesilata. Energy Procedia. Sem PDF. Elsevier B.V., 2016, pp. 1053–1058. DOI: 10.1016/j.egypro.2016.06.274.
- [17] A. Mohsenian-Rad e A. Leon-Garcia. «Optimal Residential Load Control With Price Prediction in Real-Time Electricity Pricing Environments». Em: *IEEE Transactions on Smart Grid* 1.2 (2010), pp. 120–133. DOI: 10.1109/TSG.2010.2055903.
- [18] CEVE. *Períodos Horários*. URL: <https://www.ceve.pt/tarifarios/periodos-horarios>. (acedido em: 23/01/2021).
- [19] EDP. *Plano de Implementação dos projetos piloto de tarifas dinâmicas de acesso às redes*. URL: <https://www.erse.pt/media/vd3l3v0x/projeto-piloto-edpd.pdf>. (acedido em: 20/01/2021).
- [20] C. H. Antunes et al. «A Mixed-integer Linear Programming Model for Optimal Management of Residential Electrical Loads under Dynamic Tariffs». Em: *2018 International Conference on Smart Energy Systems and Technologies (SEST)*. 2018, pp. 1–6.

- 
- [21] N. Paterakis et al. «Optimal Household Appliances Scheduling Under Day-Ahead Pricing and Load-Shaping Demand Response Strategies». Em: *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 11 (dez. de 2015), pp. 1–1. DOI: 10.1109/TII.2015.2438534.
- [22] Y. Cheng e Y. Tai. «A MILP Model for Optimizing Distributed Resource System with Energy Storage and PV Considering Energy Storage Life Loss». Em: *2018 2nd IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2)*. 2018, pp. 1–6. DOI: 10.1109/EI2.2018.8582247.
- [23] M. T. Elsir et al. «Sizing and Allocation for Solar Energy Storage System Considering the Cost Optimization». Em: *2019 8th International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA)*. 2019, pp. 407–412. DOI: 10.1109/ICRERA47325.2019.8997082.
- [24] C. Abreu et al. «Application of Genetic Algorithms and the Cross-Entropy Method in Practical Home Energy Management Systems». Em: *IET Renewable Power Generation* 13 (mar. de 2019). DOI: 10.1049/iet-rpg.2018.6022.
- [25] V. Rasouli et al. «A Comparison of MILP and Metaheuristic Approaches for Implementation of a Home Energy Management System under Dynamic Tariffs». Em: *2019 International Conference on Smart Energy Systems and Technologies (SEST)*. 2019, pp. 1–6.
- [26] U. Latif et al. «Cost Optimization in Home Energy Management System Using Genetic Algorithm, Bat Algorithm and Hybrid Bat Genetic Algorithm». Em: mai. de 2018, pp. 667–677. DOI: 10.1109/AINA.2018.00102.
- [27] N. Zhang, B. D. Lebowicz e G. A. Hanasusanto. «Optimal Residential Battery Storage Operations Using Robust Data-Driven Dynamic Programming». Em: *IEEE Transactions on Smart Grid* 11.2 (2020), pp. 1771–1780.
- [28] M. Awais et al. «An Efficient Genetic Algorithm Based Demand Side Management Scheme for Smart Grid». Em: *2015 18th International Conference on Network-Based Information Systems*. 2015, pp. 351–356. DOI: 10.1109/NBiS.2015.54.
- [29] A. Soares et al. «Domestic Load Scheduling Using Genetic Algorithms». Em: abr. de 2013, pp. 142–151. DOI: 10.1007/978-3-642-37192-9\_15.
- [30] M. Mitchell. *An Introduction to Genetic Algorithms*. MIT Press, Cambridge. Jan. de 1998. DOI: 10.7551/mitpress/3927.001.0001.
-



# Apêndice A.

Tabela A.1: Alguns Parâmetros de Entrada do Modelo (parte 1)

<b>Tempo</b>	<b>P<sub>t</sub><sup>Cont</sup></b>	<b>L<sub>t</sub><sup>Base</sup></b>	<b>P<sub>t</sub><sup>PV</sup></b>	<b>θ<sub>t</sub><sup>ext</sup></b>	<b>Tempo</b>	<b>P<sub>t</sub><sup>Cont</sup></b>	<b>L<sub>t</sub><sup>Base</sup></b>	<b>P<sub>t</sub><sup>PV</sup></b>	<b>θ<sub>t</sub><sup>ext</sup></b>
	<b>kW</b>	<b>kW</b>	<b>kW</b>	<b>°C</b>		<b>kW</b>	<b>kW</b>	<b>kW</b>	<b>°C</b>
<b>1</b>	3.000	0.165	0	9.450	<b>25</b>	3.000	0.165	0	9.020
<b>2</b>	3.000	0.165	0	9.400	<b>26</b>	3.000	0.165	0	8.950
<b>3</b>	3.000	0.165	0	9.350	<b>27</b>	3.000	0.165	0	8.910
<b>4</b>	3.000	0.165	0	9.300	<b>28</b>	3.000	0.165	0	8.900
<b>5</b>	3.000	0.165	0	9.250	<b>29</b>	3.000	0.165	0	8.920
<b>6</b>	3.000	0.165	0	9.200	<b>30</b>	3.000	0.165	0	8.960
<b>7</b>	3.000	0.165	0	9.150	<b>31</b>	4.600	0.165	0	9.000
<b>8</b>	3.000	0.165	0	9.100	<b>32</b>	4.600	0.165	0	9.000
<b>9</b>	3.000	0.165	0	9.050	<b>33</b>	4.600	0.700	0	8.960
<b>10</b>	3.000	0.165	0	9.010	<b>34</b>	4.600	0.700	0	8.920
<b>11</b>	3.000	0.165	0	8.960	<b>35</b>	4.600	0.170	0	8.920
<b>12</b>	3.000	0.165	0	8.900	<b>36</b>	4.600	0.170	0.400	9.000
<b>13</b>	3.000	0.165	0	8.830	<b>37</b>	4.600	0.850	0.400	9.190
<b>14</b>	3.000	0.165	0	8.780	<b>38</b>	4.600	0.850	0.400	9.430
<b>15</b>	3.000	0.165	0	8.760	<b>39</b>	4.600	0.850	0.400	9.660
<b>16</b>	3.000	0.165	0	8.800	<b>40</b>	4.600	0.850	0.700	9.800
<b>17</b>	3.000	0.165	0	8.910	<b>41</b>	4.600	0.850	0.700	9.810
<b>18</b>	3.000	0.165	0	9.060	<b>42</b>	4.600	0.850	0.700	9.750
<b>19</b>	3.000	0.165	0	9.200	<b>43</b>	4.600	0.850	0.700	9.720
<b>20</b>	3.000	0.165	0	9.300	<b>44</b>	4.600	0.850	1.000	9.800
<b>21</b>	3.000	0.165	0	9.320	<b>45</b>	4.600	0.160	1.000	10.060
<b>22</b>	3.0000	0.165	0	9.280	<b>46</b>	4.600	0.160	1.000	10.480
<b>23</b>	3.000	0.165	0	9.190	<b>47</b>	4.600	0.160	1.000	10.970
<b>24</b>	3.000	0.165	0	9.100	<b>48</b>	4.600	0.160	1.050	11.500

Tabela A.2: Alguns Parâmetros de Entrada do Modelo (parte 2)

<b>Tempo</b>	<b>P<sub>t</sub><sup>Cont</sup></b>	<b>L<sub>t</sub><sup>Base</sup></b>	<b>P<sub>t</sub><sup>PV</sup></b>	<b>θ<sub>t</sub><sup>ext</sup></b>	<b>Tempo</b>	<b>P<sub>t</sub><sup>Cont</sup></b>	<b>L<sub>t</sub><sup>Base</sup></b>	<b>P<sub>t</sub><sup>PV</sup></b>	<b>θ<sub>t</sub><sup>ext</sup></b>
	<b>kW</b>	<b>kW</b>	<b>kW</b>	<b>°C</b>		<b>kW</b>	<b>kW</b>	<b>kW</b>	<b>°C</b>
<b>49</b>	4.600	0.165	1.050	12.000	<b>73</b>	4.600	0.160	0	12.290
<b>50</b>	4.600	0.165	1.050	12.430	<b>74</b>	4.600	0.160	0	12.270
<b>51</b>	4.600	0.165	1.050	12.780	<b>75</b>	4.600	0.160	0	12.350
<b>52</b>	4.600	0.165	1.100	13.000	<b>76</b>	4.600	0.160	0	12.200
<b>53</b>	4.600	0.165	1.100	13.090	<b>77</b>	4.600	0.160	0	12.130
<b>54</b>	4.600	0.165	1.100	13.070	<b>78</b>	4.600	0.160	0	12.020
<b>55</b>	4.600	0.130	1.100	12.990	<b>79</b>	4.600	0.160	0	11.880
<b>56</b>	4.600	0.130	1.050	12.900	<b>80</b>	4.600	0.160	0	11.700
<b>57</b>	4.600	0.130	1.050	12.820	<b>81</b>	4.600	0.500	0	11.480
<b>58</b>	4.600	0.130	1.050	12.780	<b>82</b>	4.600	1.600	0	11.250
<b>59</b>	4.600	0.130	1.050	12.770	<b>83</b>	4.600	1.600	0	11.050
<b>60</b>	4.600	0.130	1.000	12.800	<b>84</b>	4.600	0.750	0	10.900
<b>61</b>	3.000	0.130	1.000	12.870	<b>85</b>	3.000	0.750	0	10.830
<b>62</b>	3.000	0.130	1.000	12.950	<b>86</b>	3.000	0.250	0	10.850
<b>63</b>	3.000	0.130	1.000	13.000	<b>87</b>	3.000	0.450	0	10.940
<b>64</b>	3.000	0.130	0.700	13.000	<b>88</b>	3.000	0.280	0	11.100
<b>65</b>	3.000	0.160	0.700	12.920	<b>89</b>	3.000	0.280	0	11.310
<b>66</b>	3.000	0.160	0.700	12.790	<b>90</b>	3.000	0.280	0	11.520
<b>67</b>	3.000	0.160	0.700	12.640	<b>91</b>	3.000	1.080	0	11.670
<b>68</b>	3.000	0.160	0.400	12.500	<b>92</b>	3.000	0.250	0	11.700
<b>69</b>	3.000	0.160	0	12.400	<b>93</b>	3.000	0.250	0	11.560
<b>70</b>	3.000	0.160	0	12.350	<b>94</b>	3.000	0.250	0	11.180
<b>71</b>	3.000	0.160	0	12.320	<b>95</b>	3.000	0.250	0	10.520
<b>72</b>	3.000	0.160	0	12.300	<b>96</b>	3.000	0.250	0	9.500