



António Gabriel de Almeida dos Santos

Licenciado em Ciências da Engenharia Eletrotécnica e de Com-
putadores

Redução de emissões de CO₂ associadas ao consumo de energia
elétrica em sistemas de aquecimento de águas quentes sanitárias

MESTRADO EM ENGENHARIA ELETROTÉCNICA E DE COMPUTADORES

Universidade NOVA de Lisboa
Setembro, 2024

Redução de emissões de CO₂ associadas ao consumo de energia elétrica em sistemas de aquecimento de águas quentes sanitárias

ANTÓNIO GABRIEL DE ALMEIDA DOS SANTOS

Licenciado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

Orientador: Rui Miguel Amaral Lopes,
Professor Auxiliar, Universidade NOVA de Lisboa

Coorientadores: João Francisco Alves Martins,
Professor Catedrático, Universidade NOVA de Lisboa

Júri:

Presidente: João Filipe dos Santos Sarraipa
Professor Auxiliar, NOVA School of Science and Technology | FCT NOVA

Arguentes: Nuno Manuel Ortega Amaro
Professor Auxiliar, NOVA School of Science and Technology | FCT NOVA

Orientador: Rui Miguel Amaral Lopes
Professor Auxiliar, NOVA School of Science and Technology | FCT NOVA

Redução de emissões de CO₂ associadas ao consumo de energia elétrica em sistemas de aquecimento de águas quentes sanitárias

Copyright © António Santos, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade NOVA de Lisboa.

A Faculdade de Ciências e Tecnologia e a Universidade NOVA de Lisboa têm o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicar esta dissertação através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou de forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, e de a divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objetivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor.

Aos meus pais.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, quero expressar os meus agradecimentos ao meu orientador, o professor Rui Amaral Lopes, pelo seu inestimável apoio e dedicação ao longo do desenvolvimento da minha dissertação. O seu conhecimento e orientação foram fundamentais para a concretização deste trabalho. Agradeço-lhe por partilhar generosamente a sua experiência e por me guiar neste percurso académico. Sem o seu apoio, este projeto não teria sido possível. Ao meu estimado coorientador, João Martins, gostaria de expressar a minha gratidão pela sua ajuda e por todos os conhecimentos transmitidos.

Quero agradecer a todos os amigos que fiz ao longo do meu percurso académico na Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade NOVA, nomeadamente ao Fábio Araújo, João Reis, João Silveira, Rui Matos e Bernardo Candelária, por todo o seu apoio e aconselhamento ao longo desta jornada. Sem eles penso que o meu desenvolvimento pessoal não teria sido tão notável. Também gostaria de expressar a minha gratidão a todos os meus amigos fora do meu contexto académico que sempre tiveram aqui para me apoiar (Rui Tacanho, Ricardo Gonçalves e Tiago Ramos).

Por fim não menos importante que todos os outros, gostaria de agradecer à minha família, especialmente aos meus pais por estarem sempre ao meu lado, oferecendo o seu apoio incondicional em cada etapa desta jornada. Sem eles não seria a pessoa que sou, graças ao seu carinho e fé consegui superar, os mais distintos, obstáculos. Sem o alicerce firme e o amor que me proporcionaram não teria conseguido chegar tão longe.

“You cannot teach a man anything; you can only help him
discover it in himself.” (Galileo).

RESUMO

A preocupação com a redução das emissões de gases com efeito de estufa tem aumentado significativamente, dada a sua contribuição direta para as mudanças climáticas, o que levou as instituições europeias, como a Comissão Europeia, a estabelecer metas e limites para as emissões de CO₂. O consumo de energia elétrica no sector residencial tem uma forte expressão no consumo de energia a nível global (representa cerca de 25% da energia elétrica global), sendo que dentro desta, 15% a 20% da energia elétrica é utilizada para o aquecimento de sistemas de águas quentes sanitárias.

Uma das ferramentas a considerar na evolução do sistema elétrico é a Flexibilidade Energética (FE). Esta representa a capacidade de um sistema alterar o seu consumo ou produção de energia em resposta a sinais externos, respeitando as necessidades da rede e do consumidor. Uma das formas de utilizar a FE é através de um algoritmo de otimização, como por exemplo o Binary Particle Swarm Optimization (BOEP). O estudo realizado considerou a redução das emissões de CO₂ associadas ao consumo de energia elétrica num sistema de aquecimento de águas quentes sanitárias utilizando a flexibilidade energética através do BOEP.

Palavras chave: Energia Elétrica, Flexibilidade Energética, *Binary Particle Swarm Optimization*, Sistema de Aquecimento de Águas Quentes Sanitárias.

ABSTRACT

The concern with reducing greenhouse gas emissions has increased significantly, given their direct contribution to climate change, which has led European institutions, such as the European Commission, to set targets and limits for CO₂ emissions. Electricity consumption in the residential sector has a significant share of global energy consumption (representing about 25% of global electricity), with 15% to 20% of this electricity being used for heating domestic hot water systems.

One of the tools to consider in the evolution of the electricity system is Energy Flexibility (FE EF). This represents the ability of a system to change its energy consumption or production in response to external signals, while meeting the needs of both the grid and the consumer. One way to utilize EF is through an optimization algorithm, such as Binary Particle Swarm Optimization (BOEP). The case study considered the reduction of CO₂ emissions associated with electricity consumption in a domestic hot water heating system using energy flexibility through a BOEP.

Keywords: Electrical Energy, Energy Flexibility, Binary Particle Swarm Optimization, Sanitary Hot Water Heating System"

ÍNDICE

1	INTRODUÇÃO.....	1
1.1	Enquadramento e Motivação	1
1.2	Objetivos	2
1.3	Estrutura.....	3
2	ESTADO DA ARTE.....	5
2.1	Flexibilidade Energética.....	5
2.2	Flexibilidade Energética em AQS.....	18
2.3	Discussão.....	26
3	SOLUÇÃO PROPOSTA.....	29
3.1	Visão geral	29
3.2	Sistema de Aquecimento e Armazenamento de AQS.....	31
3.3	Dados Previstos.....	36
3.4	Algoritmo.....	36
4	RESULTADOS E ANÁLISE	45
4.1	Estudo de Caso.....	45
4.2	Utilização da Flexibilidade Energética com a aplicação do BOEP	46
4.2.1	Funcionamento Original	47
4.2.2	Experiência de Inverno	50
4.2.3	Experiência de Outono	57
4.2.4	Experiência de Verão	64
4.2.5	Experiência de Primavera	71
4.2.6	Análise de resultados.....	78
5	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	81
5.1	Contribuições.....	81
5.2	Trabalhos Futuros.....	82

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1-Simulação dos resultados para o caso 1 [19]	7
Figura 2.2-Temperatura em uma habitação com variações na temperatura interior, no preço da eletricidade, e na temperatura exterior [20]	10
Figura 2.3- Custo da Eletricidade tendo em conta dois cenários. Um cenário em que é utilizado o OCF e um outro cenário em que não é utilizado [22]	11
Figura 2.4- Zonas de pico de procura de eletricidade com base em dois cenários. Um cenário em que é utilizado o OCF e um outro cenário em que não é utilizado [22]	11
Figura 2.5-Exposição de todos os valores obtidos nos vários tipos de tarifa [24].....	12
Figura 2.6- Perfil de consumo de energia eléctrica em cada caso [27].....	14
Figura 2.7-Indicador do potencial da FE em cada caso [27].....	15
Figura 2.8-Comparação dos valores associados ao consumo de energia eléctrica e de potencia total entre os três cenários nas respetivas potências [28]	16
Figura 2.9-Comparação na distribuição dos custos energéticos entre as operações sem e com uso da FE	18
Figura 2.10-Comparação da água quente utilizada em ambas as partes do trabalho [33].....	19
Figura 2.11-Segunda experiência, comparação através da energia acumulada, entre um sistema que utiliza o Q-iteration e um outro que utiliza um termostato comum [34]	21
Figura 2.12-a) Distribuição das previsões alcançadas através da rede neuronal. (b) Perfil de consumo diário através do uso de rede neurais [35]	22
Figura 2.13-Comparação entre o previsto e o medido. (a)-Procura. (b)-Ruido [35]	23
Figura 3.1- Arquitetura do EFsyst (desenvolvido em [7]), implementado com a unidade de controlo remoto	30
Figura 3.2-Arquitetura do sistema desenvolvido em um ambiente simulado.....	31
Figura 3.3- Configuração interna do termoacumulador utilizado.....	32
Figura 3.4- Comportamento de um sistema de aquecimento e armazenamento de AQS, caso b	35
Figura 3.5- Comportamento de um sistema de aquecimento e armazenamento de AQS, caso a	35
Figura 3.6- Algoritmo BOEP	37
Figura 3.7- Ilustração de um partícula gerado pelo BOEP	38
Figura 3.8- Comportamento do sistema de armazenamento de AQS.....	40
Figura 3.9-Resposta do algoritmo sobre o sistema de aquecimento e armazenamento de AQS sem a utilização da <i>sliding windows</i>	42
Figura 3.10- Resposta do algoritmo sobre o sistema de aquecimento e armazenamento de AQS com a utilização do <i>sliding windows</i>	43
Figura 3.11- Fluxograma que ilustra o funcionamento do sistema.....	44
Figura 4.1- Funcionamento original na gama de temperaturas do cenário normal.....	48

Figura 4.2- Funcionamento original na gama de temperaturas do cenário curto	49
Figura 4.3-Funcionamento original na gama de temperaturas no cenário normal, instanciado nas emissões de dióxido de carbono de janeiro	51
Figura 4.4-Funcionamento original na gama de temperaturas no cenário curto, instanciado nas emissões de dióxido de carbono de janeiro	52
Figura 4.5-Experiência de inverno, cenário normal	53
Figura 4.6-Experiência de inverno, cenário curto	54
Figura 4.7-Perfis da temperatura, sinal de penalidade e consumo de água quente no dia médio na experiência de inverno segundo a gama de funcionamento normal	55
Figura 4.8-Perfis da temperatura, sinal de penalidade e consumo de água quente no dia médio na experiência de inverno segundo a gama de funcionamento curta	56
Figura 4.9-Funcionamento original na gama de temperaturas no cenário normal, instanciado nas emissões de dióxido de carbono de outubro	58
Figura 4.10-Funcionamento original na gama de temperaturas no cenário curto, instanciado nas emissões de dióxido de carbono de outubro	59
Figura 4.11-Experiência de outono, cenário normal	60
Figura 4.12-Experiência de outono, cenário curto	61
Figura 4.13-Perfis da temperatura, sinal de penalidade e consumo de água quente no dia médio na experiência de outono segundo a gama de funcionamento normal	62
Figura 4.14-Perfis da temperatura, sinal de penalidade e consumo de água quente no dia médio na experiência de outono segundo a gama de funcionamento curta	63
Figura 4.15-Funcionamento original na gama de temperaturas no cenário normal, instanciado nas emissões de agosto	65
Figura 4.16-Funcionamento original na gama de temperaturas no cenário curto, instanciado nas emissões de dióxido de carbono de agosto	66
Figura 4.17-Experiência verão, cenário normal	67
Figura 4.18-Experiência verão, cenário curto	68
Figura 4.19-Perfis da temperatura, sinal de penalidade e consumo de água quente no dia médio na experiência de verão segundo a gama de funcionamento normal	69
Figura 4.20-Perfis da temperatura, sinal de penalidade e consumo de água quente no dia médio na experiência de verão segundo a gama de funcionamento curta	70
Figura 4.21-Funcionamento original na gama de temperaturas no cenário normal, instanciado nas emissões de dióxido de carbono de maio	72
Figura 4.22-Funcionamento original na gama de temperaturas no cenário curto, instanciado nas emissões de dióxido de carbono de maio	73
Figura 4.23-Experiência primavera, cenário normal	74
Figura 4.24-Experiência primavera, cenário curto	75
Figura 4.25-Perfis da temperatura, sinal de penalidade e consumo de água quente no dia médio na experiência de primavera segundo a gama de funcionamento normal	76

Figura 4.26-Perfis da temperatura, sinal de penalidade e consumo de água quente no dia médio na experiência de primavera segundo a gama de funcionamento curta	77
--	----

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1-Custo em ambos os cenários consoante o risco [19].....	8
Tabela 2- Comparação do Custo da eletricidade com os dados fornecidos em [37]	24
Tabela 3- Comparação entre os custos dos vários cenários na tarifa Bi-Horária com um consumo às 08:00. Os dados foram fornecidos em [8]	25
Tabela 4- Comparação entre os custos dos vários cenários na tarifa Tri-Horária com um consumo às 08:00. Os dados foram fornecidos em [8]	25
Tabela 5-Resumo da Revisão de Literatura.....	27
Tabela 6 - Variáveis que caracterizam o sistema de armazenamento e aquecimento de AQS	34
Tabela 7-Consumo total de energia no funcionamento original em ambos os cenários	47
Tabela 8-Somatório total do consumo energético e das emissões de dióxido de carbono ao longo dos trinta e um dias na experiência de inverno em ambos os cenários	50
Tabela 9-Somatório total do consumo energético e das emissões de dióxido de carbono ao longo de trinta e um dias na experiência de outono em ambos os cenários	57
Tabela 10-Somatório total do consumo energético e das emissões de dióxido de carbono ao longo dos trinta e um dias na experiência de verão em ambos os cenários	64
Tabela 11- Somatório total do consumo energético e das emissões de dióxido de carbono ao longo de trinta e um dias na experiência de primavera em ambos os cenários.....	71
Tabela 12-Somatório total das emissões de dióxido de carbono ao longo dos trinta e um dias no cenário normal, em ambos os funcionamentos (original e com a flexibilidade energética), nas quatro experiências	79
Tabela 13-Redução percentual (%) das emissões de dióxido de carbono ambos os funcionamentos no cenário normal, nas quatro experiências	79
Tabela 14- Somatório total das emissões de dióxido de carbono ao longo dos trinta e um dias no cenário curto, em ambos os funcionamentos (original e com a flexibilidade energética), nas quatro experiências	80
Tabela 15- Redução percentual (%) das emissões de dióxido de carbono ambos os funcionamentos no cenário normal, nas quatro experiências	80
Tabela 16- Consumo total de energia elétrica nos dois cenários em cada uma das experiências	80

SIGLAS

MCP	Modelo de Controle Preditivo
FE	Flexibilidade Energética
RP	Resposta à Procura
AQS	Águas quentes sanitárias
REI	Rede Elétrica Inteligente
CO2	Dióxido de carbono
UCR	Unidade de Controlo Remoto
AVAC	Aquecimento, Ventilação e Ar Condicionado
OCF	Otimização por Colónia de Formigas
OEP	Otimização por Enxame de Partículas
FC	Função Custo
PLIM	Programação Linear Inteira Mista
SAAA	Sistema de abastecimento e armazenamento de água

INTRODUÇÃO

O objetivo deste capítulo passa por apresentar de uma forma geral o tema da dissertação e a estrutura do documento. A subsecção 1.1 trata de fazer o enquadramento e apresentar a motivação para o trabalho. De seguida, a subsecção 1.2 expõe o objetivo do trabalho desenvolvido. Por fim, a subsecção 1.3 apresenta a estrutura deste documento.

1.1 Enquadramento e Motivação

As temperaturas registadas nas últimas quatro décadas têm sido sucessivamente mais altas. Também em 2023 [1] a concentração de CO₂ na atmosfera foi maior do que nos últimos dois milhões de anos e é quase certo que tal é devido ao fator humano. A diminuição dos glaciares no ártico nos anos 2010-2019, tem acontecido devido ao aumento da temperatura na superfície do oceano (0-700 metros de profundidade). Desde 1950 que a frequência com que catástrofes naturais ocorrem, como por exemplo secas extremas, furacões e inundações tem vindo a aumentar. Muitas destas alterações estão intimamente ligadas ao aumento do aquecimento global. Considerando todos os cenários relativos às emissões de CO₂ e a outros gases poluidores da atmosfera, a temperatura à superfície terrestre vai continuar a aumentar, a não ser que as emissões de CO₂ e outros poluentes atmosféricos sejam significativamente reduzidos. Parte integrante da solução passa pela mudança no paradigma no setor da energia, mais concretamente na adaptação do sistema elétrico para que este consiga adaptar-se a novas fontes de energias não poluentes [2]. Também o consumo de energias com origem em fontes de energia fósseis, que tem ocorrido nos últimos anos, forçou a que tenham surgido planos para que sejam reduzidas as emissões de dióxido de carbono. Por exemplo, o programa de mudança de clima em Inglaterra, que tem como objetivo a redução das emissões de dióxido de carbono em 80% até 2050 [3]. Por sua vez, o Roteiro para a Neutralidade Carbónica 2050 descreve que Portugal deve reduzir as emissões de gases com efeito de estufa em 38% a 40% em 2030 face a valores de 2005, com forte ênfase no papel do sistema energético para a neutralidade carbónica (através da integração de fontes de energia renováveis e da crescente eletrificação dos consumos energéticos, sendo estes os principais vetores da descarbonização) [4]. Assim a análise ao relatório [5] dá a conhecer dois pontos importantes sobre a redução no consumo de CO₂. O primeiro, é que para que seja possível aplicar técnicas que visam a redução no consumo

e na produção de CO_2 é necessário ter acesso a dados exatos do consumo de CO_2 . O segundo ponto recai sobre a importância de contabilizar variações horárias em vez de variações anuais no consumo de CO_2 , uma vez que o erro entre ambas é superior a 50% em muitas zonas. O relatório desenvolvido [5] demonstra assim a importância e as mais valias de se ter acesso a dados mais granulares de consumos de CO_2 o que acaba assim por motivar o desenvolvimento de todo um sistema que visa a sua redução.

O impacto que o consumo de águas quentes sanitárias tem no setor residencial é considerável [6]. O estudo levado a cabo em [7] trata de analisar o impacto no consumo de água quente em três edifícios na Polónia, com objetivo de verificar a energia utilizada para o aquecimento da água. Este trabalho apresenta duas conclusões que demonstram o impacto que o consumo de água quente tem no contexto residencial. A primeira conclusão é que 30% da água consumida nas habitações é destinada ao consumo de água quente. A segunda conclusão é que 36% a 48% da energia elétrica utilizada foi para o aquecimento de águas sanitárias em contraste com os 15% a 20% encontrados na literatura [6]. Ainda o relatório desenvolvido em 2021 pela *eurostat* [6] defende que cerca de 20% do aquecimento de água é realizado através de eletricidade. Dado o impacto que o consumo de água quente tem no sector residencial e a necessidade da redução das emissões de CO_2 , existe a motivação para o desenvolvimento de soluções que permitam a redução das emissões de CO_2 associadas ao consumo de águas quentes sanitárias.

1.2 Objetivos

Considerando a necessidade de reduzir as emissões de CO_2 e de outros gases poluentes, este trabalho visa o desenvolvimento de uma solução para a gestão da Flexibilidade Energética (FE) existente em sistemas de aquecimento de águas quentes sanitárias de forma a reduzir as referidas emissões associadas ao consumo de energia elétrica. A referida solução baseia-se num algoritmo Otimização por Enxame de Partículas (OCF), que utiliza dados provenientes do sistema de aquecimento de águas quentes sanitárias cuja FE se deseja controlar e que possibilita a integração com outras fontes de dados, tais como, plataformas que disponibilizam os valores das emissões de CO_2 associadas ao consumo de energia elétrica de um determinado país.

Este trabalho tem também como objetivo a aplicação da referida solução a um estudo de caso concreto, considerando as emissões de CO_2 associadas ao consumo de energia elétrica de Portugal num determinado ano. Adicionalmente, pretende-se que o algoritmo desenvolvido possa ser integrado em futuras implementações de unidades de controlo remoto como a referida em [8].

1.3 Estrutura

Este documento está organizado e estruturado em cinco capítulos, incluindo o atual, nomeadamente: Introdução; Estado de Arte; Solução Proposta; Resultados e Análise; e Contribuições e Trabalhos Futuros.

- **Capítulo 2 - Estado de Arte**

O segundo capítulo apresenta o estado de arte referente à utilização de FE no paradigma atual, assim como relaciona a sua utilização em sistemas de aquecimento de AQS, em que o objetivo é a redução das emissões de dióxido de carbono associadas ao consumo de energia elétrica.

- **Capítulo 3 - Solução Proposta**

O terceiro capítulo descreve a solução proposta, dando ênfase ao desenvolvimento do principal algoritmo. Posteriormente também se descreve a sua implementação com um outro algoritmo desenvolvido que representa o funcionamento de um sistema de aquecimento de águas quentes sanitárias.

- **Capítulo 4 - Resultados e Análise**

O quarto capítulo, denominado por Resultados e Análise, descreve o estudo de caso analisado que se foca na redução das emissões de dióxido de carbono associados ao consumo de energia elétrica de um sistema de aquecimento de águas quentes sanitárias bem como expõe os resultados obtidos.

- **Capítulo 5 - Contribuições e Trabalhos Futuros**

O último capítulo trata de apresentar as contribuições do trabalho realizado bem como mencionar possíveis trabalhos futuros que levariam a melhorias do trabalho desenvolvido

ESTADO DA ARTE

Este capítulo trata de explicar o conceito de Flexibilidade Energética e a sua relação com o atual setor energético. Primeiramente, são apresentados vários trabalhos que utilizam a FE em sistemas parecidos ao estudado, como também trabalhos que utilizaram a FE para a redução das emissões de dióxido de carbono no consumo de energia elétrica. A sua seleção assentou na variedade do tipo de algoritmo utilizado em sistemas parecidos ao estudado, bem como com algum foque no final, em trabalhos que tiveram como objetivo a redução de dióxido de carbono. Por fim são analisados trabalhos que exploram a FE em sistemas de armazenamento de AQS. Este capítulo termina com uma discussão sobre a revisão do estado da arte realizado.

2.1 Flexibilidade Energética

Até 2050 a União Europeia pretende reduzir entre 88%-91% as emissões de CO₂ [9], em comparação aos níveis registados em 2018. Na Europa, cerca de 40% da energia elétrica é consumida em edifícios (habitações, escritórios, entre outros), que são também responsáveis por cerca de 36% das emissões de CO₂ [10] [11]. Existe, portanto, uma forte motivação para integrar a produção descentralizada de eletricidade a partir de fontes de energia renováveis, visando mitigar a utilização de combustíveis fósseis. No entanto, para que os sistemas cumpram os objetivos estipulados, é necessária uma mudança de paradigma na distribuição de energia, o que por sua vez impõe novos desafios, como a variabilidade e o controlo das fontes de energia renováveis nos vários sistemas onde são utilizadas [12].

Surge assim o conceito de *Demand Response* (RP), que diz respeito à alteração no consumo de energia por parte do consumidor final, ou por um fornecedor de um serviço, em resposta a sinais externos [8]. A FE surge como parte da solução, pois permite implementar métodos RP nos vários sistemas, facilitando a integração de fontes de energia renováveis. A FE é a capacidade de um sistema alterar o seu consumo ou produção de energia recorrendo a

ferramentas de RP, ou seja, existe uma alteração do consumo de energia em resposta a um sinal externo.

A FE pode ser descrita como a capacidade de um sistema antecipar o consumo de determinados aparelhos, com base nas suas características, adaptando o seu consumo ou produção de energia, sem comprometer o conforto do consumidor (por exemplo, a gama de temperaturas em que um termoacumulador opera) em resposta a sinais externos. Assim, é possível transferir o consumo de eletricidade para períodos mais vantajosos, como aqueles em que o preço da eletricidade é mais baixo ou quando há maior produção de energia proveniente de fontes renováveis. [13].

Existem várias formas de analisar a FE de um determinado sistema, pois o seu amplo conceito assim o permite. Os trabalhos descritos em [14] [15] quantificam a FE como o número de horas em que o consumo elétrico pode ser antecipado ou adiado. Os casos de estudo analisados em [16] [17] apresentam metodologias onde a FE é descrita como a capacidade de um sistema alterar o seu perfil de consumo habitual para outro, durante um intervalo de tempo específico. No estudo conduzido por D'hulst et al. [18], a FE é analisada através do aumento e redução da potência necessária para o funcionamento normal dos eletrodomésticos dentro dos limites de conforto definidos, avaliando desta forma, também a sustentabilidade dos vários cenários a longo prazo. O sistema definido neste documento utiliza a FE para ajustar o seu consumo de energia em resposta a sinais externos, alternando entre dois estados da potência de entrada do equipamento para o aquecimento de água quente sanitária (AQS) controlado.

No trabalho realizado por A. Arabali et al. [19], é implementado um algoritmo genético com o objetivo de minimizar os custos com a energia elétrica e aumentar a eficiência de um sistema de aquecimento, ventilação e ar-condicionado (AVAC). Diferentes cenários são estudados para examinar a eficácia do sistema.

Através da utilização de funções de densidade de probabilidade (que tentam imitar na melhor forma possível o comportamento, neste caso, da energia eólica e solar), é simulada a potência produzida através da energia eólica e da energia fotovoltaica. Foi utilizada para a simulação dos gastos energéticos (com uma variação horária) uma distribuição gaussiana com limites específicos (tanto superiores como inferiores). Por fim foi utilizado um algoritmo genético que tem como objetivo otimizar o armazenamento e a eficiência das fontes de energias renováveis em sistemas híbridos (a escolha de um algoritmo evolucionário reside na maneira como estes otimizam problemas, não lineares e não convexos, através da escolha da uma solução quase ótima entre as soluções existentes).

São estudados dois cenários que simulam a gestão da energia em sistemas que combinam o uso de energias de fontes renováveis com o armazenamento das mesmas. O primeiro é um cenário simples e determinístico que permite perceber a relação entre a carga na rede e o funcionamento do sistema AVAC. O segundo é um cenário estocástico que incluiu a complexidade introduzida pelas incertezas das fontes de energia renováveis. O primeiro cenário ainda é dividido em dois casos de estudo em que o primeiro corresponde a uma maior dependência da energia eólica, e o segundo caso a uma maior dependência da energia solar. Para o

primeiro caso apenas é permitido uma troca máxima de 30% da carga da rede em cada hora. O sistema é carregado nas primeiras horas do dia em que existe uma maior quantidade de energia disponível, esta depois é libertada quando a procura energética é superior à energia produzida (ver figura 2.1). Ainda na figura 2.1 é demonstrado a utilização da FE, pois nos intervalos em que existe pouca produção eólica e que o sistema não está totalmente carregado, acontece a transição no período do consumo de energia para um intervalo de tempo em que existe maior energia eólica. O estudo do segundo caso é particularmente importante em zonas com pouco vento, devido a uma maior dependência da energia fotovoltaica. O resultado da simulação demonstrou que basta o aumento da capacidade de armazenamento de energia fotovoltaica para se conseguir alimentar todo o sistema com esta. Em comparação com o caso 1, o caso 2 necessita (tal como abordado anteriormente) de uma maior capacidade de armazenamento, devido ao facto de que a maior parte da energia solar apenas se encontra disponível durante o dia, enquanto a eólica pode estar presente ao longo de todo o dia. No segundo cenário são utilizados os modelos estocásticos e, neste cenário tal como no primeiro, é dividido em dois casos. O primeiro caso assenta numa dependência maior da energia eólica enquanto o segundo na energia solar.

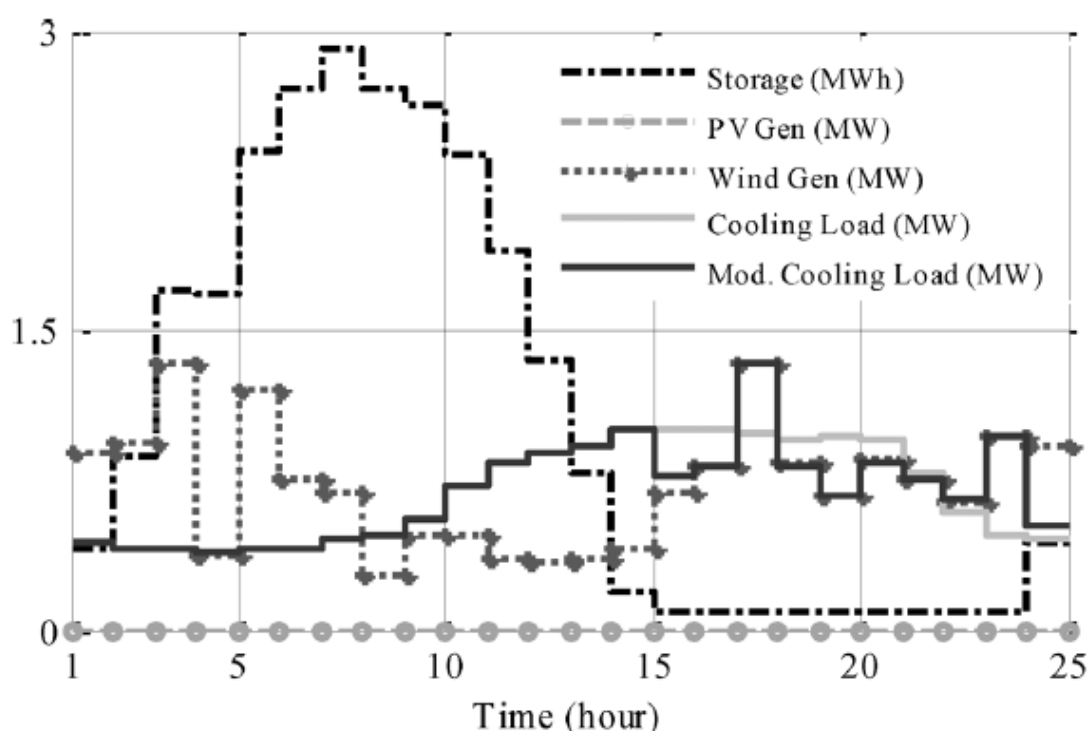


Figura 2.1-Simulação dos resultados para o caso 1 [19]

A tabela 1 demonstra o custo da energia solar/ eólica (em cada um dos casos) consoante o nível do risco associado (o risco neste trabalho é definido pelos autores como a probabilidade de serem violadas as restrições impostas pelo utilizador). Os autores concluíram que existem benefícios económicos na escolha de um sistema AVAC alimentado através de energia eólica

e solar, bem como as soluções encontradas para o caso 1 necessitam de menos energia eólica do que as soluções encontradas no caso 2 de energia fotovoltaica. Assim através da utilização de um algoritmo genético foi possível utilizar a FE de forma a alcançar sistemas híbridos que utilizam fontes de energia renováveis de forma eficiente e com custos reduzidos, demonstrando desta forma o impacto que o algoritmo genético tem na forma de comportamento do projeto desenvolvido.

Tabela 1-Custo em ambos os cenários consoante o risco [19]

Nível de Risco (%)		75	80	85	90	95
Primeiro Caso	Custo de energia eólica (M\$)	3,769	4,191	4,799	6,121	9,279
	Custo do armazenamento (M\$)	1,059	1,441	2,070	3,471	6,835
Segundo caso	Custo da energia solar (M\$)	14,341	14,522	15,256	17,265	18,626
	Custo do armazenamento(M\$)	2,111	2,151	2.315	2,782	3,102

O trabalho realizado em [20], por Rasmus Halvgaard et al. trata de implementar um MCP para controlar um sistema de energia de um edifício. É apresentado um modelo de uma habitação que utiliza bombas de calor como principal meio de aquecimento (fornecedor de energia). Através das capacidades térmicas da habitação é possível que seja assim alterado o consumo de energia elétrica de acordo com os preços da eletricidade permitindo a flexibilidade na sua utilização. O objetivo do trabalho é formular um modelo económico MCP com o intuito de viabilizar, através da FE, a utilização de sistemas que utilizam fontes de energia estocásticas (como a eólica e a solar). O MCP ainda utiliza previsões do preço da eletricidade e das condições atmosféricas.

A primeira parte do trabalho é o desenvolvimento de um modelo que representa as dinâmicas de calor que acontecem no solo da casa (este modelo tem também em consideração a fonte de calor). São formulados assim os modelos das dinâmicas de energia que acontecem no ar da habitação, nos canos da água que estão no solo da casa e no tanque de água. O modelo que representa a bomba de calor é assumido como um modelo estático, pois as suas dinâmicas são mais rápidas do que as restantes termodinâmicas do sistema. O desenvolvimento de todo o modelo culmina com a formulação do modelo espaço estados, que é uma representação matemática do sistema em questão, através de variáveis de entrada, de saída, de estado e da relação entre os três grupos de variáveis mediante o uso de equações diferenciáveis de primeira ordem. O modelo espaço estados é convertido para uma representação do mesmo, mas em tempo discreto, o qual vai ser utilizado para prever os resultados futuros. Com base no modelo, é formulado um algoritmo linear com intuito de prever os futuros sinais de saída (valores da temperatura da habitação) permitindo assim minimizar os custos elétricos no funcionamento das bombas de calor, sem pôr em causa o conforto do utilizador (manter a temperatura dentro da gama elegida, utilizando como variáveis de controlo os valores relativos ao preço da eletricidade).

Através do uso do MATLAB [21] foi implementado o modelo económico MCP e foram simulados cenários em que os preços de eletricidade são do dia seguinte. As previsões no preço da eletricidade são assumidas como certas, ou seja, não existe diferença entre as previstas e as reais. Tal como mencionado acima, o propósito do trabalho é minimizar o custo da eletricidade em certos períodos e ao mesmo tempo garantir que a temperatura interior se mantenha na gama de temperatura desejada. O período da simulação foi de 5 dias em que o horizonte de previsão foi de $N = 96$ (48 horas) com uma resolução temporal de 30 minutos.

Através da figura 2.2 demonstra-se que o consumo da energia é efetuado em períodos em que a tarifa da eletricidade é baixa e que graças às capacidades térmicas do solo da habitação (que consegue armazenar energia suficiente), as bombas de calor não precisam de funcionar durante o dia (reforçando mais uma vez que as condições de conforto do utilizador foram respeitadas). Comparado ao consumo de bombas de calor tradicionais, houve uma redução em cerca de 25%-35% no preço da eletricidade.

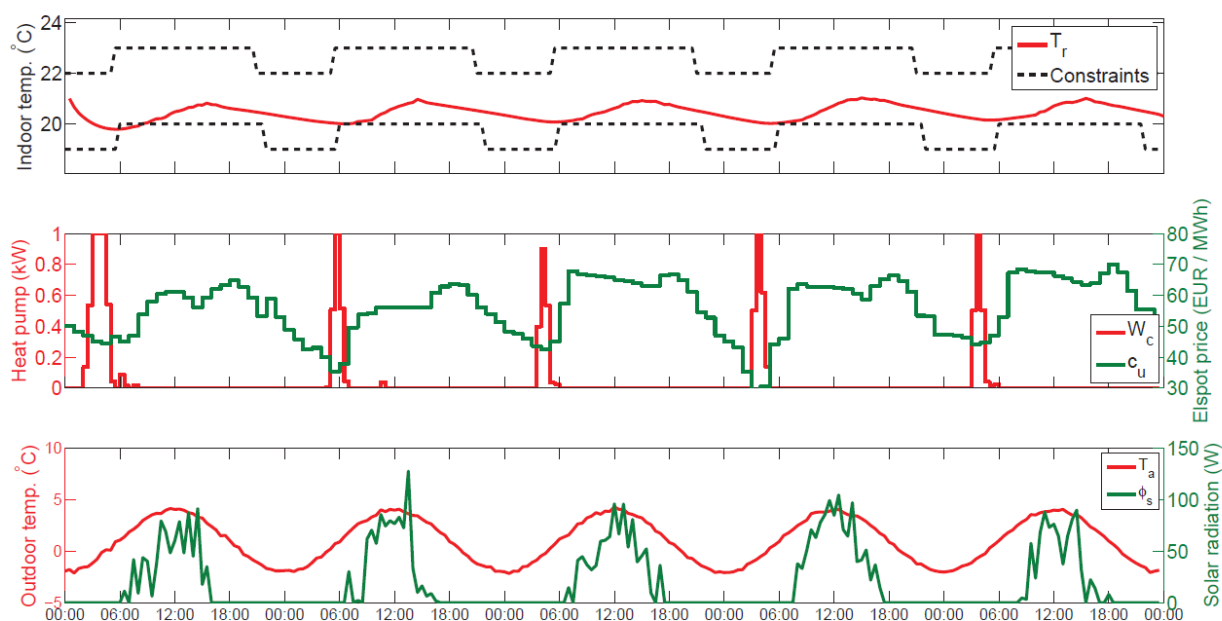


Figura 2.2-Temperatura em uma habitação com variações na temperatura interior, no preço da eletricidade, e na temperatura exterior [20]

O projeto [22] realizado por Sahar Rahim et al. tem como objetivo a redução dos custos da eletricidade e a diminuição do consumo de eletricidade em períodos de maior procura no consumo da mesma. O método escolhido passa pela implementação de um algoritmo meta-heurística, nomeadamente o *Ant Colony Optimization* (OCF) devido aos seus baixos requisitos computacionais como também devido à sua rapidez de execução.

O trabalho tem como base o desenvolvimento de um controlador para a gestão da energia, que vai recolher dados provenientes da residência em questão (através de sensores, fontes de energias renováveis e sistemas de armazenamento de energia, presentes na mesma) e que posteriormente comunica os dados a uma SG. O controlador é formulado através da utilização do *multiple knapsack problem* [23], com o qual vai ser possível obter a função custo para que o OCF seja aplicável.

Os cenários foram simulados em MATLAB [21], em que o ambiente base consistiu numa casa munida de 10 eletrodomésticos inteligentes com 4 utilizadores. Através da figura 2.3 constata-se que existiu uma redução no preço da eletricidade de 2,6€/h para 1,1€/h (uma redução em cerca de 58%). A análise da figura 2.4 demonstra que foi possível evitar a zona de alta procura de eletricidade, o que comprova que o algoritmo utilizado consegue distribuir o consumo de energia ao longo do dia (período de 24 horas). Desta forma, o trabalho realizado pelos autores, prova os benefícios da utilização de um algoritmo meta-heurística num ambiente residencial, em que o objetivo passou pela redução de custos associados ao consumo de eletricidade.

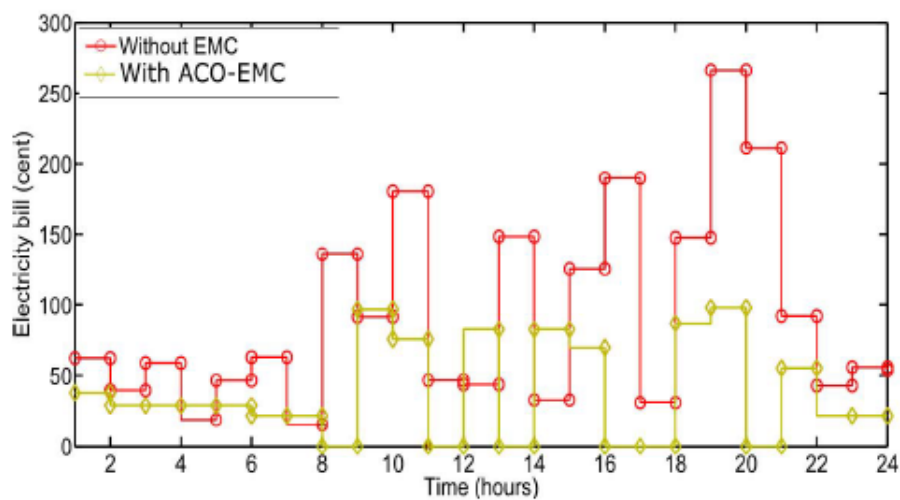


Figura 2.3- Custo da Eletricidade tendo em conta dois cenários. Um cenário em que é utilizado o OCF e um outro cenário em que não é utilizado [22]

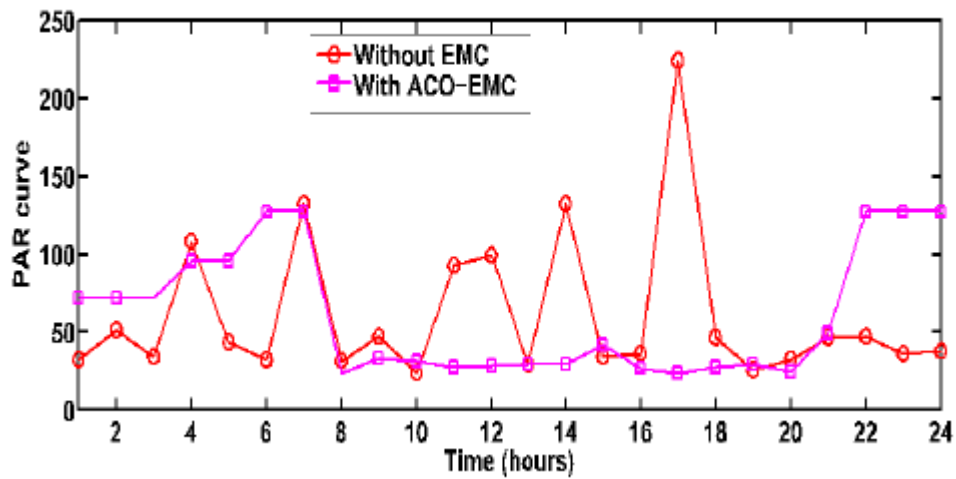


Figura 2.4- Zonas de pico de procura de eletricidade com base em dois cenários. Um cenário em que é utilizado o OCF e um outro cenário em que não é utilizado [22]

O estudo realizado em [24] tem como objetivo reduzir as emissões de CO₂ e o consumo de energia elétrica numa zona residencial composta por 30 habitações. Para isso, foi utilizado um modelo de otimização multiobjetivo baseado em Programação Linear Inteira Mista (PLIM), conforme descrito em [25], focado em minimizar o uso diário de energia e as emissões de CO₂. O processo de otimização considera a monitorização do preço da eletricidade e da intensidade de carbono ao longo do dia.

O estudo avalia três tarifas energéticas diferentes (figura 2.5), cada uma aplicada a um caso de estudo específico. A análise baseia-se no perfil de emissões de CO₂ do dia 13 de agosto de 2013, no Reino Unido. O modelo PLIM incorpora todos os aspetos matemáticos necessários para otimizar o consumo e a distribuição de energia (incluindo solar e térmica) entre as habitações, que apresentam padrões de consumo semelhantes e utilizam diversos aparelhos elétricos, como computadores, carros elétricos e micro-ondas.

Peak demand from grid and total electricity demand for the three price schemes.

Price scheme	Point	Maximum power demand from the grid (kW)	Total demand from grid over the threshold (kW h)	Total demand from the grid (kW h)	CO ₂ emissions (kg)	Total cost (£)
RTP	A1	176.2	–	744.4	551.3	58.3
	B1	174	–	624.4	526	58.5
	C1	164.2	–	635.7	515.2	66.6
60 kW	A2	99.4	19.7	623.5	531	60.8
	B2	99.4	32.9	623.8	520	64.9
	C2	137.5	206.8	625.6	515.2	77.5
30 kW	A3	129.4	70.5	623.8	530	65.1
	B3	149.2	202.1	623.8	519.6	74
	C3	149.2	377.2	623.5	515.2	85.8
15 kW	A4	175.1	263.5	623.8	530.1	73.4
	B4	164	324.2	623.8	520	80.8
	C4	164.2	474	658	515.2	90.4
Demand charge	A5	79.7	–	623.7	534.5	74.6
	B5	79.7	–	623.8	521	77.1
	C5	119.5	–	–	515.2	89.4

Figura 2.5-Exposição de todos os valores obtidos nos vários tipos de tarifa [24]

O artigo [26] explora o uso de um algoritmo de Programação Linear Inteira Mista (PLIM) para otimizar a gestão de energia em um edifício residencial com 30 apartamentos, focando na redução das emissões de CO₂, custo total da eletricidade e dos picos de procura na rede elétrica. A metodologia considera o consumo energético de diversos eletrodomésticos nos apartamentos, ajustando-se dinamicamente com base nos preços das tarifas de eletricidade e nas emissões de CO₂. O algoritmo tem como objetivo deslocar o uso de eletrodomésticos para períodos em que os custos de eletricidade são mais baixos e as emissões de CO₂ são reduzidas, aproveitando tarifas de eletricidade mais vantajosas e diminuindo o impacto ambiental.

O estudo também incorpora a incerteza relacionada à produção de energia fotovoltaica, utilizando tarifas variáveis, como tarifas em tempo real e tarifas baseadas nos picos de carga da rede. Vários cenários são analisados para avaliar a eficácia do algoritmo, diferenciando-se pela fonte de energia (rede ou alternativa), estação do ano (verão ou inverno), e pela otimização ou não do consumo.

Os autores ao longo do trabalho revelam que os custos totais são maiores nos cenários de inverno e em configurações não otimizadas, enquanto a utilização de fontes de energia alternativas permitiu, em alguns casos, vender energia de volta à rede, reduzindo os custos totais. Isso demonstra a eficácia do algoritmo PLIM em melhorar a sustentabilidade e a eficiência económica da gestão energética em edifícios residenciais, apresentando uma solução viável para a redução do impacto ambiental e dos custos de energia para os consumidores.

O trabalho [27] realizado pelos autores Rui Amaral Lopes e et al. tem como objetivo apresentar um novo indicador de FE através da curva de energia presente num perfil de energia consumida de um edifício inteligente e, com esse indicador, analisar o potencial de FE existente no edifício inteligente sob vários casos. O perfil da energia do edifício vai ser obtido através do uso de um PLIM, em que este vai planear o funcionamento dos eletrodomésticos presentes no edifício ao longo do tempo bem como integrar todo o sistema com uma unidade de armazenamento de energia (nos casos em que esta é utilizada).

O indicador é obtido através da aplicação de dois tipos de padrões de consumo de energia no edifício inteligente: *Max-forced* (MF) e *Max-delayed* (MD), em que o primeiro antecipa e o segundo retarda o fornecimento de energia ao edifício [27]. A Figuras 2.7 mostra nos vários casos a aplicação desta metodologia. A área entre as curvas dos dois padrões representa o potencial da flexibilidade energética a ser explorada (quanto mais estreita for, menos flexibilidade energética existe), e esta é calculada pelos autores. Desta forma o indicador da flexibilidade energética é o rácio entre os dois padrões nos dois consumos.

A figura 2.8 mostra o indicador obtido em cada um dos casos (ψ^{Tot}) e tal como explicado anteriormente, quanto maior ele for, maior a sua flexibilidade energética. Cada caso vai ter ambos os padrões de consumo (MD/MF) e o que difere entre eles vão ser as restrições associadas (energia consumida, carga, conforto do utilizador e limite de potência) e a existência ou não de uma unidade de armazenamento de energia. Os casos estão agrupados por restrições desta forma os casos 2 e 3, 4 e 5, 6 e 7 têm as mesmas restrições, sendo a única diferença a presença da unidade de armazenamento de energia. Nos casos 3, 5 e 7 foi utilizada a unidade de armazenamento de energia pelo que o seu ψ^{Tot} foi superior.

Os autores concluem desta forma que o indicador desenvolvido ao longo do trabalho (ψ^{Tot}) é preciso o suficiente para indicar o potencial da FE do sistema estudado sobre as condições estipuladas pelos utilizadores. Outra das conclusões, foi que a utilização de uma unidade de armazenamento de energia, aumentou o potencial da FE no edifício. É motivante perceber que mesmo com a existência de várias restrições no consumo de energia elétrica no sistema, é ainda assim possível explorar a FE de forma a reduzir o custo associados aos objetivos do utilizador.

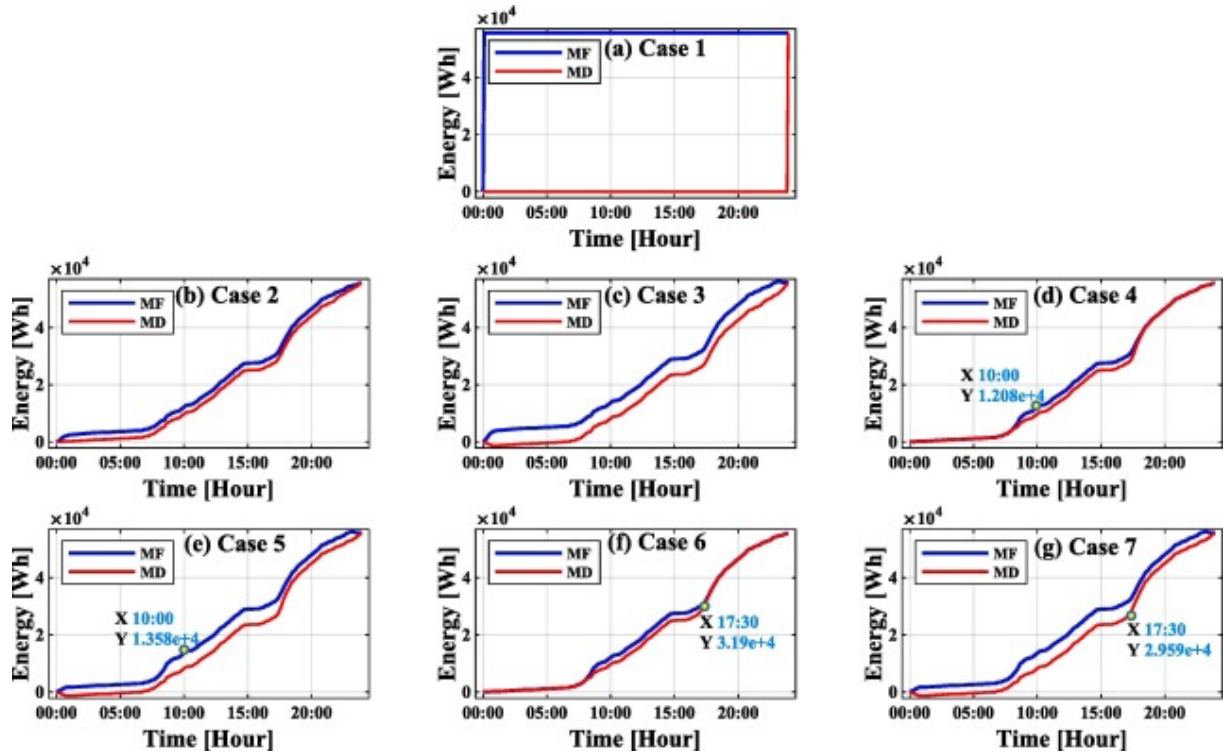


Figura 2.6- Perfil de consumo de energia eléctrica em cada caso [27]

The computed indices in the case studies.

Case studies	Consumption style	Objective function [kWh ²]	Index	
			φ^{Beh} [%]	Ψ^{Tot} [%]
Case 1	MD	4.6	0.3	99.3
	MF	1329.9	99.6	
Case 2	MD	467.8	35.0	4.1
	MF	522.9	39.1	
Case 3	MD	433.0	32.4	9.3
	MF	557.7	41.7	
Case 4	MD	480.1	35.9	1.8
	MF	503.2	37.7	
Case 5	MD	445.4	33.3	7
	MF	537.9	40.3	
Case 6	MD	481.6	36.0	1.7
	MF	503.2	37.7	
Case 7	MD	445.9	33.4	6.9
	MF	537.9	40.3	

Figura 2.7-Indicador do potencial da FE em cada caso [27]

O trabalho realizado em 2022 pelos autores em [28] vai explorar a FE num edifício destinado ao trabalho em escritórios em Portugal com o intuito de reduzir os custos associados ao consumo de energia elétrica e o valor do pico total de potência contratada. Desta forma vai ser utilizado um algoritmo genético, ou seja, um algoritmo do tipo de otimização com intuito de arrastar o funcionamento dos eletrodomésticos presentes no edifício para zonas em que a tarifa de eletricidade é menor. Por fim através do estudo de caso, vão ser analisados três cenários com o intuito de perceber o comportamento do sistema segundo os objetivos estipulados pelos autores (redução dos custos associados ao consumo de energia elétrica e o valor do pico total de potência contratada).

No decorrer do trabalho, na solução proposta, os autores dão uma enorme ênfase à modelagem do comportamento termodinâmico do sistema AVAC presente no edifício. Em outras palavras, o comportamento termodinâmico da solução proposta é traduzido em equações matemáticas que descrevem o seu funcionamento. Esta decomposição visa facilitar a integração com o algoritmo genético. O algoritmo genético vai fazer o uso da função custo para obtenção da resposta mais otimizada possível do funcionamento do sistema AVAC de acordo com os objetivos do estudo de caso. Para a redução do consumo de energia elétrica foi utilizado como sinal de penalidade as tarifas de baixa tensão obtidas em [29], estas contemplam os três tipos de consumo (simples, bi-horária e tri-horária) [28]. O sinal de penalidade utilizado para a redução do pico total da potência contratada foi a tabela de custos obtida em [29], presente no mesmo trabalho [28].

Os autores dividem o estudo de caso em três cenários. O primeiro cenário vai ser o de referência, nele não vai ser aplicado qualquer tipo de algoritmo pelo que não vai existir uso da FE. O intuito do mesmo é servir de base para comparação com os outros dois cenários de forma a perceber se existiu ou não redução no consumo de energia elétrica e de potência contratada no estudo de caso. No segundo cenário vai ser utilizado o algoritmo de otimização, pelo que existe uso da FE no funcionamento do sistema AVAC em todo o edifício. Nele o algoritmo vai ser utilizado para reduzir o consumo de energia elétrica através do uso das tarifas de eletricidade nos três períodos. Por fim, no terceiro cenário, o algoritmo será utilizado com um enfoque multiobjetivo, uma vez que irá tentar, simultaneamente, reduzir o custo associado ao consumo de energia elétrica e o valor total da potência contratada.

A figura 2.9 contém os valores registados no [28], em cada um dos cenários, sendo cada um deles divididos pelos três tipos de tarifa. Através da sua análise os autores concluem que o uso da FE foi bem utilizada, porque os custos totais no cenário 2 e 3 foram inferiores ao do cenário 1. No cenário 2 o algoritmo não teve em consideração a tabela com os valores do custo da potência contratada pelo que o valores do pico de potência são superiores ao do cenário 1. Comparando os cenários 2 e 3, apesar de ambos procurarem reduzir os custos associados ao consumo de energia elétrica, o cenário 3 não apresenta uma significativa redução como no cenário anterior. Os autores argumentam que tal é devido ao cenário 3 ser multiobjetivo e ter assim mais restrições no funcionamento do algoritmo. No entanto o cenário 3, consegue ser o cenário em que o valor total da potência é mais baixo pelo que o seu objetivo foi alcançado. O trabalho [28], demonstra o bom uso da FE através da utilização de um algoritmo do tipo otimização que permite alcançar os vários objetivos traçados pelos utilizadores, motivando a sua utilização para alcançar outros objetivos como por exemplo a redução no consumo de dióxido de carbono associado ao consumo de energia elétrica.

	Tariff Type and Cost (€)		Total Power Peak (W)	Associated Cost (€/day)	Total Cost (€)
Scenario 1	Simple	38.17	5907	0.27	38.70
	Double	43.69	5907	0.27	44.22
	Triple	47.07	5907	0.27	47.60
Scenario 2	Simple	19.21	5137	0.22	19.64
	Double	26.84	6981	0.32	27.47
	Triple	33.86	6884	0.27	34.39
Scenario 3	Simple	22.83	4637	0.22	23.26
	Double	28.25	4744	0.22	28.68
	Triple	34.17	4791	0.22	34.60

Figura 2.8-Comparacao dos valores associados ao consumo de energia elétrica e de potencia total entre os três cenários nas respectivas potencias [28]

Os autores em 2020 realizaram um estudo de caso para explorar a FE num sistema real de abastecimento e armazenamento de água [30](SAAA). Através do uso de um algoritmo genético que vai utilizar duas curvas representativas dos limites máximos e mínimos do consumo de energia de todo o sistema, os autores vão explorar duas experiências no decorrer do trabalho. A primeira experiência diz respeito à redução no custo do consumo de energia elétrica no uso do SAAA, enquanto a segunda ilustra de que forma a flexibilidade energética disponível no SAAA pode ser utilizada por uma entidade externa para suportar operações de energia na rede.

O trabalho apresenta uma metodologia que suporta o uso da FE providenciada pelo SAAA. Esta metodologia usa curvas de acumulação de energia que representam os limites máximos e mínimos de todo o sistema como também incorpora o uso da FE. O sinal de penalidade utilizado pelos autores é a tarifa do custo da eletricidade. As curvas são expressas matematicamente para viabilizar a aplicação de um algoritmo genético na resolução do problema, o qual, em conjunto com o sinal de penalidade, gerará a resposta de funcionamento mais otimizada possível. Neste contexto, o algoritmo ajustará o funcionamento do SAAA para períodos em que a tarifa de eletricidade é mais baixa. O objetivo desta metodologia é permitir que entidades externas utilizem a energia disponível (obtida através do uso da FE) do sistema, sem que precisem de conhecer os parâmetros físicos do SAAA para definir a demanda de energia na rede. As entidades terão apenas como referência os limites das curvas da acumulação e os possíveis valores de potência.

O trabalho é dividido em duas experiências. A primeira estuda a redução no consumo de energia elétrica obtida em todo o sistema através do uso da FE. O funcionamento do SAAA sem qualquer uso do algoritmo é instanciado para servir de comparação com o uso do algoritmo. Através da Figura 2.10, observa-se que, em todos os tipos de tarifa, o uso da FE permitiu uma redução no consumo de energia elétrica. Os autores destacam ainda que a redução alcançada foi de 16% e que o trabalho realizado pelo SAAA (ciclos de bombeamento) diminuiu em 57% e desta forma conseguiu-se aumentar a durabilidade do sistema. Na segunda experiência os autores tentam adaptar o comportamento do SAAA através do uso da FE, para que esta consuma uma maior quantidade de energia rede, num período em que a produção de eletricidade a partir de fontes de energia eólica é interrompida em Portugal devido à demanda de energia por parte da rede baixar. Embora com apenas um SAAA não tenha sido possível evitar a interrupção devido às enormes quantidades de potência envolvidas, os autores concluem que, através da metodologia desenvolvida, o funcionamento do SAAA pode ser ajustado para aumentar o seu consumo durante períodos de excesso de energia, contribuindo assim para o equilíbrio energético da rede. A metodologia inovadora desenvolvida ao longo deste trabalho permite o uso da FE tanto para objetivos internos (redução no consumo de energia elétrica) quanto para objetivos externos (equilíbrio energético da rede). Desta forma, destaca-se a versatilidade da FE, que pode ser utilizada para atingir diversos objetivos definidos pelo utilizador.

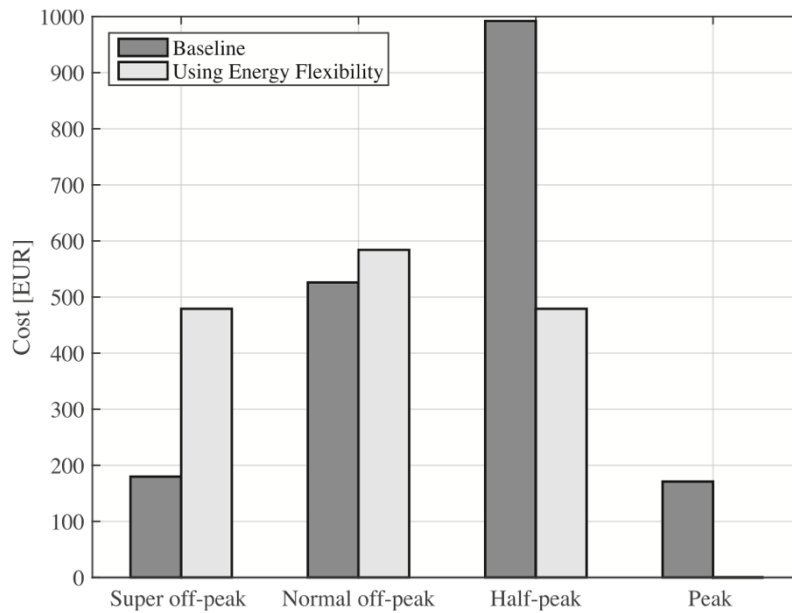


Figura 2.9-Comparação na distribuição dos custos energéticos entre as operações sem e com uso da FE

2.2 Flexibilidade Energética em AQS

Com o aumento constante de sistemas que utilizam métodos de RP e com a crescente integração de fontes de energia renováveis nas redes elétricas, a capacidade de manipular os intervalos de consumo de energia elétrica para atender às necessidades da procura doméstica tem crescido. Neste contexto, têm surgido soluções que garantem a durabilidade e a confiabilidade da rede elétrica. No entanto, essas soluções exigem cada vez mais, desde uma melhor coordenação na utilização de fontes renováveis até a adoção de horários flexíveis em toda a rede [31]. Por exemplo, Hewitt [32] demonstra que a utilização de um sistema que integra bombas de calor com armazenamento de água quente, em conjunto com um sistema dinâmico de tarifas, pode melhorar significativamente a integração de fontes de energia renováveis na rede elétrica.

A revisão da literatura presente neste documento foi desenvolvida com foco na aplicação de métodos de RP para a utilização da Flexibilidade Energética (FE). Foram analisados trabalhos que empregam algoritmos que utilizam sinais de penalidade para estimular uma resposta do sistema em estudo. Assim o foco nesta sessão foi em sistemas que exploram a FE em sistemas de armazenamento de AQS.

No trabalho realizado por Vassilis Kapsalis et al. [33] é utilizado um algoritmo meta-heurístico que planeia o funcionamento de um termoacumulador elétrico tendo em conta a flutuação do preço da energia elétrica. O algoritmo tem como objetivo a redução de custos do consumo de energia elétrica, tendo em conta o conforto do utilizador, o preço da eletricidade e o consumo de água quente, disponibilizando ao utilizador a opção de escolha no modo de

funcionamento do aparelho (entre um modo orientado a custos ou um orientado ao conforto). A simulação efetuada no trabalho tem em conta o custo da tarifa de eletricidade do dia seguinte, assim como o perfil de consumo de energia utilizada pelo consumidor final (o perfil é obtido tendo em conta o consumo médio de água quente de um consumidor normal). O modelo do termoacumulador é formulado de forma a garantir um comportamento o mais real possível, recorrendo a fórmulas matemáticas que descrevem os fenómenos de transferência de calor presente no mesmo, o conforto do utilizador, entre outros. Por fim é aplicado o algoritmo meta-heurística de forma que o sistema tenha o comportamento pretendido.

Os resultados das simulações são divididos em duas partes. A primeira parte só tem em conta os custos associados à tarifa do dia seguinte, enquanto a segunda parte além de ter em conta os custos associados à tarifa do dia seguinte é também aplicado um período (denominado pelos autores de *Demand Bound*) em que o consumo de energia é menor servindo assim como um sinal de penalidade para o algoritmo. As simulações realizadas na primeira parte são feitas para ambos os modos (o modo conforto e o modo custo). No modo custo, as restrições são estabelecidas segundo o custo máximo permitido, enquanto no modo conforto as restrições são atribuídas tendo em conta a temperatura mínima permitida. A figura 2.11 apresenta resultados relativos aos dois modos de funcionamento. O custo da energia elétrica no modo custo teve uma média de 41,6 centavos por quilowatt-hora, enquanto no modo conforto foi 43,1 centavos por quilowatt-hora.

Foram realizadas simulações para ambos os modos de funcionamento, na segunda parte deste trabalho. Desta forma o custo da energia elétrica é 10,4% maior (47,6 centavos por quilowatt-hora), no cenário com o *Demand Bound* (o *Demand Bound* é um período em que o consumo de energia é menor, funcionando com um sinal de penalidade) em comparação com cenário sem o *Demand Bound*.

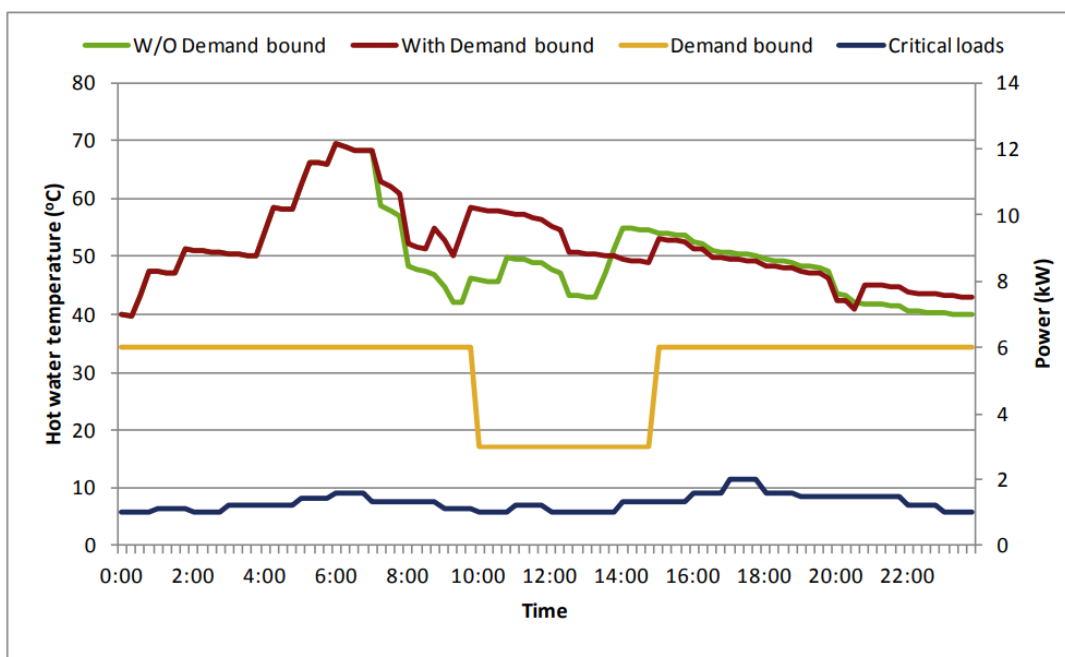


Figura 2.10-Comparação da água quente utilizada em ambas as partes do trabalho [33]

Em suma, os resultados obtidos através das simulações demonstram que o algoritmo proposto alcança uma poupança no consumo de energia elétrica, em ambos os modos de funcionamento. O funcionamento do algoritmo apenas é demonstrado através dos dois modos, mas permite uma customização mais profunda do mesmo, contribuindo assim para a sua flexibilidade, podendo dar resposta aos vários cenários, tendo em conta as preferências dos utilizadores. O algoritmo apresentado tem ainda uma baixa complexidade o que permite a sua utilização em controladores de baixo custo.

Em 2016 foi realizado um trabalho por F. Ruelens, et al. [34] que teve como objetivo a implementação de um agente de *reinforcement learning*, especificamente o *Q-iteration*, para o controlo de um termoacumulador elétrico. Foram realizadas duas experiências, uma em um ambiente simulado e outra em um ambiente real. A experiência simulada teve como base, um termoacumulador elétrico com 50 sensores de temperatura, e na experiência real foi utilizado um termoacumulador com 8 sensores de temperatura.

O método escolhido (tal como mencionado acima) foi o *reinforcement learning* devido à sua fácil utilização. Segundo a literatura, o *reinforcement learning* [34] permite que exista a abstração do agente para com o contexto em que este é aplicado (não existe a necessidade na modulação do sistema estudado), considerando este último como uma caixa preta. Segundo os autores, a abordagem seguida facilita a utilização de um algoritmo em contextos que em não existem conhecimentos sobre as dinâmicas do sistema. Dentro do *reinforcement learning* a técnica escolhida foi o *Q-iteration*, devido a ser uma das mais comuns e de fácil utilização. Para a aplicação do *reinforcement learning* foi utilizada a sequência de decisão Markov, que trata de formular uma rede de processos a realizar. Esta rede é caracterizada através do vetor espaço de estados, em conjunto com as funções de transição e de custo. Posteriormente, as formulações realizadas são no *Q-iteration* o vetor com os estados de funcionamento do sistema, obtidos através das decisões de Markov é representado pelo vetor $Q(i)$ de forma a transformar qualquer vetor de característica (vetores que contém as características do sistema) numa ação de controlo.

A experiência simulada utiliza um modelo não linear de um tanque de água com 50 sensores de temperatura. O perfil de consumo diário de água quente é de 120 litros por dia, e a tarifa de eletricidade utilizada é baseada no mercado Belga. A gama de temperaturas é entre os 45°C e os 65°C, com uma margem de erro para o primeiro caso de 25%. A experiência ainda foi dividida em duas fases, uma primeira que tem como objetivo encontrar uma representação do sistema num modelo de estados utilizando o *Q-iteration*, e uma segunda parte que trata de comparar o resultado da primeira experiência com um sistema controlado por um termostato comum (funcionamento normal, sem qualquer agente que aplique técnicas de controlo). Por fim é realizada uma experiência num ambiente real com o intuito de demonstrar que o *Q-iteration* pode ser usado num termoacumulador elétrico verdadeiro. Tal como a experiência anterior, esta é dividida em duas fases, uma primeira que trata de configurar todo o sistema, e uma segunda que trata de comparar resultados entre a aplicação do *Q-iteration* e a utilização

de um termostato comum. O termoacumulador tem 8 sensores de temperatura e um perfil de consumo de água quente de 120 litros por dia. Com a utilização de um Arduino que permite a comunicação entre o computador e o termoacumulador, é possível a integração do Q-Iteration (que é produzido em Python e Scikit-learn em um computador). Com a análise da figura 2.12 podemos afirmar que a utilização do Q-iteration permite uma redução de custos de eletricidade na ordem dos 15% e se excluirmos os primeiros 10 dias a redução de custos aumenta até aos 28%.

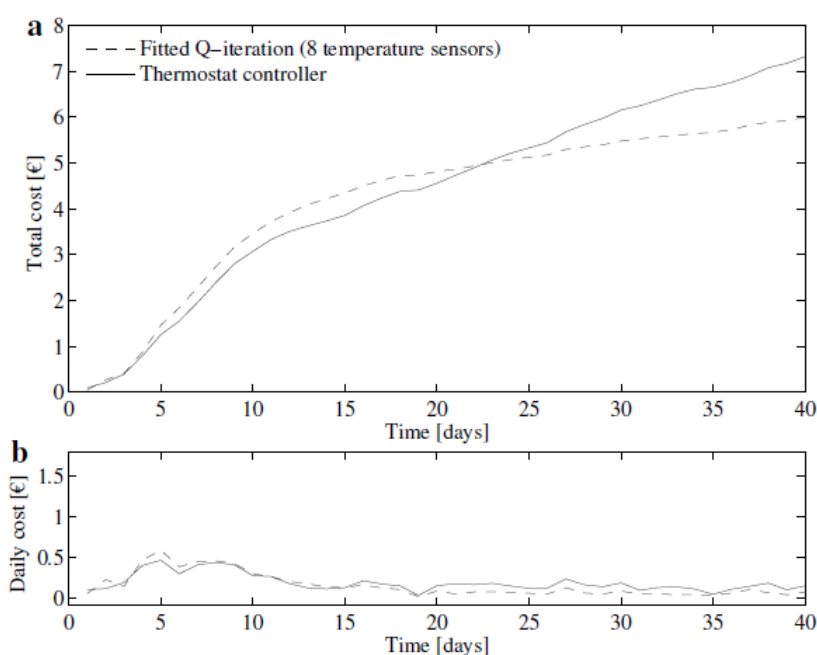


Figura 2.11-Segunda experiência, comparação através da energia acumulada, entre um sistema que utiliza o Q-iteration e um outro que utiliza um termostato comum [34]

O trabalho levado a cabo por Louis-Gabriel Maltais et al. [35] trata de desenvolver um modelo de previsão, através da antecipação dos valores de consumo doméstico diários de água quente para um termoacumulador elétrico através da utilização de redes neuronais. Foi considerado um sistema doméstico de fornecimento de água quente constituído por 40 unidades (termoacumuladores), em que o volume total é cerca de 1800 L. As medições foram feitas em cada 10 minutos, desde outubro 2015 até agosto 2018, perfazendo no total 132.600 dados. O perfil do consumo foi obtido analisando um outro trabalho [36] em que a média foi de 247.35L/h.

Tal como mencionado anteriormente, o modelo de previsão utilizado vai ser o de redes neuronais com o intuito de prever o comportamento do sistema de aquecimento nos 10 minutos seguintes. A rede neuronal é constituída por camadas e cada uma destas permite uma ligação recorrente com camadas anteriores, permitindo a utilização da informação proveniente

de estados anteriores, conseguindo assim prever o comportamento dos sistemas em que estas são implementadas [37]. A rede é treinada através da utilização dos dados provenientes do sistema de aquecimento doméstico utilizado.

Com a análise das figuras 2.13 e 2.14 verifica-se que no cenário (a) a capacidade de previsão da rede neuronal diminui com o aumento do consumo. Através do estudo do cenário (b) constata-se que a rede tem dificuldades em prever zonas em que existe um pico da procura. Esta flutuação foi apelidada pelos autores no decorrer do restante trabalho de ruído. Para minimizar o impacto do ruído nos dados, aplicou-se um filtro Gaussiano, que tem a função de isolar o ruído dos dados de interesse. Assim, foram empregues duas técnicas distintas de previsão: redes neurais para antecipar o comportamento padrão do sistema e o método *Random Forest* para prever o ruído específico do sistema. Essa abordagem dupla permite uma análise mais precisa ao separar o comportamento esperado das variações aleatórias.

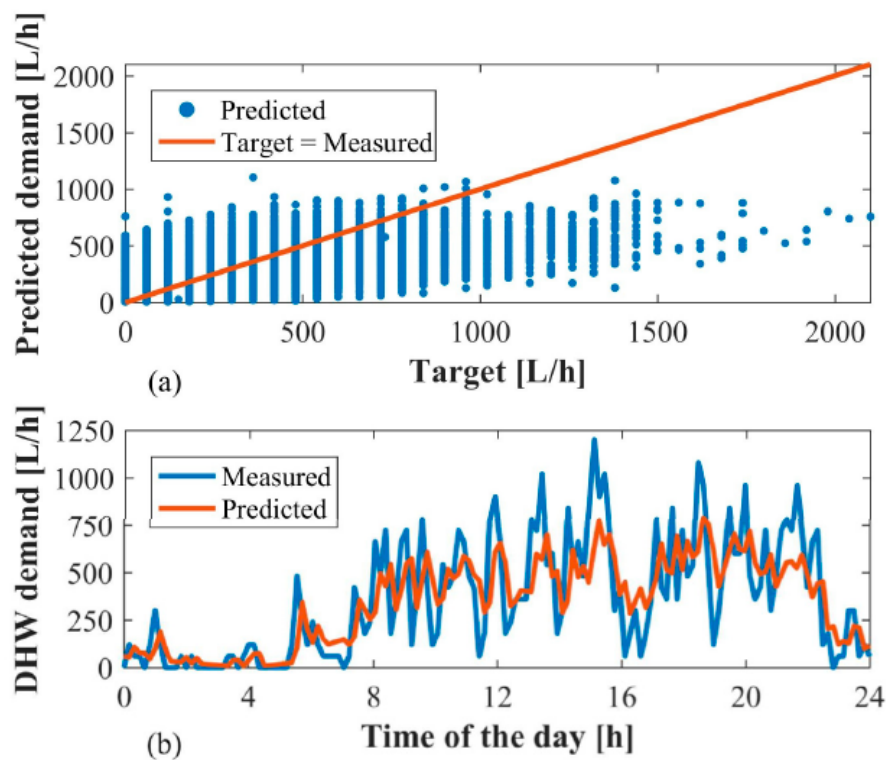


Figura 2.12-a) Distribuição das previsões alcançadas através da rede neuronal. (b) Perfil de consumo diário através do uso de rede neuronais [35]

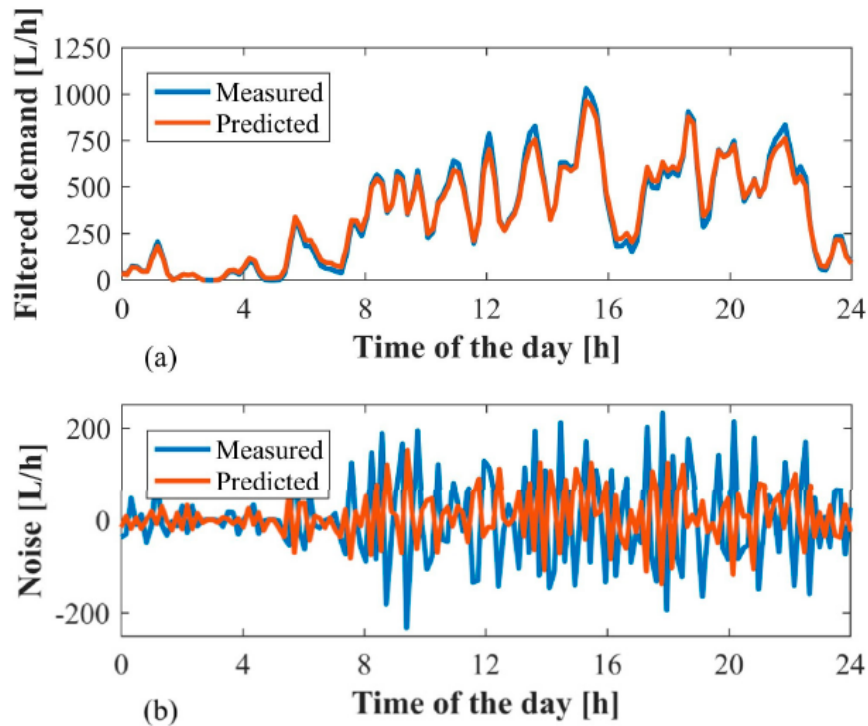


Figura 2.13-Comparação entre o previsto e o medido. (a)-Procura. (b)-Ruido [35]

A figura 2.14 demonstra os resultados alcançados com o uso dessas duas técnicas de previsão, evidenciando a sua eficácia. O objetivo principal da pesquisa é encontrar métodos eficientes para prever o comportamento de um termoacumulador elétrico, e os resultados validaram a eficácia dessas soluções.

O trabalho [38] realizado pelos autores Qian Wu et al. tem como objetivo implementar um algoritmo meta-heurística, nomeadamente o *Particle Swarm Optimization* (OEP) de maneira a otimizar o uso de energia de um termoacumulador elétrico tendo em conta o custo da eletricidade e a procura de água quente. Os autores ainda adaptaram o OEP ao comportamento do termoacumulador, transformando-o assim em um *Binary Particle Swarm Optimization* (BOEP), pois o termoacumulador tem dois estados, ligado (em que no algoritmo é representado pelo "1" e o desligado (representado pelo "0"). A diferença principal do OEP para o BOEP está no valor que cada partícula pode conter, uma vez que no primeiro caso esta pode conter valor compreendido entre $[-\infty, \infty]$ enquanto no BSPO a partícula só toma valores binários (0 ou 1). Desta forma os autores decidem optar pela utilização do BSPO devido a sua fácil aplicação no modo de funcionamento do termoacumulador.

O modelo físico criado simula o comportamento térmico de um termoacumulador. A temperatura da água é regulada automaticamente por um termostato: se a temperatura cai abaixo de um limite pré-definido, os elementos de aquecimento são ligados para aquecer a água; se a temperatura excede um valor máximo estabelecido, o aquecimento é desligado para

evitar superaquecimento. Além disso, o consumo de água é analisado em diferentes períodos baseados na quantidade de água que flui pelo sistema.

Tal como mencionado foi utilizado um OEP, que posteriormente foi transformado num BOEP. Para que o BOEP possa ser usado é necessário que seja utilizado uma função de custo (FC) baseada no valor da tarifa de eletricidade do dia seguinte, com o objetivo de permitir que o algoritmo encontre momentos em que a tarifa esteja com um valor inferior em relação a outros intervalos, e que posteriormente seja maximizado o consumo de água quente nesse mesmo momento. O BSPO ainda tem de ter em conta a zona de conforto do utilizador, ou seja, a gama de temperaturas tem de ser respeitada. A simulação foi realizada tendo em conta um período um de 24 h, em que a cada 15 minutos é tomada uma ação de controlo. A gama de temperaturas utilizada foi entre 40°C e 60 °C. Através da análise da tabela 2 verifica-se que com a utilização do BOEP existiu a redução de custos no preço da eletricidade, o que segundo os autores é suficiente para justificar a utilização do BOEP no controlo de um termoacumulador elétrico.

Tabela 2- Comparação do Custo da eletricidade com os dados fornecidos em [38]

Gama de temperaturas		Custo da eletricidade (RMB:yuan)
[50,60] °C	Antes	10.9836
	Depois	10.323
	Comparação	10.4014

Resumidamente, os resultados obtidos na experiência realizada no trabalho estudado, demonstram que através do reagendamento do funcionamento do termoacumulador em intervalos de tempo em que a tarifa de eletricidade é mais baixa com a utilização do BOEP é possível reduzir os custos com energia elétrica, em múltiplos cenários, desde que seja fornecida a tarifa de eletricidade do dia seguinte.

Tiago Pereira em [8] explora a flexibilidade energética através da realização de dois cenários, apelidados de cenário T50 e cenário T55. Para cada um dos cenários é utilizado tanto a tarifa bi-horária como a tarifa tri-horária. O objetivo nos dois cenários é deslocar o funcionamento do termoacumulador para momentos do em que a tarifa é mais baixa, e assegurar que a temperatura esteja no máximo quando existe a transição de um período vazio para um período fora do vazio. A diferença entre os cenários é a temperatura máxima utilizada, sendo que no primeiro é de 50 °C e no segundo é 55 °C. A motivação para a realização do segundo cenário (T55) foi que, após a realização do primeiro cenário, ocorreu o consumo em zonas fora do vazio e como tal alargou-se a gama de temperatura, aumentando consequentemente a flexibilidade energética do mesmo, evitando assim o gasto de energia na zona fora do vazio.

Posteriormente foi realizada uma comparação entre os três cenários (incluído o original, que retrata o normal funcionamento do termoacumulador). É dada atenção pelo autor às condições externas, nomeadamente na temperatura exterior medida. Foi utilizado, para simular

os preços da tarifa bi-horária e tri-horária, o simulador da EDP Distribuição em que a potência contratada foi de 4,6 kVA, o período escolhido foi o ciclo diário para a tarifa bi-horária e tri-horária. As tabelas 3 e 4 demonstram a comparação entre os vários cenários com o consumo às 08:00.

Tabela 3- Comparação entre os custos dos vários cenários na tarifa Bi-Horária com um consumo às 08:00. Os dados foram fornecidos em [8]

Cenário com tarifa Bi-Horária	Custos (€)	Poupança (%)
O	0,52	-
T50	0,46	12
T55	0,30	42,3

Tabela 4- Comparação entre os custos dos vários cenários na tarifa Tri-Horária com um consumo às 08:00. Os dados foram fornecidos em [8]

Cenário com tarifa Tri-Horária	Custos (€)	Poupança (%)
O	0,44	-
T50	0,4	9,00
T55	0,29	34,1

Através da análise de ambas as tabelas, fica demonstrado que através das regras implementadas em ambos os cenários foi alcançada uma redução de custos no preço da eletricidade (mais no cenário T55 do que no T50). Apesar das poupanças alcançadas serem maiores com uma tarifa bi-horária, os custos são inferiores com a tarifa tri-horária. Observa-se que, ao ampliar a gama de temperaturas em que o termoacumulador opera, ocorre uma redução nos custos com energia elétrica. No entanto, o conforto do utilizador não deve ser negligenciado. Assim, ao desenvolver esses cenários, é crucial encontrar um equilíbrio entre o bem-estar do utilizador e o custo associado. Isso pode significar, em algumas situações, optar por uma faixa de operação mais restrita, resultando em custos mais altos para garantir que o conforto do utilizador seja mantido.

O artigo [39] investiga a aplicação de um controlador preditivo modelado (MCP) em sistemas de aquecimento, com o objetivo de otimizar o consumo de energia e reduzir as emissões de dióxido de carbono. A pesquisa compara o desempenho do MCP com um controlador convencional sob diferentes configurações para o custo da eletricidade e emissões de CO₂.

Inicialmente, ao configurar o MCP sem dar importância às emissões de CO₂, houve uma redução significativa no custo total da eletricidade. Isso foi alcançado ao ajustar o consumo para momentos de menor demanda da rede elétrica, diminuindo assim o custo da eletricidade, mas tendo como efeito colateral, o aumento das emissões de CO₂.

Por outro lado, ao ajustar o MCP para não considerar o custo da eletricidade, mas sim o valor das emissões de CO₂, observou-se a redução das emissões de dióxido de carbono. Esta configuração também permitiu uma leve redução nos custos da eletricidade, indicando que é possível alcançar benefícios ambientais com algum impacto nos custos.

Quando o MCP foi configurado para equilibrar a importância entre o custo da eletricidade e as emissões de CO₂, os resultados foram intermédios. Esta abordagem mais equilibrada sugere a possibilidade de otimizar simultaneamente o custo da eletricidade e as emissões de CO₂, alcançando um bom equilíbrio entre eficiência económica e o impacto ambiental.

Este estudo ilustra a complexidade e o potencial dos sistemas de controlo modernos, como o MCP, na gestão eficiente de energia em sistemas de aquecimento. Ele destaca a importância de considerar múltiplos objetivos, como custo e impacto ambiental, para alcançar soluções sustentáveis e economicamente viáveis.

2.3 Discussão

Entre os vários trabalhos estudados, foram analisadas várias metodologias para a exploração da flexibilidade energética. Algumas das quais são dificilmente aplicáveis em alguns controladores reais pois são bastante exigentes a nível computacional [34] [35]. Dos trabalhos estudados (a tabela 5 resume os vários trabalhos estudados), vários não têm um sistema real, ou seja, as conclusões realizadas são em um ambiente simulado, bem como alguns destes não utilizam um termoacumulador. Também foram analisados alguns trabalhos que implementam um MCP ([24], [26] e [39]) com o objetivo na redução das emissões de CO₂. Os trabalhos [27], [28] e [30] apresentam casos em que a FE foi explorada através de diferentes metodologias para a obtenção de vários tipos de objetivos, motivando desta forma, o desenvolvimento do algoritmo do tipo otimizado para obtenção do objetivo estipulado no estudo de caso, no decorrer do presente trabalho. A revisão da literatura foi focada em trabalhos que utilizam algoritmos que exploram a FE em sistemas próximos (sistemas que utilizam uma unidade de controlo na forma de um algoritmo com o intuito de que a unidade estudada (termoacumulador, AVAC, sistema de energia de uma casa/edifício, entre outros) produza uma resposta de acordo com os objetivos do utilizador) ao pretendido (AQS).

O foco da dissertação foi o desenvolvimento de uma solução a integrar numa unidade de controlo que permite a utilização da FE disponibilizada por sistemas de aquecimento de AQS com o objetivo de reduzir as emissões CO₂ associadas ao consumo de energia elétrica. Posteriormente, esta é aplicada num estudo de caso no contexto português. Na análise das

várias investigações, nenhuma explorou a FE de forma a reduzir as emissões de dióxido de carbono em sistemas AQS, existindo uma lacuna na literatura que pode ser explorada.

Posto isto, é proposta uma solução que, entre todos os seus componentes tem um algoritmo que utiliza a FE, com intuito de reduzir as emissões de dióxido de carbono associados ao consumo de energia elétrica em um sistema AQS. O algoritmo escolhido foi um meta-heurística (pois estes exigem um baixo poder computacional), especificamente o OEP devido à sua rapidez, bem como devido à sua fácil adaptação ao facto de existir variações do mesmo que representam bem o funcionamento de um sistema AQS a ser estudado.

Tabela 5-Resumo da Revisão de Literatura

Trabalho analisado	Método utilizado	Objetivo
Vassilis Kapsalis et al. [33]	Meta-Heurística genérica	Redução no preço da eletricidade.
A. Arabali et al. [19]	Meta-Heurística, algoritmo genético	Minimizar os custos e aumentar a eficiência do sistema.
Rasmus Halvgaard et al. [20]	MCP económico	Redução do preço da eletricidade.
Fredrik Ruelens et al. [34]	<i>Reinforcement Learning, Q-iteration</i>	Redução no preço da eletricidade.
Sahar Rahim et al. [22]	Meta-Heurística, OCF	Redução de custos de eletricidade.
Gosseling, et al. [35]	Redes Neurais	Previsão do funcionamento de um termoacumulador
Qian Wu et al. [38]	Meta-Heurísticas, BOEP	Redução no preço da eletricidade
Tiago Pereira et al. [8]	Regras definidas de forma manual, sem que nenhum algoritmo tenha sido utilizado	Redução no preço da eletricidade
Di Zhang et al. [24]	PLIM	Redução no consumo de dióxido de carbono e nos custos da eletricidade
Zahra Pooranian et al. [26]	PLIM	Redução no consumo de dióxido de carbono e nos custos da eletricidade
Michael Dahl et al. [39]	MCP	Redução no consumo de dióxido de carbono e nos custos da eletricidade
Rui Amaral Lopes et al. Akbari [27]	PLIM	Desenvolvimento de um indicador para avaliar o potencial

		da FE
João Tabanêz Patrício et al. [28]	Algoritmo Genético	Diminuição do pico da potência contratada e redução no consumo de energia elétrica
Rui Amaral Lopes et al. [30]	Algoritmo Genético	Equilíbrio energético e redução no consumo de energia elétrica

SOLUÇÃO PROPOSTA

Este capítulo tem como objetivo apresentar a solução proposta para o problema identificado no capítulo anterior. A secção 3.1 descreve de uma forma geral a solução desenvolvida, focando-se nas interações entre os vários componentes bem como no tipo de casos que esta pretende resolver. A secção 3.2. descreve de forma pormenorizada o modelo térmico do sistema de aquecimento AQS utilizado. A secção 3.3 explica de que forma se obtêm os dados previstos para as emissões de CO₂ associadas ao consumo de energia elétrica. Por fim, a secção 3.4 descreve o algoritmo implementado.

3.1 Visão geral

A solução desenvolvida tem como principal objetivo a utilização de métodos RP que exploram a flexibilidade energética em sistemas de aquecimento e armazenamento de AQS através de um algoritmo meta-heurístico, nomeadamente, Otimização por Enxame de Partículas (OEP). O seu desenvolvimento teve em conta a sua inclusão numa arquitetura modular, como a desenvolvida em [8], que tem um módulo denominado Unidade de Controlo Remoto que controla o funcionamento de todo o sistema, permitindo a aplicação de métodos RP de forma a explorar a FE num termoacumulador com base nos objetivos do utilizador. Assim a solução desenvolvida considera os seguintes elementos:

- Algoritmo de controlo (OEP)
- Sistema de Aquecimento de AQS
- Dados previstos para as emissões de CO₂ associadas ao consumo de energia elétrica

O algoritmo OEP recebe os dados armazenados do sistema de aquecimento e armazenamento de AQS ou, no caso de [8], do sistema *EFsyst*, bem como os dados previstos provenientes de uma entidade particular (neste caso foram utilizados dados fornecidos pela *electrici*

citymaps [41] relativamente às emissões de dióxido de carbono associados ao consumo de energia elétrica em Portugal) que vão ser sinais de penalidade a utilizar no algoritmo OEP. De seguida, o OEP transmite ao *EFsyst* os sinais de controlo, com base no processamento dos dados que este recebeu das duas fontes, bem como, dos objetivos do próprio utilizador. A figura 3.1 ilustra a interação da solução desenvolvida com os restantes elementos que seria observada num contexto real. O foco principal deste trabalho é o algoritmo de controlo, pois é através dele que os métodos de RP são aplicados ao sistema. A inclusão dos dados de penalidade é fundamental, já que é com esses dados que se consegue obter soluções viáveis e otimizadas, de acordo com os objetivos do utilizador ou do problema (que, no contexto deste trabalho, é a redução das emissões de dióxido de carbono associadas ao consumo de energia elétrica). Por fim, o sistema de aquecimento de AQS tem de ser adaptado para receber as respostas provenientes da unidade de controlo. Isto implica o seguinte: automação e controlo através da integração de sensores e sistemas que recolhem os dados; segurança operacional, dado que o comportamento do termoacumulador, com base nos dados recebidos da unidade de controlo, pode criar uma situação de risco potencial para o utilizador; e a integração de uma interface que permita aplicar os dados recebidos da unidade de controlo.

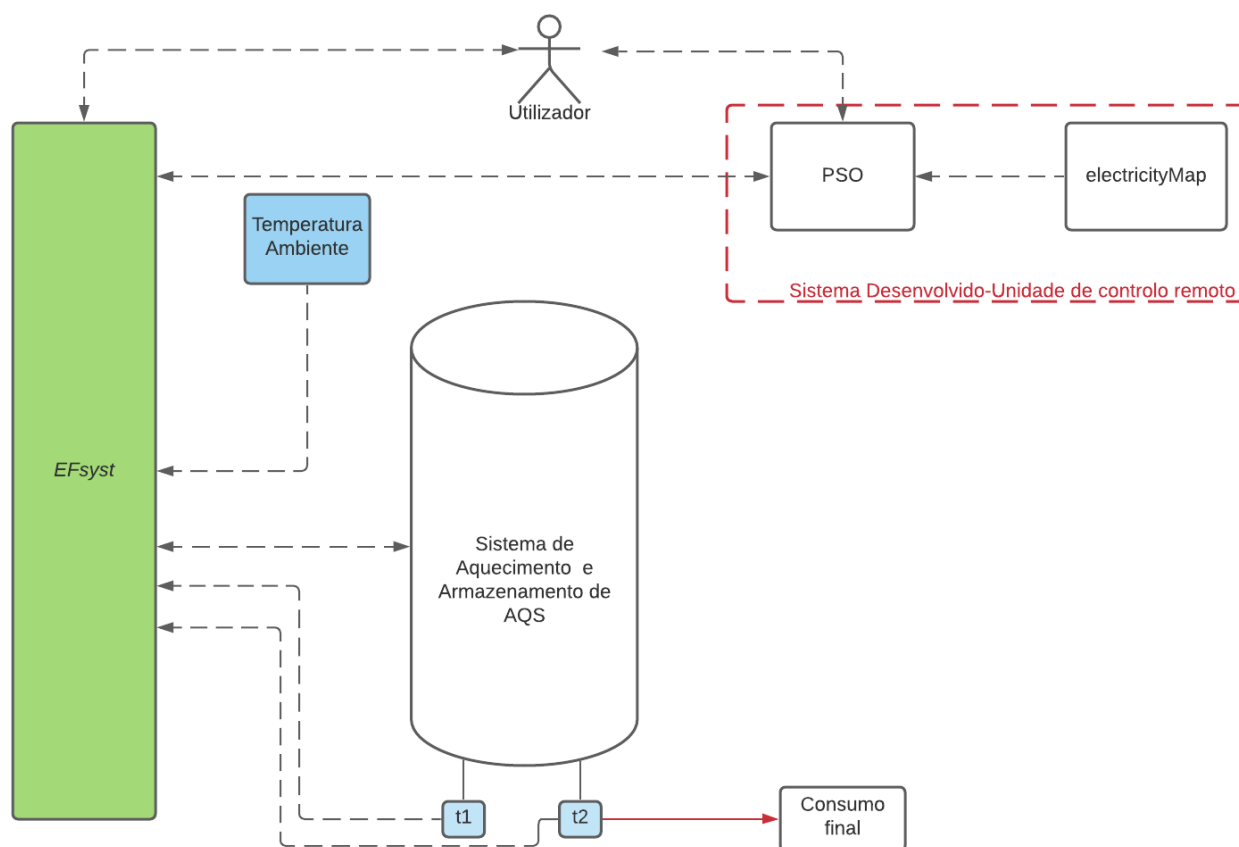


Figura 3.1- Arquitetura do EFsyst (desenvolvido em [7]), implementado com a unidade de controlo remoto

No âmbito do presente trabalho, optou-se por integrar a solução desenvolvida num sistema AQS simulado com a ferramenta MATLAB [21], tal como se apresenta na Figura 3.2, permitindo uma integração mais rápida entre o OEP, os sinais de penalidade e o termoacumulador modelado. Em termos de funcionamento da solução proposta, não existem diferenças significativas entre as opções apresentadas nas figuras 3.1 e 3.2. Note-se que na abordagem referente ao sistema AQS modelado, o algoritmo OEP recebe os dados vindos do termoacumulador, bem como a previsão dos valores de dióxido de carbono fornecida pela *electricityMap* [41]. Posteriormente, o sistema vai processar os *inputs* (de acordo com os objetivos do consumidor), com o propósito de entregar o melhor resultado possível (na forma de *output*) ao termoacumulador. Por sua vez, o termoacumulador que vai consumir energia elétrica de acordo com os valores entregues pela unidade de controlo, gerando, desta forma, o consumo final. No entanto, os dados provenientes do sistema AQS são perfeitos (não são influenciados pelas incertezas do mundo real) não possuindo as características estocásticas presentes no sistema real.

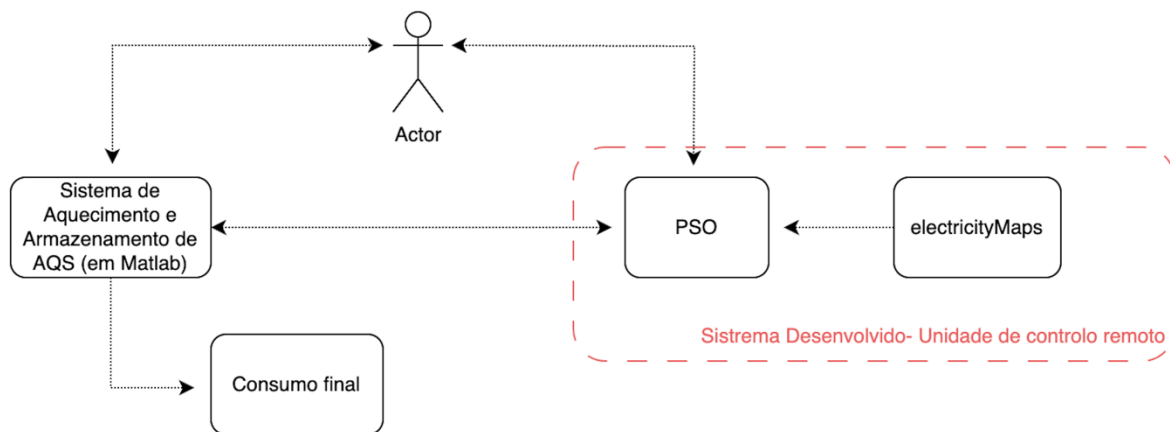


Figura 3.2-Arquitectura do sistema desenvolvido em um ambiente simulado

3.2 Sistema de Aquecimento e Armazenamento de AQS

O sistema de Aquecimento e Armazenamento de AQS mencionado ao longo deste trabalho, é baseado num termoacumulador. Tal como mencionado no subcapítulo anterior este sistema vai ser desenvolvido num ambiente simulado através da utilização da ferramenta MATLAB, respeitando o funcionamento real de um termoacumulador.

O termoacumulador em que o modelo foi baseado é idêntico ao da figura 3.3 de configuração vertical e possui um elemento de aquecimento com uma potência de 1,5 kW que se encontra na parte inferior do tanque junto à entrada e saída de água. O controlo do elemento de aquecimento é gerido pelo termostato que se encontra integrado com o mesmo, que funciona consoante uma gama de temperatura definida pelo utilizador. Quando o elemento de aquecimento está no estado ligado, a água que se encontra na parte inferior do tanque é

aquecida, e assim devido à dilatação térmica (que aumenta o volume da água e consequentemente diminui a sua densidade) esta tende a deslocar-se para a parte superior do tanque enquanto a água que se encontra com a temperatura mais baixa desloca-se para a zona inferior do tanque. Caso não existam entradas e saídas de água, a água no interior do tanque chega a um equilíbrio térmico [8].

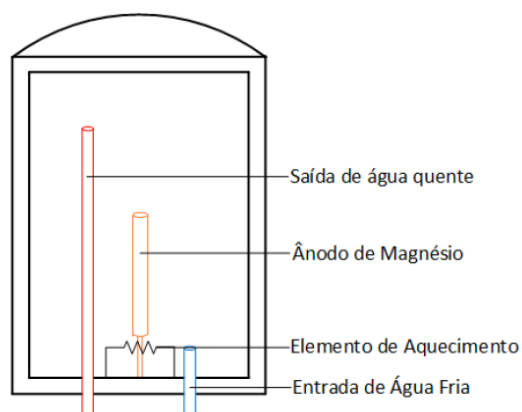


Figura 3.3- Configuração interna do termoacumulador utilizado

Após estudado o modo de funcionamento de um termoacumulador real, foi projetado, da maneira mais fiel possível, o seu comportamento num ambiente computacional. A base do algoritmo foram as equações do comportamento térmico descritas por Kalogirou em [40] e referidas nestes documentos através das equações (1) e (2) abaixo indicadas.

$$T_{int+1} = T_{int} + \left(\frac{\Delta t}{Mcp} \right) [Qu - Ql - UA(T_{int} - T_{amb})] \quad (1)$$

T_{int+1}	- Temperatura no interior no tanque após o intervalo de tempo Δt	°C
T_{int}	- Temperatura interna no tanque	°C
Δt	- Resolução temporal	s
M	- Massa de água presente no tanque	kg
cp	- Calor específico da água a pressão constante	$\frac{kJ}{kg} * ^\circ C$
Qu	- Potência do sistema de aquecimento e armazenamento	W
Ql	- Fluxo de energia extraída do sistema (consumo de água quente)	W
UA	- Coeficiente de perdas de calor	$\frac{W}{^\circ C}$
T_{amb}	- Temperatura do ambiente onde se encontra o sistema	°C

$$Ql = \frac{D}{\Delta t} * cp * (T_{int} - T_{entrada}) \quad (2)$$

Ql	- Fluxo de energia extraída do sistema (consumo de água quente)	W
D	- Perfil de procura de água quente	L
Δt	- Resolução temporal	s
T_{int}	- Temperatura interna no tanque	°C
$T_{entrada}$	- Temperatura que entra no tanque	°C

A equação 1 refere que a temperatura interna do termoacumulador no instante seguinte depende da temperatura interna do tanque no próprio instante, da potência do sistema de aquecimento, do seu armazenamento (que por sua vez depende do estado do elemento de aquecimento (ligado ou desligado), do consumo de água quente (equação 2), da temperatura exterior ao tanque (temperatura ambiente), que serve para determinar as perdas de calor no interior do tanque para com o exterior, e das variáveis $\Delta t, M, cp, UA$ que são inerentes do próprio sistema. A equação 2 representa o fluxo de energia extraída do sistema referente ao consumo de água quente, que por sua vez vai depender do perfil de procura de água quente (que é definido pelo utilizador), da temperatura da água que entra no termoacumulador, da temperatura interna do tanque e da resolução temporal que é comum com a equação 1.

A primeira parte do algoritmo de modelação consiste em inicializar as variáveis que caracterizam o termoacumulador e o seu consumo energético. A tabela 6 contém as varias variáveis que caracterizam o sistema de armazenamento de AQS. A última fase do algoritmo,

consiste na simulação de todo o comportamento do sistema de aquecimento de AQS, através da aplicação das equações 1 e 2, obtendo assim um vetor com os valores da temperatura no interior do tanque e consequentemente a que temperatura se dá o consumo de água quente. As temperaturas máxima e mínima vão ditar se existe ou não a potência de entrada (no exemplo real é fornecida pelo elemento de aquecimento) influenciando a equação número 1 e assim controlando o valor da temperatura da água no interior do tanque, de acordo com o descrito na equação (3).

Tabela 6 - Variáveis que caracterizam o sistema de armazenamento e aquecimento de AQS

Variáveis do sistema de armazenamento de AQS			
Utilizadores	-	Número de pessoas que vão utilizar o termoacumulador	dia
Dias	-	Número de dias que o sistema vai ser utilizado	pessoa
$T_{inicial}$	-	Temperatura Inicial no interior do termoacumulador	°C
V	-	Volume do termoacumulador	L
MC	-	Capacidade térmica	$\frac{J}{K}$
Qu	-	Potência do sistema de aquecimento e armazenamento	W
pontos	-	Número de ações de controlo que o sistema vai ter	s
T_{max}	-	Temperatura máxima	°C
T_{min}	-	Temperatura mínima	°C
Δt	-	Resolução temporal	s

$$Qu = \begin{cases} 1000 \text{ W} & \text{if } T_{int} \leq \text{temperatura mínima} \\ 0 & \text{if } T_{int} \geq \text{temperatura máxima} \end{cases} \quad (3)$$

As figuras 3.5 (caso a) e 3.6 (caso b) apresentam dois cenários distintos de simulação do comportamento do sistema de aquecimento e armazenamento de AQS. No caso a, é analisado o comportamento de um termoacumulador ao longo de 4 dias de utilização, destinado a 4 adultos, com um consumo diário de 40 litros de água por pessoa. Os valores do perfil de consumo de água quente refletem os padrões típicos de utilização residencial de água, com picos de consumo durante as horas matinais e noturnas, conforme observado em estudos sobre hábitos domésticos [42]. O ajuste para um consumo diário de 40 litros por pessoa está em conformidade com as recomendações mínimas da Organização Mundial da Saúde para satisfazer as necessidades básicas de higiene e consumo [43]. A temperatura inicial é de 51 °C, com uma

gama de temperaturas entre 50 °C e 70 °C, a resolução temporal é de um minuto. No caso **b**, o sistema tem uma temperatura inicial de 55 °C, uma temperatura mínima com um valor de 50 °C e uma máxima de 70 °C. Este cenário é destinado a 5 adultos, com um consumo diário de 40 litros de água por pessoa, ao longo de 3 dias de utilização.

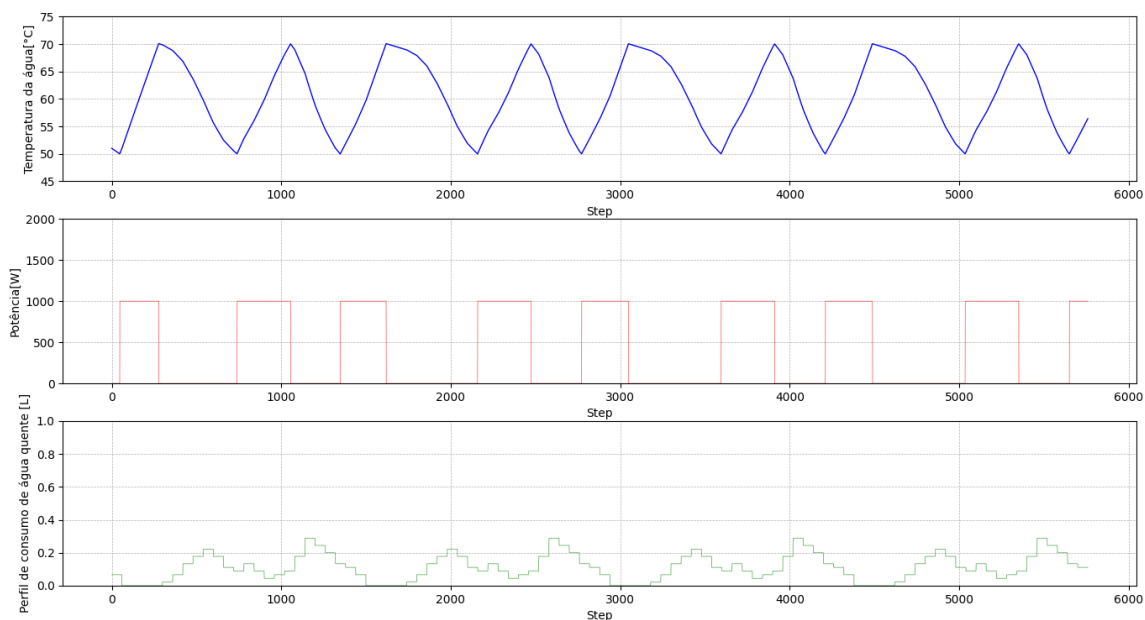


Figura 3.5- Comportamento de um sistema de aquecimento e armazenamento de AQS, caso a

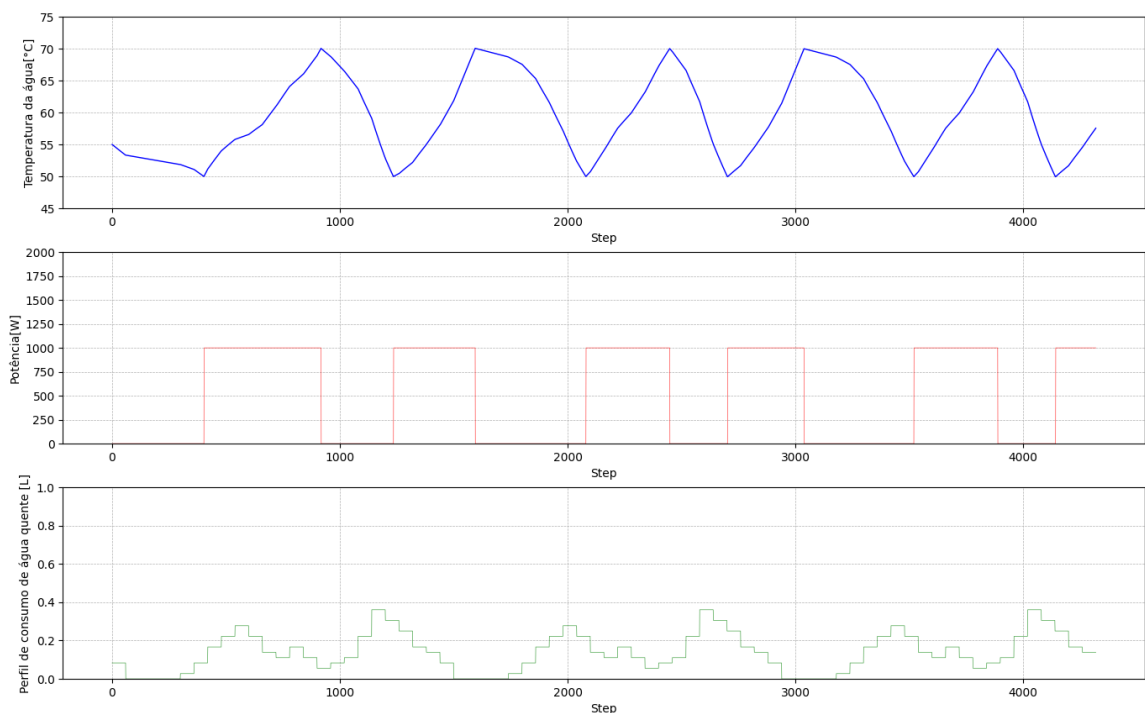


Figura 3.4- Comportamento de um sistema de aquecimento e armazenamento de AQS, caso b

3.3 Dados Previstos

O estudo de caso que o presente trabalho aborda, foca-se na redução das emissões de dióxido de carbono associadas ao consumo de energia elétrica através da utilização da FE. Recorreu-se a uma entidade externa, (*electricityMap* [41]), que forneceu os dados da intensidade média de dióxido de carbono associada ao consumo de energia elétrica registados ao longo de um ano (o ano em questão é 2017) em Portugal, divididos por hora. Assim foram obtidos um total de 8760 valores, em que as unidades dos mesmos são em $gCO_2 eq/kWh$. Os dados foram facultados sobre o formato de um ficheiro .csv, o qual foi acedido pelo algoritmo através do MATLAB.

Para que o sistema funcione como é suposto, é necessário que exista um sinal de penalidade que estimule o algoritmo para que seja obtido o comportamento pretendido. Foi com este objetivo que foram recolhidos os dados da intensidade média de dióxido de carbono associado ao consumo de energia elétrica em Portugal para que sejam utilizados como sinais de penalidade através do uso de uma função custo (explicada no subcapítulo seguinte) que permite que o algoritmo apresente a melhor resposta possível tendo em conta os objetivos do utilizador.

3.4 Algoritmo

O algoritmo desenvolvido foi o BOEP (uma variante do OEP), tal como mencionado no capítulo anterior. Esta modificação do modelo original foi escolhida devido ao comportamento do sistema de aquecimento e armazenamento de AQS considerado. O OEP foi proposto por Kennedy et al. [44], como um método computacional que encontra uma solução para um problema através de várias iterações tendo em conta um objetivo. O OEP encontra a solução através da movimentação de um conjunto de soluções candidatas (estas soluções são chamadas de partículas), em redor de um espaço de resultados de acordo com as fórmulas matemáticas que regem o problema. O movimento das partículas é guiado pelo conhecimento da sua posição atual (dentro do espaço de resultados) assim como pela melhor posição conhecida do enxame. Desta forma, a descoberta de melhores posições dentro do conjunto acaba por guiar o movimento do enxame.

O Algoritmo ilustrado na Figura 3.6, define o funcionamento do BOEP neste trabalho. Inicialmente, várias variáveis relacionadas ao ambiente em que o algoritmo será aplicado são inicializadas. É com o suporte dessas variáveis que a resposta do algoritmo será ajustada de acordo com os objetivos do utilizador. A inicialização das variáveis das partículas é definida conforme os objetivos do utilizador, incluindo o número de partículas e o número de posições que cada partícula conterà. As regras para a atualização da melhor posição da partícula e da melhor posição global (entre todas as partículas) são mostradas na Figura 3.6. Ainda assim, a Equação 4 destaca como a decisão é tomada. O valor atribuído à variável *particulaMelhorPos_i*

é determinado através da comparação entre o valor da *soluçãoActual* e o valor já existente em *particulaMelhorPos_i*. Se o valor da *soluçãoActual* for inferior ao valor anteriormente armazenado em *particulaMelhorPos_i*, este é substituído pelo novo valor. No trabalho realizado, procura-se minimizar o valor (ou seja, obter o valor mais baixo possível); assim, se o valor da *soluçãoActual* for inferior ao valor da *particulaMelhorPos_i*, então a *particulaMelhorPos_i* é atualizada para conter o valor da *soluçãoActual*. Caso contrário, o valor de *particulaMelhorPos_i* mantém-se inalterado.

A variável *globalMelhorPos_i* armazena o menor valor entre todas as *particulaMelhorPos_i* de cada partícula. Desta forma, o valor de *globalMelhorPos_i* contém o melhor valor encontrado globalmente entre todas as partículas.

Input	:	Inicializa todos os valores necessários para o bom funcionamento do algoritmo
Step 1	:	Inicialização das partículas do algoritmo
Step 3	:	while <i>iteracao</i> < <i>maxIteracao</i> do
Step 4	:	for all (<i>particulas i</i>) do
Step 5	:	Update <i>Velocidade V_i</i> da <i>particula i</i>
Step 6	:	Update <i>Posição X_i</i> da <i>particula i</i>
Step 7	:	if (<i>soluçãoActual_i</i> < <i>particulaMelhorPos_i</i>) then
Step 8	:	<i>particulaMelhorPos_i</i> = <i>solucaoActual_i</i>
Step 9	:	end if
Step 10	:	end for
Step 11	:	<i>globalMelhorPos_i</i> = min(<i>particulaMelhorPos_i</i> , <i>gglobalMelhorPos_{i-1}</i>)
Step 12	:	<i>Iteração</i> ++
Step 13	:	end while

Figura 3.6- Algoritmo BOEP

$$particulaMelhorPos_i = \begin{cases} solu\c{c}{a}{o}Actual_i & \text{if } solu\c{c}{a}{o}Actual_i < particulaMelhorPos_i \\ particulaMelhorPos_i & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$globalMelhorPos_i = \min(particulaMelhorPos_i, gglobalMelhorPos_{i-1}) \quad (4)$$

A figura 3.7 ilustra de uma forma simbólica uma partícula gerada pelo BOEP. A sua inicialização é de acordo com o funcionamento do termoacumulador em que cada bit da partícula ("0" ou "1") representa o estado de funcionamento do termoacumulador, "0" o termoacumulador está desligado, "1" está em funcionamento. Inicialmente, todas as partículas

representam o perfil original de funcionamento do termoacumulador. O sistema considera uma resolução temporal de 15 minutos, assim a cada 15 minutos existe uma atualização do estado de funcionamento do termoacumulador, implicando que ao longo de um período de 24 horas existam 96 estados de funcionamento do termoacumulador (a partícula vai ter desta forma, 96 posições).

Par=1																			
0	1	0	1	1							0	1	1	0	1	0	0		
N=1																	N=96		

Figura 3.7- Ilustração de um partícula gerado pelo BOEP

Inicialmente são lançadas várias partículas com o objetivo que elas compitam entre si de forma que a unidade de controlo obtenha o melhor resultado possível. As equações anteriormente analisadas são seguidamente aplicadas, iterativamente, fazendo com que as mesmas andem ao redor do mesmo espaço de resultados, e assim de forma sistemática cada partícula vai se diferenciar com diferentes estados de funcionamento. De forma a possibilitar que estas compitam entre si, é aplicada a cada partícula a função custo, atribuindo um peso a cada uma destas. O seu valor é calculado somando o estado de cada uma das suas posições de funcionamento (isto é, o valor atribuído a cada posição da partícula ao longo do tempo). O valor máximo que a função custo pode ter é 96, se em todas as posições a resposta for "1", o sistema sempre ligado) e o valor mínimo é 0 (se em todas as posições a resposta for "0", o sistema sempre desligado). Este exemplo serve, só para ilustrar de forma simples e sem qualquer valor de penalidade contemplado, o funcionamento do sistema de armazenamento de AQS.

Para que a unidade de controlo desenvolva uma resposta adequada ao estudo de caso, o algoritmo vai utilizar estímulos exteriores (explicado na secção 3) como sinais de penalidade. A sua utilização passa pela sua inclusão na função de custo, através da atribuição de um sinal externo a cada posição da partícula. Assim cada estado de funcionamento vai ter um peso diferente, consoante a sua utilização em momentos de maior / menor consumo de dióxido de carbono face a outros estados de funcionamento.

Cada partícula terá um custo associado, e o objetivo é que as partículas compitam entre si, permitindo que custos mais baixos sejam alcançados através da utilização recorrente da equação 4 e 5. A equação 5 demonstra de que forma o custo é calculado, através dela percebermos que o valor do custo é diretamente proporcional ao valor do dióxido de carbono e ao funcionamento do termoacumulador nesse intervalo. Também através da equação 4 percebe-

se que nos momentos em que o termoacumulador não está a funcionar o custo vai ser zero e nos momentos em que está a funcionar o custo vai ser o valor da emissão de dióxido de carbono. Relacionando ambas as equações (4 e 5) constata-se que o algoritmo favorece momentos em que o termoacumulador está desligado e as emissões são elevadas, em contraste com os momentos em que as emissões são baixas e o termoacumulador tende a estar ligado.

A figura 3.8 ilustra o comportamento do sistema com a aplicação do algoritmo para um dia específico. Observa-se, que quando o sinal de penalidade transita de 100 para 300 gCO_2eq o sistema tende a reduzir o funcionamento, mostrando-se capaz de deslocar o funcionamento para períodos em que o sinal de penalidade é mais baixo.

$$\min \left\{ Cost = \sum_{i=1}^n X(i) * CO_2(i) \right\} \quad (5)$$

- $X(i)$ - Vetor com o funcionamento do sistema de armazenamento e AQS (1 ou 0)
- $CO_2(i)$ - Vetor com a previsão dióxido de carbono associados ao consumo de eletricidade
- i - Índice do intervalo em específico
- n - Tempo total de intervalos que foi estabelecido para o funcionamento do sistema de armazenamento e AQS

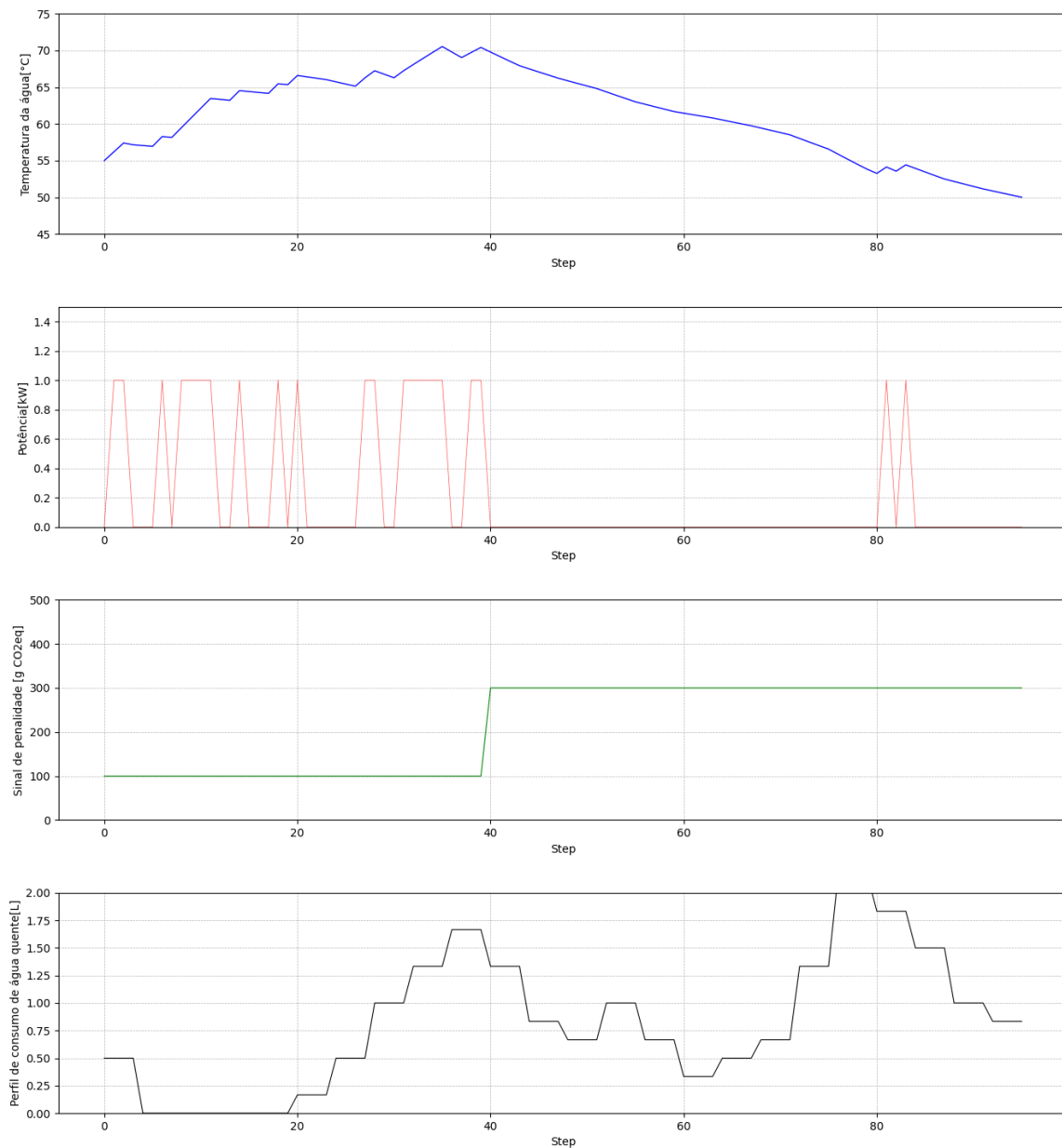


Figura 3.8- Comportamento do sistema de armazenamento de AQS

O algoritmo tem também em consideração a gama de temperaturas de funcionamento do termoacumulador, garantido que as condições de conforto sejam respeitadas. Para isso, o algoritmo penaliza as respostas que apresentem temperaturas fora da gama permitida, tanto para valores mínimos quanto para os máximos. Esta penalização é aplicada através do incremento da função custo, tornando-a proporcional à diferença entre as temperaturas estipuladas (máxima e mínima) e a alcançada pelo algoritmo naquela partícula.

O ajuste adequado da penalização da função de custo (FC) é crucial, porque a FE beneficia de *soft constraints* [45], permitindo que o sistema atinja a melhor performance possível. Assim uma partícula que apresente um custo baixo, mas que, em certos momentos, opere fora da gama de temperaturas, será rejeitada ou penalizada.

Com a análise da equação 6, deparamo-nos com a existência de uma variável chamada *sancao*. Esta variável também pode ser interpretada como uma variável de calibração. A sua existência prende-se com a necessidade de fazer uso por parte do algoritmo das *soft constraints*. Apesar de já existir uma penalização aos estados de funcionamento do termoacumulador que tenham temperaturas mínimas e máximas fora da gama de temperaturas estabelecidas, esta por vezes não é suficiente para evitar que, por exemplo, respostas de funcionamento tenham temperaturas máximas com 5 °C acima do limite estabelecido. Para evitar tal fenómeno e ao mesmo tempo melhorar o desempenho do algoritmo foi adicionado a variável *sancaoN* ∈, cujo valor atribuído vai depender das respostas obtidas.

$$soluçãoActual_i \begin{cases} soluçãoActual_i(tempMax - T_{max}) * sancao if tempMaxGama < tempMax(soluçãoActual_i) \\ soluçãoActual_i if tempMinGama < temp(soluçãoActual_i) < tempMaxGama \\ soluçãoActual_i(T_{min} - tempMin) * sancao if tempMinGama > tempMin(soluçãoActual_i) \end{cases} \quad (6)$$

Por fim, de modo a que o algoritmo tenha o comportamento esperado de um MCP, é aplicada a técnica de *sliding windows* [46]. O objetivo é que o resultado final não seja uma agregação dos resultados diários obtidos, mas sim uma resposta contínua ao longo de todo o mês (por exemplo, através da análise da figura 3.10 a resposta apresentada é segmentada diariamente). A sua utilização permite ao algoritmo planejar melhor o funcionamento do sistema pois o *predicted horizon* [47] é atualizado a cada 15 minutos e não diariamente. Tecnicamente a *sliding windows* é aplicada através do deslocamento do *predict horizon* [47] a cada 15 minutos, à medida que os *times steps* são processados (na prática significa que a cada 15 minutos todos os sinais de resposta são novamente calculados). Comparando ambas as figuras podemos perceber que na figura 3.10 o algoritmo apresenta um melhor desempenho, através de uma melhor exploração das gamas de temperaturas, permitindo assim que nas zonas em que o consumo de dióxido seja maior, o sistema não consuma energia elétrica.

A figura 3.11 ilustra o funcionamento de todo o sistema desenvolvido. Ela enquadra todas as etapas no funcionamento do sistema, através de um fluxo que conecta cada uma das fases de operação do sistema. O sistema inicia no modo de funcionamento normal do armazenamento de AQS, onde as partículas são inicializadas com base nesse funcionamento. Em seguida, a temperatura é calculada de acordo com as partículas do algoritmo, enquanto o *electricitymaps* fornece dados de emissões de CO₂, usados para ajustar a função de custo. O processo continua com a atualização do vetor de funcionamento e da velocidade da partícula, iterando até que o vetor com o menor custo seja encontrado, o qual será aplicado ao sistema de AQS para a otimização da redução das emissões de dióxido de carbono associadas ao consumo de energia elétrica.

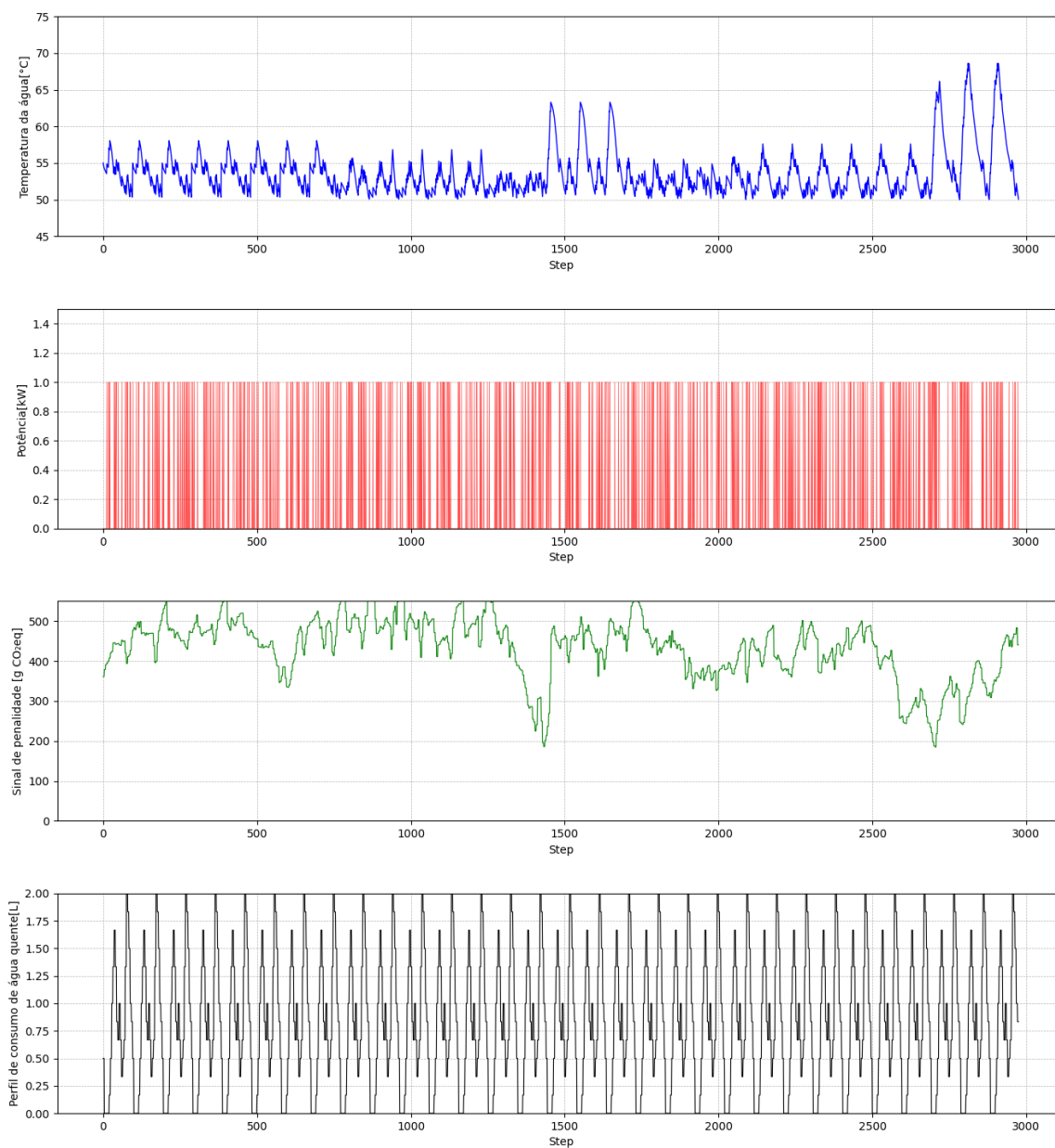


Figura 3.9-Resposta do algoritmo sobre o sistema de aquecimento e armazenamento de AQS sem a utilização da *sliding windows*

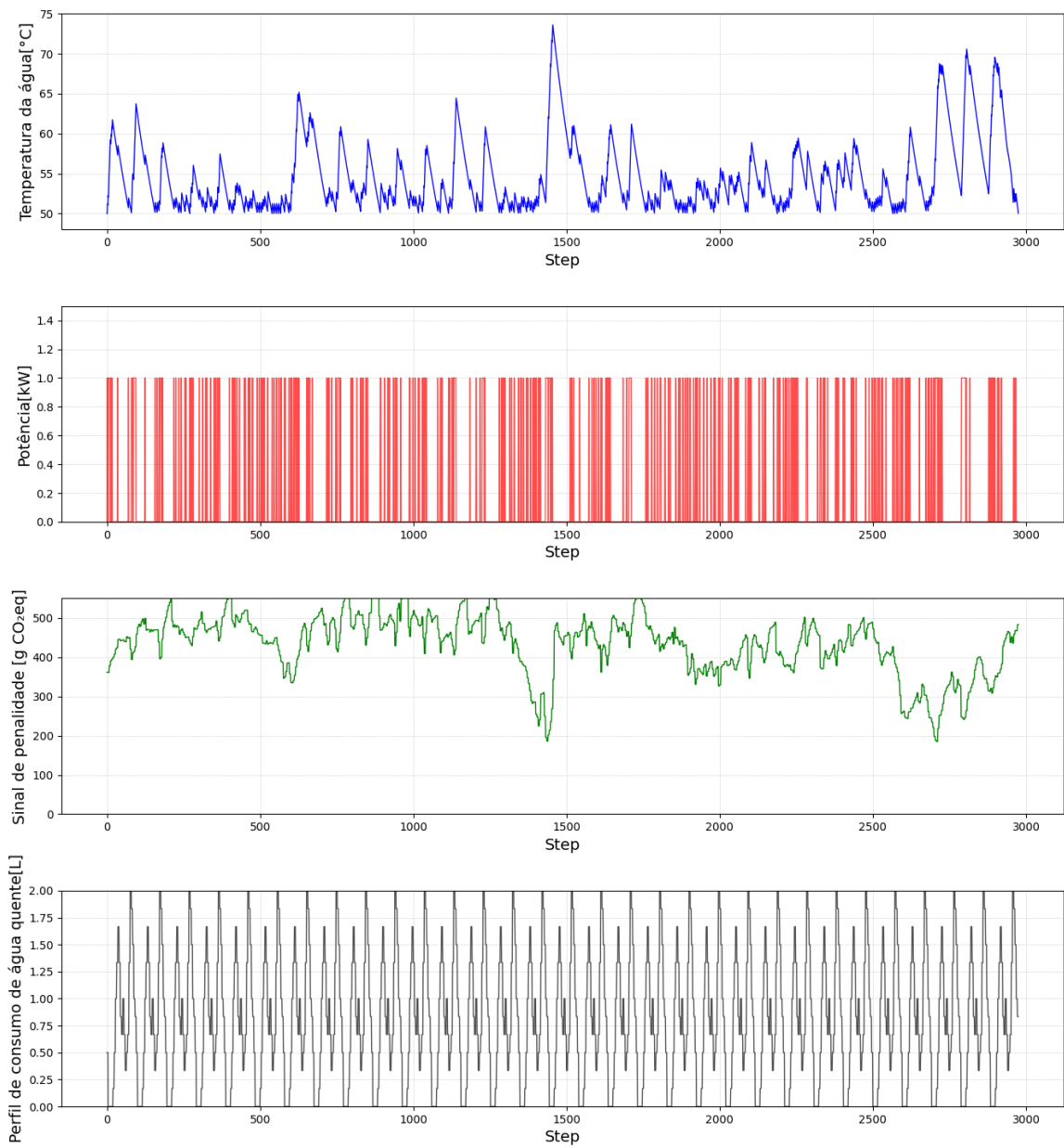


Figura 3.10- Resposta do algoritmo sobre o sistema de aquecimento e armazenamento de AQS com a utilização do *sliding windows*

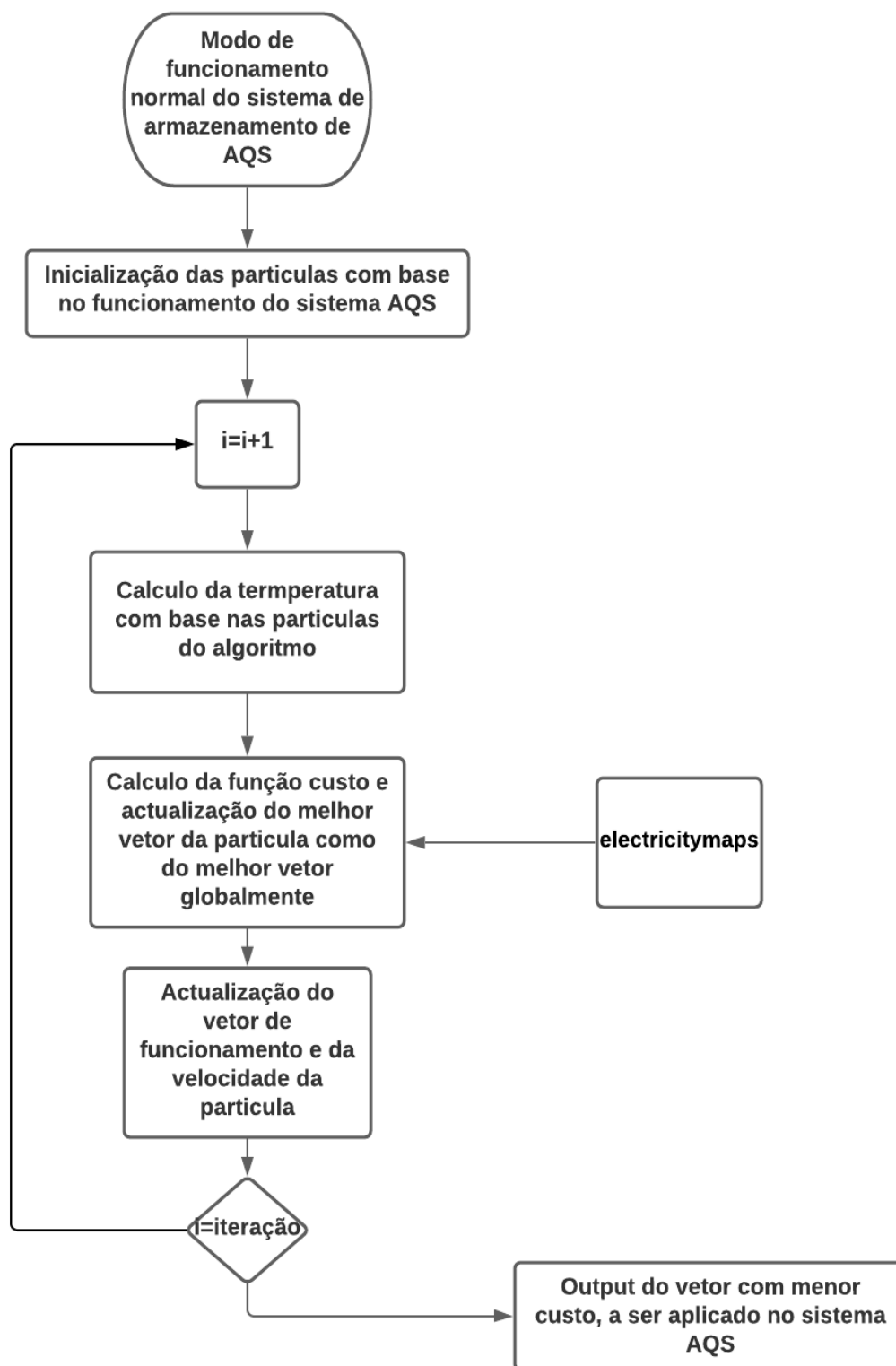


Figura 3.11- Fluxograma que ilustra o funcionamento do sistema

RESULTADOS E ANÁLISE

Neste capítulo são apresentados e analisados os resultados obtidos com a aplicação da solução descrita no capítulo 3, num sistema de aquecimento e armazenamento de AQS (termoacumulador), com o objetivo de estudar a flexibilidade energia com o foco na redução das emissões de dióxido de carbono associadas ao consumo de energia elétrica. A secção 4.1 descreve o estudo de caso, enquanto a secção 4.2 apresenta e analisa os resultados obtidos.

4.1 Estudo de Caso

O estudo de caso será explorado num sistema desenvolvido utilizando a ferramenta MATLAB [21], onde será usada a flexibilidade energética por meio da aplicação do BOEP. O dimensionamento do termoacumulador foi projetado de modo a que o consumo diário de água quente seja de 40 litros para cada adulto. No contexto do estudo de caso em questão, o número de indivíduos considerados é de duas pessoas. Considerou-se uma resolução temporal de 15 minutos.

O estudo de caso foca-se na redução das emissões de dióxido de carbono associadas ao consumo de energia elétrica em Portugal, nomeadamente, durante o ano de 2017. Recorreu-se a uma entidade externa (*electricityMap* [41]) que facultou os valores das emissões de dióxido de carbono registados em Portugal (a secção 3.3 descreve com mais detalhe a obtenção dos dados). No estudo de caso foram consideradas quatro experiências, uma por cada estação do ano. Em cada experiência vão ser estudados dois cenários, um chamado de cenário normal, e outro chamado de cenário curto. Também em cada uma das experiências vai ser instanciado o funcionamento original do termoacumulador de forma a que seja analisado o estudo de caso.

Para o instanciamento do funcionamento original do termoacumulador nas 4 experiências não é aplicado o BSPO, pelo que não é utilizada qualquer flexibilidade energética. Nos cenários analisados em cada experiência é aplicado o algoritmo, pelo que existe utilização da flexibilidade energética. As experiências foram divididas pelas quatro estações do ano, tendo

sido selecionado um mês de cada estação. A divisão do estudo de caso pelas quatro estações visa a introdução da variedade das medições das emissões totais de dióxido de carbono mensais, permitindo uma análise comparativa e abrangente entre os diferentes períodos do ano.

O valor das variáveis que definem o funcionamento do termoacumulador (T_{int} , M , Ql , UA , E entre outras, presentes nas equações 1 e 2) são as mesmas em todas as experiências. Em cada uma das experiências existem dois cenários, em que ambos fazem uso da FE. Um dos cenários vai ser chamado de cenário normal, em que a gama da temperatura de funcionamento é igual à do funcionamento normal de um termoacumulador, entre [50 °C – 70 °C] com uma temperatura inicial de 50°C, enquanto o outro vai ser chamado de cenário curto, com as gamas de funcionamento compreendidas no intervalo [50 °C – 55 °C] e com uma temperatura inicial de 52°C, ambos têm a mesma temperatura ambiente com um valor de 20°C. A escolha do cenário normal, é óbvia uma vez que este opera sobre a gama de temperaturas normal de um termoacumulador, no entanto a decisão de ser analisado ainda outro cenário com a gama de temperaturas reduzida foi com o objetivo de avaliar a eficácia do BOEP num cenário com limitadas oportunidades de otimização (de forma prática, pretende-se verificar se o algoritmo pode oferecer uma solução mais interessante que a original, mantendo ainda o conforto do utilizador). A divisão em dois cenários em cada experiência também foi com o intuito de demonstrar as fragilidades ou valências do algoritmo (nomeadamente quando este funciona com a gama de valores reduzidas).

Os meses escolhidos para as experiências têm todos 31 dias, o que facilita a comparação e a aplicação do algoritmo, devido à uniformidade no número de dias. Com este critério, foram selecionados os seguintes meses: janeiro para o inverno, maio para a primavera, agosto para o verão e outubro para o outono.

4.2 Utilização da Flexibilidade Energética com a aplicação do BOEP

Nesta secção primeiro é introduzido o funcionamento original do termoacumulador sem que seja utilizada qualquer FE, de seguida são explicadas as quatro experiências exploradas (inverno, primavera, verão e outono) bem como os dois cenários presentes nas mesmas. Posteriormente são apresentados, por cada um dos cenários distribuídos nas quatro experiências, os resultados obtidos relativamente ao total mensal de dióxido carbono associado ao consumo de energia elétrica bem como o perfil do dia médio (consumos de água quente e energia elétrica, perfil de temperatura e perfil de penalidade), em que ambos são analisados e agrupados. Por fim, é realizada uma comparação entre todos os cenários dentro de cada experiência,

tendo como principal objetivo analisar o estudo de caso, através da diferença entre os resultados obtidos nos vários cenários.

4.2.1 Funcionamento Original

A análise dos resultados utiliza o funcionamento original como referência para determinar a redução percentual das emissões de dióxido de carbono associadas ao consumo de energia elétrica nos diferentes cenários. Tal como o nome sugere, o caso original é o funcionamento normal do termoacumulador dentro da gama de temperaturas desejada, com o consumo estipulado.

O funcionamento original não tem qualquer método de utilização de flexibilidade energética aplicada, logo não existe qualquer sinal de penalidade, pelo que o seu funcionamento vai ser sempre o mesmo independente do mês. Ainda assim, para que a comparação entre o funcionamento com e sem BOEP seja justa e adequada, este funcionamento tem que ser instanciando nos vários cenários em cada experiência, de acordo com as emissões de dióxido de carbono naquele período.

Como existem dois cenários, o funcionamento original é dividido segundo a duas gamas de temperatura utilizadas (normal e curta). Assim a figura 4.1 representa o cenário normal em que a gama de temperatura é compreendida entre os $[50^{\circ}\text{C} - 70^{\circ}\text{C}]$ e a figura 4.2 representa o cenário curto em que a faixa de temperaturas é $[50^{\circ}\text{C} - 55^{\circ}\text{C}]$. A análise do sistema de aquecimento de água sanitária em ambos os cenários abrangem um período de 31 dias, em que o seu funcionamento tem uma resolução temporal de 15 minutos. A tabela 6 contém os valores do consumo total energético em ambos os cenários.

Tabela 7-Consumo total de energia no funcionamento original em ambos os cenários

Funcionamento original	Consumo total energético(<i>kWh</i>)
Cenário Normal	187
Cenário Curto	155

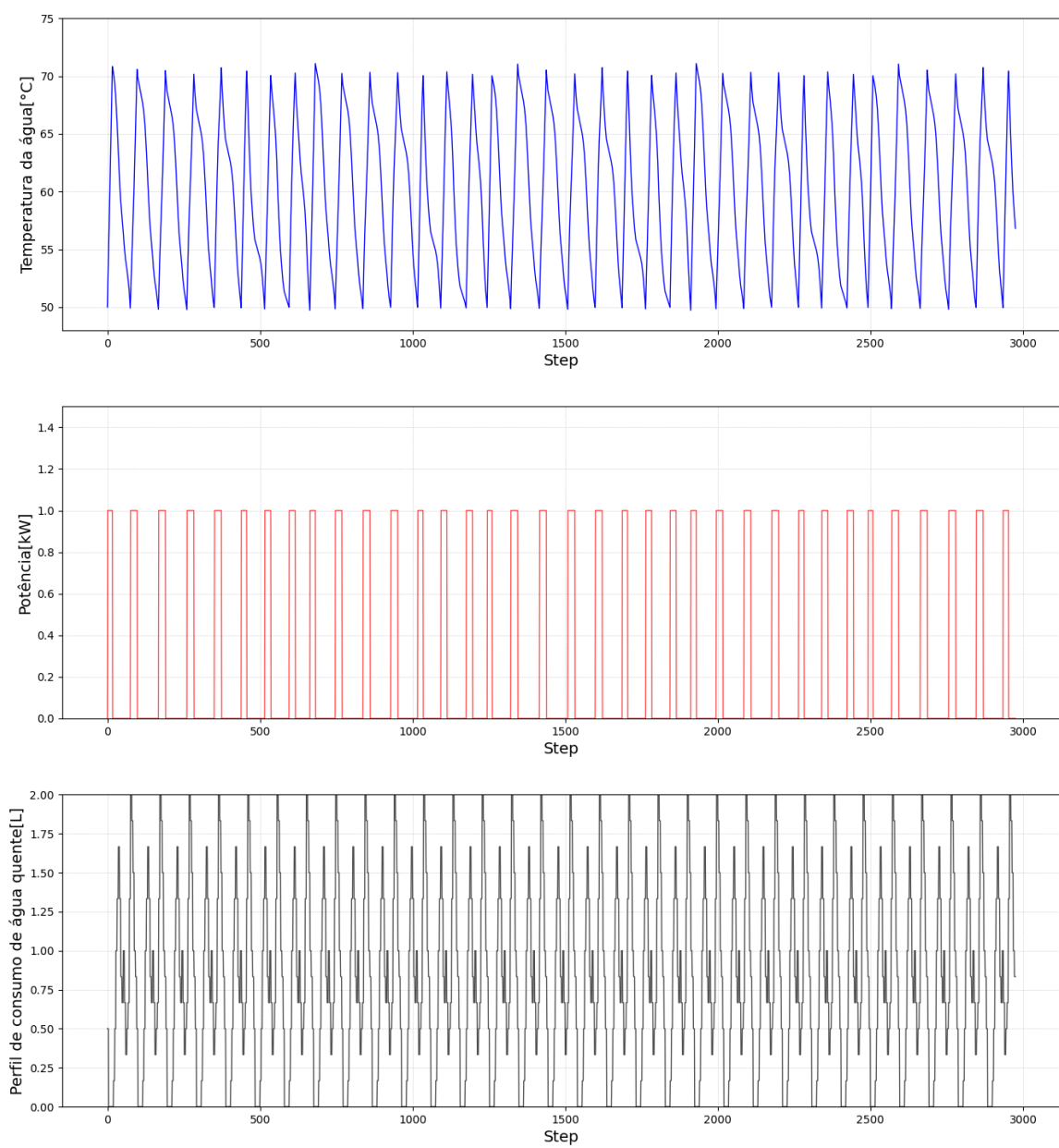


Figura 4.1- Funcionamento original na gama de temperaturas do cenário normal

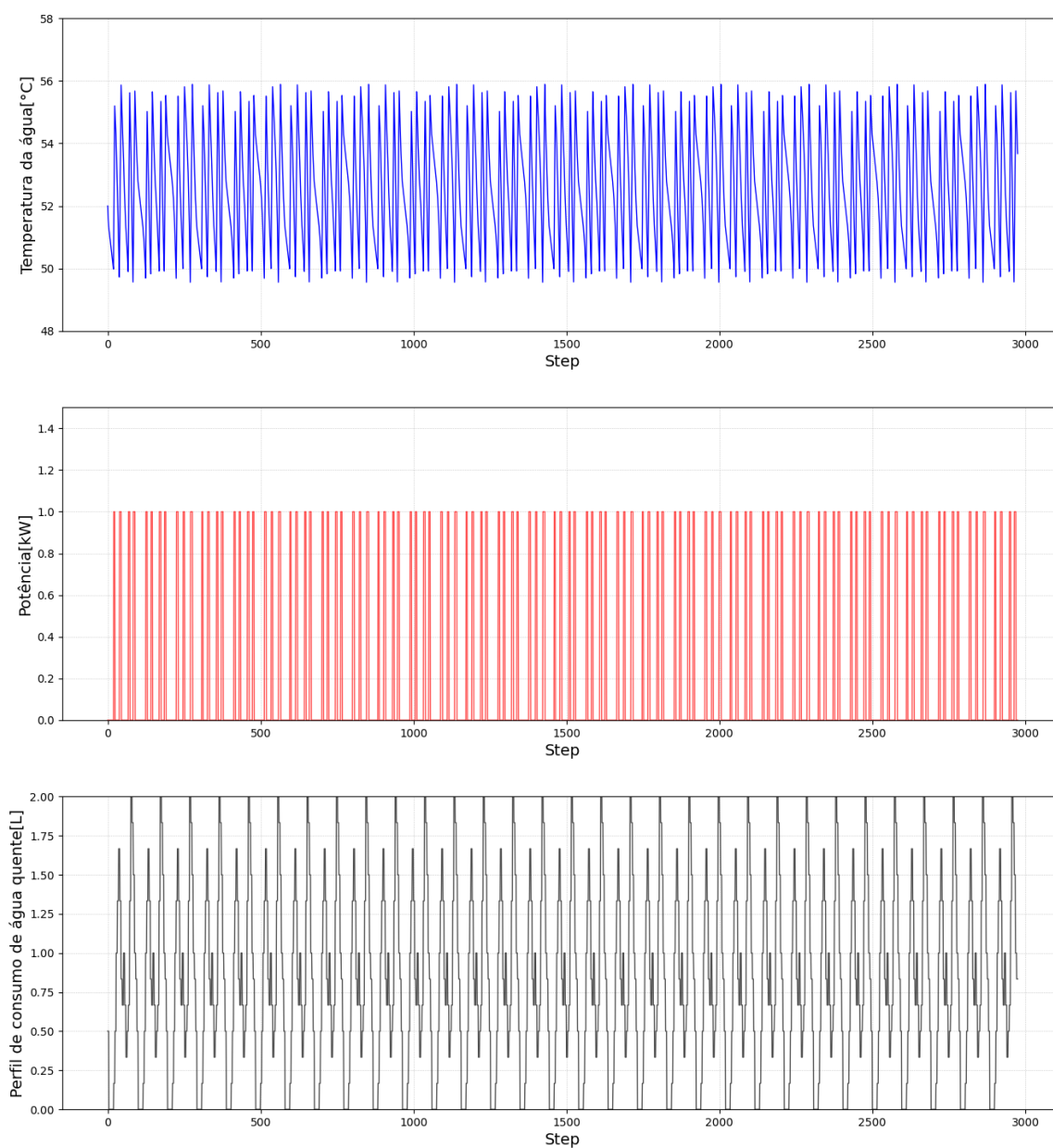


Figura 4.2- Funcionamento original na gama de temperaturas do cenário curto

4.2.2 Experiência de Inverno

Na experiência de inverno, optou-se por analisar o mês de janeiro, período durante o qual foi instanciado tanto o funcionamento original como o funcionamento com flexibilidade energética (utilizada diariamente ao longo de todo o mês). As figuras 4.3 e 4.4 demonstram o funcionamento original nas respectivas gamas de funcionamento. A tabela 7 mostra o somatório total do consumo energético e das emissões de dióxido de carbono ao longo dos trinta e um dias segundo ambos os cenários, esta ainda separa os valores das emissões de dióxido de carbono com e sem o uso da FE .

Através da análise das figuras 4.5 e 4.6 percebe-se a utilização da FE, pois nos períodos com menor penalidade, o consumo de energia elétrica aumenta, elevando a temperatura no interior do termoacumulador. Este comportamento permite assim que em momentos de alta penalidade o sistema de aquecimento de água sanitária (AQS) reduza o consumo de energia, mantendo-se dentro do intervalo de temperaturas definido e respeitando o conforto do utilizador. Este comportamento na gestão do consumo de energia persiste durante todo o mês. No cenário normal, a temperatura máxima alcançada foi de 70 °C, enquanto no cenário curto chegou a 56 °C. Importa destacar que, em ambos os cenários, as temperaturas mínimas se mantiveram acima dos limites estabelecidos.

As figuras 4.7 e 4.8 mostram os perfis de consumo de água quente, da temperatura e da penalidade do dia médio do mês de janeiro em cada um dos cenários. Analisando ambas as figuras percebe-se que o sinal de penalidade aumentou na segunda metade do dia pelo que a temperatura dentro do termoacumulador diminuiu. Durante a noite o sinal de penalidade diminuiu e a temperatura interna do termoacumulador aumentou.

Tabela 8-Somatório total do consumo energético e das emissões de dióxido de carbono ao longo dos trinta e um dias na experiência de inverno em ambos os cenários

Inverno	Emissões de dióxido de carbono sem FE (gCO_2eq)	Emissões de dióxido de carbono com FE (gCO_2eq)	Consumo total energético(kWh)
Cenário Normal	67702	40877	119
Cenário Curto	56436	38807	109

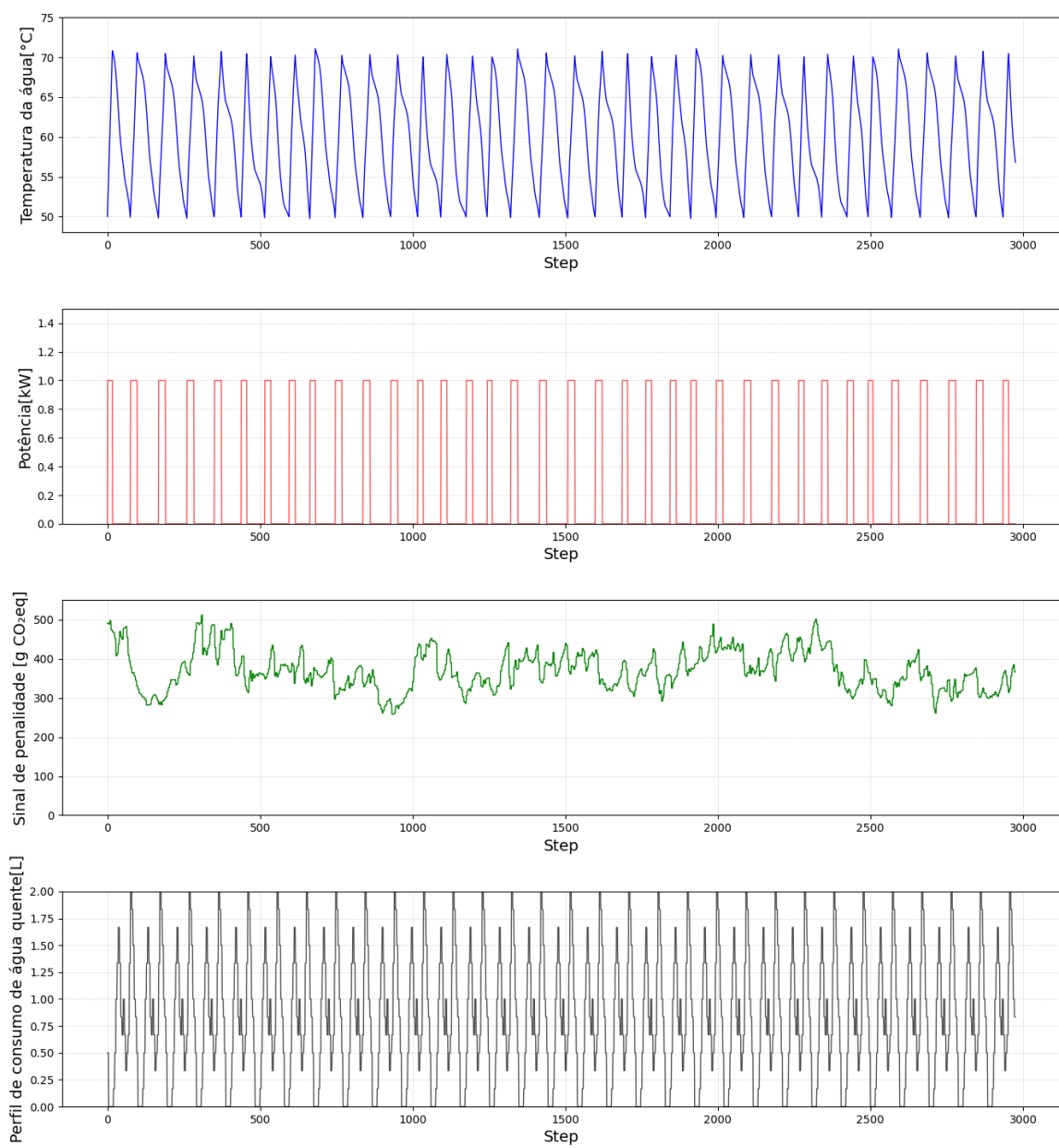


Figura 4.3-Funcionamento original na gama de temperaturas no cenário normal, instanciado nas emissões de dióxido de carbono de janeiro

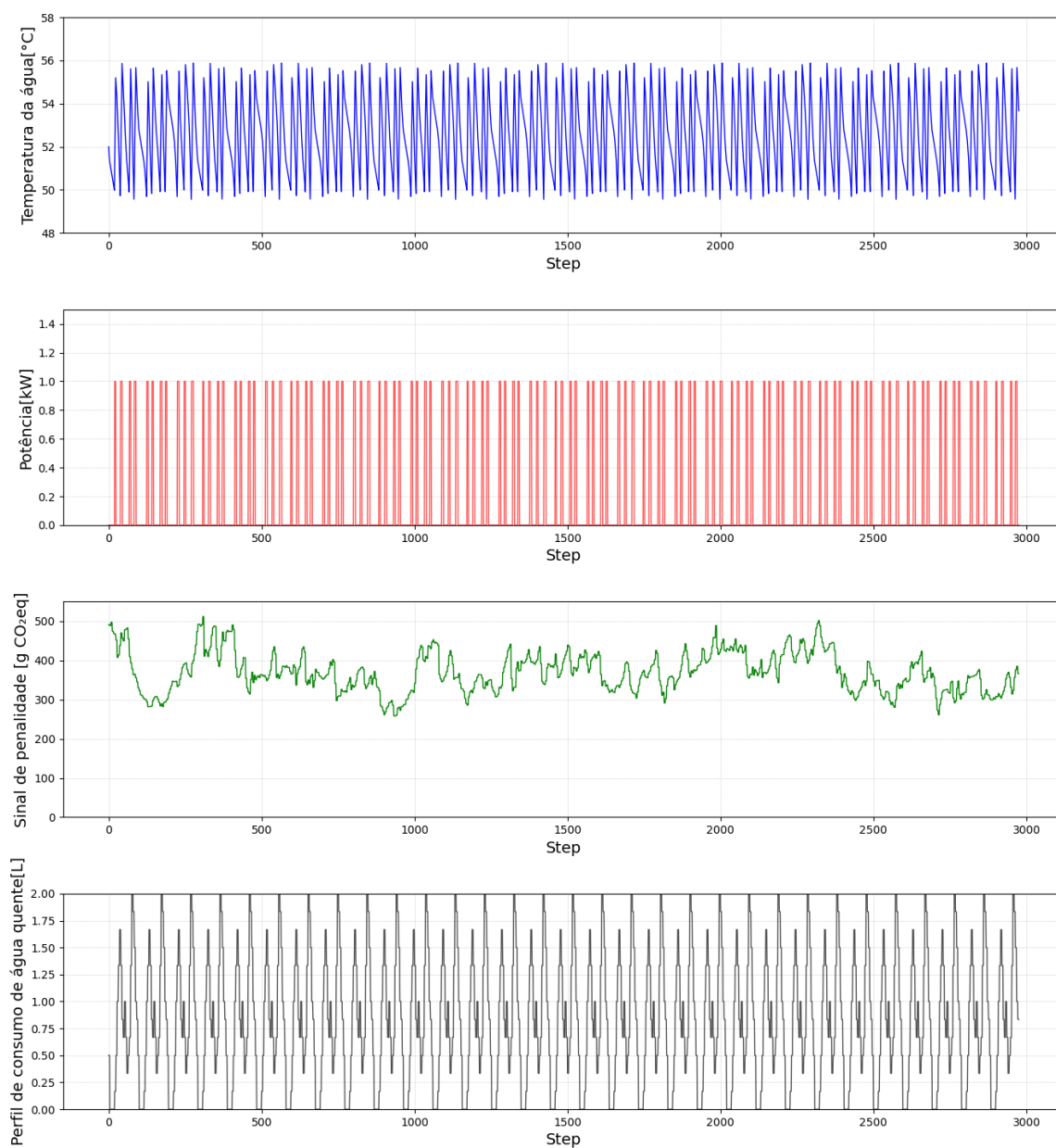


Figura 4.4-Funcionamento original na gama de temperaturas no cenário curto, instanciado nas emissões de dióxido de carbono de janeiro

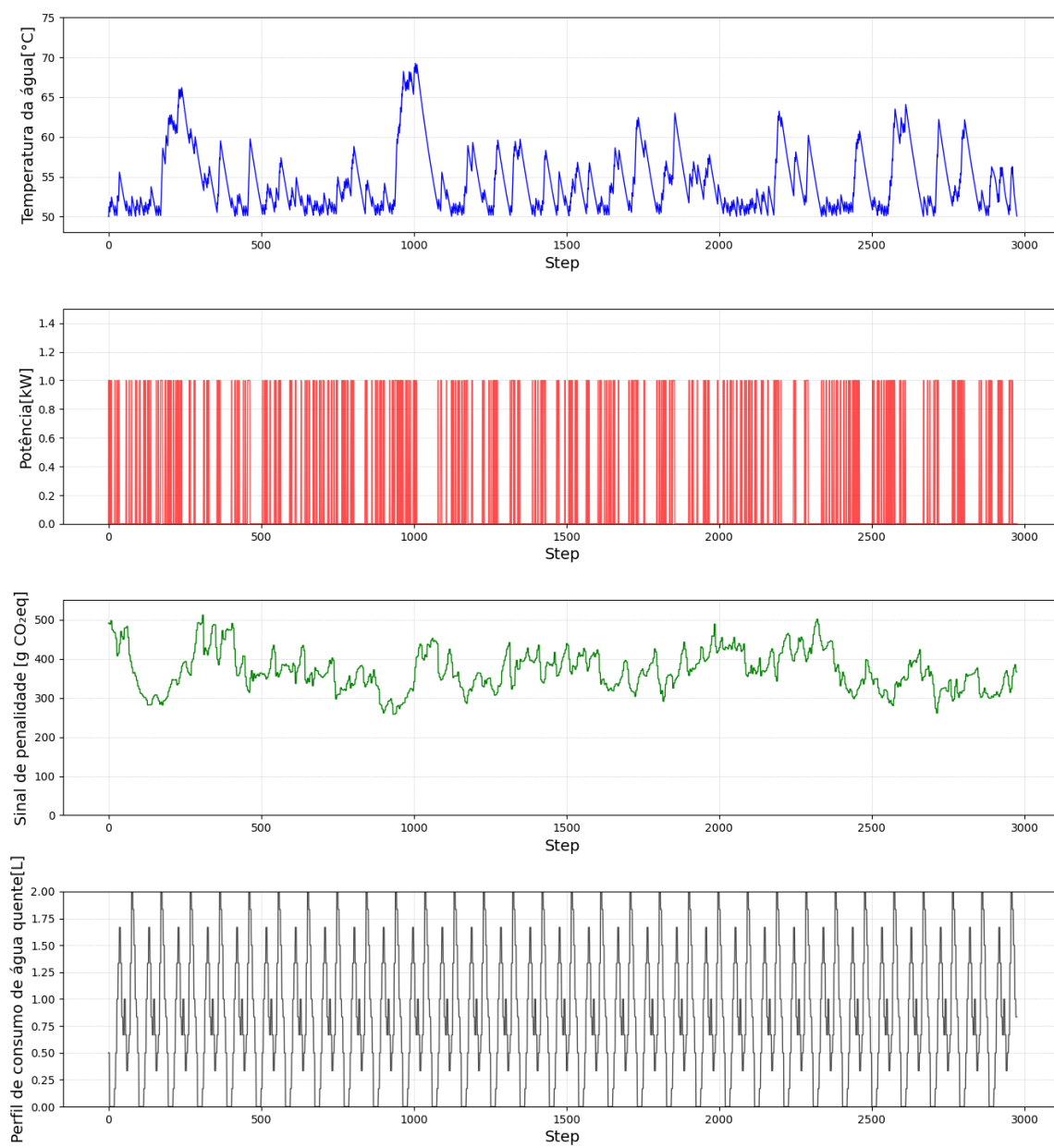


Figura 4.5-Experiência de inverno, cenário normal

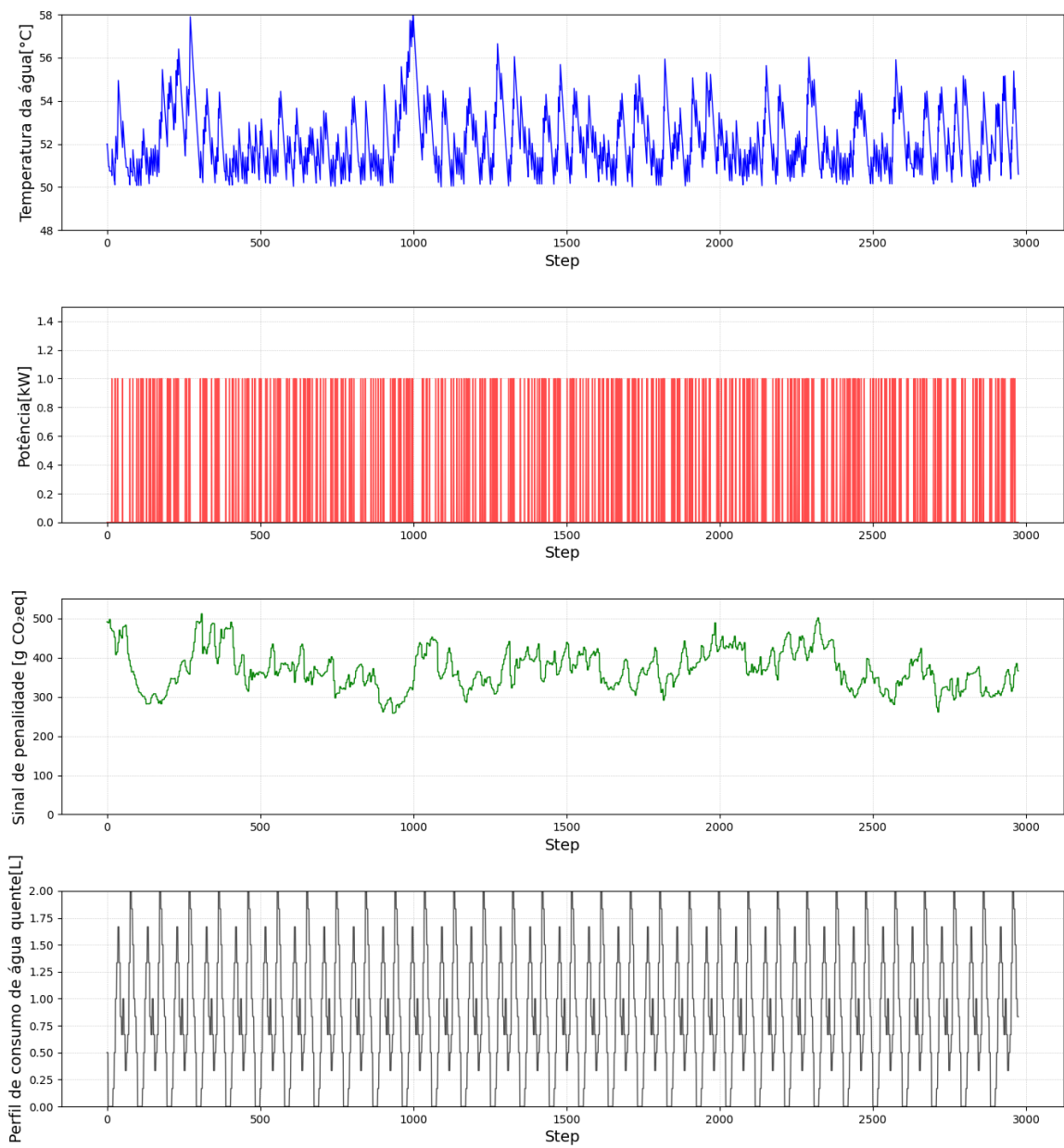


Figura 4.6-Experiência de inverno, cenário curto

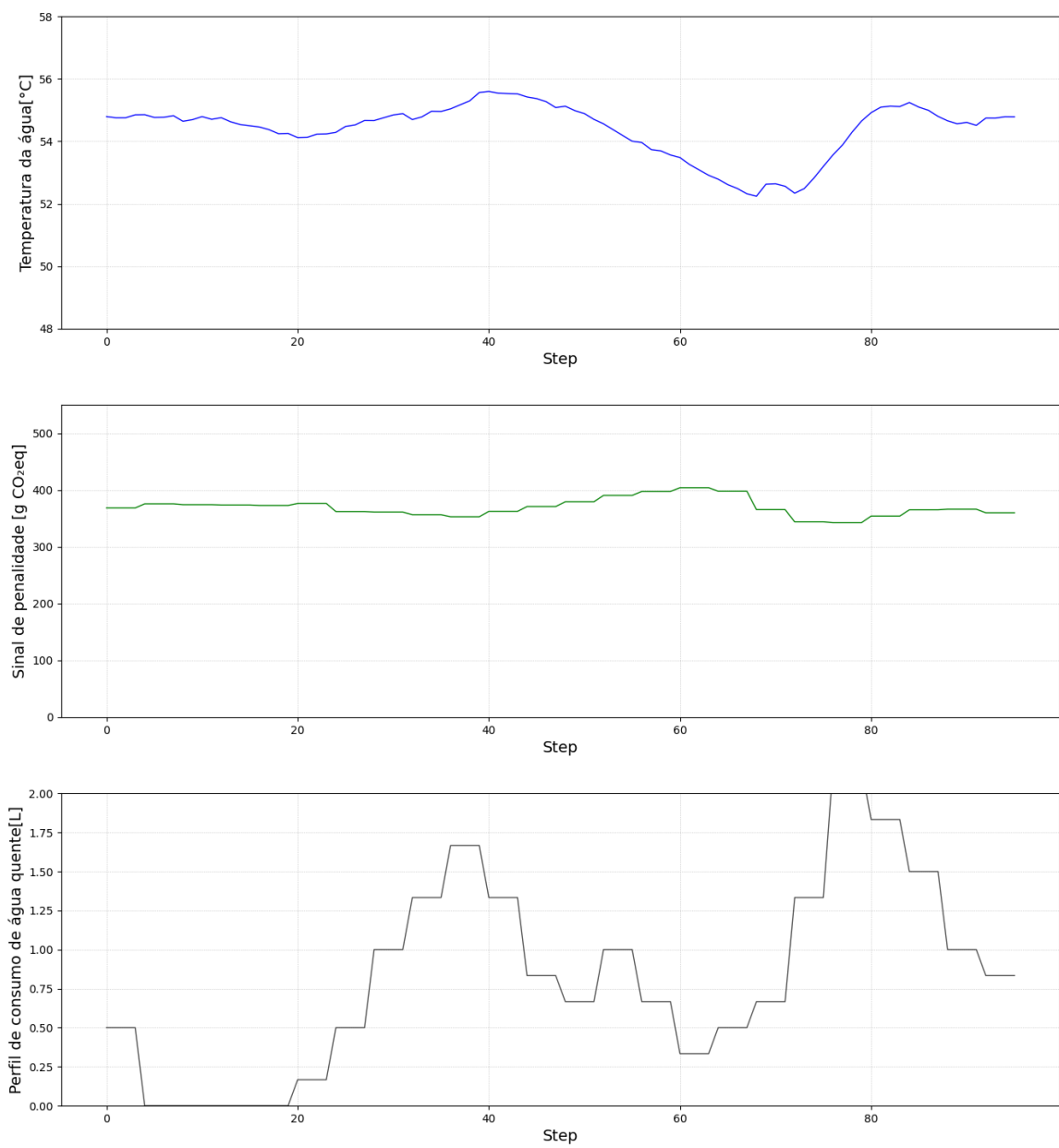


Figura 4.7-Perfis da temperatura, sinal de penalidade e consumo de água quente no dia médio na experiência de inverno segundo a gama de funcionamento normal

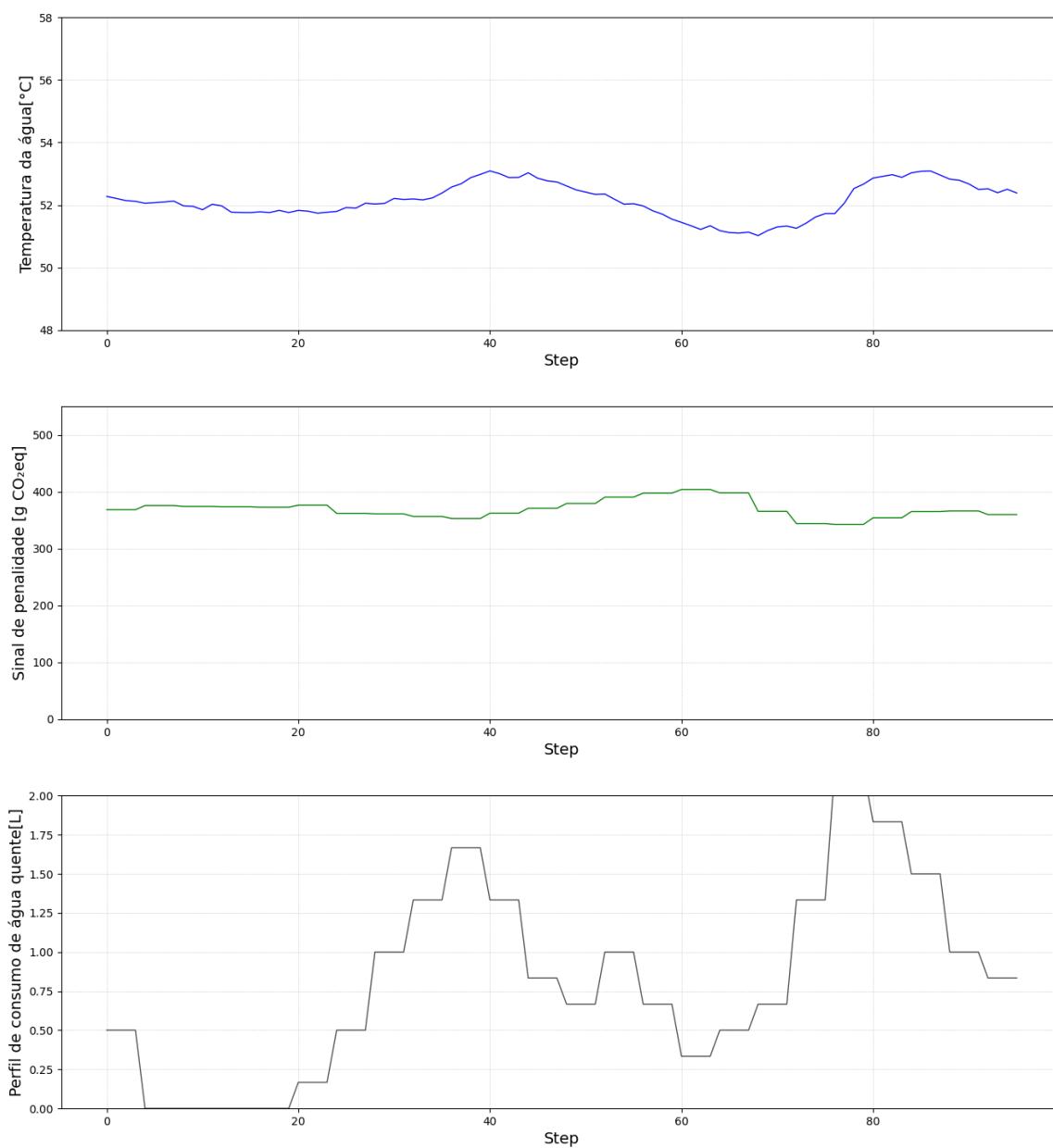


Figura 4.8-Perfis da temperatura, sinal de penalidade e consumo de água quente no dia médio na experiência de inverno segundo a gama de funcionamento curta

4.2.3 Experiência de Outono

Na realização da experiência de Outono, foi escolhido o mês de outubro. As figuras 4.9 e 4.10 representam o funcionamento original do termoacumulador com o sinal de penalidade do período da experiência nas duas gamas de temperaturas escolhidas, bem como a tabela 8 contém o somatório total do consumo energético e das emissões de dióxido de carbono ao longo de todo o mês em ambos os cenários sobre o funcionamento original. As figuras 4.11 e 4.12 demonstram o uso na FE em todo o seu período nos dois cenários escolhidos. Por fim as figuras 4.13 e 4.14 mostram as respostas obtidas dos perfis de temperatura, consumo de água quente e sinal de penalidade do dia médio.

Com a análise das figuras 4.11 e 4.12 evidencia-se a utilização da flexibilidade energética através da observação no aumento do consumo de energia nos períodos de baixos níveis de emissão de dióxido de carbono, em contraste com períodos de alta penalidade, onde o consumo tende a diminuir. As figuras ilustram a operação do termoacumulador durante todo o mês, com uma resolução temporal de 15 minutos ao longo dos 31 dias.

Em ambos os cenários, as temperaturas mínimas mantêm-se acima dos limites estabelecidos. No cenário normal, a temperatura máxima registada foi de 73 °C, enquanto no cenário curto atingiu os 57 °C. O excedente na temperatura máxima resulta de uma inadequada afinação da função de custo (FC) no algoritmo. Conforme discutido anteriormente, a FC inclui penalizações para temperaturas fora do intervalo definido. Neste caso, a penalização deveria ter sido mais rigorosa. É relevante notar que a adaptação do intervalo de temperaturas exige um ajuste da FC, considerando que variações de 2°C - 3°C acima do limite máximo não representam uma preocupação significativa para o utilizador. Este aspeto destaca a eficácia no uso de restrições flexíveis (*soft constraints*), característica essencial em algoritmos deste tipo, facilitando a utilização da flexibilidade energética existente.

As figuras dos perfis do dia médio (figuras 4.14 e 4.15) mostram as respostas de funcionamento nos três perfis. Através da sua análise percebe-se que durante o período da tarde existiu um aumento do sinal de penalidade pelo que houve uma diminuição na temperatura dentro do tanque de água. Mais próximo do final do dia a intensidade carbónica diminui pelo que a temperatura do termoacumulador aumentou.

Tabela 9-Somatório total do consumo energético e das emissões de dióxido de carbono ao longo de trinta e um dias na experiência de outono em ambos os cenários

Outono	Emissões de dióxido de carbono sem FE (gCO_2eq)	Emissões de dióxido de carbono com FE (gCO_2eq)	Consumo total energético(kWh)
Cenário Normal	79257	46698	120
Cenário Curto	66711	43389	103

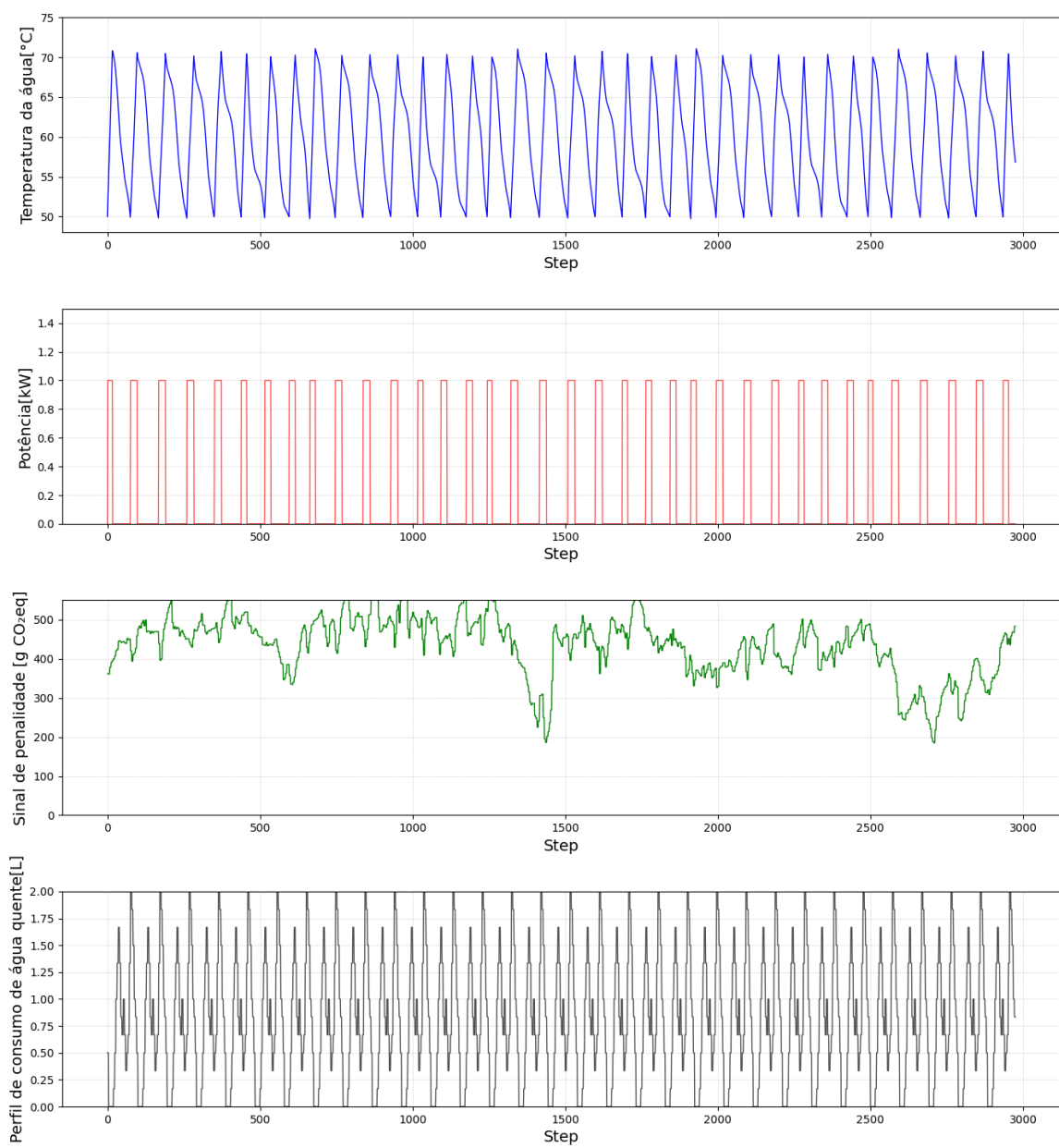


Figura 4.9-Funcionamento original na gama de temperaturas no cenário normal, instanciado nas emissões de dióxido de carbono de outubro

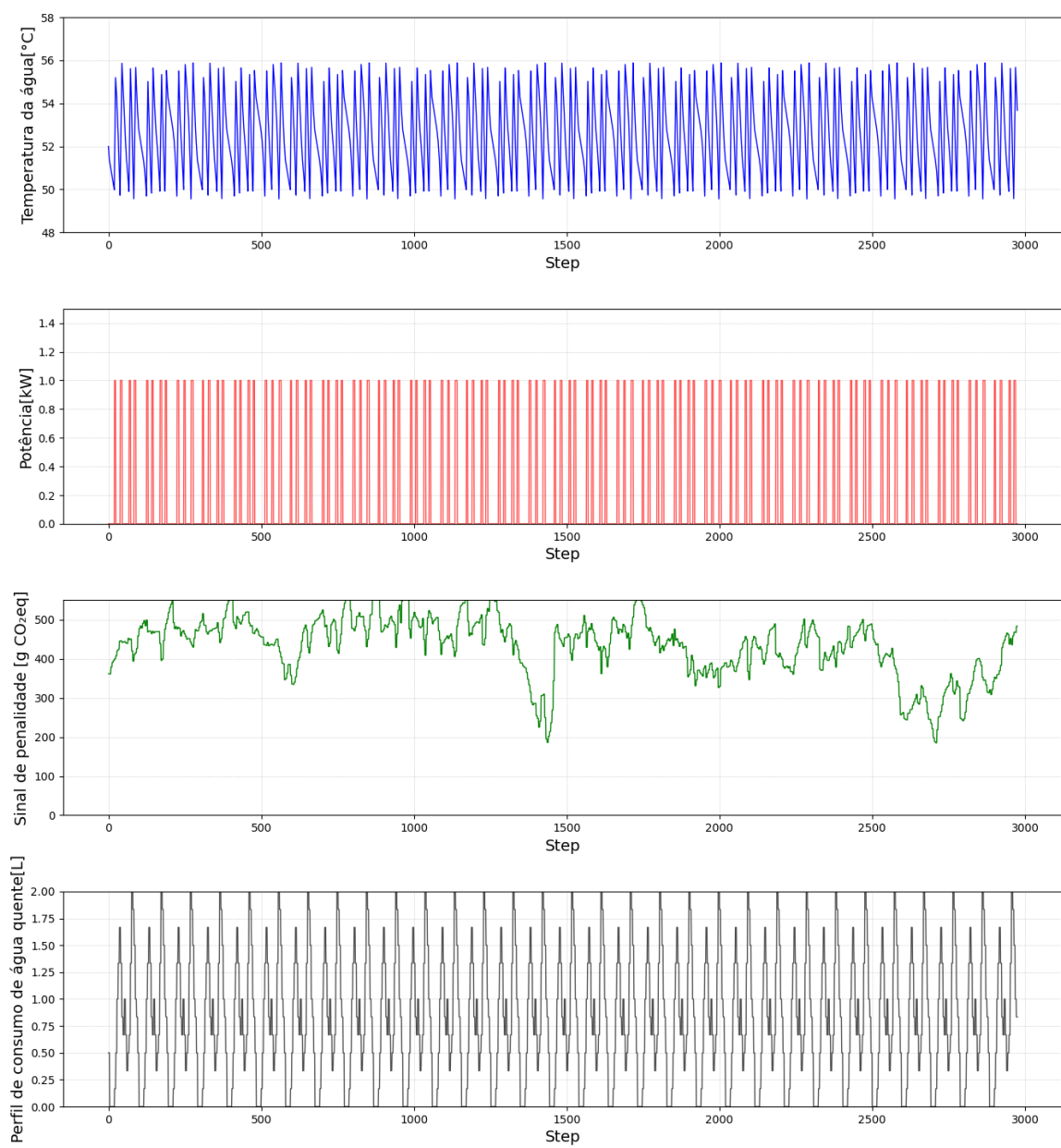


Figura 4.10-Funcionamento original na gama de temperaturas no cenário curto, instanciado nas emissões de dióxido de carbono de outubro

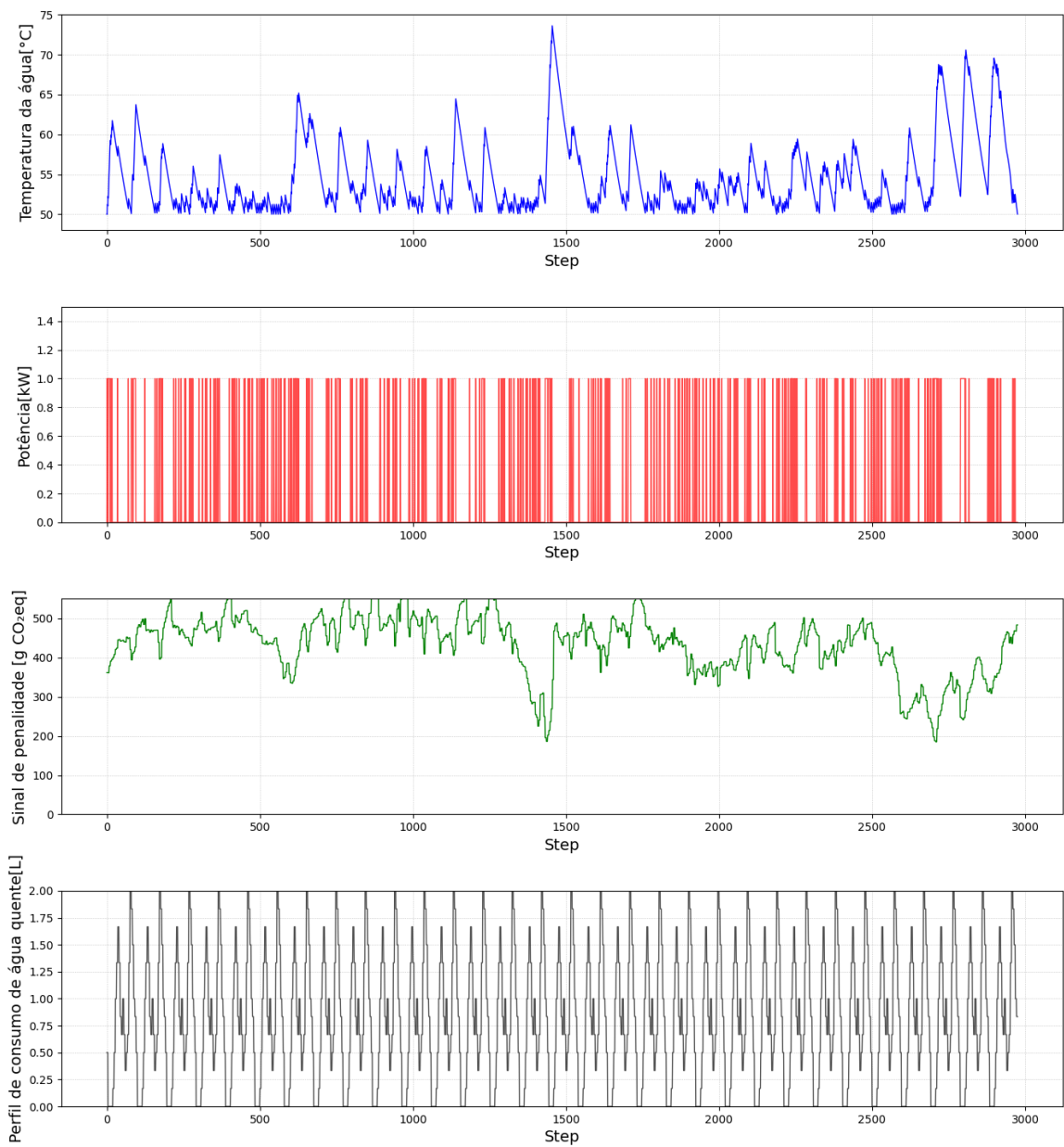


Figura 4.11-Experiência de outono, cenário normal

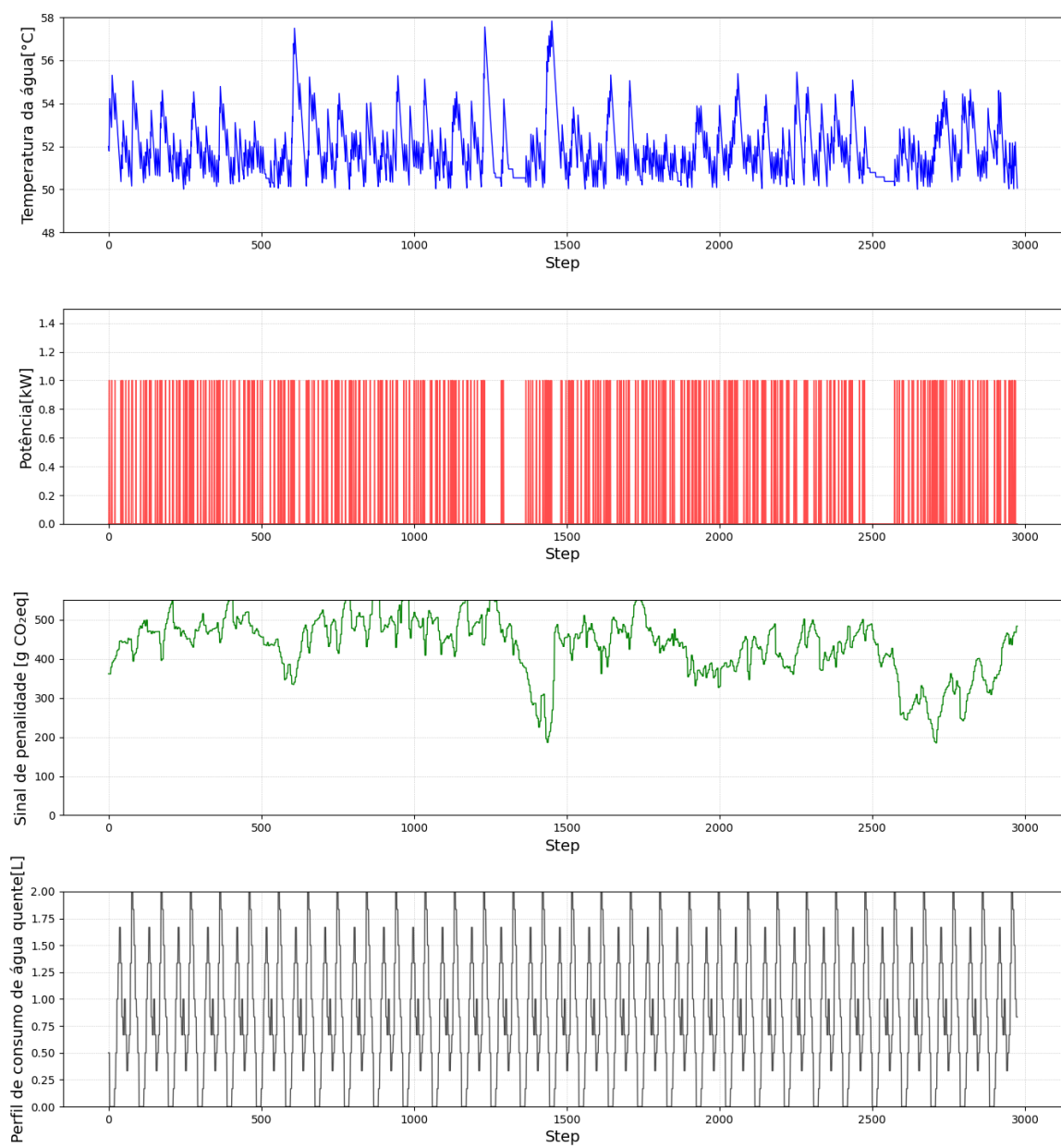


Figura 4.12-Experiência de outono, cenário curto.

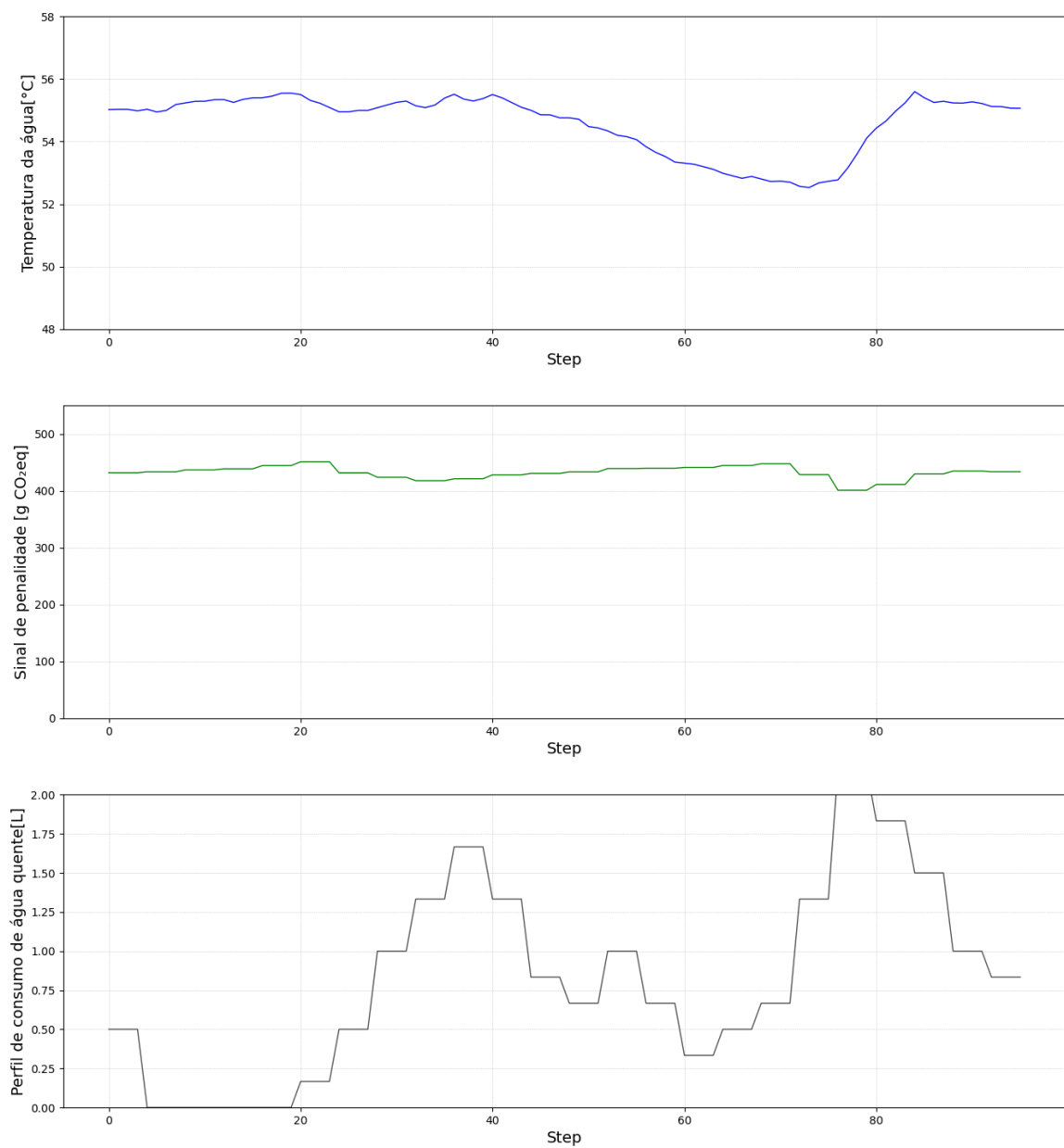


Figura 4.13-Perfis da temperatura, sinal de penalidade e consumo de água quente no dia médio na experiência de outono segundo a gama de funcionamento normal

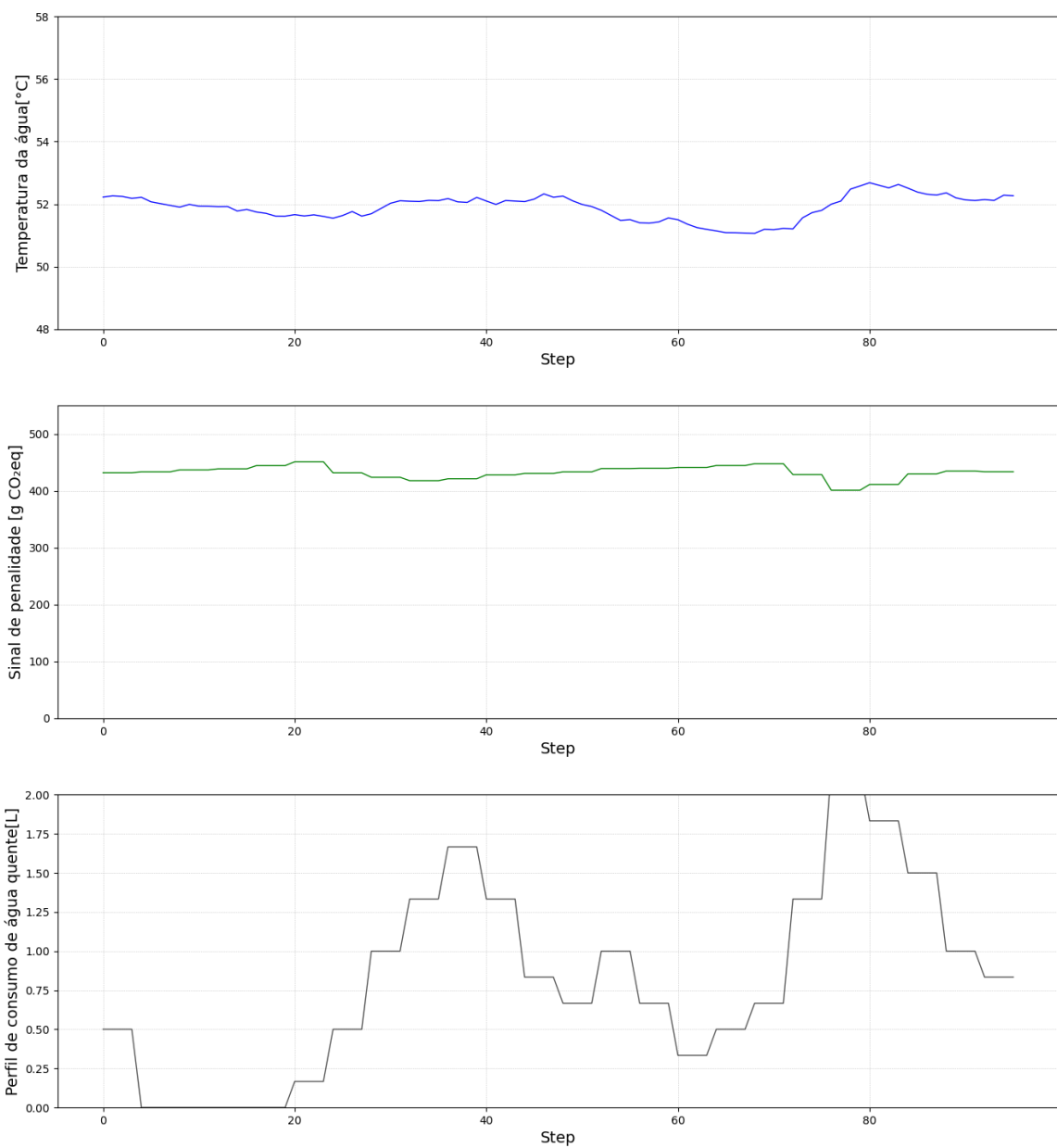


Figura 4.14-Perfis da temperatura, sinal de penalidade e consumo de água quente no dia médio na experiência de outono segundo a gama de funcionamento curta

4.2.4 Experiência de Verão

Para o caso do verão, o mês de agosto foi o período escolhido e assim foram instanciados o funcionamento original e o funcionamento com uso da FE. As figuras 4.15 e 4.16 retratam o funcionamento original e a tabela 9 contém o somatório total do consumo energético e das emissões de dióxido de carbono. As figuras 4.17 e 4.18 retratam as respostas de funcionamento do sistema com o uso do algoritmo. As figuras 4.19 e 4.20 mostram os perfis do dia médio durante o verão.

Similarmente aos casos previamente analisados, houve uma distribuição no funcionamento do sistema de aquecimento de águas quentes sanitária para períodos com sinais de penalidade reduzidos, conforme ilustrado nas figuras 4.17 e 4.18. No cenário curto, a temperatura máxima atingida foi de 60°C, e no cenário longo, de 70°C. O ajuste da função de custo no cenário curto não foi o ideal, violando a zona de conforto do utilizador com temperaturas cerca de 5°C acima do limite estabelecido. Por outro lado, no cenário normal, a função de custo foi adequadamente ajustada, com a temperatura máxima a não exceder o valor máximo estabelecido.

Nas figuras 4.19 e 4.20 temos os perfis da temperatura, penalidade e consumo de água quente no mês de agosto. Através da análise de ambas as figuras, verifica-se que durante a madrugada o sinal de penalidade aumentou pelo que a temperatura dentro do tanque diminuiu. No final do dia o sinal de penalidade teve uma queda (dos 425 $gCO_2 eq/kW$ para perto dos 400 $gCO_2 eq/kW$) levando a que tenha existido um aumento da temperatura no interior do tanque (o algoritmo arrastou o funcionamento para o momento que o sinal de penalidade estava mais baixo).

Tabela 10-Somatório total do consumo energético e das emissões de dióxido de carbono ao longo dos trinta e um dias na experiência de verão em ambos os cenários

Verão	Emissões de dióxido de carbono sem FE ($gCO_2 eq$)	Emissões de dióxido de carbono com FE ($gCO_2 eq$)	Consumo total energético(kWh)
Cenário Normal	801734	48467	120
Cenário Curto	67602	46266	110

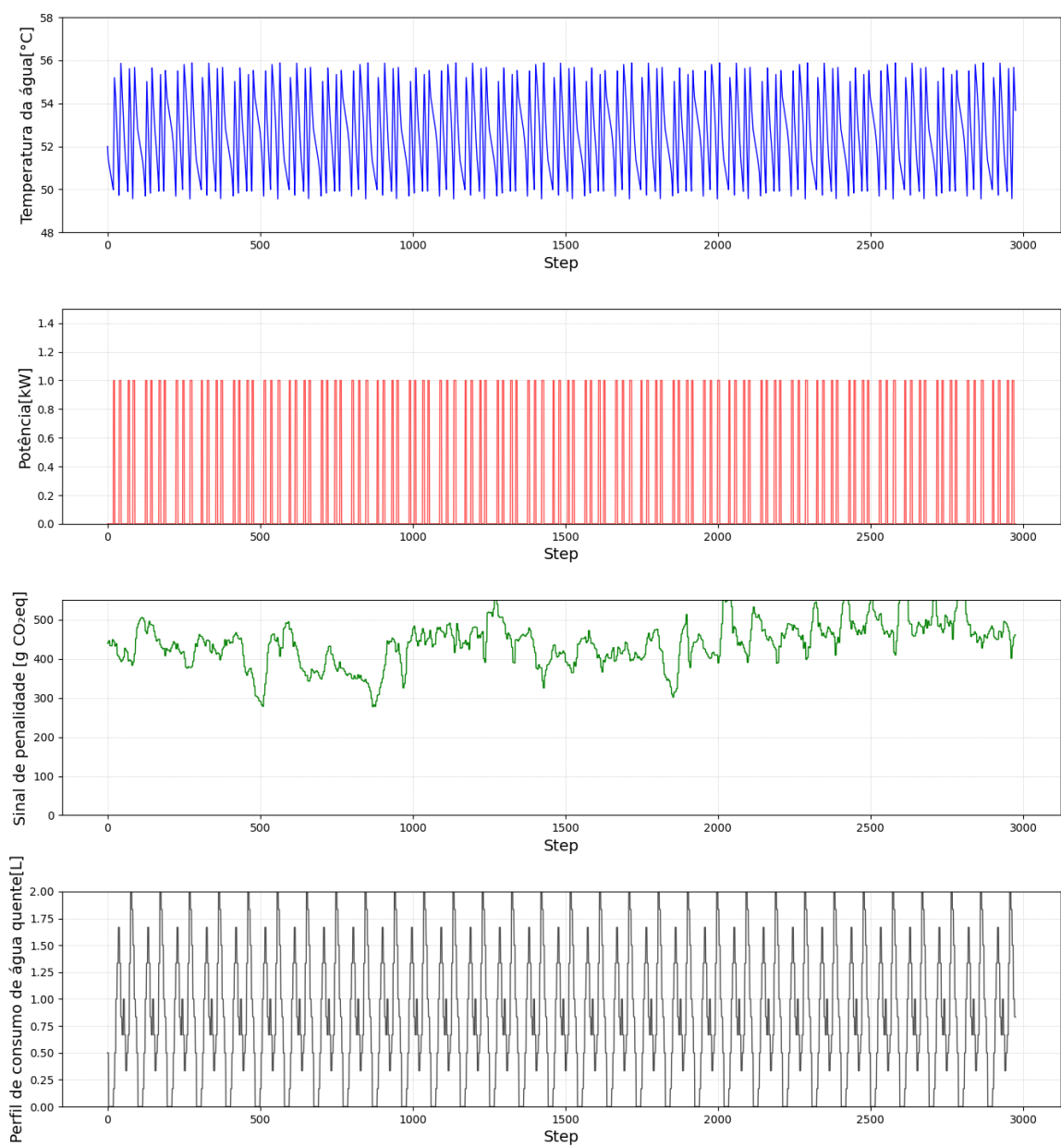


Figura 4.15-Funcionamento original na gama de temperaturas no cenário normal, instanciado nas emissões de agosto

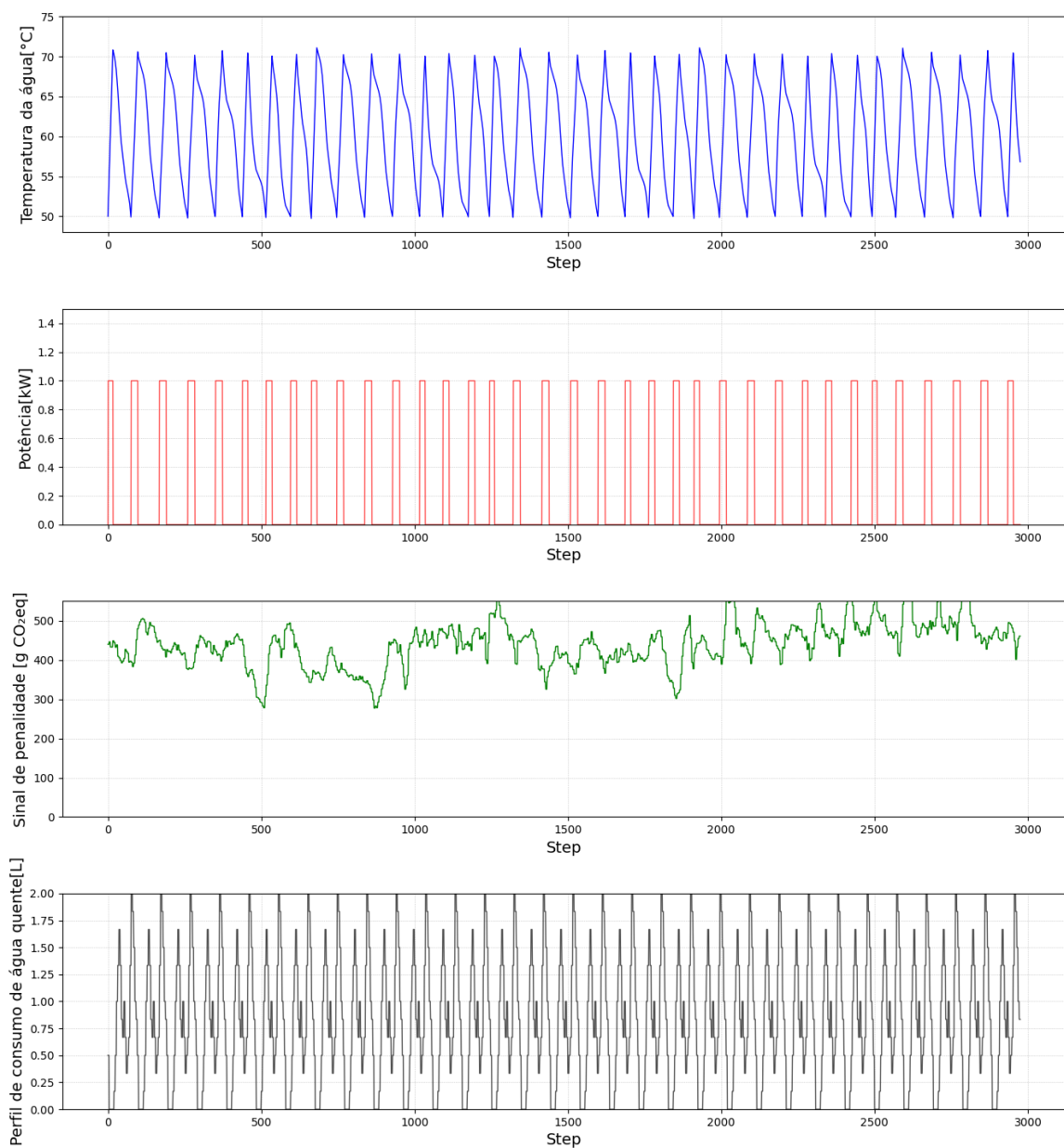


Figura 4.16-Funcionamento original na gama de temperaturas no cenário curto, instanciado nas emissões de dióxido de carbono de agosto

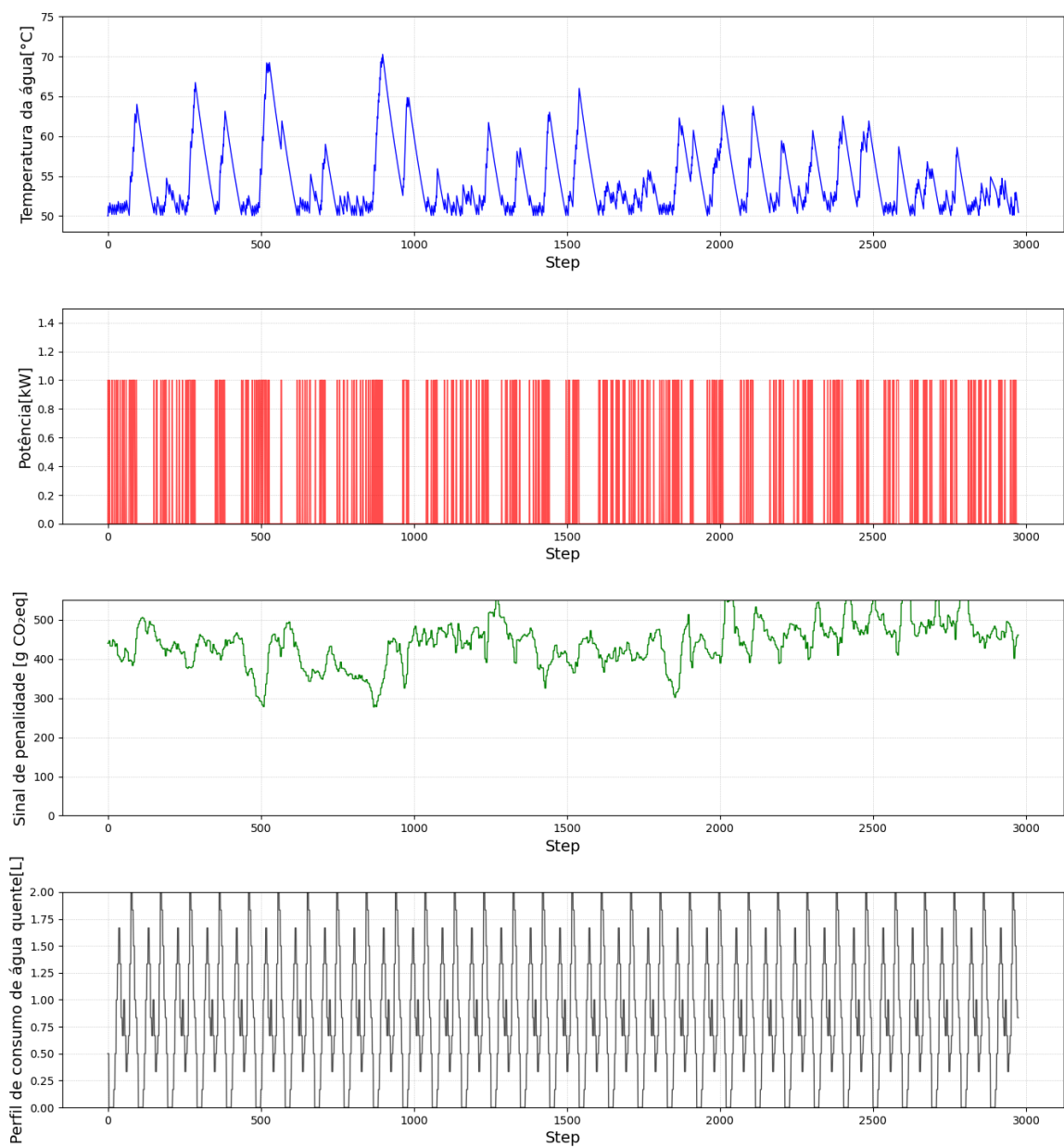


Figura 4.17-Experiência verão, cenário normal

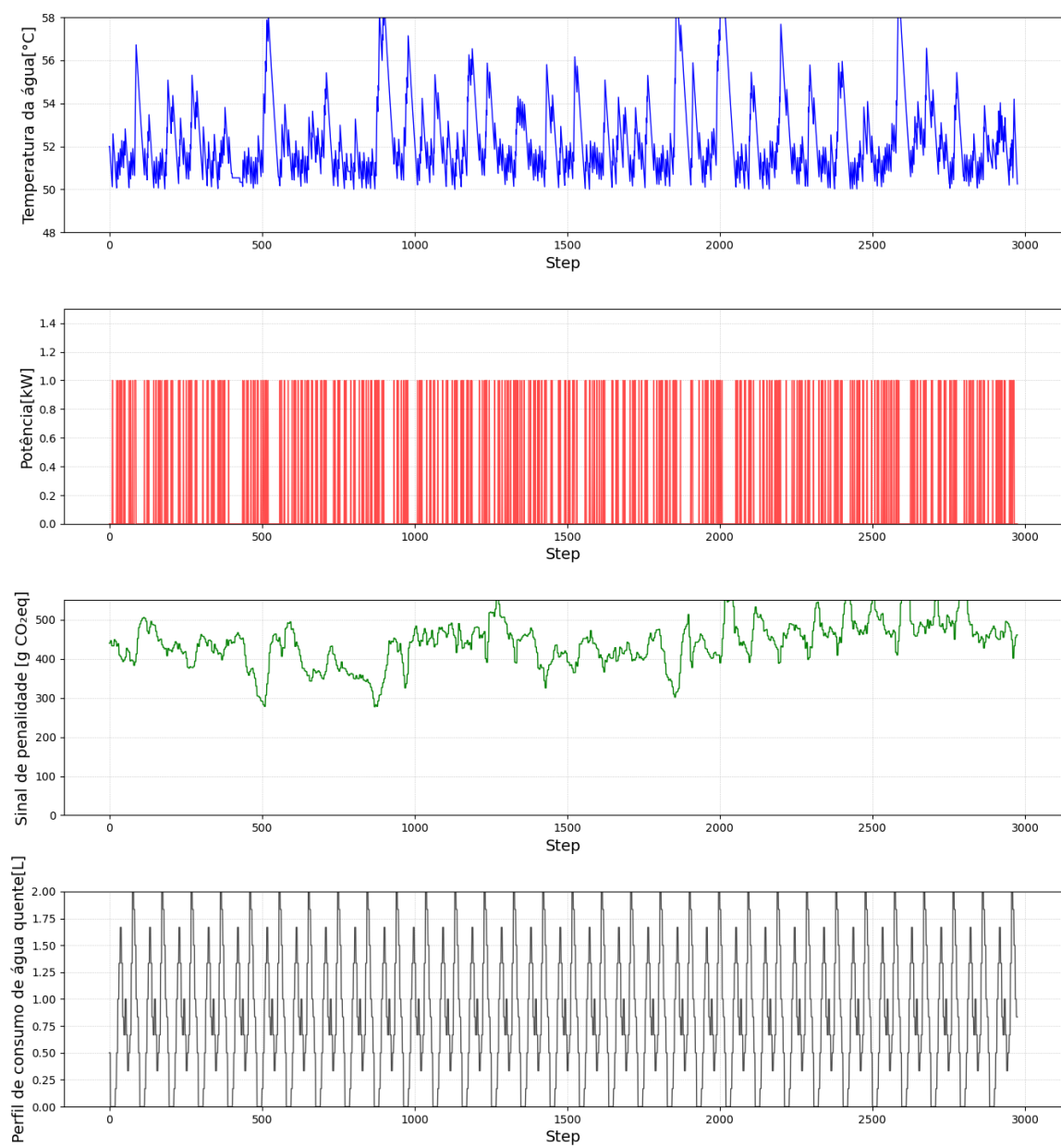


Figura 4.18-Experiência verão, cenário curto

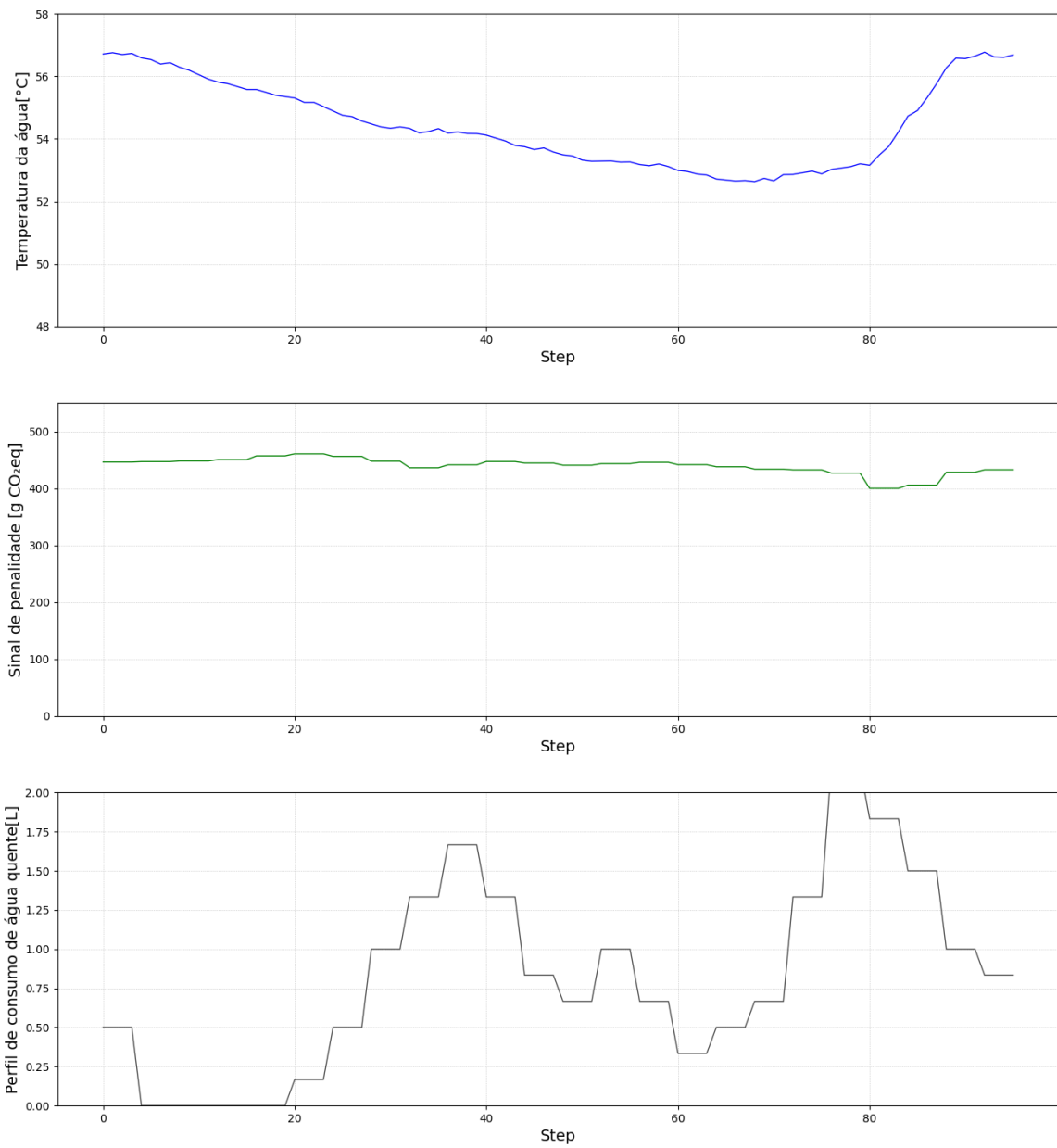


Figura 4.19-Perfis da temperatura, sinal de penalidade e consumo de água quente no dia médio na experiência de verão segundo a gama de funcionamento normal

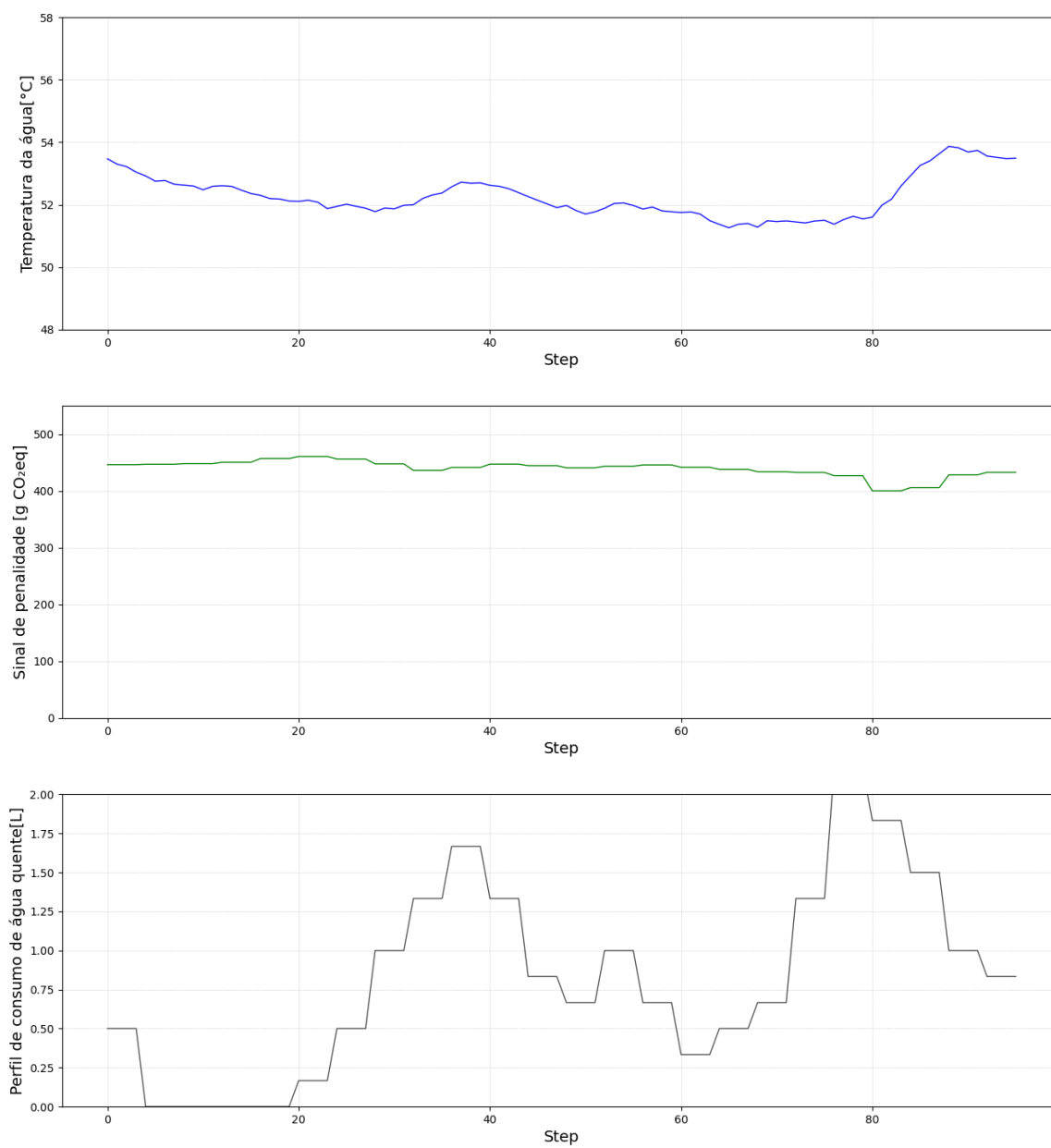


Figura 4.20-Perfis da temperatura, sinal de penalidade e consumo de água quente no dia médio na experiência de verão segundo a gama de funcionamento curta

4.2.5 Experiência de Primavera

No caso analisado referente à primavera, escolheu-se maio para a utilização da flexibilidade energética. Similar aos casos anteriores, foram aplicados o funcionamento com e sem o uso da FE do termoacumulador em ambos os cenários com os valores da penalidade do mês de maio. As figuras 4.21 e 4.22 retratam o funcionamento do sistema de armazenamento de AQS sem fazer o uso da FE enquanto as figuras 4.23 e 4.24 demonstram o seu funcionamento com BOEP. A tabela 10 contém os valores do somatório total do consumo energético e das emissões de dióxido de carbono com e sem FE respectivamente. As figuras 4.24 e 4.25 mostram as respostas do dia médio do mês de maio relativamente aos perfis de consumo de água quente, temperatura e penalidade.

O algoritmo usou a FE em todo o sistema durante todo o mês, demonstrado pelas Figuras 4.23 e 4.24. Estas ilustram o redireccionamento do funcionamento do termoacumulador para períodos com menor penalidade. Observou-se que a temperatura mínima obtida foi de 50°C para ambos os cenários e que as temperaturas máximas registadas foram de 55°C no cenário curto e 70°C no cenário normal. Existiu assim um bom uso da função custo para penalizar os perfis de funcionamento do termoacumulador que contivessem valores da temperatura fora dos limites máximos e mínimos estabelecidos.

As figuras 4.24 e 4.25 demonstram todo o comportamento no dia médio nos três perfis em cada um dos cenários. Na primeira metade do dia ocorreu o crescimento do sinal de penalidade pelo que a temperatura diminuiu. No final do dia houve um aumento seguido de uma diminuição do sinal de penalidade, pelo que a temperatura, primeiro diminuiu e depois aumentou. Este tipo de comportamento demonstra o uso da FE através da aplicação do BOEP.

Tabela 11- Somatório total do consumo energético e das emissões de dióxido de carbono ao longo de trinta e um dias na experiência de primavera em ambos os cenários

Primavera	Emissões de dióxido de carbono sem FE (gCO_2eq)	Emissões de dióxido de carbono com FE (gCO_2eq)	Consumo total energético(kWh)
Cenário Normal	76670	45746	122
Cenário Curto	63633	42329	107

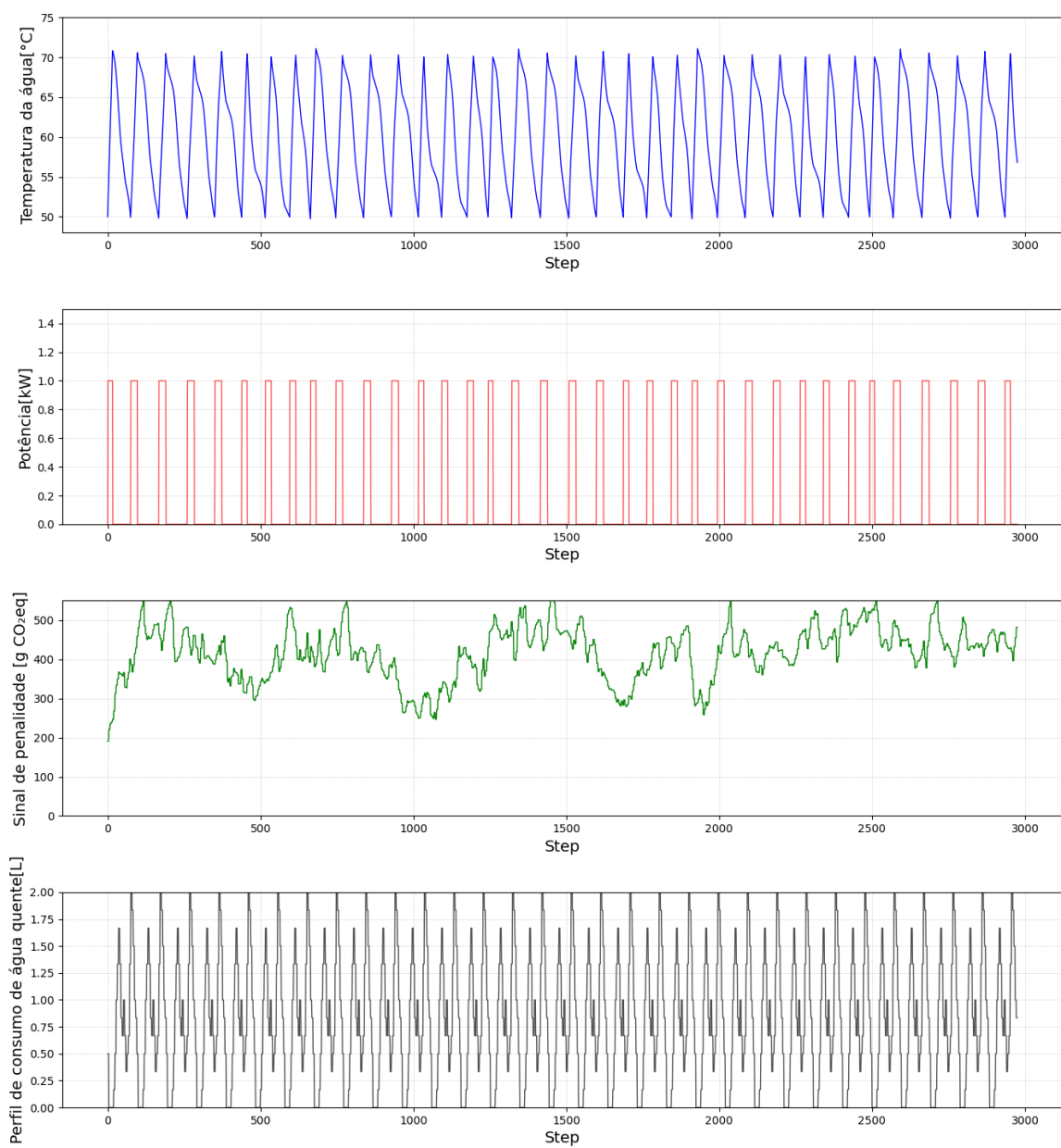


Figura 4.21-Funcionamento original na gama de temperaturas no cenário normal, instanciado nas emissões de dióxido de carbono de maio

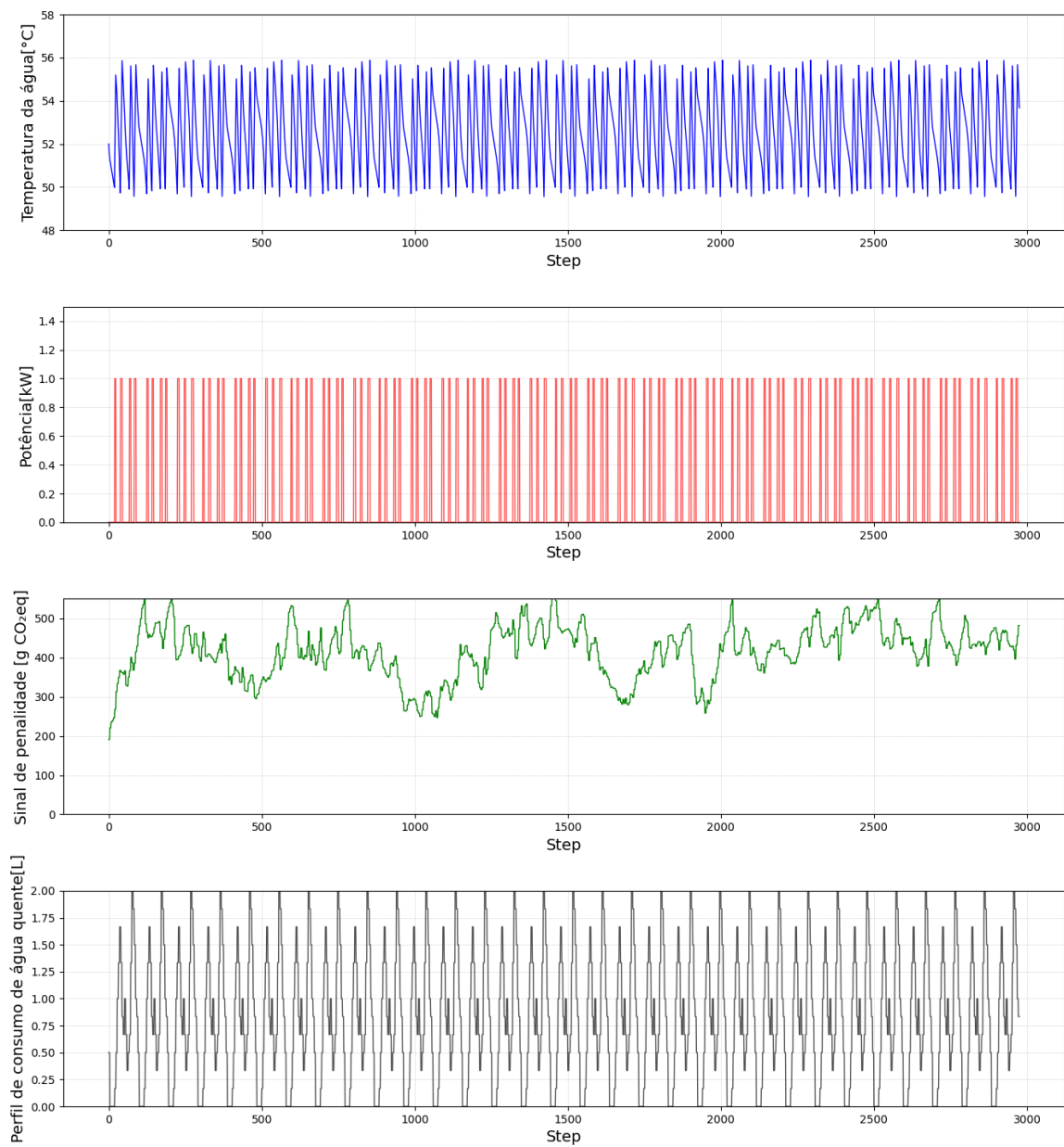


Figura 4.22-Funcionamento original na gama de temperaturas no cenário curto, instanciado nas emissões de dióxido de carbono de maio

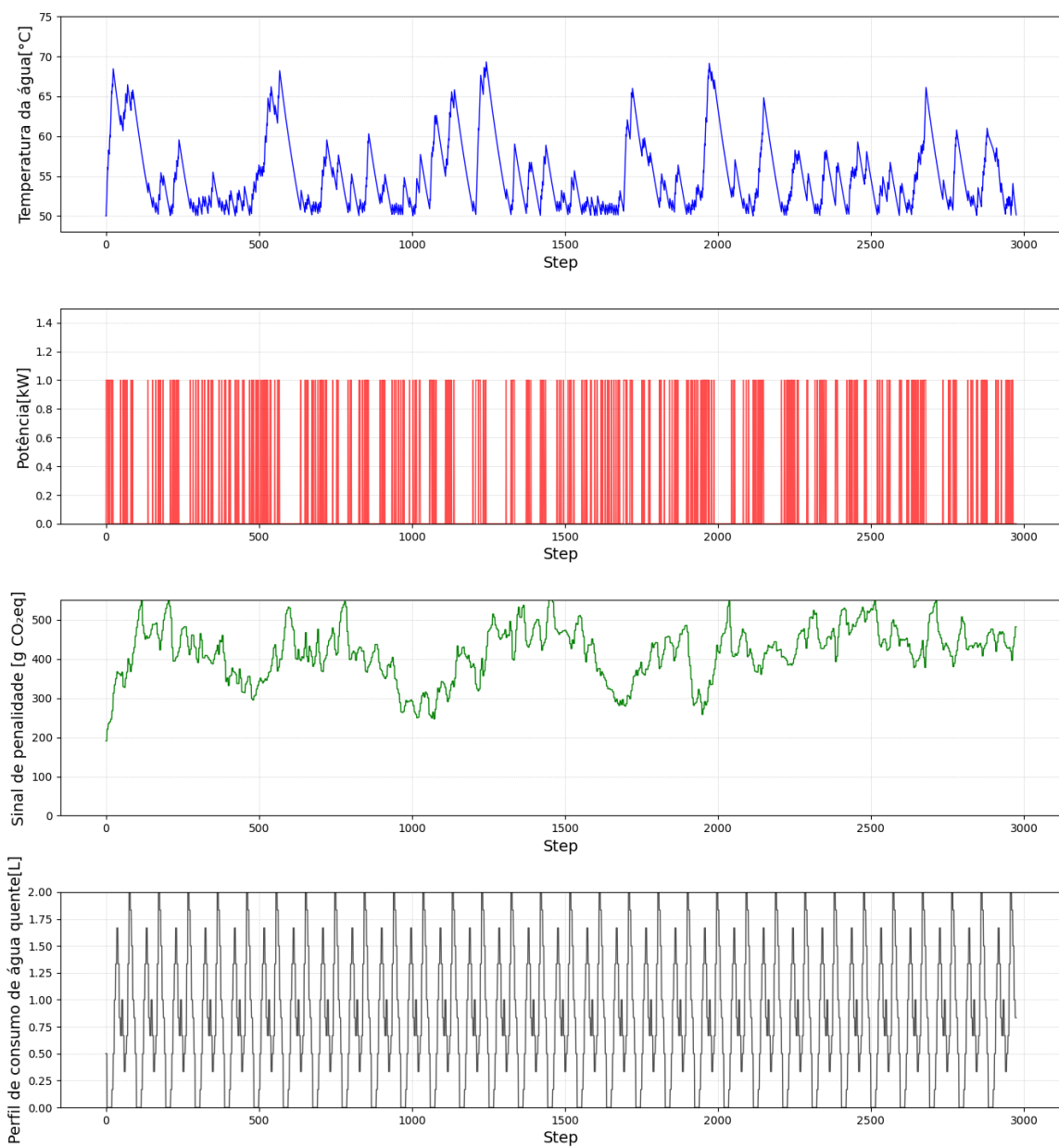


Figura 4.23-Experiência primavera, cenário normal

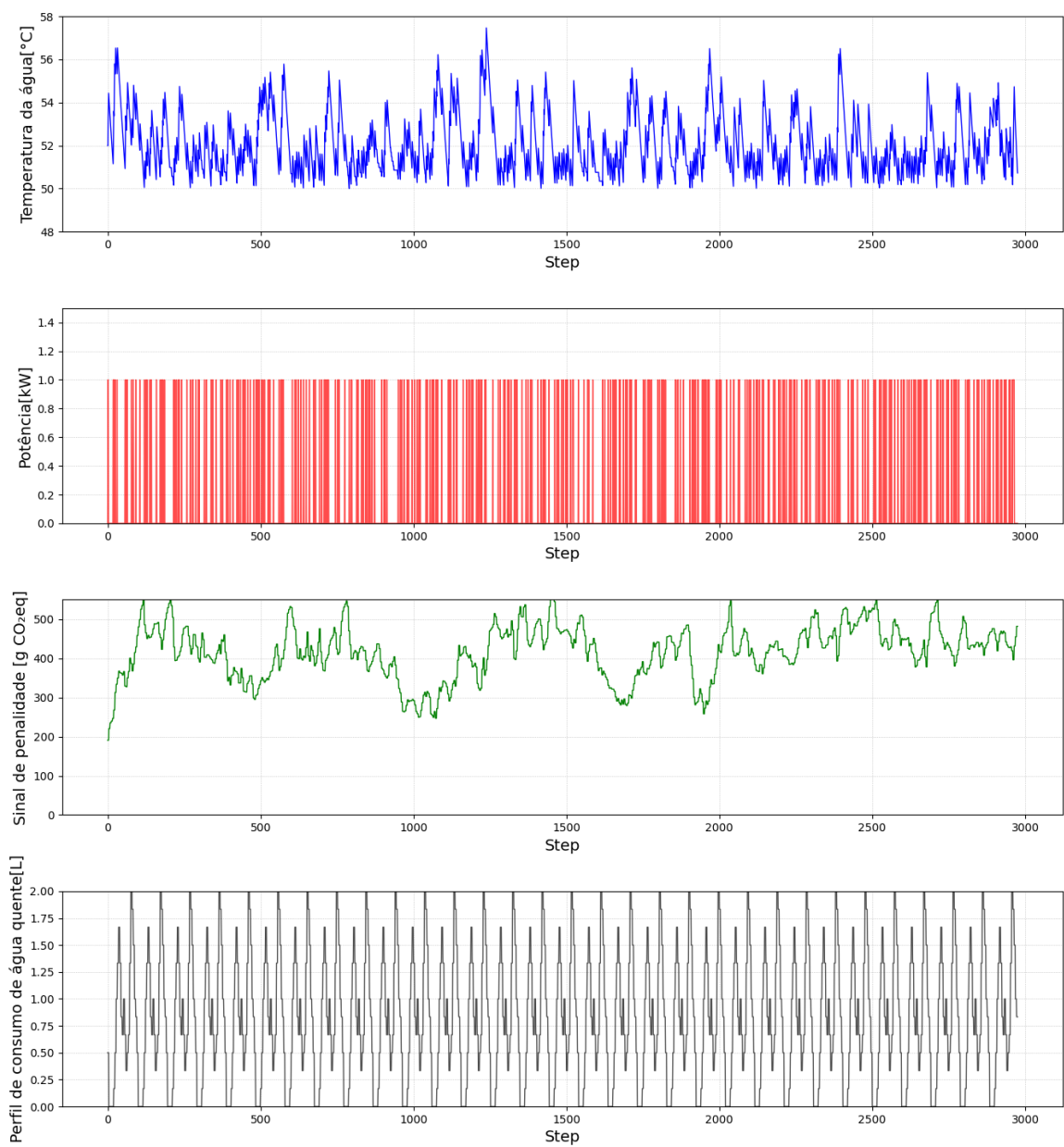


Figura 4.24-Experiência primavera, cenário curto

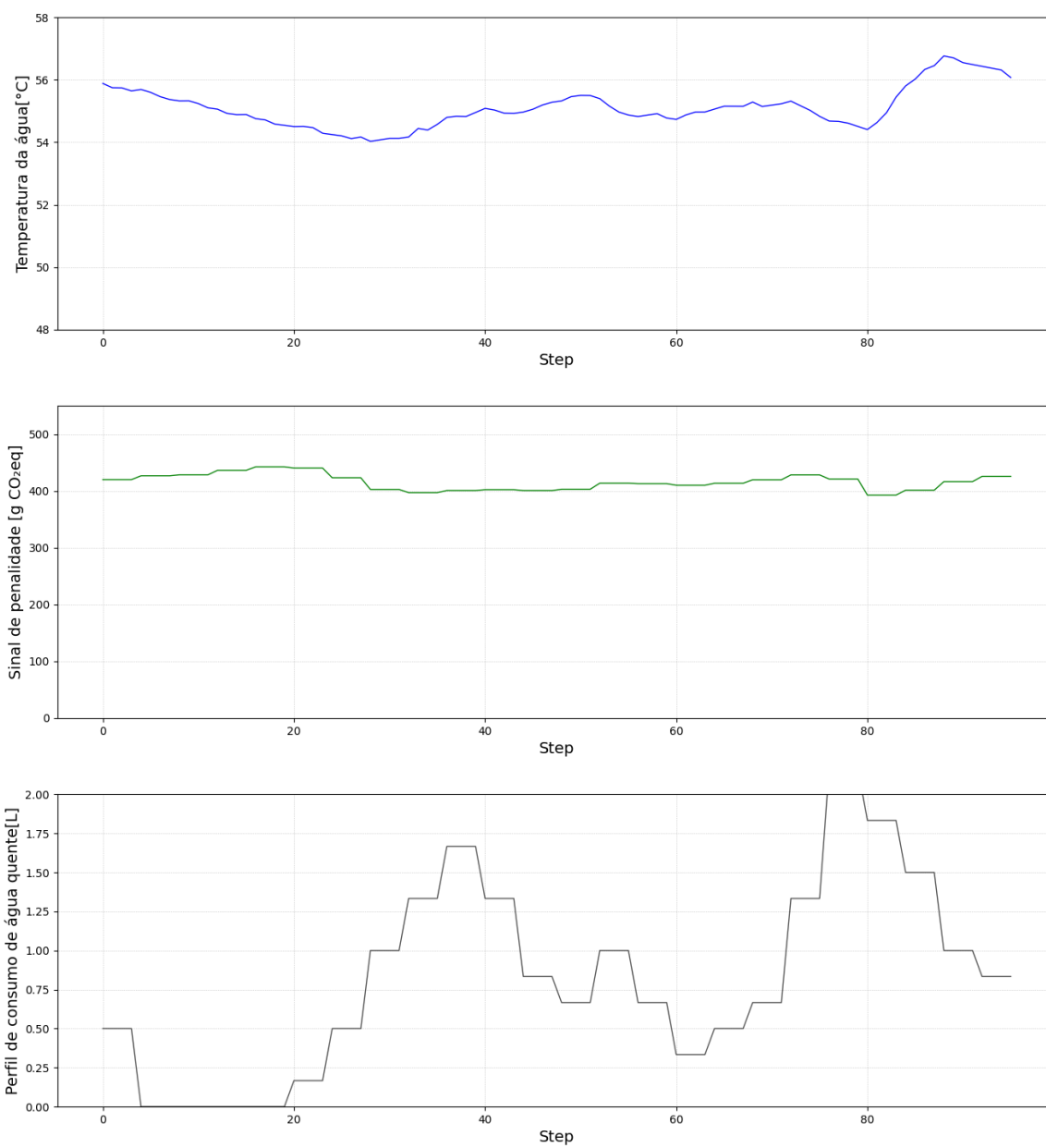


Figura 4.25-Perfis da temperatura, sinal de penalidade e consumo de água quente no dia médio na experiência de primavera segundo a gama de funcionamento normal

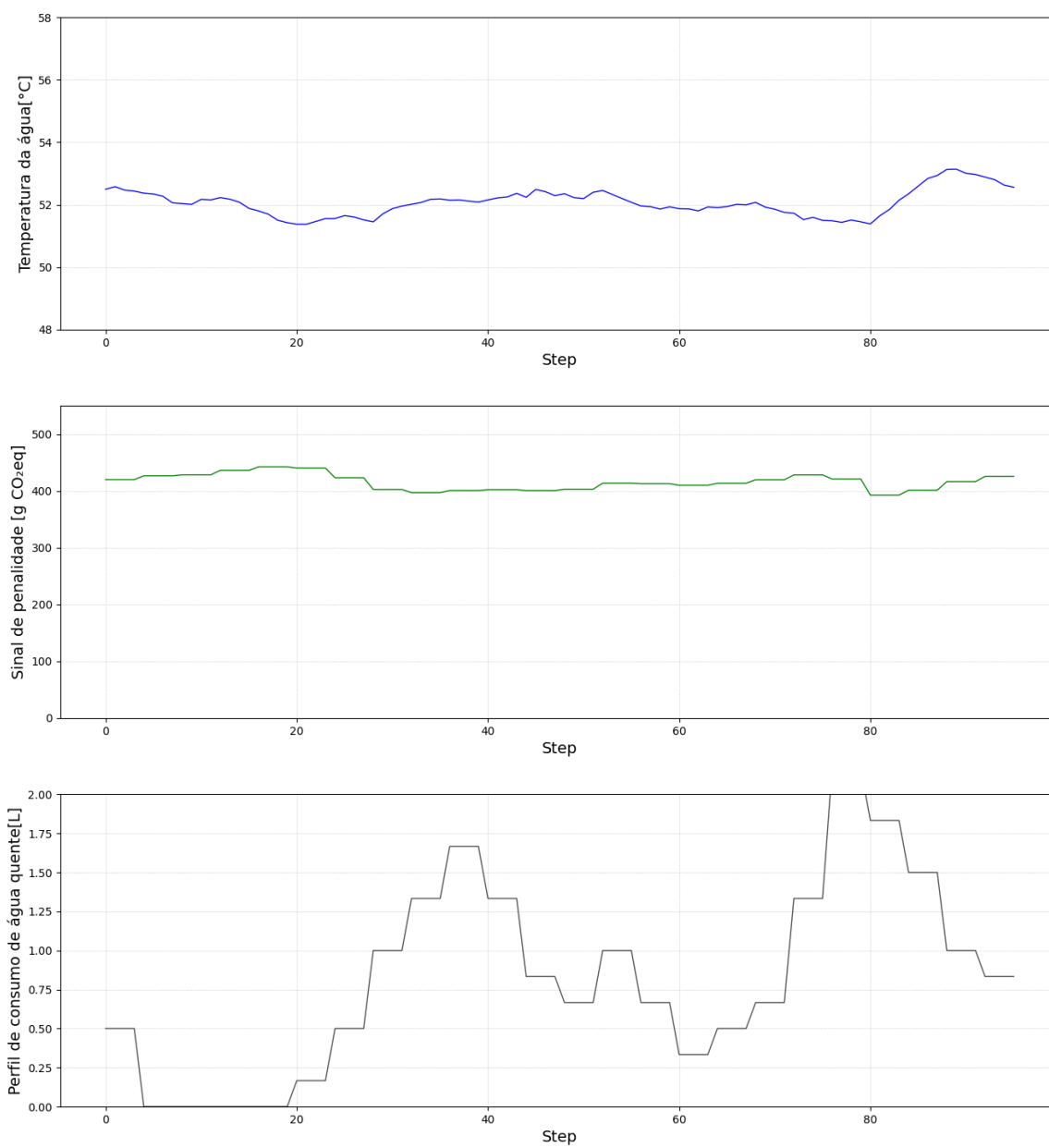


Figura 4.26-Perfis da temperatura, sinal de penalidade e consumo de água quente no dia médio na experiência de primavera segundo a gama de funcionamento curta

4.2.6 Análise de resultados

Para assegurar a comparabilidade entre os diversos cenários em cada experiência, foi fundamental manter as condições de operação em todos eles. O instaciamento do funcionamento original do termoacumulador foi necessário para que seja explorado o estudo de caso. Utilizou-se o método BOEP no estudo de caso, variando apenas o sinal de penalidade (emissões de dióxido de carbono associadas ao consumo de energia elétrica num determinado mês) em todas as experiências. Dessa forma, garante-se que as variáveis que influenciam o sistema, tais como temperaturas ambiente, de entrada e limites de temperatura, bem como as equações fundamentais do BOEP, como a função de custo, sejam consistentes em cada análise.

Em alguns dos cenários analisados (dentro de cada experiência) a temperatura máxima excede o limite máximo da gama de temperaturas utilizada. Este comportamento foi observado em todas as experiências no cenário curto, exceto na experiência de primavera, enquanto no cenário normal só aconteceu na de outono. O facto desta exceção ocorrer em cenários do tipo curto acaba por ser esperado, pois é neste tipo de ambiente (em que a gama de temperaturas é reduzida) que o algoritmo acaba por dispor de um limite menor nas oportunidades de otimização, o que obriga a uma afinação mais apertada da função de custo (o objetivo é que o limite máximo da gama de temperaturas não seja ultrapassada). A afinação da função de custo existe devido à utilização de *soft constraints* [45], tal como explicado no capítulo anterior. Esta vai ser diretamente proporcional à diferença entre a temperatura máxima alcançada (ao longo de toda a experiência) e a temperatura máxima da gama de temperaturas (quanto maior é a diferença mais penalizada é a função) com a multiplicação pela variável *tuning*. Neste caso, o valor atribuído à variável *tuning* representa o ajuste realizado na função. Nos cenários anteriormente mencionados, este ajuste deveria ter sido mais apertado, ou seja, o valor atribuído à variável *tuning* deveria ter sido mais elevado.

As tabelas 11 e 13 detalham os valores totais de emissões de dióxido de carbono, calculados pela soma das emissões diárias ao longo de um mês específico, para cada experiência. Os dados mostram que a aplicação da flexibilidade energética resulta em valores inferiores em todos os casos, evidenciando uma redução nas emissões de dióxido de carbono associadas ao consumo de energia elétrica. A tabela 15 demonstra o consumo total de energia elétrica em cada experiência nos dois cenários

A análise das tabelas 12 e 14 mostra que o uso da flexibilidade energética levou a uma redução nas emissões de dióxido de carbono em todos os casos, comparativamente aos cenários sem a sua utilização. Comparando ambas as tabelas se percebe que existiu uma maior redução percentual das emissões no cenário normal. Isso é esperado, dado que o cenário normal, com uma maior variação de temperaturas, oferece mais oportunidades para economizar nas emissões de dióxido de carbono relacionadas ao consumo de energia elétrica.

Com a análise dos resultados obtidos verifica-se que os números de emissões de dióxido de carbono foram inferiores no cenário curto quando comparado com o cenário normal, no entanto houve uma maior redução percentual das emissões de dióxido de carbono no cenário

normal, quando comparadas com as do cenário curto, o que leva a concluir que existiu mais flexibilidade no cenário normal do que no cenário curto. O valor total das emissões de dióxido de carbono é calculado através do somatório dos valores de CO_2 por cada instante de funcionamento do sistema de armazenamento de AQS, assim acaba por ser esperado que no cenário normal os valores das emissões de dióxido de carbono sejam superiores ao do cenário curto, uma vez que este vai ter mais momentos ao longo de todo o mês em que a variável $X(i)$ vai ter o valor de 1 ou seja o termoacumulador vai estar ligado.

Tabela 12-Somatório total das emissões de dióxido de carbono ao longo dos trinta e um dias no cenário normal, em ambos os funcionamentos (original e com a flexibilidade energética), nas quatro experiências

Cenário Normal	Funcionamento sem FE (gCO_2eq)	Funcionamento com FE (gCO_2eq)
Inverno	67702	40877
Primavera	76670	45746
Verão	80174	48467
Outono	79257	46698

Tabela 13-Redução percentual (%) das emissões de dióxido de carbono ambos os funcionamentos no cenário normal, nas quatro experiências

Cenário Normal	Redução (%)
Inverno	40
Primavera	40
Verão	40
Outono	41

Tabela 14- Somatório total das emissões de dióxido de carbono ao longo dos trinta e um dias no cenário curto, em ambos os funcionamentos (original e com a flexibilidade energética), nas quatro experiências

Cenário Curto	Experiência Original (gCO_2eq)	Flexibilidade energética (gCO_2eq)
Inverno	56436	38807
Primavera	63633	42329
Verão	67602	46266
Outono	66711	43389

Tabela 15- Redução percentual (%) das emissões de dióxido de carbono ambos os funcionamentos no cenário normal, nas quatro experiências

Cenário Curto	Redução (%)
Inverno	31
Primavera	33
Verão	32
Outono	35

Tabela 16- Consumo total de energia elétrica nos dois cenários em cada uma das experiências

Experiências	Consumo energético cenário curto (kWh)	Consumo energético cenário normal (kWh)
Inverno	109	119
Primavera	107	122
Verão	110	120
Outono	103	120

CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Este capítulo tem como objetivo dar a conhecer as contribuições da investigação realizada neste trabalho, assim como as respetivas conclusões. Por fim são apresentados os trabalhos futuros que levariam as possíveis melhorias do trabalho realizado.

5.1 Contribuições

A preocupação com a redução das emissões de dióxido de carbono tem aumentado significativamente, dada a sua contribuição direta para as mudanças climáticas. A rede elétrica, pela sua vasta dimensão e impacto a nível global, desempenha um papel crucial neste cenário, especialmente no sub-setor residencial, onde o uso de equipamentos (como o termoacumulador) são uma fonte relevante de consumo energético. Neste contexto residencial, a necessidade de otimizar o consumo de energia elétrica para reduzir as emissões de dióxido de carbono torna-se ainda mais crucial, devido a elevado número de habitações que utilizam termoacumuladores.

A FE que é a capacidade de um sistema alterar o seu consumo ou produção de energia, não colocando em causa as necessidades, tanto da rede como do consumidor em resposta a sinais externos (sinais de penalidade), vai desempenhar um papel chave, pois, através da sua aplicação, é possível ajustar o funcionamento de sistemas de armazenamento de AQS para consumir energia elétrica durante os períodos de menor intensidade de emissões de dióxido de carbono. Desta forma, a FE contribui para uma utilização mais eficiente da eletricidade, reduzindo o impacto ambiental sem comprometer o conforto do utilizador ou a estabilidade da rede elétrica.

Após a revisão da literatura, foi identificada uma lacuna na aplicação de métodos de RP para a redução das emissões de dióxido de carbono associadas ao consumo de energia elétrica em sistemas de aquecimento de AQS. Com o objetivo de analisar a eficácia desses

métodos, foi desenvolvido um sistema completo que suporta a implementação de técnicas de RP. A unidade de controlo projetada integra o algoritmo BOEP, que utiliza dados relativos às emissões de dióxido de carbono como sinais de penalidade, essenciais para a sua otimização. O algoritmo de otimização vai fazer uso da FE para gerar um perfil de consumo de energia elétrica adaptado à redução das emissões de dióxido de carbono no termoacumulador.

Foi assim realizado um estudo de caso, que consiste na redução das emissões de dióxido de carbono associado ao consumo de energia elétrica, através da utilização da FE existente. Através do BOEP desenvolvido em conjunto com os dados provenientes da *electricityMap* [41] para as emissões de dióxido de carbono no ano de 2017 em Portugal, foi utilizada a FE num sistema de armazenamento AQS de forma a garantir que este consumisse a maior parte da energia elétrica durante os períodos em que as emissões de dióxido de carbono fossem mais baixas, assegurando, ao mesmo tempo, o funcionamento dentro da gama de conforto. A utilização de energia foi minimizada nos períodos em que as emissões de dióxido de carbono estavam mais elevadas. Desta forma realizaram-se quatro experiências diferentes, correspondentes às várias estações do ano, com o objetivo de analisar a eficácia do sistema ao longo de um ano. Além disso cada experiência foi dividida em dois cenários de forma a explorar a sua resiliência (através do seu funcionamentos em gamas de temperatura mais restritas). Os meses escolhidos para cada uma das experiências foram: janeiro para o inverno, maio para a primavera, agosto para o verão e outubro para o outono. Tal como mencionado cada experiência foi dividida em dois cenários, em que a diferença foi na gama de temperaturas e na temperatura interna (inicial) do sistema, nomeadamente: o cenário curto em que a gama de funcionamento foi entre $[50^{\circ}\text{C} - 55^{\circ}\text{C}]$ e a temperatura inicial foi 50°C ; o cenário normal tem uma gama de temperaturas que funciona entre $[50^{\circ}\text{C} - 70^{\circ}\text{C}]$ e a temperatura inicial foi 50°C . Em todas as experiências a temperatura ambiente foi de 20°C , os dias utilizados foram os 31 dias de cada mês e o consumo estipulado foi 40 litros de água por pessoa. Posto isto, este trabalho demonstra o funcionamento de toda a solução desenvolvida descrita no capítulo 3, a qual foi aplicada ao caso de estudo descrito no capítulo 4.

5.2 Trabalhos Futuros

O caso de estudo desenvolvido ao longo deste documento, é realizado e estudado em um ambiente computacional e não real. Por sua vez, seria interessante analisar o comportamento da solução desenvolvida num ambiente real, uma vez que este traz variáveis que em ambiente computacional não são consideradas. Também seria interessante estudar dados de outros momentos ao longo de um ano, e de outros anos, de forma a ter uma opinião mais consolidada sobre o algoritmo.

Foi detetado durante a análise dos vários casos, que em alguns cenários, as gamas de temperaturas não foram respeitadas, tendo sido excedida a temperatura máxima. Assim, seria interessante perceber até que ponto este excesso produz desconforto no utilizador (por exemplo de uma forma percentual). A FE beneficia muitas vezes deste pequeno excesso, então seria interessante descobrir a melhor afinação possível da FC.

Com o aparecimento da computação em nuvem através do uso de plataformas de *cloud*, como por exemplo a AWS [48], Azure [49] e Google cloud [50], seria interessante implementar a solução desenvolvida numa destas plataformas e estudar a sua implementação bem como analisar a sua ligação com o sistema de aquecimento de AQS.

BIBLIOGRAFIA

- [1] A. E. Environment, "European," 2023. [Online]. Available: <https://www.eea.europa.eu/publications/annual-european-union-greenhouse-gas-2>. [Acedido em 4 4 2024].
- [2] H.-O. Pörtner, D. Roberts, M. Tignor, E. Poloczanska, K. Mintenbeck, A. Alegría, M. Craig, S. Langsdorf, S. Löschke, V. Möller, A. Okem e B. Rama, "Climate Change 2022: Impacts, Adaptation and Vulnerability," Working Group II Technical Support Unit, 2022.
- [3] D. Williams, L. Elghali, R. Wheeler e C. France, "Climate change influence on building lifecycle greenhouse gas emissions: Case study of a UK mixed-use development," *Energy and Buildings*, vol. 48, pp. 112-126. DOI: 10.1016/j.enbuild.2012.01.016, 2012.
- [4] A. P. d. ambiente, "Roteiro para a Neutralidade Carbónica 2050," 2019. [Online]. Available: <https://apambiente.pt/clima/roteiro-para-neutralidade-carbonica-2050>. [Acedido em 24 Setembro 2024].
- [5] E. Maps, "Increase Accuracy With Granular Data," 2023. [Online]. Available: https://cdn.prod.website-files.com/63c7ac359aace771742ca44e/64afb9dd647b16dcbfaf8e44_Electricity%20Maps%20-%20Carbon%20Accounting%20Report.pdf. [Acedido em 4 4 2024].
- [6] E. s. Explained, "Energy consumption in households," 2023. [Online]. Available: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Energy_consumption_in_households. [Acedido em 4 4 2024].
- [7] K. Ratajczak, K. Michalak, M. Narojczyk e Ł. Amanowicz, "Real Domestic Hot Water Consumption in Residential Buildings and Its Impact on Buildings' Energy Performance—Case Study in Poland," *Energies*, p. DOI: 10.3390/en14165010, 2021.
- [8] T. Pereira, Sistema para utilização de Flexibilidade Energética em dispositivos de aquecimento de armazenamento de Águas Quentes Sanitárias, FCT/UNL, 2019.
- [9] E. Comission, "A Roadmap for moving to a competitive low carbon economy in 2050," 2011. [Online]. Available: <https://eur-lex.europa.eu/LexUriServ/LexUriServ.do?uri=COM:2011:0112:FIN:en:PDF>. [Acedido em 4 September 2022].
- [10] Deng, Wang e Dai, "How to evaluate performance of net zero energy," *Energy*, pp. 1-16. DOI: 10.1016/j.energy.2014.05.007, 2014.
- [11] M. Santamouris e D. Kolokotsa, "Passive cooling dissipation techniques for buildings and other structures: The State of art," *Energy and Buildings*, vol. 57, pp. 74-94. DOI: 10.1016/j.enbuild.2012.11.002, 2013.
- [12] P. Denholm e M. Hand, "Grid flexibility and storage required to achieve very high penetration," *Energy Policy*, pp. 1817-1830. DOI: 10.1016/j.enpol.2011.01.019, 2011.
- [13] R. Lopes, A. Chambel, J. Neves, D. Aelenei e J. Martins, "A literature review of methodologies used to assess the energy flexibility of buildings," *Energy Procedia*, vol. 91, pp. 1053-1058. DOI: 10.1016/j.egypro.2016.06.274, 2016.
- [14] S. Daan, D. Johan, V. Dirk e V. Bael, "Exploring the flexibility potential of residential heat pumps combined with thermal energy storage for smart grids," em *21st International conference on electricity distribution*, 2011.
- [15] T. Nuytten, B. Claessens, K. Paredis, J. Bael e D. Six, "Flexibility of a combined heat and power system with thermal," *Applied Energy*, vol. 104, pp. 583-591. DOI: 10.1016/j.apenergy.2012.11.029, 2013.
- [16] R. Coninck e L. Helsen, "Bottom-up quantification of the flexibility potential of buildings, in: Building Simulation," *Proceedings of Building Simulation 2013: 13th Conference of IBPSA*, p. DOI: 10.26868/25222708.2013.1119, 2013.
- [17] R. Coninck, Grey-Box Based Optimal Control for Thermal Systems in Buildings - Unlocking Energy Efficiency and Flexibility, Arenberg Doctoral School, 2015.

- [18] Dupont, Vingerhoets, Tant, Vanthournout, Cardinaels e D. Rybel, "LINEAR breakthrough project: large-scale implementation of smart grid technologies in distribution grids," em *3rd IEEE PES international conference and exhibition on Innovative*, Berlin, 2012.
- [19] A. Arabali, M. Ghofrani, M. Etezadi-Amoli, M. S. Fadali e Y. Baghzouz, "Genetic-Algorithm-Based Optimization Approach for Energy Management," pp. 162-17. DOI: 10.1109/TPWRD.2012.2219598, 12 November 2012.
- [20] R. Halvgaard, N. Poulsen, H. Madsen e J. Jørgensen, "Economic Model Predictive Control for building climate control in a Smart Grid," em *2012 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies (ISGT)*, Washington, 2012.
- [21] Matlab, "mathworks," MathWorks, [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/products/matlab.html>.
- [22] S. Rahim, Z. Iqbal, N. Shaheen, U. Zahoor, S. Khan e N. Javaid, "Ant Colony Optimization Based Energy Management Controller for Smart Grid," em *2016 IEEE 30th International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA)*, 2016.
- [23] H. Kellerer, U. Pferschym e D. Pisinger, *Knapsack Problems*, Springer, 2004.
- [24] D. Zhang, S. Evangelisti, P. Lettieri e L. Papageorgiou, "Economic and environmental scheduling of smart homes with," *Energy Conversion and Management*, vol. 110, pp. 113-124. DOI: 10.1016/j.enconman.2015.11.056, 2015.
- [25] D. Klein e E. Hannan, "An algorithm for the multiple objective integer linear programming problem," *European Journal of Operational Research*, vol. 9, n° 4, pp. 378-385. DOI: 10.1016/0377-2217(82)90182-5, 1982.
- [26] Z. Pooranian, J. Abawajy, Vnid e M. Conti, "Scheduling Distributed Energy Resource Operation and Daily Power Consumption for a Smart Building to Optimize Economic and Environmental Parameters," *Energies*, vol. 11, p. DOI: 10.3390/en11061348, 2018.
- [27] S. Akbari, R. Lopes e J. Martins, "The potential of residential load flexibility: An approach for assessing operational flexibility," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, vol. 158, p. DOI: 10.1016/j.ijepes.2024.109918, 2024.
- [28] J. Patrício, R. Lopes, N. Majdalani e D. Aelenei, "Aggregated Use of Energy Flexibility in Office Buildings," *Energies*, vol. 16, p. DOI: 10.3390/en16020961, 2022.
- [29] "Tarifas Baixa Tensão Normal," [Online]. Available: <https://sueletricidade.pt/pt-pt/page/601/tarifas-baixa-tensao-normal> (. [Acedido em 6 June 2022].
- [30] R. Lopes, R. Junker, J. Martins, Murta-Pina, G. Reynders e H. Madsen, "Characterisation and use of energy flexibility in water pumping and storage systems," *Applied Energy*, vol. 277, p. DOI: 10.1016/j.apenergy.2020.115587, 2020.
- [31] J. Baillieul, M. Caramanis e M. Ilic, "Control Challenges in Microgrids and the Role of Energy-Efficient Buildings," *Proceedings of the IEEE*, pp. 692-696. DOI: 10.1109/JPROC.2016.2532241, 2016.
- [32] N. Hewitt, "Heat pumps and energy storage – The challenges of implementation," *Applied Energy*, vol. 89, n° 1, pp. 37-44. DOI: 10.1016/j.apenergy.2010.12.028 , 12 2012.
- [33] V. Kapsalis, G. Safouri e L. Hadellis, "Cost/comfort-oriented optimization algorithm for operation scheduling of electric water heaters under dynamic pricing," *Journal of Cleaner Production*, vol. 198, pp. 1053-1065. DOI: 10.1016/j.jclepro.2018.07.024, 2018.
- [34] F. Ruelens, B. Claessens, S. Quaiyum, B. Schutter, R. Babuska e R. Belmans, "Reinforcement Learning Applied to an Electric Water Heater: From Theory to Practice," *IEEE transaction on smart grid*, pp. 3792-3800. DOI: 10.48550/arXiv.1512.00408, 21 Dezembro 2016.
- [35] L. Maltais e L. Gosselin, "Predicting domestic hot water demand using machine learning for predictive control purposes," *Proceedings of Symposium on Energy Efficiency in Buildings and Industry*, p. DOI: 10.3390/proceedings2019023006, 26 Agosto 2019.
- [36] ASHRAE, *ASHRAE Handbook-HVAC Applications*, Atlanta,GA,USA: ASHRAE, 2015.
- [37] I. Courville, Y. Benglo e Aaron, *Deep Learning* An MIT Press book, 2016.
- [38] Q. Wu, Wang, Lingfend e B. li, "An optimized demand response strategy for electric water heaters and the associated impact on power system operational reliability," em *2017 International Smart Cities Conference*, Wuxi, 2017.
- [39] M. Dahl e S. Petersen, "Demand response potential of model predictive control of space heating based on price and carbon dioxide intensity signals," *Energy and Buildings*, pp. 196-204. DOI: 10.1016/j.enbuild.2016.04.053, 2016.
- [40] electricityMap, "electricityMap," electricityMap, [Online]. Available: <https://app.electricitymap.org/map>. [Acedido em 13 03 2022].
- [41] S. Kalogirou, *Solar Energy Engineering, Processes and Systems*, Amsterdam: Elsevier, 2014.
- [42] A. Narmilan, G. Niroash e M. Sugirtharan, "Domestic water consumption pattern by urban households," *International Journal of Human Capital in Urban Management* , pp. 226-236. DOI: 10.22034/IJHCUM.2021.03.02, October 2020.
- [43] G. Howard e J. Bartram, "Domestic Water Quantity, Service Level and Health," 203. [Online]. Available: https://iris.who.int/bitstream/handle/10665/67884/WHO_SDE_WSH_03.02.pdf?sequence=1&isAllowed=y. [Acedido em 21 September 2024].
- [44] Kennedy e Eberhart, "Particle Swarm optimization," em *International Conference on Neural Networks*, Perth, WA, Australia, 1995.
- [45] G. Prasath e J. Jørgensen, "Soft Constraints for Robust MPC of Uncertain Systems," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 42, n° 11, pp. 225-230. DOI: 10.3182/20090712-4-TR-2008.00034, 24 Agosto 2010.

- [46] B. Lil e R. Roche, Real-Time Dispatching Performance Improvement of Multiple Multi-Energy Supply Microgrids Using Neural Network Based Approximate Dynamic Programming, Shenzhen University, Shenzhen, China, 2021.
- [47] Z. Chen, J. Lai, P. Li, O. I. Awad e Y. Zhu, "Prediction Horizon-Varying Model Predictive Control (MPC) for Autonomous Vehicle Control," *Electronics*, p. DOI: 10.3390/electronics13081442, 2024.
- [48] Amazon, "AWS," [Online]. Available: https://aws.amazon.com/pt/free/?trk=416bb403-4fc9-46fd-9444-944bf7c10a03&sc_channel=ps&sc_campaign=acquisition&sc_medium=ACQ-P|PS-GO|Brand|Desktop|SU|Core-Main|Core|IBERIA|PT|Text&ef_id=Cj0KCQjwwJuVBhCAARIsAOPwGAQgTU8jnloSw6ygEGvbvf4zlkYY6hsCxuD5l4tuZISqmn. [Acedido em 13 Junho 2022].
- [49] Microsoft, "Azure," [Online]. Available: <https://azure.microsoft.com/pt-pt/>. [Acedido em 13 Junho 2022].
- [50] Google, "Google Cloud," [Online]. Available: https://cloud.google.com/gcp?utm_source=google&utm_medium=cpc&utm_campaign=emea-pt-all-pt-bkws-all-all-trial-e-gcp-1011340&utm_content=text-ad-none-any-DEV_c-CRE_548660727588-ADGP_Hybrid%20%7C%20BKWS%20-%20EXA%20%7C%20Txt%20~%20GCP%20~%20General%23v2-KWID. [Acedido em 13 Junho 2022].



2024

António Santos

Redução de emissões de CO₂ associadas ao consumo de energia elétrica em sistemas de aquecimento de águas quentes sanitárias