



**Guilherme Filipe  
Abreu Amaral**

**Controlo inteligente e adaptativo da eficiência de  
termo-acumuladores elétricos**





**Guilherme Filipe  
Abreu Amaral**

**Controlo inteligente e adaptativo da eficiência de  
termo-acumuladores elétricos**

Dissertação apresentada à Universidade de Aveiro para cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Engenharia Mecânica, realizada sob orientação científica de José Paulo Oliveira Santos, Professor Auxiliar do Departamento de Engenharia Mecânica da Universidade de Aveiro e de Nelson Amadeu Dias Martins, Professor Auxiliar do Departamento de Engenharia Mecânica da Universidade de Aveiro.

Esta dissertação teve o apoio dos projetos

UID/EMS/00481/2019-FCT -  
FCT - Fundação para a Ciência e  
a Tecnologia;

CENTRO-01-0145-FEDER-  
022083 - Programa Operacional  
Regional do Centro (Centro2020),  
através do Portugal 2020 e do  
Fundo Europeu de Desenvolvi-  
mento Regional;



**O júri / The jury**

Presidente / President

**Prof. Doutor António Gil D'Orey de Andrade Campos**

Professor Auxiliar da Universidade de Aveiro

Vogais / Committee

**Prof. Doutor Eugénio Alexandre Miguel Rocha**

Professor Auxiliar da Universidade de Aveiro

**Prof. Doutor José Paulo Oliveira Santos**

Professor Auxiliar da Universidade de Aveiro (orientador)



**Agradecimentos /  
Acknowledgements**

Agradeço à minha família, especialmente aos meus pais, por todo o suporte e apoio incansável prestado ao longo do meu percurso acadêmico e de toda a minha vida, assim como os valores que inculcaram e fazem de mim a pessoa que sou hoje.

Agradeço ao meu orientador Prof. Doutor José Paulo Santos pela disponibilidade, acompanhamento, paciência e dedicação durante a realização desta dissertação.

Aos meus amigos pela sua ajuda a atravessar este caminho e pelos momentos partilhados.





## Palavras-chave

Termo-acumulador elétrico; *simulated annealing*; gradiente descendentes; termostato; controlo.

## Resumo

De acordo com a PORDATA, o consumo elétrico doméstico em Portugal representa 25% da energia total consumida. Devido às preocupações ambientais, é importante reduzir este consumo. Como os termo-acumuladores elétricos são dos eletrodomésticos com mais baixa eficiência, nesta dissertação é proposta uma solução que possa ser aplicada a diversos termo-acumuladores elétricos com o intuito de melhorar a sua performance.

A solução desenvolvida procura definir o perfil diário da resistência elétrica, de modo a que este apresente melhorias em relação ao controlo atual de um termo-acumulador.

Para definir o perfil de resistência elétrica de um dia, a análise passa pela divisão das 24 horas em blocos de 10 minutos, sendo cada bloco categorizado como *Start*, *On* ou *Off*. Esta classificação é baseada no histórico de utilizações de água quente juntamente com um conjunto de regras lógicas. Cada bloco desempenha uma função específica no controlo do termo-acumulador. O bloco *Start* procura minimizar a temperatura da água em relação a uma temperatura de referência pré-definida. O bloco *Off* define quando o termo-acumulador não está em funcionamento. E, por fim, o bloco *On* é utilizado nos blocos onde há captação de água quente do termo-acumulador ou em blocos que se pretenda manter a temperatura da água. Este bloco tem como objetivo a minimização do consumo elétrico ao mesmo tempo que minimiza a diferença entre a temperatura da água e a temperatura de referência, tratando-se de uma minimização multi-objetivo. Este bloco desempenha a função atribuída mediante a aplicação de um algoritmo híbrido, sendo este constituído por uma junção entre o algoritmo Gradiente Descendente e o *Simulated Annealing*.

Nos blocos definidos, as minimizações são realizadas baseando-se em modelações das curvas de arrefecimento e aquecimento de cada termo-acumulador. A metodologia adotada para modelar estas curvas foi estudada através da análise de perfis de temperaturas adquiridos por meio de dois protótipos construídos.

A partir da solução desenvolvida alcançou-se o objetivo pretendido, garantindo um maior conforto térmico do utilizador assim como uma boa economia de eletricidade.



**Keywords**

Electric water heater tank; simulated annealing; descent gradient; thermostat; control.

**Abstract**

According to PORDATA, domestic electric consumption in Portugal is near 25% of total electric energy consumption. It is important to reduce this consumption due to ambient concerns. Electric water heaters have low efficiency rates, due to its basic control, so in this dissertation was developed a solution that can be applied to a variety of electric water heaters in order to improve its performance.

The developed solution defines daily electric resistance profiles in order to achieve better consumption and temperatures than the actual control of the electric water heaters.

To define daily electric resistance profiles, initially was needed to segment a day in ten minutes blocks, where each block can be classified as a Start, On or Off block.

Each block performs a specific function to control electric water heaters. Start block seeks minimization between water temperature and a defined reference temperature. Off block defines when the system isn't in operation. On block is used when occurs a water usage or when intend to maintain the water temperature, this block aims to minimize temperature difference, same as Start block, and electric consumption. To do this multi-objective minimization was applied hybrid algorithms using a combination of Gradient Descent algorithm and Simulated Annealing algorithm.

In the described blocks, minimization are based on heating and cooling curve fitting of each electric water heater. Curve fitting methodology was implemented through a temperature profile analysis achieved via two built prototypes.

With the developed solution was achieved the pretended objective, guaranteeing a better thermal comfort temperature and lower electric consumption.



# Índice

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>1</b>
1.1	Contexto . . . . .	1
1.2	Objetivo . . . . .	2
1.3	Organização do documento . . . . .	2
<b>2</b>	<b>Estado da arte</b>	<b>3</b>
2.1	Termo-acumulador elétrico . . . . .	3
2.1.1	Propriedades e constituição . . . . .	3
2.1.2	Trabalhos desenvolvidos . . . . .	5
2.2	<i>Machine learning</i> e algoritmos de otimização . . . . .	6
2.2.1	Gradiente descendentes . . . . .	6
2.2.2	Métodos de <i>penalty</i> e <i>barrier</i> . . . . .	9
2.2.3	<i>Simulated annealing</i> . . . . .	10
<b>3</b>	<b>Aquisição e tratamento de dados</b>	<b>15</b>
3.1	Protótipo . . . . .	15
3.1.1	Placa de controlo . . . . .	16
3.1.2	Placa de aquisição . . . . .	19
3.1.3	Sistema embutido . . . . .	21
3.2	Tratamento de dados . . . . .	23
3.2.1	Estruturação da base de dados . . . . .	23
3.2.2	Escolha do sensor a utilizar . . . . .	24
3.2.3	Tratamento dos dados adquiridos . . . . .	26
<b>4</b>	<b>Implementação</b>	<b>37</b>
4.1	Perfil do utilizador . . . . .	37
4.2	Controlo . . . . .	40
4.2.1	Bloco <i>Start</i> . . . . .	41
4.2.2	Bloco <i>On</i> . . . . .	44
4.3	Obtenção dos declives de arrefecimento, aquecimento e deformação . . . . .	51
4.3.1	Simulador . . . . .	52
4.3.2	Modelação curvas de deformação . . . . .	56
<b>5</b>	<b>Análise de resultados</b>	<b>59</b>
5.1	Primeiro caso de estudo . . . . .	61
5.2	Segundo caso de estudo . . . . .	69
5.3	Terceiro caso de estudo . . . . .	73

<b>6</b>	<b>Conclusão e trabalhos futuros</b>	<b>77</b>
6.1	Conclusão . . . . .	77
6.2	Trabalhos futuros . . . . .	78
<b>A</b>	<b>Suavização das curvas adquiridas</b>	<b>83</b>

# Lista de Tabelas

3.1	Estrutura de base de dados utilizada . . . . .	23
3.2	Tabela representativa da máquina de estados usada . . . . .	25
3.3	Retas aproximadas aos dados obtidos . . . . .	28
3.4	<i>Curve fitting</i> dos dados a polinómios de várias ordens . . . . .	30
3.5	Influência do tamanho da janela nos resultados obtidos . . . . .	32
3.6	Temperaturas calculadas a partir dos declives obtidos num bloco de 10 minutos . . . . .	34
3.7	Comparação entre os valores obtidos em protótipos diferentes . . . . .	35
4.1	Verificação da robustez da solução implementada . . . . .	52
5.1	Valores utilizados para gerar a primeira solução . . . . .	61
5.2	Valores utilizados para gerar a informação do segundo caso de estudo . . .	69
5.3	Valores utilizados para gerar os dados do terceiro caso de estudo . . . . .	74





# Lista de Figuras

2.1	Apresentação dos diversos tipos de termo-acumuladores e a localização das resistências de aquecimento correspondentes (Imagem adaptada de [3]).	4
2.2	Fluxograma de funcionamento do algoritmo SA . . . . .	11
3.1	Espigão metálico para tubo e vedantes O-ring . . . . .	16
3.2	Esquema de comutação da electroválvula . . . . .	17
3.3	Representação de um Tríodo para Corrente Alternada (TRIAC) . . . . .	18
3.4	Esquema elétrico de acionamento da resistência de aquecimento . . . . .	18
3.5	Posicionamento dos sensores de temperatura no termo-acumulador (imagem adaptada de [35]). . . . .	19
3.6	Topologia utilizada para os sensores que utilizam o protocolo SPI . . . . .	21
3.7	Esquema do funcionamento do sistema embutido . . . . .	22
3.8	Gráfico dinâmico em servidor local . . . . .	24
3.9	Componentes utilizados para mensuração de temperaturas (imagens adaptadas de [44]). . . . .	25
3.10	Comparação entre o valor real de temperatura e os adquiridos pelos sensores disponíveis . . . . .	26
3.11	Demonstração de como foram segmentados os dados adquiridos . . . . .	27
3.12	Erro quadrático médio do termopar em regime estacionário . . . . .	29
3.13	Apresentação gráfica dos declives obtidos, estando estes divididos em arrefecimento e aquecimento . . . . .	33
3.14	Comparação entre a dispersão dos declives obtidos nos dois protótipos . . . . .	35
4.1	Esquema da forma como é armazenada informação do perfil de utilização . . . . .	38
4.2	Combinações possíveis entre dois blocos consecutivos . . . . .	39
4.3	Histograma de um dos dias de utilização . . . . .	39
4.4	Modos de operação de um termo-acumulador . . . . .	40
4.5	Fatores a ter em consideração em cada estado de um termo-acumulador . . . . .	41
4.6	Obtenção do valor ótimo de $t_1$ e utilização deste para saber a temperatura ao longo do bloco. . . . .	43
4.7	Apresentação do caso em que apenas a curva de aquecimento é utilizada num bloco <i>Start</i> . . . . .	43
4.8	Definição do aglomerado de blocos <i>Start</i> e blocos <i>Off</i> . . . . .	44
4.9	Apresentação gráfica da função retificadora e <i>softplus</i> . . . . .	47
4.10	Fluxograma do algoritmo gradiente descendente . . . . .	49
4.11	Gráfico 4D da função custo para um bloco de 5 minutos . . . . .	50
4.12	Resultado da aplicação do algoritmo GD e SA . . . . .	51

4.13	Esquema de definição do perfil de utilização . . . . .	55
4.14	Fluxograma do código implementado no simulador . . . . .	56
4.15	Resultado do simulador para um perfil de utilização aleatório . . . . .	57
4.16	Declives de deformação resultantes para 50 dias de utilização . . . . .	57
5.1	Fluxograma do código implementado para gerar os resultados . . . . .	60
5.2	Perfis de temperatura, potência e caudal obtidos utilizando a solução criada	62
5.3	Perfis de temperatura, potência e caudal obtidos utilizando o controlo <i>On/Off</i> . . . . .	63
5.4	Comparação dos caudais de água consumidos no primeiro aglomerado de utilizações . . . . .	64
5.5	Comparação das temperaturas obtidas utilizando a solução desenvolvida e um controlo <i>On/Off</i> . . . . .	65
5.6	Comparação entre as ocorrências de utilização de água e as previstas pelo sistema . . . . .	65
5.7	Desfasamento entre as ocorrências previstas e as reais . . . . .	66
5.8	Perfis utilizando a solução criada para rotinas desfasadas . . . . .	66
5.9	Comparação entre as temperaturas obtidas usando a solução desenvolvida e o controlo <i>On/Off</i> para rotinas desfasadas . . . . .	67
5.10	Comparação entre os caudais de água consumida para rotinas desfasadas .	68
5.11	Aquisição das economias resultantes para 50 dias consecutivos . . . . .	68
5.12	Perfis obtidos utilizando a solução criada para o segundo caso de estudo .	69
5.13	Desfasamento entre as utilizações previstas e reais para o segundo caso de estudo . . . . .	70
5.14	Comparação das temperaturas obtidas a partir da solução desenvolvida e de um controlo <i>On/Off</i> para o segundo caso de estudo . . . . .	71
5.15	Perfis obtidos utilizando o controlo <i>On/Off</i> para o segundo caso de estudo	71
5.16	Comparação entre os perfis de volume de água consumida para o segundo caso de estudo . . . . .	72
5.17	Exemplificação do perfil de temperatura que necessita de atualização do declive de aquecimento . . . . .	73
5.18	Perfis obtidos usando o declive de aquecimento adaptativo ao longo do tempo . . . . .	73
5.19	Perfis obtidos utilizando a solução criada para o terceiro caso de estudo .	74
5.20	Comparação entre as temperaturas obtidas para o terceiro caso de estudo	75
5.21	Comparação entre os perfis de volume de água consumida para o terceiro caso de estudo . . . . .	75
A.1	Verificação das curvas obtidas e dos dados suavizados para o terceiro segmento numa aquisição feita para uma temperatura máxima de 59 graus Celsius . . . . .	84
A.2	Verificação das curvas obtidas e dos dados suavizados para o quinto seg- mento numa aquisição feita para uma temperatura máxima de 59 graus Celsius . . . . .	85

## **Acrónimos**

**ASA** *Adaptative Simulated Annealing*

**BA** *Boltzmann Annealing*

**BGD** *Batch Gradient Descent*

**CS** *Chip Select*

**4D** *4 Dimensões*

**EQM** *Erro Quadrático Médio*

**FSA** *Fast Simulated Annealing*

**GD** *Gradiente Descendente*

**HTML** *Hypertext Markup Language*

**IIS** *Internet Information Server*

**MBGD** *Mini-Batch Gradient Descent*

**ReLU** *Rectifier Linear Unit*

**SA** *Simulated Annealing*

**SCK** *Serial Clock*

**SDI** *Serial Data In*

**SDO** *Serial Data Out*

**SGD** *Stochastic Gradient Descent*

**SPI** *Serial Peripheral Interface*

**TAE** *Termo-acumulador Elétrico*

**TRIAC** *Tríodo para Corrente Alterna*



# Glossário

- A** Área da superfície que se encontra em contacto com a água [ $m^2$ ].
- c** Calor específico da água [ $J/kg\ K$ ].
- h** Coeficiente de transferência de calor por convecção do isolamento [ $W/m^2K$ ].
- m** Massa de água no termo-acumulador [ $kg$ ].
- $\rho$  Densidade da água [ $kg/m^3$ ].
- $T_{amb}$  Temperatura do meio envolvente ao termo-acumulador [ $^{\circ}C$ ].
- $T_{desejada}$  Temperatura exigida no ponto de utilização [ $^{\circ}C$ ].
- $T_H(t)$  Perfil da temperatura média da água no termo-acumulador [ $^{\circ}C$ ].
- $T_{in}$  Temperatura da água que entra no reservatório [ $^{\circ}C$ ].
- $T_{max}$  Temperatura máxima que define a transição do termostato [ $^{\circ}C$ ].
- $T_{min}$  Temperatura mínima que define a transição do termostato [ $^{\circ}C$ ].
- $V_{in}(t)$  Perfil do volume de água à temperatura  $T_{in}$  necessária à mistura com água do termo-acumulador para obter água à temperatura desejada [ $m^3$ ].
- $V_{PC}(t)$  Perfil do volume consumido no ponto de utilização [ $m^3$ ].
- $V_t$  Capacidade volumétrica total do termo-acumulador [ $m^3$ ].
- $V_{termo}(t)$  Perfil do volume consumido do termo-acumulador [ $m^3$ ].



# Capítulo 1

## Introdução

### 1.1 Contexto

Com o aumento da preocupação ambiental, uma medida importante consiste na minimização do consumo energético doméstico, visto que representa aproximadamente um quarto da energia consumida anualmente em Portugal, tendo esta aumentado ligeiramente nos últimos dois anos e atingindo um total de 1219,6 kWh *per capita* em 2017 [1]. Esta dissertação procura reduzir os consumos anuais domésticos, através da procura de uma solução que melhore o desempenho de um dos eletrodomésticos que mais consumos apresenta, tratando-se este de um Termo-acumulador Elétrico (TAE).

Um TAE consiste num reservatório de água com o propósito de aquecimento de águas sanitárias, este equipamento possui uma resistência de aquecimento e um termóstato. Através destes dois componentes é permitido ao sistema que oscile entre a gama de temperaturas pré-definidas pelo utilizador ou pelo fabricante. Para a circulação de água, o TAE possui um dreno para manutenção, um tubo mais comprido para extrair a água quente do topo do TAE, isto porque devido a fenómenos de condução e convecção a água mais quente desloca-se em direção à zona mais alta do reservatório, e por fim um tubo para entrada de água no sistema, entrando esta à temperatura ambiente.

Através dos componentes que constituem o TAE, é notório que o seu modo de operação é simples. Isto porque cada vez que a temperatura é mais baixa do que a temperatura mínima definida, o sistema aquece a água até que atinja a temperatura máxima, a qual também é definida. Este procedimento faz com que a água seja aquecida mesmo quando não é necessária, provocando grandes consumos energéticos anuais, que oscilam entre os 574 a 2755 kWh por ano, dependendo da volumetria do TAE que pode variar dos 30 aos 300 litros e da potência (1,5 a 3 kW), tornando este produto pouco eficiente, tendo uma classificação energética maioritariamente como C. A potência de cada TAE influencia diretamente o tempo necessário para aquecer a variação de temperatura necessária. Sendo que o tempo de aquecimento pode oscilar entre aproximadamente uma hora e meia a três horas e meia para uma variação de temperatura de 50 graus Celsius [2].

## 1.2 Objetivo

Portanto, esta dissertação tem como objetivo o desenvolvimento de um controlo inteligente que permita ao sistema prever utilizações futuras, assim como fazer um controlo mais eficiente do aquecimento de água, permitindo, deste modo, maior conforto térmico ao utilizador. Antes de qualquer desenvolvimento à que manter presente que o controlo a desenvolver deve adequar-se a qualquer tipo de TAE sem que haja intervenção humana, tornando-o, de certo modo, genérico. Constituindo um acréscimo de dificuldade face a desenvolvimentos de controlo a sistemas únicos.

Antes de se desenvolver uma solução conceptual a aplicar ao controlador, é necessário obter informação sobre a resposta do sistema a diferentes variações de temperatura e estabelecer o modo de funcionamento do TAE, de modo a que seja possível posteriormente obter uma solução exequível e que apresente melhoramentos face ao controlo sem qualquer tipo de aprendizagem do TAE, ou seja, o controlo via termostato.

## 1.3 Organização do documento

Em acréscimo a este capítulo, onde é feita uma contextualização e descrito os objetivos principais desta dissertação, é apresentada a organização dos próximos cinco capítulos, estes estão organizados do seguinte modo:

- **Estado de arte:** Estudo da composição e modo de operação de um TAE, assim como a exposição de trabalhos já desenvolvidos com o intuito de melhorar a performance deste equipamento doméstico. Neste capítulo também é exposto a teoria dos algoritmos e as suas variantes, necessárias ao desenvolvimento da solução apresentada nesta dissertação.
- **Aquisição e tratamento de dados:** Apresentação da construção do protótipo e o seu sistema embutido. É feita uma análise inicial dos dados obtidos a partir do sistema embutido de modo a analisar as metodologias que se podem adotar no desenvolvimento de uma solução.
- **Implementação:** Descrição pormenorizada de como cada passo da solução desenvolvida se irá executar. É também criado um simulador de modo a auxiliar o estudo da veracidade da solução.
- **Análise de resultados:** Neste capítulo são analisados os resultados obtidos através da solução criada. É feita também uma comparação dos resultados obtidos com os que seriam de esperar num TAE que atua apenas com um controlador *On/Off*.
- **Conclusão e trabalhos futuros:** O último capítulo consiste nas conclusões obtidas com a solução criada e a apresentação de trabalhos futuros que promovem o melhoramento do trabalho desenvolvido nesta dissertação.



## Capítulo 2

# Estado da arte

### 2.1 Termo-acumulador elétrico

De modo a facilitar a compreensão do alvo de estudo desta dissertação, é apresentada nesta secção a constituição e o modo de funcionamento de um TAE, assim como os trabalhos já desenvolvidos que têm como objetivo minimizar a energia consumida por um TAE.

#### 2.1.1 Propriedades e constituição

Atualmente há uma grande diversidade de TAE no mercado, variando na sua capacidade, formato, potência e disposição. As disposições apresentadas resumem-se à horizontal e à vertical, sendo a disposição vertical a mais frequente.

Nos TAE as resistências de aquecimento podem divergir em número e posição no reservatório. A maioria dos TAE apresenta apenas uma resistência de aquecimento, por norma situada no fundo do reservatório, podendo ser disposta de diversas maneiras, tal como é apresentado na figura 2.1. No entanto também há TAE que dispõem de duas resistências de aquecimento, normalmente tendo uma a meio e a outra no fundo do reservatório.

As resistências de aquecimento são utilizadas para ceder energia térmica à água, onde esta é acumulada como calor sensível, permitindo o aumento da temperatura da água. O aquecimento de água na vizinhança da resistência de aquecimento provoca a circulação da água em direção ao topo do reservatório, enquanto que a água com temperatura inferior circula em direção à resistência de aquecimento, ou seja, o aquecimento de água provoca o fenómeno chamado de convecção. Este ocorre devido à água mais quente possuir menor densidade do que a água fria [4]. Assim sendo, ocorre estratificação da água durante este processo dinâmico.

Podem ser delimitados três estratos diferentes num TAE, o estrato de água quente, o de água fria e um que corresponde à mistura destes dois. A esta última camada, dá-se o nome de termoclina. Este estrato move-se ao longo do reservatório conforme as operações de entrada e saída de água ocorrem e este comporta-se como uma barreira natural dinâmica que mantém a região de água quente separada da mais fria [4]. A espessura da termoclina varia conforme a geometria do tanque, as condições de operação e a dinâmica de entrada e saída de água [5]. A termoclina deve ser o mais estreita possível, visto que quanto menor for este estrato, maior vai ser o volume de água quente no reservatório.

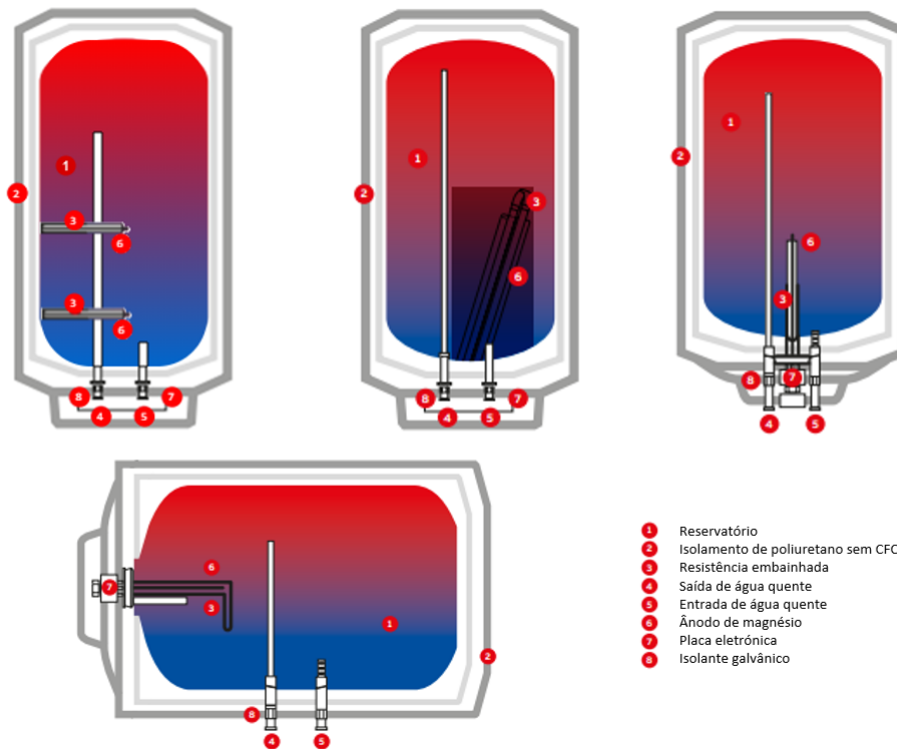


Figura 2.1: Apresentação dos diversos tipos de termo-acumuladores e a localização das resistências de aquecimento correspondentes (Imagem adaptada de [3]).

A localização dos tubos de entrada e saída de água têm em consideração este processo dinâmico. Consequentemente, para obter água quente é utilizado um tubo que capta a água da zona superior do reservatório, enquanto que para a entrada de água, é usado um tubo mais curto que introduz água nas proximidades da resistência de aquecimento. Sendo que o volume de entrada de água é equivalente ao que sai, de modo a que não seja aumentada a pressão interna do reservatório e, consequentemente, comprometer o funcionamento do TAE e a segurança do utilizador.

A estratégia de controlo principal de um TAE, para que seja mantida a temperatura, consiste num controlo clássico *On/Off* onde a temperatura é a variável que define a transição, este controlo é executado por um termostato.

O controlador *On/Off* utiliza dois limites, o superior e o inferior, onde a temperatura da água é mantida entre estes dois limiares. Sempre que a temperatura registada é mais reduzida do que o limiar inferior, é cedida energia ao TAE através da resistência de aquecimento, de modo a aumentar a temperatura da água, deixando esta de atuar quando a temperatura ultrapassa o limite superior.

Deste modo, é perceptível que o funcionamento de um TAE não é o mais eficiente, visto que é cedida energia apenas considerando a temperatura atual da água. A aplicação deste tipo de controlador provoca um grande desperdício de energia, isto porque, como a água é aquecida até à temperatura desejada e na maioria das situações esta não é utilizada nos instantes seguintes, então a água vai perder energia para a envolvente, sendo a energia perdida mais elevada quanto maior for o intervalo de tempo entre a obtenção da temperatura desejada e a utilização da água e quanto maior for a diferença

de temperatura entre a água e o meio ambiente, no entanto esta última variação não vai ser otimizada.

### 2.1.2 Trabalhos desenvolvidos

Quando se fala em melhorar desempenhos de TAE, tipicamente fala-se de aproximações matemáticas do sistema ou na modelação de cada TAE individualmente. Esta abordagem é usada em programas como WATSIM que agrega mais de 300 perfis de TAE [6].

Outra abordagem bastante comum, consiste no controlo não preditivo utilizando maioritariamente estratégias de controlo clássico, como controladores P, PI e PID. Estes controladores usam dinâmicas de erro e modulam a variável controlada para obter um controlo preciso do processo.

Apesar destes dois tipos por norma serem os mais utilizados, também foram propostos trabalhos com outro tipo de metodologia, utilizando ramos bastante variados, como a otimização de funções custo, *machine learning*, controlos feitos através de interfaces, entre outros. Esta secção apresenta alguns dos trabalhos desenvolvidos de forma a dar a conhecer os melhoramentos desenvolvidos na performance do TAE.

Uma das soluções propostas para melhorar a performance consiste no controlo dos períodos de funcionamento através de intervalos de 15 minutos, assim como o ajuste da temperatura desejada. Este controlo, assim como a monitorização da energia podem ser realizados através de uma interface *online* ou via aplicação para *smartphone* [7], [8].

Com a aplicação de métodos estocásticos baseados numa abordagem via Monte Carlo, foi desenvolvida uma solução com o intuito de minimizar a energia consumida, baseando-se no preço associado ao horário de utilização, considerando os riscos associados com as incertezas do preço da energia [9].

Através do processo de decisão de Markov e técnicas de *reinforced learning* foram formuladas decisões sequenciais a partir dos dados obtidos através de 50 sensores de temperatura [10].

Utilizando redes neuronais, foi desenvolvida uma formulação para obter os parâmetros ótimos de um controlador PID, ou seja, os parâmetros proporcional, derivativo e integral ótimos [11].

Com o intuito de minimizar a energia consumida de um TAE, foi elaborado um modelo de controlo preditivo que analisa o erro entre o sinal de saída estimado e o de referência [12].

É possível observar que existem diversas metodologias aplicadas no melhoramento do desempenho e eficiência de um TAE, no entanto estas técnicas tornam-se dispendiosas, tal como o trabalho desenvolvido com base nos dados adquiridos a partir de 50 sensores de temperatura, ou necessitam da constante interação dos utilizadores, verificando-se esta limitação na solução que promove o uso de *smartphones* ou páginas *Web*. Deste modo, nesta dissertação procura-se otimizar o ciclo de um TAE de uma forma economicamente acessível e que não exista interação por parte do utilizador.

## 2.2 *Machine learning* e algoritmos de otimização

*Machine learning* é o campo de pesquisa que normalmente se foca na teoria, desempenho e propriedades de aprendizagem de sistemas e algoritmos. É um campo interdisciplinar construído a partir de ideias de muitos campos diferentes, tal como a inteligência artificial, teoria da otimização, teoria da informação, estatística, ciência cognitiva, controlo ótimo, entre outras ciências [13], [14]. Por causa da implementação em várias aplicações, *machine learning* envolveu quase todo o domínio científico, o que trouxe um grande impacto na ciência e sociedade [15]. Tem sido utilizado numa variedade de problemas, incluindo sistemas de recomendação, sistemas de reconhecimento, análise de dados e sistemas de controlo autónomo [16].

Geralmente, o campo de *machine learning* é dividido em três subdomínios: aprendizagem supervisionada, aprendizagem não-supervisionada e aprendizagem reforçada. De um modo resumido, aprendizagem supervisionada, requer um treino com dados classificados, ou seja, para as entradas conhece-se as saídas correspondentes. Ao contrário deste subdomínio, a aprendizagem não-supervisionada não requer dados classificados para fazer o treino, sendo este subdomínio utilizado para descobrir padrões subjacentes das entradas fornecidas. E por fim, a aprendizagem reforçada permite receber interações através de variáveis externas via *feedback* [17]. Neste último subdomínio, a máquina interage com o meio através de ações, tendo uma recompensa positiva se a ação trouxe benefício ou, caso contrário, uma recompensa negativa.

A otimização, como campo de *machine learning*, consiste na tarefa de minimizar ou maximizar uma função objetivo  $f(x)$ , parametrizada por  $x$ . Na terminologia de *machine learning*, consiste na minimização de uma função custo  $J(w)$ , parametrizada pelo parâmetro  $w \in R^D$ .

As otimizações podem ser categorizadas como *constrained* ou *unconstrained*. Uma otimização *constrained* é aplicada a problemas onde é necessário usar limitações nas variáveis a otimizar. Uma otimização *unconstrained* baseia-se em formulações com variáveis sem restrições, podendo tomar qualquer valor ao longo da sua otimização, no entanto é possível resolver problemas em que as variáveis precisem de ser restringidas utilizando otimizações *unconstrained*, recorrendo a métodos de *penalty* e *barrier* [18].

Esta secção procura descrever os algoritmos de otimização utilizados para a implementação da solução e algumas das suas variantes.

### 2.2.1 Gradiente descendentes

O objetivo de muitos métodos de *machine learning* é atualizar um conjunto de parâmetros  $w$ , de modo a otimizar uma função de custo  $J(w)$ . Normalmente, isto envolve processos iterativos para que se possa aplicar mudanças nos parâmetros,  $\Delta w$ , a cada iteração [19]. Nesta dissertação é considerado o Gradiente Descendente (GD) como forma de otimizar as funções custo.

O algoritmo GD é normalmente utilizado como uma otimização do tipo caixa-negra e tem vindo a tornar-se mais popular. Este pode ser encontrado em qualquer livraria de *machine learning* devido a terem uma grande aplicação em redes neuronais com o objetivo de fazer a *backpropagation* necessária no treino destas [20]. A *backpropagation* é caracterizada como a minimização da função custo através de entradas e saídas conhecidas, ou seja, dados classificados. Este tipo de metodologia é designado otimização

supervisionada.

Esta abordagem procura otimizar os pesos das diversas conexões entre os neurónios das várias camadas, de modo a que se atinja o mínimo da função custo. Sendo esta definida como o erro entre o valor estimado, calculado através das funções de ativação multiplicado pelos pesos das conexões correspondentes e o valor da saída real. Os valores que chegam à entrada de um neurónio são calculado a partir do somatório de valores das funções de ativação e as respetivas conexões da camada anterior, formando o respetivo o valor de entrada no novo neurónio que alimenta a função de ativação.

O GD é utilizado para minimizar uma função custo  $J(w)$  parametrizada por  $w \in R^D$ , onde os parâmetros são atualizados no sentido contrário ao gradiente da função de custo  $\Delta_w J(w)$ . O gradiente da função de custo consiste na derivada parcial da função em ordem a cada variável que se pretende otimizar. Este é multiplicado por um rácio de aprendizagem,  $\alpha$ , que define a magnitude do passo para o novo parâmetro. A magnitude do passo pode ser adaptativa ou fixa. Sendo  $t$  a variável que define as iterações executadas, a atualização dos parâmetros pode ser definida através de

$$w_{t+1} = w_t - \alpha \nabla_w J(w) \quad (2.1)$$

se,

$$\frac{\partial}{\partial w} J(w) = \nabla_w J(w) . \quad (2.2)$$

Para que este algoritmo seja aplicado, é necessário atribuir um valor aleatório inicial no espaço de soluções às variáveis a otimizar. Após as expressões dos gradientes da função de custo estarem calculadas, os valores iniciais são utilizados para obter os declives a que correspondem, definindo desta forma a direção. De modo a que o novo parâmetro  $w$  seja calculado, para além da direção, também é necessário definir a magnitude do passo. Como foi mencionado anteriormente, este rácio de aprendizagem pode ser fixo, no entanto deve ser calibrado, isto porque se o rácio for alto, a convergência pode ser morosa, pois pode divergir, acabando por obter um mínimo com *overshoot*. Por outro lado, se o rácio for muito pequeno, este consegue atingir o mínimo local mais próximo, embora necessite de muito tempo, pois as diferenças entre parâmetros  $w$  vão ser mínimas.

Deste modo, ter um rácio de aprendizagem adaptativo torna o processo mais simples, devido ao facto de não ser necessário ter um cuidado extra com a calibração, no entanto acrescenta-se tempo de execução no processo. Assim sendo, este rácio deve ser alto enquanto os valores dos gradientes forem altos e ir diminuindo conforme os parâmetros  $w$  vão-se aproximando do mínimo, desta forma, confere-se rapidez ao processo e uma boa convergência. Com este intuito foram propostos vários trabalhos que têm como objetivo a definição de um bom rácio de aprendizagem para cada iteração.

O método utilizado nesta dissertação, consiste em definir o rácio como uma variável e substituir na função de custo,  $f(w_t - \alpha \nabla_w J(w))$ , deste modo a única variável presente na função de custo será  $\alpha$ , pois os restantes constituintes são obtidos através de cálculos prévios ou constantes definidas. Posteriormente, deriva-se a função de custo em ordem a  $\alpha$  e iguala-se a zero, isto porque há pontos máximos e mínimos relativos na função quando a sua primeira derivada é igual a zero, podendo ser verificada a sua concavidade através da segunda derivada. Posto isto, a magnitude do passo está definida.

Esta sequência de etapas é repetida até que o processo atinja o critério de paragem, este foi definido através de um número máximo de iterações ou a diferença entre a função

de minimização para dois parâmetros consecutivos ser um valor bastante pequeno, na ordem dos  $10^{-5}$ .

Existem três variantes do algoritmo GD, que apenas diferem na quantidade de dados que utilizam para processar o gradiente da função de custo. Dependendo da quantidade de dados, procura-se comutar a exatidão e o tempo necessário na atualização dos parâmetros. Posto isto, nesta secção procura-se esclarecer as três variantes.

### 2.2.1.1 *Batch gradient descent*

O *Batch Gradient Descent* (BGD) distingue-se dos restantes devido a necessitar dos dados totais para calcular os gradientes e realizar uma atualização nos parâmetros, definida por

$$w_{t+1} = w_t - \eta \nabla_w J(w) = w_t - \eta \left( \sum_{i=1}^n \nabla_w J_i(w_t) \right) / n . \quad (2.3)$$

Este algoritmo torna-se muito lento ou irrealizável para conjuntos de dados vultosos. Nestes casos, o BGD não permite fazer atualizações *online*, devido ao tempo necessário para o processamento [21]. Uma atualização *online* é definida quando todos os cálculos para fazer uma alteração no sistema é feita no exato momento. No entanto, esta variante necessita de menos iterações para convergir, pois ao utilizar todos os dados para calcular o próximo passo, permite que a cada iteração se obtenha um valor mais próximo do mínimo.

### 2.2.1.2 *Stochastic gradient descent*

*Stochastic Gradient Descent* (SGD), ao contrário do algoritmo anterior, realiza uma atualização para cada exemplo de treino,  $x^i$  e  $y^i$ , do conjunto de dados, tal como descreve

$$w_{t+1} = w_t - \eta \cdot \nabla_w J(w; x^i; y^i) . \quad (2.4)$$

Este algoritmo aplica-se especialmente a grandes conjuntos de dados, tornando o processamento de cada iteração mais rápido em troca de ter um rácio de convergência mais lento [22].

A variante BGD realiza processamentos redundantes para grandes conjuntos de dados, pois reprocessa gradientes para exemplos similares antes de realizar uma atualização nos parâmetros, por outro lado a variante SGD evita redundâncias porque a cada iteração os dados são randomizados com o intuito de evitar ordens pré-existentes. Este algoritmo realiza atualizações frequentes de grande variância o que causa grandes flutuações nos parâmetros obtidos.

No entanto, o BGD possui a vantagem de a cada iteração os parâmetros atualizados apresentarem um valor mais próximo do mínimo. Enquanto que o SGD, devido às flutuações que ocorrem, não permite que a atualização salte para um novo mínimo potencialmente melhor. Este facto complica a convergência para o mínimo exato, fazendo com que a partir do SGD se obtenha mínimos com *overshoot*. Todavia, foi demonstrado que se o rácio de aprendizagem for reduzido ao longo das iterações, o algoritmo apresenta comportamentos semelhantes à variante BGD, tendo sido propostos melhoramentos neste sentido ao longo dos anos, tal como os métodos *Momentum*, *Nesterov Accelerated Gradient*, *Adagrad*, *Adadelta*, *Adam*, entre outros [20].

### 2.2.1.3 Mini-batch gradient descent

*Mini-Batch Gradient Descent* (MBGD) é uma junção das vantagens das duas variantes descritas anteriormente, juntando a rapidez do SGD e a convergência do BGD. O MBGD consiste na atualização dos parâmetros usando um pequeno grupo de dados de tamanho  $n$ , tal como demonstra

$$w_{t+1} = w_t - \eta \cdot \nabla_w J(w; x^{i:i+n}; y^{i:i+n}). \quad (2.5)$$

Desta maneira, reduz-se a variação causada na atualização dos parâmetros, o que leva a uma convergência mais estável.

### 2.2.2 Métodos de *penalty* e *barrier*

Os problemas *unconstrained* são usualmente resolvidos procurando o valor do mínimo local que uma função de custo possui no espaço  $R^d$  [23]. Mas por vezes há a necessidade de limitar o espaço onde a procura deve ser exercida, de modo a que o valor ótimo não represente uma impossibilidade física.

Deste modo, esta secção descreve métodos que atribuem propriedades de problemas *constrained* a otimizações *unconstrained*. A ideia principal consiste na construção de funções auxiliares que são adicionadas posteriormente à função custo a otimizar. Esta função auxiliar possui parâmetros que penalizam a função custo quando as restrições impostas são violadas. Sendo que quanto maior for a violação, maior será a penalização.

Uma vez que esta função auxiliar estiver definida para todas as restrições necessárias, é possível utilizar qualquer tipo de algoritmos de minimização aplicado a problemas *unconstrained* [24].

Os métodos utilizados para obter funções auxiliares deste tipo são os métodos *penalty* e *barrier*, métodos de penalização exterior e interior, respetivamente.

Este tipo de métodos é necessário devido ao algoritmo GD ser categorizado como *unconstrained*.

#### 2.2.2.1 Método *penalty*

A ideia básica da função *penalty* é a adição de valores positivos à função de custo cada vez que uma restrição é violada.

Considerando o problema genérico

$$\begin{aligned} &\text{Minimizar,} && J(w) \\ &\text{Sujeito a,} && h_i(w) = 0 \quad i = 1 \text{ to } p \\ &&& g_i(w) \leq 0 \quad i = 1 \text{ to } m \end{aligned} \quad (2.6)$$

onde  $J(w)$  é a função a minimizar com uma restrição igualitária  $h(w)$  e uma segunda restrição  $g(w)$ , que consiste numa inequação.

A função mais utilizada para definir uma função auxiliar que abranja estes dois tipos de restrição é

$$P(h(w), g(w)) = \sum_{i=1}^p |h_i(w)|^q + \sum_{i=1}^m [g_i^+(w)]^q; \quad g_i^+(w) = \max(0, g_i(w)) \quad (2.7)$$

tal como referido em [25].

Onde  $q$  é um valor inteiro positivo maior ou igual a um e  $g_i^+(w)$  consiste numa *Rectifier Linear Unit* (ReLU). A função  $P(g(w))$  retorna zero quando a inequação não é violada ou, caso contrário, retorna um valor positivo. O mesmo acontece com  $P(h(w))$ , caso este apresente um valor diferente de zero, a função *penalty* retornará um valor positivo, contribuindo desta maneira para que a função de minimização não encontre pontos ótimos fora do espaço de soluções possíveis.

### 2.2.2.2 Método *barrier*

As funções *barrier* possuem este nome devido a ser criada uma grande barreira à volta das soluções possíveis. A barreira é formada devido ao valor desta função tornar-se quase infinito quando uma das restrições é violada. Consequentemente, quando o processo iterativo é iniciado, o novo ponto calculado nunca sairá do espaço de soluções pois não consegue atravessar a barreira na fronteira das soluções possíveis.

As funções normalmente usadas neste tipo de método são as funções barreira inversa e a barreira logarítmica [26].

- Função barreira inversa:

$$P(g(w), r) = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^m \frac{-1}{g_i(w)} \quad (2.8)$$

- Função barreira logarítmica:

$$P(g(w), r) = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^m \log(-g_i(w)) \quad (2.9)$$

onde  $r$  é um vetor de parâmetros escalares superior a zero,  $P$  a função auxiliar a adicionar à função custo e, por fim,  $g(w)$  define as restrições necessárias ao problema.

O método *barrier* apenas pode ser aplicado a restrições que sejam definidas através de inequações tal como  $g(w)$ , apresentada na equação 2.6 e o ponto inicial deve pertencer ao espaço de soluções [27].

A maior dificuldade neste método é definir a sequência de valores do vetor de parâmetros *barrier*,  $r$ , pois a escolha de  $r^{(0)}$  e o rácio a que  $r^{(t)}$  tende para o infinito pode afetar seriamente o processamento para encontrar uma solução.

### 2.2.3 *Simulated annealing*

O algoritmo *Simulated Annealing* (SA) foi proposto com base em mecânica estatística em 1983 por Kirkpatrick. Este algoritmo é baseado na analogia do tratamento térmico feito em metais, consistindo no recozimento do metal e, posteriormente, um arrefecimento lento de modo a fomentar a sua cristalização, conferindo propriedades como o aumento da ductilidade e a redução da dureza. A cristalização verifica-se quando os átomos têm muita energia, obtida através do aquecimento do metal, tendo deste modo liberdade para se reorganizarem. O arrefecimento do metal deve ser controlado, isto porque, se for rápido, a cristalização irá ter irregularidades e defeitos [28].



Este algoritmo segue a mesma lógica. A altas temperaturas as movimentações são mais frequentes e percorrem todo o espaço de soluções e, conforme a temperatura vai sendo diminuída, as movimentações tendem a ser localizadas e próximas do mínimo global. Como o algoritmo percorre todo o espaço de soluções, então permite que a solução não fique estática apenas no mínimo local mais próximo, como ocorre no algoritmo GD, mas consiga atingir um valor próximo do mínimo global, por meio das movimentações controladas realizadas a altas temperaturas [29].

A temperatura é reduzida ao longo das iterações, sendo atualizada a cada iteração a partir de uma constante, exponencial, ou outras metodologias, este processo é chamado de planeamento de arrefecimento.

Para que este algoritmo seja exequível, é necessário começar com um valor inicial onde são exercidas perturbações aleatórias. Se a solução gerada a partir das perturbações for melhor que a solução atual, então esta é substituída, mas, de modo a evitar que a solução termine num mínimo local, também é permitido que uma solução que não corresponda a uma melhoria seja aceite em alguns casos [30], tal como demonstra a figura 2.2.

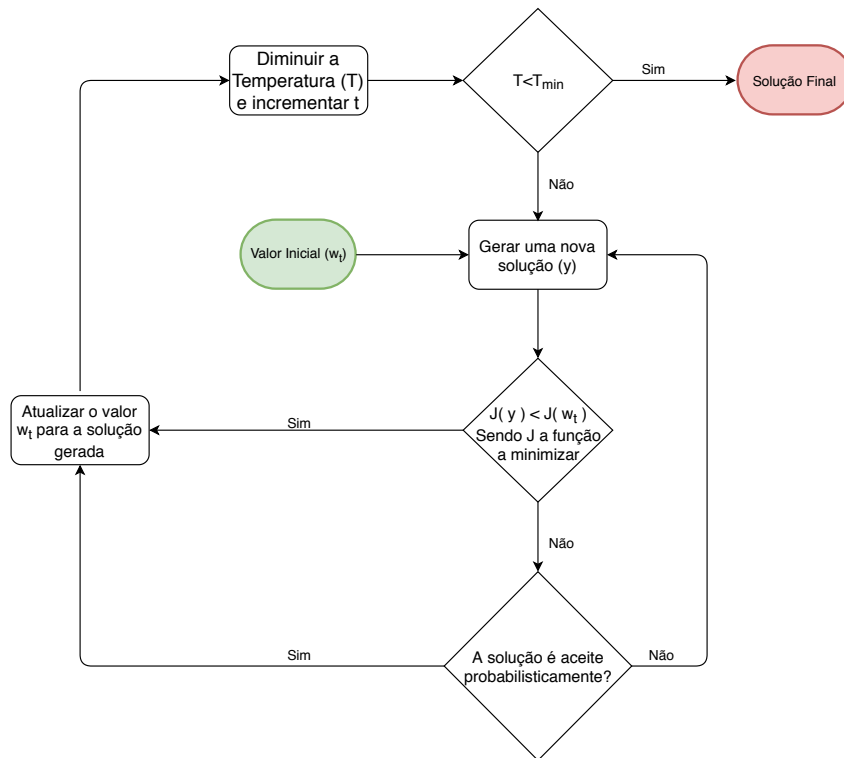


Figura 2.2: Fluxograma de funcionamento do algoritmo SA

Para permitir que uma solução que não melhore a minimização seja utilizada existem várias metodologias propostas diferentes. Nesta secção serão apresentadas algumas destas metodologias, assim como serão expostos diferentes planeamentos de temperatura.

### 2.2.3.1 Boltzmann annealing

*Boltzmann Annealing* (BA) foi introduzido essencialmente como uma técnica Monte Carlo aplicado a funções de custo não convexas com o objetivo de encontrar o mínimo

global [31].

Nesta variante do SA, a probabilidade de aceitação é calculada através de

$$P = \exp\left(\frac{-\Delta E}{k_b T}\right) \quad (2.10)$$

onde a variação de energia ( $\Delta E$ ) consiste na variação da função de minimização entre a nova solução e o valor de  $w_t$ ,  $k_b$  é a constante de Boltzmann e por fim  $T$  é a temperatura da iteração ( $t$ ). Após obter a probabilidade, esta é comparada com o valor obtido através de uma distribuição uniforme de 0 a 1, caso o valor da probabilidade de aceitação seja superior a este valor, então a nova solução é aceite e, conseqüentemente, utilizada na iteração seguinte para gerar um novo candidato a solução ótima.

Em cada iteração  $t$  a temperatura deve ser reduzida a partir de um valor inicial  $T_0$ , podendo-se obter  $T(t)$  a partir de

$$T(t) = \frac{T_0}{\ln t} . \quad (2.11)$$

### 2.2.3.2 *Fast simulated annealing*

O *Fast Simulated Annealing* (FSA) é uma variante do convencional SA e consiste num método de procura semi local com longos saltos ocasionalmente. Neste método percebeu-se que a distribuição de Cauchy apresenta algumas vantagens em relação à formulação Boltzmann, pois devido à distribuição de Cauchy ser mais alongada, possibilita gerar alterações superiores na saída com entradas relativamente pequenas. Devido a esta propriedade, o algoritmo FSA tem menos probabilidade de ficar preso num mínimo local [32].

Neste algoritmo, a redução de temperatura é feita de maneira diferente, neste caso a redução é linear, sendo que para obter a temperatura utiliza-se

$$T(t) = \frac{T_0}{t} . \quad (2.12)$$

### 2.2.3.3 *Adaptative simulated annealing*

Em muitos problemas há a necessidade de otimizar diferentes parâmetros que possuem diferentes intervalos de valores onde podem operar. De modo a resolver esta limitação foi proposta a variante *Adaptative Simulated Annealing* (ASA).

Sendo o parâmetro a otimizar  $w_t^i$ , de dimensão  $i$  na iteração  $t$ , tem-se que para cada parâmetro há um limite superior  $B_i$  e um limite inferior  $A_i$ , tal como demonstrado em

$$w_t^i \in [A_i, B_i] . \quad (2.13)$$

Para calcular um novo candidato a solução ótima, em vez de utilizar uma distribuição normal de -1 a 1 multiplicado por uma constante tal como ocorre no BA, neste caso, a formulação é um pouco mais complexa [33]. Estando evidenciada em

$$w_{t+1}^i = w_t^i + y^i(B_i - A_i) \quad (2.14)$$

onde  $y^i$  pode ser obtido a partir de

$$y^i = \text{sign} \left( u^i - \frac{1}{2} \right) T_i \left[ \left( 1 + \frac{1}{T_i} \right)^{(2u^i-1)} - 1 \right] \quad (2.15)$$

em que  $u^i$  é uma distribuição normal de 0 a 1 e a temperatura  $T_i$  pode ser definida através de

$$T_i(t) = T_{0i} \exp \left( -c_i t^{\frac{1}{D}} \right) \quad (2.16)$$

onde  $D$  é definido pelo número de variáveis a otimizar e  $c_i$  serve para controlar a sensibilidade da temperatura, através do ajuste de  $m_i$  e  $n_i$ , tal como se pode observar em

$$c_i = m_i \exp \left( \frac{-n_i}{D} \right) \quad (2.17)$$



## Capítulo 3

# Aquisição e tratamento de dados

Para que posteriormente seja implementada uma solução, neste capítulo é apresentado um protótipo que procura facilitar a aquisição de dados necessária ao desenvolvimento de um controlo inteligente. Pois, conforme foi referido no capítulo 1.1, o tempo de aquecimento num TAE necessário para causar uma variação de temperatura de 50 graus Celsius pode ser bastante elevado e visto que no domínio da otimização os dados são necessários em abundância, tornou-se crucial a criação de um protótipo que representasse o funcionamento de um TAE, mas que possuísse dimensões mais reduzidas de modo a diminuir drasticamente os tempos de aquecimento e arrefecimento da água.

Com este intuito a secção seguinte apresenta a construção do protótipo e o modo como os dados são obtidos, assim como o seu armazenamento. Posteriormente, é feito o processamento dos dados adquiridos com o objetivo de modelar corretamente as curvas de aquecimento e arrefecimento de água.

### 3.1 Protótipo

Para que fosse possível adquirir dados e aplicar controlos inteligentes criados, foi necessário realizar um protótipo que simulasse o comportamento de um TAE o mais veridicamente possível e que possuísse um módulo que permitisse interagir com o reservatório. Para isso foi utilizada uma chaleira pelo facto de possuir uma resistência de aquecimento no fundo do reservatório e dispor de uma volumetria bastante reduzida, em comparação a um TAE. O protótipo inicial tem uma volumetria de 1,7 litros e uma resistência interna de 26,7 Ohm. Posteriormente será utilizada outra chaleira com potência e volumetria diferente de modo a estudar a estabilidade dos resultados obtidos. Devido aos protótipos terem volumetrias baixas e não possuírem isolamento, para além do aquecimento ser mais rápido, o arrefecimento da água também será mais rápido do que num TAE.

Após ter um recipiente inicial, é necessário realizar algumas operações mecânicas de modo a conferir uma saída de água quente do sistema. Este furo foi realizado próximo do fundo do recipiente, na qual a extração da água é feita via ação gravítica. Como se trata de um recipiente com pouca volumetria, não houve a necessidade de colocar canais para captar a água da zona superior, pois neste tipo de reservatório a estratificação da água não vai ser tão notória, tornando-se irrelevante a zona onde a água é retirada.

Depois de realizar o furo, foi utilizado um espigão metálico para tubo com anéis de vedação O-ring, podendo ser visualizado na imagem 3.1. Os vedantes são necessários

para garantir a estanquidade do reservatório na zona do furo realizado. O espigão é utilizado para permitir uma ligação até à electroválvula e a partir desta redirecionar a água para os pontos de consumo quando necessário. Deste modo a água só circula mediante o estado da electroválvula.



Figura 3.1: Espigão metálico para tubo e vedantes O-ring

Tendo a parte mecânica concebida, resta desenvolver a parte eletrónica que compõe o protótipo. Esta pode ser dividida em duas partes. A divisão foi realizada devido às tensões que são utilizadas em cada placa, pois no segmento de controlo a tensão utilizada é obtida diretamente da tomada, ou seja, uma tensão de aproximadamente 220 Volts, enquanto que a placa de aquisição trabalha com 3,3 Volts. Ambas as placas são controladas através do microcontrolador ESP32.

### 3.1.1 Placa de controlo

A placa de controlo tem como objetivo principal permitir a comutação da resistência de aquecimento e da electroválvula.

Este controlo poderia ser feito através de um relé, no entanto este componente apresenta problemas quando sujeito a comutações com intervalos de tempo bastante reduzidos. De modo a evitar este problema, foi elaborado um circuito opto-triac que dispõe a vantagem na velocidade de comutação.

O circuito opto-triac foi implementado tanto para o controlo da resistência de aquecimento como para a electroválvula, mas apesar de ter sido utilizada a mesma metodologia, os circuitos diferem, pois um componente consiste numa carga indutiva (electroválvula), enquanto que a resistência de aquecimento é uma carga resistiva. Para além deste fator, o circuito destinado à comutação da electroválvula também conta com a possibilidade de ser acionado mecanicamente. Na figura 3.2 é apresentado o esquema elétrico da carga indutiva, obtido a partir do software *Proteus8*.

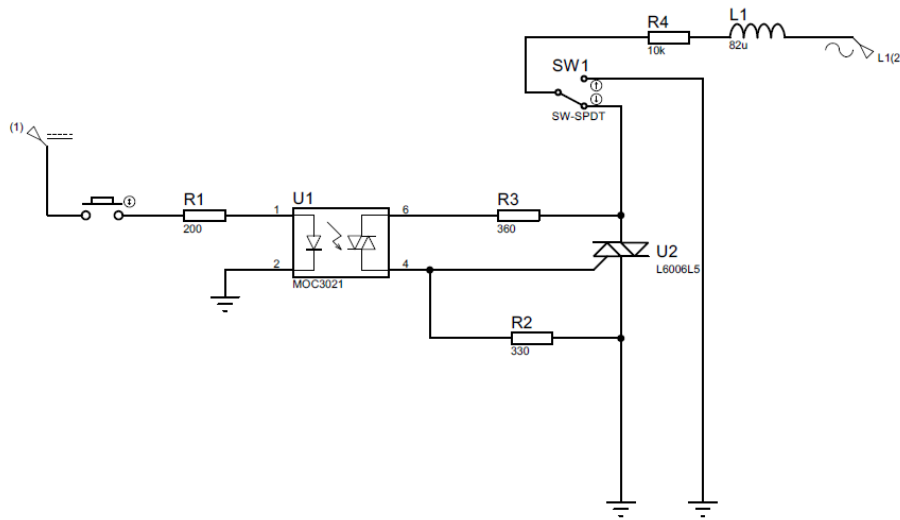


Figura 3.2: Esquema de comutação da electroválvula

De modo a facilitar a visualização não são apresentados os restantes componentes que compõem este circuito. Assim sendo a entrada de tensão (1), o botão de pressão e a terra que são observados mais à esquerda do esquema retratam o pino digital e a terra do sistema embutido. A escolha de um pino digital deve-se à electroválvula utilizada não ser regulável, pelo que não havia necessidade de ser utilizado um pino analógico.

A indutância L1 juntamente com a resistência R4 representam a electroválvula, onde posteriormente se encontra um comutador físico (SW1), que tem como objetivo fazer a permutação entre o circuito eletrónico e um circuito fechado, permitindo deste modo fazer a permutação entre um acionamento de emergência físico e um previsto pelo sistema. O acionamento previsto é feito a partir do sistema embutido, este simboliza a possibilidade de fazer circular água pela canalização previamente, de modo a que diminua o tempo de espera de água quente por parte do utilizador.

No circuito eletrónico pode ser observado um optoacoplador MOC3021, este componente faz a divisão da placa entre tensões altas alternadas e tensões baixas contínuas [34]. A tensão contínua de 3.3 Volts, proveniente do sistema embutido, alimenta o *led* posicionado do lado esquerdo do optoacoplador, após passar pela resistência R1 utilizada para reduzir a corrente que chega ao *led*, de modo a não ultrapassar a corrente definida pelo fabricante. Após o *led* acender o comutador bilateral de silicone é acionado, situado à direita no optoacoplador da figura 3.2, permitindo, deste modo, a passagem de corrente entre os terminais 6 e 4.

O outro componente que pode ser observado no circuito eletrónico, para além das resistências, consiste num triódo para corrente alterna, ou seja, um TRIAC. Este componente, como o nome indica, destina-se a corrente alterna e de uma forma resumida, quando é cedida corrente à *gate* (G), é permitida a passagem de corrente nos dois sentidos entre os terminais 1 e 2. Estes terminais encontram-se representados com a nomenclatura T1 e T2 na figura 3.3, respetivamente.

Posto isto, torna-se simples entender o funcionamento entre os diversos componentes

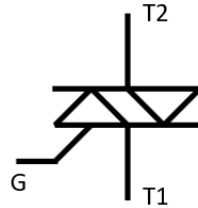


Figura 3.3: Representação de um TRIAC

do circuito eletrônico. Este inicia-se com a cedência de corrente ao optoacoplador com o intuito de este permitir a transmissão de corrente até à *gate* do TRIAC, após a *gate* ser acionada, o TRIAC permite a ligação entre a fase e o neutro, possibilitando a cedência de energia à electroválvula e, conseqüentemente, a abertura desta. Desta maneira pode-se afirmar que o TRIAC representa uma interrupção entre a fase e o neutro.

De forma a concluir a explicação do esquema elétrico, a resistência R2 serve para eliminar correntes residuais que surgem devido ao circuito possuir uma carga indutiva.

Para complementar a configuração da placa de controlo, apresenta-se na figura 3.4 o esquema elétrico referente ao controlo da resistência de aquecimento que, à semelhança do anterior, também apresenta um circuito opto-triac na sua composição. Mas, devido a possuir uma carga resistiva e não necessitar de um comutador acionado fisicamente, a carga foi situada de maneira diferente no circuito, tendo sido colocada após o TRIAC.

A carga resistiva é representada por uma lâmpada, deste modo, facilitou a compreensão do esquema na sua realização, pois era possível verificar se chegava a tensão desejada a este componente.

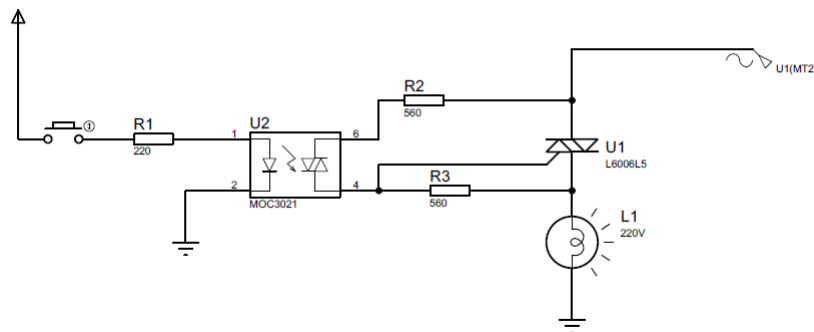


Figura 3.4: Esquema elétrico de acionamento da resistência de aquecimento

Através dos esquemas elétricos anteriormente apresentados, dá-se como consumada a placa de controlo, que é controlada pelo sistema embutido através de uma tensão de 3,3 ou 0 Volts, mediante a necessidade de ceder energia ao sistema ou não. Na subsecção seguinte vão ser apresentados os componentes e a estrutura da placa de aquisição de dados.



### 3.1.2 Placa de aquisição

A placa de aquisição aglomera todos os sensores necessários ao protótipo. Estes podem se dividir em dois grupos, os sensores de temperatura e os de corrente.

Os sensores de temperatura foram colocados em sítios estratégicos de modo a que fosse possível modelar o sistema com o menor erro possível, dispondo dos valores instantâneos nesses locais. Portanto, para modelar o sistema é necessário adquirir a temperatura da água que irá ser fornecida ao utilizador, assim como a temperatura da água que entra no TAE para substituir a água que é utilizada. A temperatura da água que entra no sistema tem importância significativa, visto que esta é um dos fatores que influencia diretamente a variação de temperatura da água do reservatório.

Assim sendo, foram colocados sensores de temperatura na entrada e na saída de água do TAE, como pode ser verificado na figura 3.5. Apenas foi escolhido um local para medições de água quente devido a ocorrer estratificação de temperatura ao longo do TAE, tratando-se de um parâmetro que a solução a desenvolver não consegue influenciar. E como a adição de mais sensores no TAE constitui uma adversidade, devido ao diâmetro do tubo de saída de água quente, então optou-se por descartar a hipótese de se utilizar sensores de temperatura ao longo do reservatório.

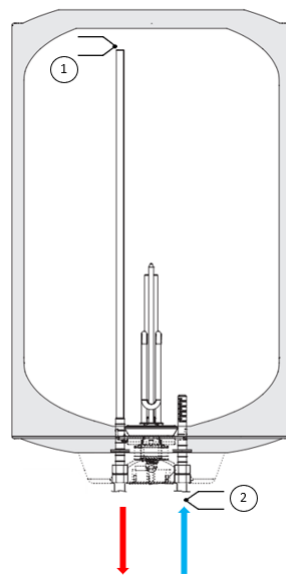


Figura 3.5: Posicionamento dos sensores de temperatura no termo-acumulador (imagem adaptada de [35]).

Na figura 3.5 é demonstrado onde os termopares estão situados. O sensor 1 passa desde a base do reservatório até que atinge a altura do tubo de saída de água, enquanto que o sensor 2 é colocado no exterior do TAE mediante uma junção do tipo T. No caso do protótipo realizado, apenas foram utilizados sensores para registar os valores da água que está no reservatório, visto que a partir do protótipo o intuito é procurar uma metodologia para modelar as curvas de arrefecimento e aquecimento da água.

No protótipo, os sensores foram colocados na zona superior do recipiente onde é possível obter as temperaturas mais elevadas de água, à semelhança da localização num

TAE. No entanto, não houve necessidade de medir a temperatura de água que entra no sistema, devido a se ter usado o protótipo apenas para modelar as curvas de aquecimento e arrefecimento e verificar a sua estabilidade enquanto a electroválvula permanece fechada.

Estando os locais dos sensores de temperatura seleccionados, é a vez de serem seleccionados os tipos de sensor que vão ser utilizados mediante a sua exatidão, precisão e geometria. Como é presumível, existe uma variedade enorme de termopares no mercado, na qual o seu tipo é definido através dos metais que fazem parte da sua constituição. Mediante os metais utilizados, a gama de temperaturas que alcançam também difere. Devido ao preço e à disponibilidade no laboratório, optou-se por fazer uma comparação entre três termopares tipo K de geometrias diferentes.

Para que fosse possível a sua comparação foi necessário utilizar um componente que atua como junção fria e digitaliza o sinal gerado pelos termopares tipo K, designado por MAX6675. Este componente possui particularidades, na qual é de referir a comunicação unilateral utilizando o protocolo *Serial Peripheral Interface* (SPI), ou seja, o componente apenas é de leitura [36].

A comunicação SPI é utilizada para conectar um microcontrolador com os seus periféricos, este utiliza quatro sinais diferentes para conseguir comunicar. A linha *Serial Clock* (SCK) é utilizada para haver sincronismo entre o microcontrolador (*master*) e os periféricos (*slave*), a linha *Chip Select* (CS) é usada para seleccionar o periférico com que se pretende fazer comunicação e por fim as linhas *Serial Data In* (SDI) e *Serial Data Out* (SDO) utilizadas para as transmissões de dados [37]. Os sinais elétricos recebidos das linhas SDI e SDO são digitais, tendo uma tensão nula ou positiva.

Os valores de temperatura no instante atual são obtidos mediante um pedido de leitura por parte do *master*, que ocorre através da cedência de corrente ao pino CS do *slave* correspondente. Através deste pedido, o *slave* (MAX6675) envia a informação a partir do seu pino SDO para o pino SDI do *master*, neste caso o *master* é o microcontrolador ESP32. Posteriormente estes dois bytes de informação são tratados de modo a obter a temperatura da água.

Para que haja sincronismo entre *master* e *slave* é necessário que os pinos SCK estejam interligados entre os diferentes dispositivos, sendo o *master* que gera o sinal *clock*.

Devido a existirem vários periféricos a comunicar com o microcontrolador, é necessário adotar uma topologia física em barramento, deste modo, compete ao *master* definir com qual *slave* pretende comunicar, utilizando o pino CS correspondente, no entanto apenas é possível comunicar com um periférico de cada vez, de modo a evitar falhas na informação enviada por parte dos *slaves*.

De forma a facilitar a descrição anteriormente evidenciada, apresenta-se a figura 3.6 que demonstra as ligações necessárias para ligar os diversos MAX6675 ao ESP32.

Para medir a corrente elétrica fornecida ao sistema, de modo a que fosse possível efetuar uma comparação entre um TAE com e sem sistema embutido aplicado, optou-se por utilizar um ACS712. Este componente é de fácil utilização, pois apenas necessita que o sistema embutido possua um pino analógico, isto porque o componente devolve um valor entre 0 e 4096 proporcional à corrente medida, sendo 4096 a sensibilidade do pino analógico utilizado. O valor real de corrente pode ser calculado *a posteriori* utilizando a sensibilidade do sensor e os volts correspondentes a cada unidade do valor obtido. O ACS712 foi o componente escolhido para a medição de corrente devido ao facto de serem baratos, ter uma boa precisão, tendo apenas um erro associado de 1,5%, e apresentar

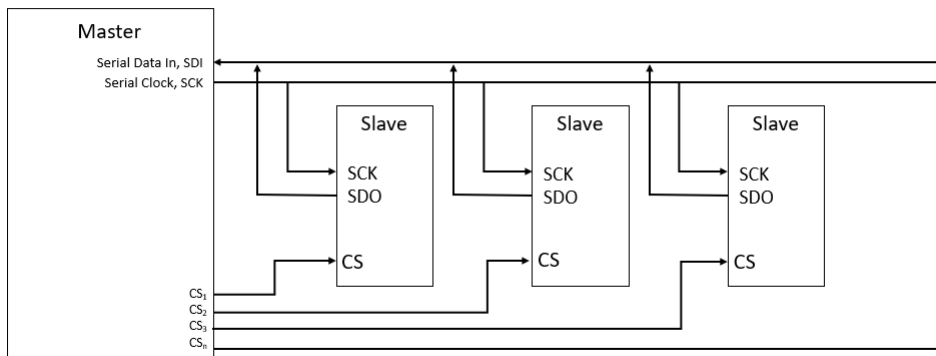


Figura 3.6: Topologia utilizada para os sensores que utilizam o protocolo SPI

baixo ruído no sinal produzido [38].

Deste modo a placa de aquisição fica finalizada, ficando composta por sensores de temperatura numa topologia de barramento e sensores de medição de corrente elétrica.

### 3.1.3 Sistema embutido

Para melhor percepção do que o sistema embutido vai executar, apresenta-se a figura 3.7, onde é possível verificar as medições e controlos que desempenha, assim como o armazenamento dessa informação.

O sistema embutido escolhido foi o ESP32 devido à facilidade de se encontrar informação sobre este componente, ao seu preço e às funcionalidades que proporciona, nas quais se deve dar relevância ao facto de este componente possuir placa *wifi*, *dual core*, tamanho bastante reduzido e ser programado em C, o que lhe confere rapidez a executar o código, visto que C é uma das linguagens de programação mais velozes no processamento [39]. Estas funcionalidades são cruciais para o desenvolvimento da solução, visto que há necessidade de armazenar informação em bases de dados e de fazer multiprocessamento, sem que haja atrasos temporais entre as diferentes tarefas atribuídas, pois atrasos no controlo significam estar a acrescentar erro na resposta do sistema, o que acarretaria maiores custos no funcionamento de um TAE. Assim sendo, a utilização de mais do que um *core* é de extrema importância, permitindo desta maneira fazer o controlo num dos *cores* e a aquisição no outro. Esta separação de tarefas é definida no micro-controlador, onde, caso seja necessário, pode ser atribuído mais do que uma tarefa a cada *core*, no entanto, para mais do que uma tarefa por *core*, a velocidade com que estas são executadas é diminuída.

Como se pode observar na figura 3.7, para além da aquisição de dados e do controlo feito nos atuadores, também existe uma secção que trata do armazenamento dos dados adquiridos. Este armazenamento é feito através de um servidor Web local que permite o acesso a uma base de dados estruturada. Com o servidor é possível, através de código PHP, comunicar com a base de dados e armazenar os valores numa tabela por iteração, ou seja, é enviado valores correspondentes a uma linha da tabela de cada vez e estas são colocadas pela ordem que foram enviadas.

A linguagem de programação PHP é um acrónimo para *PHP: Hypertext Preprocessor*,

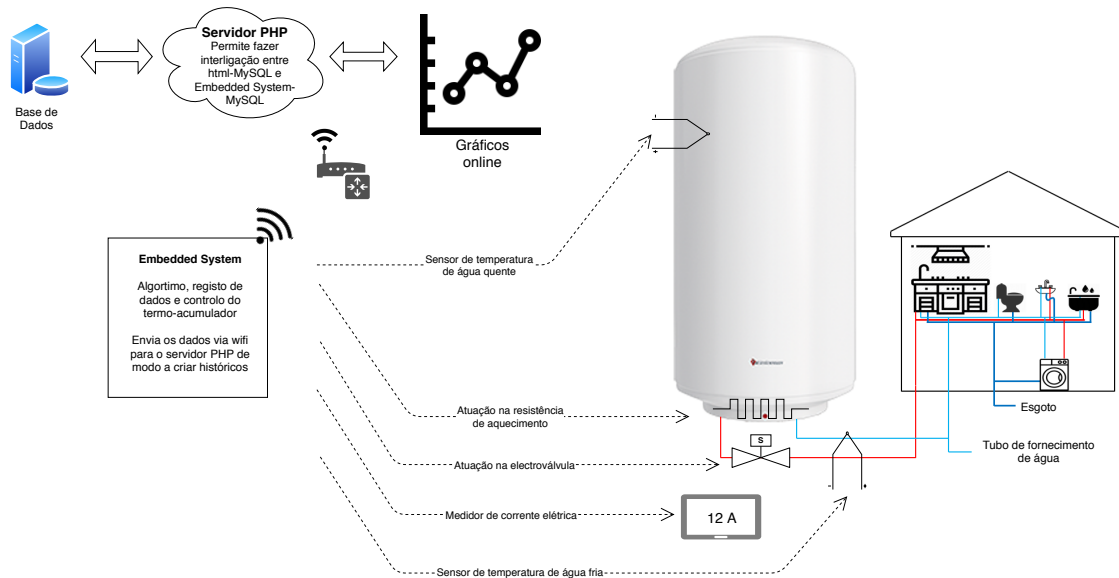


Figura 3.7: Esquema do funcionamento do sistema embutido

conhecida especialmente no desenvolvimento *web*, onde esta pode ser incorporada em programação *Hypertext Markup Language* (HTML) [40]. PHP é utilizada como interprete de solicitações realizadas por parte do cliente, interagindo com outros programas no servidor de modo a que a solicitação seja executada, servindo como intercâmbio de informação entre servidor e cliente [41].

Com o intuito de obter a base de dados disponível localmente é necessário utilizar um servidor Web e uma base de dados estruturada de modo a armazenar informação. Há muitos servidores Web, mas os que lideram o mercado são o Apache e o *Internet Information Server* (IIS) da Microsoft [41]. Sendo que o IIS é mais limitado devido ao facto de só ser possível utilizar em sistemas operativos da Microsoft.

O MySQL é uma das bases de dados mais populares devido a ser uma ferramenta *open source*, à sua performance, robustez e ser suportada por múltiplas plataformas. Para esta popularidade também contribui a existência da interface phpMyAdmin, que consiste numa interface gráfica para administração da base de dados com o intuito de facilitar a utilização do MySQL [42].

A aplicação XAMPP é um agregado de vários programas necessários para que seja possível criar uma base de dados e comunicar com esta. O nome desta aplicação refere-se aos quatro programas disponibilizados, Apache, MySQL, PHP e Perl (AMPP), enquanto o "X" se refere ao facto de a aplicação ser *cross platform*, ou seja, esta pode ser utilizada em vários sistemas operativos disponíveis [43]. Como esta aplicação armazena os principais programas necessários à realização do armazenamento de informação, optou-se por utilizá-la.

Posto isto, no sistema embutido, cada vez que o código executa um ciclo, este regista os valores dos sensores de temperatura, de corrente, do estado da resistência de aquecimento, do estado da electroválvula e o dia e hora em que foram registados estes valores, posteriormente é enviada uma solicitação, na qual o código PHP interpreta e procede à introdução destes valores na base de dados. Este processo é repetido para

cada solicitação por parte do ESP32.

## 3.2 Tratamento de dados

Nesta secção vai se procurar modelar os dados de aquecimento e arrefecimento de água obtidos no protótipo. Esta metodologia será utilizada para obter equações com o intuito de auxiliar algoritmos a alcançar os tempos que a resistência deve ser acionada, de modo a que seja obtida a temperatura desejada nos tempos pretendidos. Assim sendo, vai ser apresentada a estruturação da base de dados e o tratamento de dados para o caso em que a electroválvula permanece sempre fechada, esta análise pretende verificar se há estabilidade para diferentes variações de temperatura.

### 3.2.1 Estruturação da base de dados

A base de dados construída para este caso de estudo consiste numa tabela em que as colunas correspondem a alguns valores obtidos no sistema embutido, estando a estrutura da base de dados apresentada na tabela 3.1.

Tabela 3.1: Estrutura de base de dados utilizada

ID	Tempo [s]	Temperatura1 [°C]	Temperatura2 [°C]	Temperatura3 [°C]	Corrente [A]	Estado Resistência
1	0	26,25	25,5	23	6,85	1
2	1	26,5	25,75	23,25	6,87	1
(..)						

Onde o campo Tempo é cronometrado desde o início de cada aquisição realizada. A corrente elétrica, devido à natureza sinusoidal, foi medida através do registo do valor máximo e mínimo no intervalo entre duas aquisições consecutivas. As aquisições são adquiridas aproximadamente a cada segundo. Estes dois valores são utilizados para calcular a média, obtendo o valor de corrente despendida ao protótipo. A aquisição do valor máximo e mínimo da corrente está confinada a uma tarefa isolada, pois trata-se de um ciclo contínuo, na qual os seus valores são reinicializados após serem utilizados para fazer a média.

Em relação ao estado da resistência de aquecimento esta é definida através dos valores 1 e 0, na qual o valor 1 designa o atuador acionado, enquanto que o valor 0 é atribuído quando o atuador não está em funcionamento.

Neste caso de estudo foram utilizados três sensores de temperatura diferentes para obter a temperatura da água. Inicialmente realizou-se uma comparação entre os valores registados e os reais, deste modo é possível escolher o termopar com melhores resultados e que possua uma geometria que facilite a sua aplicação num TAE. Após seleccionar o termopar que apresenta melhores resultados, os valores registados por este vão ser utilizados para o tratamento de dados.

Para que a aquisição de valores pudesse ser acompanhada, foi realizado um gráfico dinâmico numa página Web desenvolvida localmente, através de código javascript e PHP incorporado em HTML, este gráfico não possui unidades no eixo vertical, devido à variedade das unidades dos valores adquiridos, pois as temperaturas são registados em graus Celsius, a corrente em Amperes e o estado da resistência trata-se de uma variável

unitária, pois o intuito é apresentar todos os valores registados de modo a que pudesse ser perceptível a variação destas ao longo do tempo. Assim sendo o gráfico dinâmico terá a aparência da imagem 3.8, na qual o eixo horizontal é o tempo decorrido em segundos desde que começaram a ser efetuados os registos dos diversos valores.

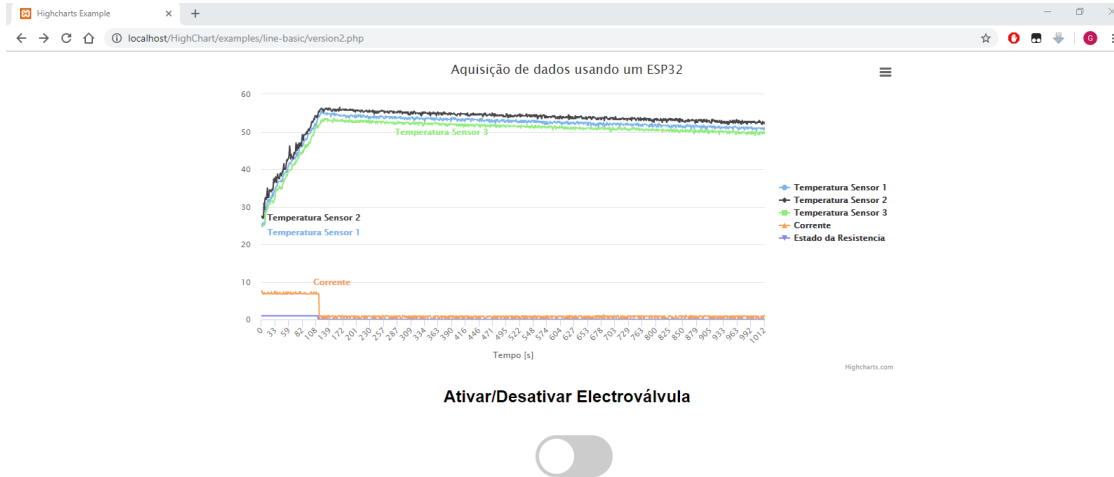


Figura 3.8: Gráfico dinâmico em servidor local

### 3.2.2 Escolha do sensor a utilizar

Para aferir a precisão, a exatidão e a veracidade dos valores obtidos dos termopares que foram facultados e de modo a verificar se estes necessitavam de algum tipo de calibração, foi necessário fazer uma aquisição de valores dos sensores e compará-los com os valores reais. Os valores reais foram medidos através de um multímetro que possui a função de medição de temperatura.

Como não havia equipamento para registar os valores adquiridos no multímetro, optou-se por registar as leituras do multímetro em tempos aleatórios manualmente e, posteriormente, compará-los com os valores de temperatura que detêm o tempo mais próximo em relação às aquisições feitas através do multímetro.

A aquisição da temperatura, à semelhança das aquisições para o tratamento de dados, foi realizada através de uma máquina de estados relativamente simples, representando o termóstato de um TAE, no qual a temperatura máxima ( $T_{SetPoint}$ ) escolhida foi de 55 graus Celsius, enquanto que a mínima foi atribuído o valor de 50 graus Celsius. De modo a facilitar a compreensão, a máquina de estados utilizada é apresentada na tabela 3.2, onde  $T_{atual}$  significa a temperatura registada pelos sensores.

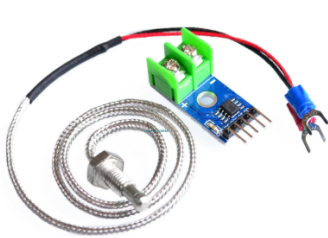
Como existem três sensores diferentes, basta que um deles atinja a temperatura máxima para que comece o arrefecimento de água, no entanto, para a temperatura mínima, é necessário que os três sensores apresentem temperaturas inferiores a 50 graus Celsius para que a resistência de aquecimento seja acionada, começando o processo de aquecimento de água.

Os três termopares utilizados, como referido anteriormente, são todos do tipo K, no entanto apresentam geometrias diferentes, na figura 3.9 é possível observar a tipologia

Tabela 3.2: Tabela representativa da máquina de estados usada

Estado	Evento	Ação	Transita Para
Aquecimento Desligado	$T_{atual} < 50$	Ligar Resistência	Aquecimento Ligado
Aquecimento Ligado	$T_{atual} > T_{SetPoint}$	Desligar Resistência	Aquecimento Desligado

de cada sensor. De modo a facilitar a atribuição individual de nomes aos termopares utilizados, irá utilizar-se o nome da coluna da base de dados em que se armazena o seu valor, assim sendo, os nomes utilizados irão ser Temperatura1, Temperatura2 e Temperatura3 que correspondem ao termopar 3.9a, 3.9b e 3.9c, respetivamente.



(a) Tipologia do termopar "Temperatura1"



(b) Tipologia do termopar "Temperatura2"



(c) Tipologia do termopar "Temperatura3"



(d) Sensor utilizado para fazer as medições reais

Figura 3.9: Componentes utilizados para mensuração de temperaturas (imagens adaptadas de [44]).

O termopar exibido na subfigura 3.9a é, normalmente, adquirido na compra do componente MAX6675 que também pode ser visível na mesma imagem. O termopar apresentado na subfigura 3.9b e 3.9c pode ser adquirido em rolo, tendo a vantagem de poder adquirir o comprimento desejável, enquanto que no caso do primeiro termopar, para obter o mesmo comprimento, seria necessário adicionar uma extensão.

Estando os componentes e base de dados definidos, é possível estudar o seu comportamento em relação a aumentos e diminuições de temperatura. Na figura 3.10 é apresentada uma das aquisições obtidas, apenas é apresentado um dos casos pois as outras amostras apresentaram comportamento semelhante. Como pode ser observado, se for segmentado o período de aquecimento e o de arrefecimento, as curvas apresentam declives bastantes similares entre si, tendo apenas uma deslocação em torno do eixo vertical, pelo que a calibração destes termopares vai ser idêntica nas três situações, mudando apenas o valor da deslocação a aplicar. Assim sendo, qualquer um dos três termopares pode ser escolhido.

Após verificar a precisão e exatidão de cada sensor, é a vez de se analisar a geometria. Visto que uma das aplicações deste termopar é ao longo do tubo que se situa no interior

do TAE para fazer captação de água quente, deve-se ter em conta o diâmetro deste tubo assim como a secção de maior diâmetro de cada sensor, pois algumas junções quentes apresentam diâmetros superiores ao restante corpo.

O tubo de saída de água de um TAE tem por norma 19,05 milímetros ( $3/4$  inches). O termopar Temperatura1 possui um diâmetro de 10 milímetros, o termopar Temperatura2 dispõe um diâmetro de 0,8 milímetros e, por fim, o termopar Temperatura3 tem um diâmetro de 4,25 milímetros. Assim sendo, de modo a minimizar a obstrução do tubo de saída e entrada de água, optou-se por utilizar o termopar Temperatura2.

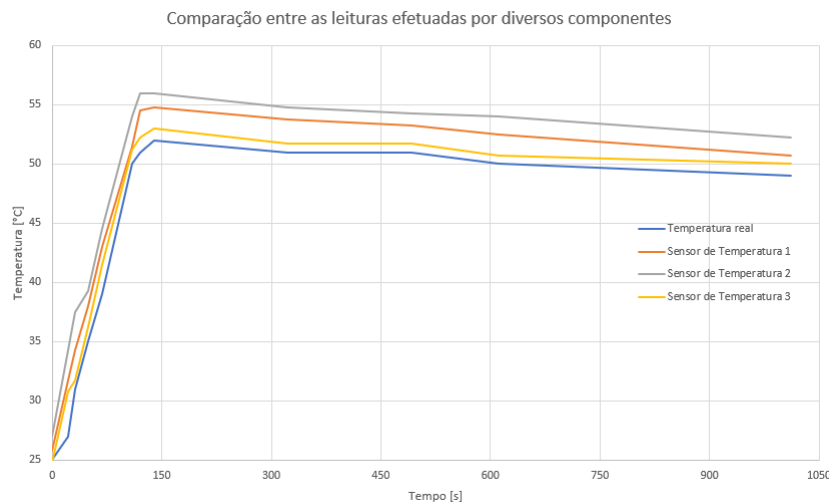


Figura 3.10: Comparação entre o valor real de temperatura e os adquiridos pelos sensores disponíveis

### 3.2.3 Tratamento dos dados adquiridos

Para que seja possível achar uma solução para o problema em questão é necessário efetuar uma análise inicial do comportamento do sistema. Esta análise é necessária para classificar o tipo de controlo a utilizar, pois cada algoritmo precisa que sejam garantidas certas condições, que no caso de não estarem completamente estabelecidas, podem provocar o mau funcionamento do algoritmo e, conseqüentemente, a imprevisibilidade dos resultados.

Portanto, o objetivo principal deste estudo é chegar a uma metodologia que possa ser utilizada em qualquer aquisição e verificar se os dados podem ser classificados como sequenciais.

De modo a modelar estas curvas é necessário obter várias aquisições para diferentes temperaturas desejadas, com o intuito de analisar se o mesmo processo pode ser generalizado para qualquer intervalo de temperatura que se pretenda aquecer ou arrefecer. Para tal, utilizou-se o mesmo método descrito anteriormente, ou seja, uma máquina de estados simples na qual a temperatura aquece até um valor estipulado e posteriormente arrefece até a temperatura mínima, pré-definida a 50 graus Celsius.

Para garantir a diversidade de dados adquiridos, realizaram-se múltiplas aquisições onde a temperatura máxima pré-definida variava entre 55 a 65 graus Celsius. Em cada amostra realizada, permitiu-se que a água fosse aquecida e arrefecida três vezes.



Com a finalidade de modelar as curvas de aquecimento e arrefecimento é fundamental distinguir os dados totais em segmentos de aquecimento e arrefecimento, para tal utilizou-se o registo do estado da resistência ao longo tempo para fazer esta divisão. Na figura 3.11 é possível observar a segmentação executada para uma amostra de 65 graus Celsius. Para cada amostra foram considerados três segmentos de aquecimento, enquanto que para o arrefecimento apenas foram considerados os dois primeiros, nos quais o eixo horizontal corresponde ao tempo decorrido desde o início do segmento.

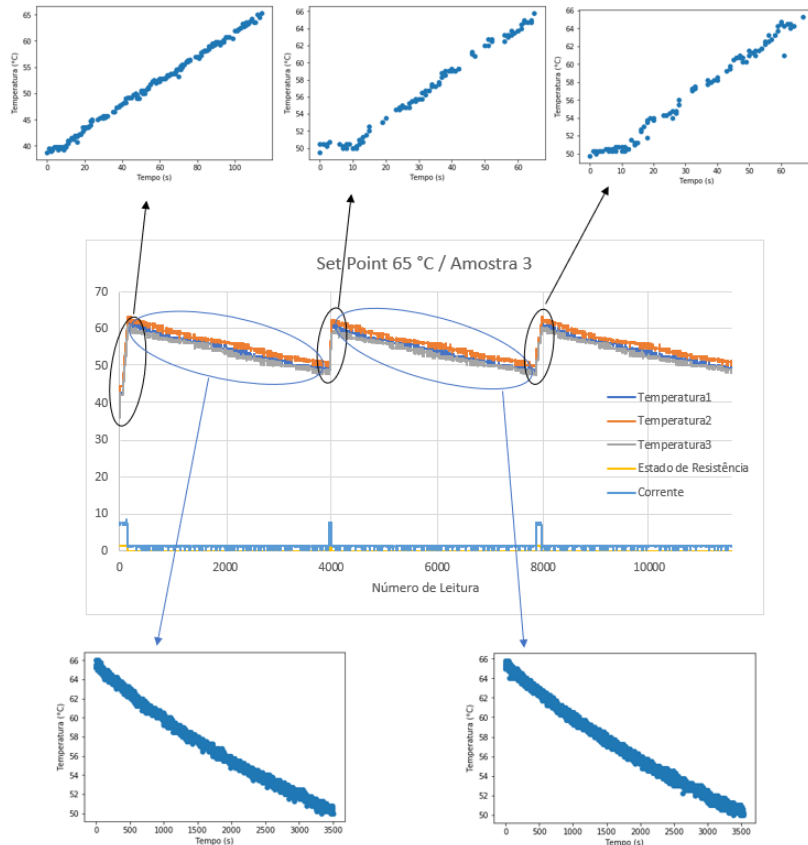


Figura 3.11: Demonstração de como foram segmentados os dados adquiridos

Após observar os diversos segmentos obtidos, optou-se por utilizar polinómios para modelar as curvas, pois, após uma visualização dos segmentos resultantes, achou-se que através da aplicação de polinómios se obtia uma aproximação adequada, com pouco erro em relação aos dados originais. Assim sendo, optou-se inicialmente por verificar se o polinómio de primeiro grau se ajustava aos dados originais, analisando o Erro Quadrático Médio (EQM) entre os valores calculados através da reta e os registados através do sensor, permitindo a análise da estabilidade do EQM entre diferentes aquisições obtidas.

Na tabela 3.3 pode-se observar que em cada aquisição há cinco coeficientes retirados, representando os cinco segmentos em que se dividiu os dados totais. A cada aquisição é possível observar zonas sombreadas, estas correspondem aos segmentos de arrefecimento, identificáveis através do seu declive negativo. Os valores do declive ( $m$ ) são apresentados com uma escala multiplicativa de 1000 para a facilitar a sua comparação. De modo a perceber um pouco os valores do EQM, também é apresentado o número de pontos que

cada segmento possui.

Tabela 3.3: Retas aproximadas aos dados obtidos

Temperatura máxima [°C]	Aquisição	$m \cdot 10^{-3}$	b	EQM	Nº de Pontos	Temperatura máxima [°C]	Aquisição	$m \cdot 10^{-3}$	b	EQM	Nº de Pontos		
55	1	328,00	25,677	0,3587	54	61	1	225,00	36,136	0,4253	180		
		-4,49	56,878	0,0695	1035			-3,66	61,955	0,1331	5167		
		254,00	49,184	0,4854	20			226,00	49,441	0,2434	84		
		-4,46	58,188	0,1057	1218			-3,73	61,312	0,1095	4814		
		244,00	49,11	0,4801	20			217,00	49,29	0,2129	91		
	2	2	251,00	42,249	0,258		50	2	2	232,00	36,832	0,5029	177
			-3,19	57,765	0,0841		2847			-3,83	61,325	0,1454	4805
			182,00	49,514	0,5089		24			230,00	49,247	0,3036	86
			-2,93	56,914	0,0808		2916			-3,81	61,501	0,1357	5111
			220,00	49,096	0,2042		29			247,00	48,634	0,5282	85
		3	3	254,00	25,354		0,1512		165	228,00	38,37	0,5727	154
				-4,04	57,245		0,0702		2156	-4,05	61,862	0,1405	3773
				201,00	49,187		0,2719		32	237,00	49,207	0,5075	64
				-3,91	57,354		0,0745		2268	-4,07	61,375	0,098	3832
				254,00	48,239		0,2511		30	229,00	48,819	0,362	74
	4	4	228,00	34,815	0,2266		129	1	1	224,00	31,585	0,1853	192
			-3,28	56,49	0,0611		2498			-4,67	64,124	0,2461	3807
			188,00	49,895	0,1765		48			222,00	49,039	0,2351	97
			-3,27	56,941	0,0689		2701			-4,08	63,688	0,1843	4281
			216,00	49,339	0,205		35			238,00	48,865	0,4913	84
57		1	230,00	33,685	0,3302	144	2		2	221,00	35,928	0,5602	142
			-3,36	57,942	0,0765	3244				-3,83	62,827	0,1699	4333
			212,00	49,367	0,2297	52				241,00	49,099	0,3975	96
			-3,23	58,05	0,076	3658				-3,79	63,108	0,1993	4956
			222,00	49,513	0,2129	59				261,00	48,805	0,2952	79
	2	2	229,00	24,507	0,3023	176		228,00	24,748	0,1697	190		
			-3,67	56,915	0,0804	2416		-4,21	63,452	0,1977	4549		
			188,00	49,345	0,1739	55		234,00	49,25	0,3727	96		
			-3,60	58,275	0,0863	2829		-4,12	63,774	0,1884	4780		
			204,00	49,394	0,2164	60		232,00	48,981	0,2875	90		
3	3	212,00	35,603	0,3975	138	1	1	228,00	37,373	0,1378	199		
		-3,49	58,589	0,0801	3079			-4,15	65,725	0,2544	6391		
		205,00	49,211	0,2071	51			238,00	49,049	0,2965	110		
		-3,43	58,48	0,0753	3169			-4,12	64,809	0,2202	6138		
		202,00	49,283	0,3176	34			235,00	48,904	0,2695	125		
59	1	213,00	34,975	0,2623	188	65	2	244,00	37,961	0,4267	194		
		-3,70	60,056	0,1012	4172			-4,43	65,454	0,231	6124		
		217,00	49,189	0,387	71			242,00	48,996	0,3523	113		
		-3,56	59,516	0,0867	3686			-4,45	65,295	0,2263	5947		
		220,00	48,878	0,4677	73			249,00	48,655	0,2818	116		
	2	2	226,00	32,977	0,2902		171	3	3	233,00	38,463	0,1798	175
			-3,62	60,714	0,1055		4362			-4,29	64,526	0,2416	5182
			257,00	48,814	0,4986		74			260,00	48,443	0,3916	86
			-3,55	59,29	0,0931		3887			-4,22	64,485	0,2116	5003
			216,00	49,216	0,2866		71			249,00	48,63	0,4312	93
	3	3	240,00	37,26	0,2202		130						
			-3,44	59,512	0,0904		4298						
			208,00	48,982	0,5021		71						
			-3,35	59,461	0,0887		4560						
			223,00	49,226	0,306		83						

O erro obtido nos diferentes segmentos também se deve à precisão do conjunto MAX6675 e termopar tipo K, assim sendo, para que se possa verificar a precisão do conjunto e para aferir a dimensionalidade do EQM apresentado ao longo da tabela 3.3, é apresentado na imagem 3.12 o EQM do termopar quando não são efetuadas alterações no sistema, deste modo é possível obter o erro em regime estacionário para a temperatura ambiente da água. Através deste já é possível analisar o EQM e ter percepção da grandeza deste valor.

Como pode ser observado na figura 3.12, o EQM em regime estacionário do sensor é relativamente baixo, tendo apenas uma distância entre os seus extremos de aproximadamente 0,6 graus Celsius. Por comparação é possível analisar que o erro associado às retas de arrefecimento de temperatura são reduzidos, tendo poucos casos em que o

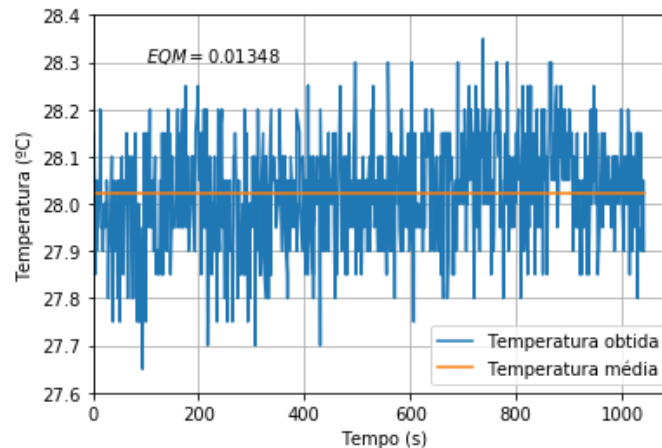


Figura 3.12: Erro quadrático médio do termopar em regime estacionário

EQM ultrapassa os 0,2. No entanto, o mesmo não se pode observar no caso das retas de aquecimento de água, onde o EQM oscila bastante, apresentando valores de 0,13 a 0,53.

Em relação aos coeficientes, é possível verificar similaridade ao longo das retas de arrefecimento para diferentes temperaturas. Onde o coeficiente  $m$  tem pequenas oscilações ao longo das diferentes aquisições obtidas e o coeficiente  $b$  apresenta uma relação direta com o valor de temperatura inicial de cada segmento.

Assim sendo, pode-se afirmar que as curvas de arrefecimento podem ser definidas através de retas, contudo, as curvas de aquecimento necessitam de uma análise mais pormenorizada de modo a que se possa aferir a melhor metodologia para modelar as curvas.

Para tal procedeu-se a um estudo para graus de polinómio superiores com o intuito de aferir se o aumento da complexidade da curva reproduz uma melhoria significativa na modelação das curvas, analisando deste modo qual o melhor grau de polinómio que se deve aplicar para obter as curvas de aquecimento de água. Na tabela 3.4, apresenta-se o estudo para uma das aquisições, neste caso em específico para a aquisição onde a temperatura máxima é de 59 graus Celsius. Como método de avaliação, à semelhança do utilizado para verificar a modelação de polinómios de primeira ordem, utilizou-se o EQM.

Neste estudo também são apresentados os cálculos para os segmentos correspondentes ao arrefecimento de temperatura, de modo a verificar se ordens superiores do polinómio repercutem melhorias significativas.

A tabela 3.4, apenas apresenta uma das aquisições, de modo a não fazer uma apresentação exaustiva de todas as aquisições realizadas e como as restantes apresentam resultados semelhantes, optou-se por apenas evidenciar uma das aquisições.

O EQM, tanto no arrefecimento como no aquecimento, tende a diminuir conforme é aumentado o grau do polinómio, como era esperado, mas apesar disto, os melhoramentos só são significativos em algumas ocasiões. Por outro lado, é possível observar que os coeficientes de maior grau, apresentam valores extremamente próximos de zero, tornando estes coeficientes prescindíveis, visto que não terão grande influência no cálculo da temperatura. Assim sendo, deve-se restringir a análise às primeiras ordens do polinómio. Em relação aos dados obtidos no arrefecimento de água, decidiu-se manter uma

Tabela 3.4: *Curve fitting* dos dados a polinómios de várias ordens

Segmento	Ordem do Polinómio	$a_0$	$a_1 \cdot x$	$a_2 \cdot x^2$	$a_3 \cdot x^3$	$a_4 \cdot x^4$	$a_5 \cdot x^5$	EQM
1	1	37,26	0,24016	0	0	0	0	0,2202
	2	36,85	0,26505	-0,00026	0	0	0	0,1905
	3	36,81	0,27032	-0,0004	9,83E-07	0	0	0,1903
	4	36,86	0,25959	0,000106	-7,46E-06	4,51E-08	0	0,1901
	5	37,17	0,16210	0,007266	-0,00021	2,47E-06	-1,03E-08	0,1821
2	1	59,51	-0,00344	0	0	0	0	0,0904
	2	59,91	-0,00432	3,20E-07	0	0	0	0,0577
	3	60,00	-0,00472	6,93E-07	-9,08E-11	0	0	0,0564
	4	60,07	-0,00518	1,44E-06	-5,13E-10	7,70E-14	0	0,0560
	5	60,06	-0,00510	1,23E-06	-3,14E-10	-4,67E-15	1,19E-17	0,0560
3	1	48,98	0,20789	0	0	0	0	0,5021
	2	49,89	0,06639	0,003562	0	0	0	0,2868
	3	50,44	-0,10874	0,014486	-0,00018	0	0	0,2167
	4	50,82	-0,31837	0,037914	-0,00106	1,06E-05	0	0,1842
	5	50,21	0,22462	-0,05726	0,005068	-0,00015	1,56E-06	0,0962
4	1	59,46	-0,00335	0	0	0	0	0,0887
	2	59,85	-0,00418	2,93E-07	0	0	0	0,0591
	3	59,90	-0,00438	4,69E-07	-4,17E-11	0	0	0,0588
	4	59,98	-0,00495	1,38E-06	-5,44E-10	8,91E-14	0	0,0581
	5	60,01	-0,00525	2,13E-06	-1,25E-09	3,72E-13	-4,01E-17	0,0580
5	1	49,23	0,22288	0	0	0	0	0,3060
	2	49,33	0,20886	0,000306	0	0	0	0,3034
	3	49,94	0,03598	0,009907	-0,00014	0	0	0,2283
	4	50,29	-0,14019	0,027928	-0,00076	6,83E-06	0	0,2045
	5	50,44	-0,26781	0,048603	-0,002	3,75E-05	-2,69E-07	0,1994

modelação no formato de uma reta, isto porque nesta ordem de polinómio o EQM é bastante reduzido, para além disso o  $a_2$  na segunda ordem apresenta valores extremamente reduzidos.

No entanto, para a modelação de curvas de aquecimento vai se verificar se a terceira ordem do polinómio compensa em relação à utilização da primeira ordem, devido à redução do EQM ser significativa. Não se irá analisar para as restantes ordens porque a variação do EQM é desprezável. Mas antes desta análise, como é pretendido que o sistema embutido consiga fazer estes cálculos, é necessário reduzir o número de dados de forma a facilitar a performance do mesmo. Para tal, explorou-se a vantagem da utilização de uma janela móvel como forma de redução de dados e verificando se com a utilização desta se obtém os mesmos coeficientes.

Esta janela móvel consiste na obtenção da média de um grupo de valores registados, este grupo varia de 1 (sem janela) a 10. Quando a média deste grupo estiver calculada, a janela move-se para o valor seguinte, ou seja, para o caso de uma janela de 10, o grupo seguinte é constituído por 9 valores do grupo anterior e um valor novo que está na posição seguinte em relação ao valor mais à direita do grupo anterior, tendo assim uma janela móvel capaz de suavizar os dados, posto isto, apresenta-se a tabela 3.5 onde são apresentados os EQM para diferentes tamanhos de janela, assim como a comparação entre a temperatura calculada e a real para o último instante de tempo, este instante foi escolhido pois este é o que apresenta maior importância para o cálculo das transições.

Os valores apresentados na tabela foram calculados para o caso de se utilizar polinômios de primeira ordem para modelar as curvas de aquecimento e arrefecimento de temperatura, como o intuito desta tabela é apenas verificar a influência que a utilização de uma janela de certa dimensão repercute nos dados, então não houve necessidade de calcular para polinômios de outras ordens, visto que o EQM iria ter o mesmo comportamento.

Analisando os dados obtidos, verifica-se que para tamanhos de janela diferentes, os coeficientes variam ligeiramente, enquanto que o EQM praticamente se mantém constante. A ligeira alteração dos coeficientes, que apenas ocorre no aquecimento, provoca uma pequena alteração na temperatura obtida, mas em comparação ao caso sem janela, as alterações são mínimas. Assim sendo, pode-se afirmar que a utilização de uma janela móvel pode ser utilizada para reduzir o número de dados, para aumentar a estabilidade dos valores registados e reduzir o processamento necessário.

De modo a selecionar de que forma as curvas de aquecimento devem ser modeladas, optou-se por expor os gráficos onde são apresentados os dados e as curvas geradas através de polinômios, desta maneira é possível observar se os coeficientes dos polinômios gerados apresentam os resultados pretendidos.

Na figura A.1 e A.2 no anexo A, são apresentadas as curvas suavizadas para diferentes tamanhos de janela, estas são referentes à aquisição que tem uma temperatura máxima de 59 graus Celsius, aquisição utilizada para gerar os resultados das últimas duas tabelas. A partir destas figuras é possível observar que o polinômio de terceira ordem se adequa bem no caso do quinto segmento, figura A.2. No entanto, em alguns segmentos os polinômios de terceira ordem não se adequam da melhor forma, tendo bastante erro nas extremidades do segmento, tornando o ajuste do polinômio de primeira ordem mais fidedigno. Assim sendo, por facilidade de processamento e eficiência, optou-se por utilizar polinômios de primeira ordem tanto nos dados do arrefecimento como do aquecimento.

A proximidade entre coeficientes para diferentes variações de temperatura é um aspeto importante, visto que através deste é possível verificar que tipo de aproximação deve ser efetuada, para tal, optou-se por verificar se os valores dos declives das retas são relativamente constantes para diferentes variações de temperatura.

A figura 3.13 apresenta a dispersão dos declives obtidos nas aquisições efetuadas, onde são separados os declives obtidos no aquecimento dos declives de arrefecimento. Nesta figura, o eixo horizontal representa a variação de temperatura que ocorreu nesse segmento, enquanto o eixo vertical apresenta os valores dos declives de cada segmento adquirido.

Como pode ser observado na figura 3.13a, para as diferentes aquisições efetuadas, os valores dos coeficientes mantêm-se constantes para as diferentes variações de temperatura, dispondo de um declive médio de 0,2239. Neste gráfico há um valor que é considerado um *outlier*, este é referente ao primeiro segmento da primeira amostra para uma temperatura máxima de 55 graus Celsius. Esta discrepância deve-se a este segmento ter poucos valores registados para a variação de temperatura que foi provocada na água, cerca de 30 graus Celsius, fazendo com que a adequação da curva não tenha muita precisão, consequentemente, este valor não tem relevância para a amostra.

Em relação à figura 3.13b, o mesmo não se verifica, pois quanto maior for a temperatura inicial a que o processo de arrefecimento se inicia, maior será a perda energética para o meio ambiente, visto que a temperatura a que o arrefecimento termina é igual em todas as aquisições (50 graus Celsius). Esta discrepância nos declives também se deve há

Tabela 3.5: Influência do tamanho da janela nos resultados obtidos

Segmento	Janela	$a_1 * 10^{-3} \cdot x$	$a_0$	Temperatura Calculada [°C]	Temperatura Obtida [°C]	Varição de Temperatura $ T_{calc} - T_{obt} $ [°C]	EQM
1	1	240,35	37,25	59,61	59,25	0,36	0,22
	2	240,50	37,25	59,61	59,25	0,36	0,22
	3	240,82	37,23	59,63	59,25	0,38	0,22
	4	241,05	37,22	59,64	59,25	0,39	0,22
	5	241,17	37,22	59,65	59,25	0,40	0,22
	6	241,23	37,22	59,65	59,25	0,40	0,22
	7	241,16	37,22	59,65	59,25	0,40	0,22
	8	241,07	37,23	59,65	59,25	0,40	0,22
	9	240,97	37,24	59,65	59,25	0,40	0,22
	10	240,85	37,25	59,64	59,25	0,39	0,22
2	1	-3,44	59,51	50,09	50,50	0,41	0,09
	2	-3,44	59,51	50,09	50,50	0,41	0,09
	3	-3,44	59,51	50,09	50,50	0,41	0,09
	4	-3,44	59,51	50,09	50,50	0,41	0,09
	5	-3,44	59,51	50,09	50,50	0,41	0,09
	6	-3,44	59,51	50,09	50,50	0,41	0,09
	7	-3,44	59,51	50,09	50,50	0,41	0,09
	8	-3,44	59,51	50,09	50,50	0,41	0,09
	9	-3,44	59,51	50,09	50,50	0,41	0,09
	10	-3,44	59,51	50,09	50,50	0,41	0,09
3	1	203,23	49,05	57,78	59,75	1,97	0,51
	2	204,04	49,02	57,80	59,75	1,95	0,51
	3	204,42	49,00	57,79	59,75	1,96	0,51
	4	204,82	48,98	57,79	59,75	1,96	0,51
	5	206,01	48,95	57,81	59,75	1,94	0,51
	6	207,28	48,91	57,82	59,75	1,93	0,51
	7	208,58	48,87	57,84	59,75	1,91	0,51
	8	209,80	48,84	57,86	59,75	1,89	0,51
	9	211,06	48,80	57,88	59,75	1,87	0,52
	10	212,27	48,77	57,90	59,75	1,85	0,52
4	1	-3,35	59,46	50,02	50,50	0,48	0,09
	2	-3,35	59,46	50,02	50,50	0,48	0,09
	3	-3,35	59,46	50,02	50,50	0,48	0,09
	4	-3,35	59,46	50,02	50,50	0,48	0,09
	5	-3,35	59,46	50,02	50,50	0,48	0,09
	6	-3,35	59,46	50,02	50,50	0,48	0,09
	7	-3,35	59,46	50,02	50,50	0,48	0,09
	8	-3,35	59,46	50,02	50,50	0,48	0,09
	9	-3,35	59,46	50,02	50,50	0,48	0,09
	10	-3,35	59,46	50,02	50,50	0,48	0,09
5	1	223,24	49,22	59,49	59,25	0,24	0,31
	2	224,16	49,20	59,51	59,25	0,26	0,31
	3	225,21	49,17	59,53	59,25	0,28	0,31
	4	226,08	49,15	59,55	59,25	0,30	0,31
	5	227,17	49,12	59,57	59,25	0,32	0,31
	6	228,26	49,09	59,59	59,25	0,34	0,31
	7	229,46	49,06	59,62	59,25	0,37	0,31
	8	230,54	49,04	59,64	59,25	0,39	0,32
	9	231,61	49,01	59,66	59,25	0,41	0,32
	10	232,65	48,98	59,69	59,25	0,44	0,32

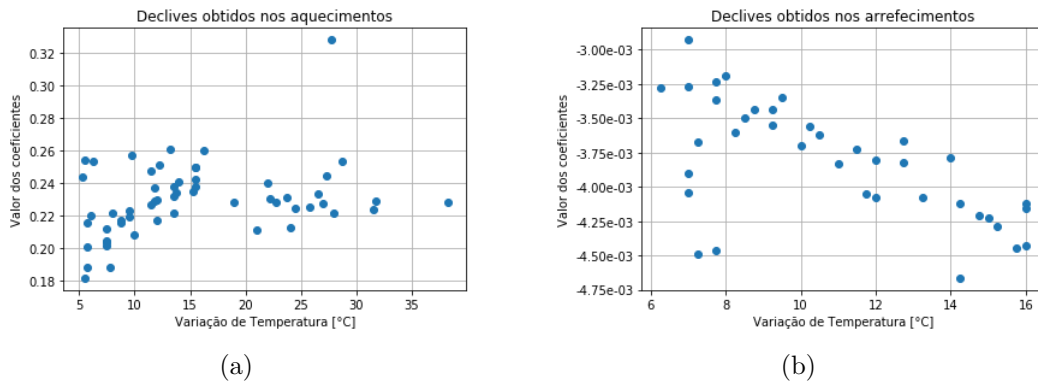


Figura 3.13: Apresentação gráfica dos declives obtidos, estando estes divididos em arrefecimento e aquecimento

pequena capacidade de isolamento do protótipo. Como os TAE possuem um isolamento adequado às necessidades, é esperado que a discrepância entre valores dos declives seja mais reduzida.

A tabela 3.6 apresenta os resultados obtidos quando ocorre um arrefecimento de água durante 10 minutos para uma temperatura inicial de 60 graus Celsius, sendo 10 minutos o tamanho de um bloco. A definição de bloco será explicado posteriormente. Ao analisar as temperaturas obtidas é possível verificar que a discrepância entre valores dos declives só causaram uma diferença de 1 grau Celsius, o que se torna desprezável. Visto que a temperatura usada para os cálculos do bloco seguinte é obtida através dos sensores de temperatura que o sistema possui, então esta diferença de temperatura não vai ser acumulada ao longo dos cálculos.

Desta forma, foi considerado para a implementação que os declives seriam independentes da variação de temperatura a que estivessem sujeitos.

De modo a verificar se a análise anterior também se refletia em outros casos, foi realizado o mesmo estudo para um protótipo de dimensão e potência diferente, tendo este segundo caso uma volumetria de 1 litro e uma resistência interna com 73 ohm. Neste caso de estudo apenas foi realizada uma aquisição por temperatura desejada.

Ao analisar a tabela 3.7 é possível verificar alguma discrepância nos valores obtidos. A diferença entre os tempos de aquecimento e arrefecimento são facilmente explicados pela lei de Ohm, pois os protótipos trabalham com a mesma tensão ( $U$ ), mas com resistências diferentes ( $R$ ), assim sendo a partir de

$$I = \frac{U}{R} [A] \quad (3.1)$$

podemos concluir que a corrente ( $I$ ) que é cedida ao protótipo vai ser menor à medida que a resistência é maior. Consequentemente, a potência cedida ao sistema vai ser dependente da corrente, como demonstra

$$P = U \cdot I [W] \quad (3.2)$$

originando desta forma os desfasamentos que se encontram no tempo de aquecimento e arrefecimento para a mesma temperatura desejada.

Tabela 3.6: Temperaturas calculadas a partir dos declives obtidos num bloco de 10 minutos

Declive	Temperatura obtida [°C]	Declive	Temperatura obtida [°C]
-0,00467	57,20	-0,00379	57,73
-0,00449	57,31	-0,00373	57,76
-0,00446	57,32	-0,0037	57,78
-0,00445	57,33	-0,00367	57,80
-0,00443	57,34	-0,00366	57,80
-0,00429	57,43	-0,00362	57,83
-0,00422	57,47	-0,0036	57,84
-0,00421	57,47	-0,00356	57,86
-0,00415	57,51	-0,00355	57,87
-0,00412	57,53	-0,00349	57,90
-0,00412	57,53	-0,00344	57,94
-0,00408	57,55	-0,00343	57,94
-0,00407	57,56	-0,00336	57,98
-0,00405	57,57	-0,00335	57,99
-0,00404	57,58	-0,00328	58,03
-0,00391	57,66	-0,00327	58,04
-0,00383	57,70	-0,00323	58,06
-0,00383	57,70	-0,00319	58,09
-0,00381	57,72	-0,00293	58,24

Em relação ao *overshoot* medido nas várias aquisições retiradas, é possível verificar que este tende a manter-se para as diferentes temperaturas desejadas, embora, no protótipo de menor volumetria, sejam apresentados valores mais baixos.

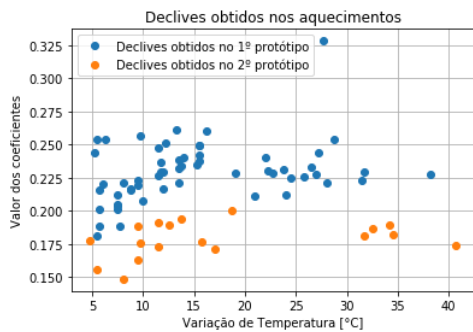
Analisando os coeficientes obtidos no segundo protótipo, através da figura 3.14, pode-se concluir que estes apresentam a mesma estabilidade ao longo das variações de temperatura que o protótipo anterior.

Os valores dos declives de aquecimento são inferiores como era esperado, devido às propriedades físicas do protótipo, enquanto que os declives de arrefecimento são superiores, pois este tem uma volumetria inferior ao primeiro protótipo e, conseqüentemente, o arrefecimento de água torna-se mais rápido.

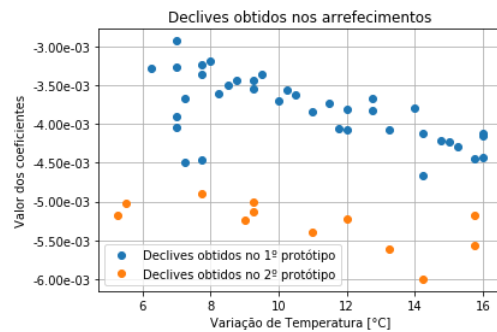


Tabela 3.7: Comparação entre os valores obtidos em protótipos diferentes

Segundo Protótipo: Volume 1 litro Resistência interna de 73 ohm						Primeiro Protótipo: Volume 1,7 litros Resistência interna 26.7 ohm					
Set Point [°C]	Segmento	Tempo de Aquecimento/Arrefecimento [s]	overshoot [°C]	m	b	Set Point [°C]	Segmento	Tempo de Aquecimento/Arrefecimento [s]	overshoot [°C]	m	b
55	1	89	1,25	0,200257	36,47786	55	1	87	2,94	0,265288	32,02363
	2	991	0	-0,00518	55,41793		2	1902	0	-0,00375	57,09444
	3	29	1,75	0,177633	49,62197		3	28	3,19	0,20615	49,44505
	4	1160	0	-0,00503	56,30813		4	2021	0	-0,00364	57,34948
	5	32	1,75	0,15583	49,93671		5	26	2,81	0,233396	48,94599
57	1	180	2,25	0,180867	25,09982	57	1	112	1,67	0,223779	31,26525
	2	1559	0	-0,00524	58,30886		2	2176	0	-0,00351	57,81569
	3	48	1,75	0,148699	49,37343		3	36	2,00	0,201798	49,30744
	4	1617	0	-0,00489	58,15204		4	2379	0	-0,00342	58,26826
	5	59	4	0,162753	49,60904		5	36	2,00	0,209084	49,39683
59	1	179	1,75	0,186812	25,36662	59	1	108	2,08	0,226066	35,07076
	2	1811	0	-0,00514	59,39581		2	2810	0	-0,00359	60,0939
	3	54	1,25	0,17569	49,13408		3	42	1,42	0,22728	48,99511
	4	1860	0	-0,005	59,51298		4	2712	0	-0,00349	59,42251
	5	50	1,5	0,188876	49,08885		5	45	1,67	0,219373	49,10635
61	1	197	1,5	0,182363	25,81835	61	1	105	1,92	0,228256	37,1127
	2	2104	0	-0,00539	61,25278		2	3047	0	-0,00385	61,71415
	3	70	1,75	0,173157	48,63207		3	50	1,50	0,231055	49,29829
	4	2290	0	-0,00522	61,73587		4	2974	0	-0,00387	61,3959
	5	63	1,5	0,19133	48,914		5	52	1,83	0,231112	48,91448
63	1	188	2	0,189549	28,30524	63	1	145	1,92	0,224277	30,75385
	2	2328	0	-0,006	63,59974		2	3243	0	-0,00423	63,4677
	3	73	1,75	0,193771	48,89326		3	63	1,92	0,232126	49,12927
	4	2323	0	-0,00561	62,85076		4	3447	0	-0,004	63,5233
	5	67	1,5	0,189778	50,31062		5	55	0,75	0,243669	48,88357
65	1	234	2	0,173738	24,99108	65	1	117	1,75	0,234999	37,9322
	2	2862	0	-0,00556	65,132		2	3661	0	-0,00429	65,23514
	3	95	1,75	0,171288	48,9043		3	67	1,42	0,246625	48,82937
	4	3125	0	-0,00518	65,15955		4	3593	0	-0,00426	64,86326
	5	95	2,5	0,176998	48,62688		5	68	0,50	0,244548	48,72942



(a)



(b)

Figura 3.14: Comparação entre a dispersão dos declives obtidos nos dois protótipos



## Capítulo 4

# Implementação

A solução elaborada teve como objetivo principal a total automatização de um TAE, tanto no processo de aquecimento e arrefecimento de água, como na previsão da utilização deste. Para tal, este capítulo demonstra a arquitetura e estrutura desta solução conceptual criada, onde inicialmente procura-se clarificar o modo como é realizada a previsão da data e hora em que o TAE deve ter a água à temperatura desejada e, posteriormente, é apresentado o controlo que é utilizado para que a água esteja à temperatura necessária quando esta é essencial.

### 4.1 Perfil do utilizador

Para que o algoritmo consiga ser executado, é necessário que exista um perfil de utilização, pois o método aplicado para a previsão é baseado em utilizações feitas anteriormente pelos usuários deste tipo de equipamento.

Como o sistema embutido possui capacidade de memória limitada, é importante que o armazenamento desta informação seja reduzido. Como por norma o utilizador possui rotinas, a solução desenvolvida foi baseada tendo em conta este aspeto. Para tal, cada dia da semana foi tratado como um grupo isolado, por exemplo, todas as segundas feiras durante o período de funcionamento do TAE consistem em apenas um registo, tendo sido aplicado esta estrutura aos restantes dias da semana, deste modo a informação fica armazenada em 7 estruturas.

Após cada dia ser individualizado, dividiu-se as 24 horas diárias em blocos de 10 minutos, no qual em cada bloco são armazenadas 2 variáveis. A primeira corresponde ao número de vezes que a água quente é utilizada. Esta variável é incrementada cada vez que há um registo de válvula aberta, caso a duração da utilização se estendesse além desse bloco, o valor seria incrementado também no bloco seguinte. Se o TAE não estiver em funcionamento, será a segunda variável a ser incrementada. Esta variável também é registada com o intuito de facilitar a análise estatística do perfil de utilização. As variáveis usadas são do tipo *unsigned int* devido necessitarem de menos memória para serem armazenadas. No entanto estas duas variáveis têm um valor máximo de 100 registos, sendo que quando uma das variáveis num dos blocos atinge este valor, todas as variáveis dos blocos do dia a analisar são reduzidas a metade. Deste modo o bloco mantém-se operacional e não altera os resultados pretendidos. Este bloco é definido com este limite de modo a ser possível ter mais sensibilidade para mudanças de rotina

ao longo da vida útil do TAE, tornando assim a análise do perfil do utilizador mais adaptativa.

Após ter o perfil definido, esta informação é utilizada para estabelecer o funcionamento de um dia do TAE, mediante um conjunto de regras lógicas, do uso de probabilidade e estatística e das equações utilizadas para modelar as curvas, utilizando esta metodologia para categorizar os blocos do dia a analisar. Estes possuem o mesmo tamanho que os blocos utilizados para definir os históricos de utilização. De forma a clarificar o descrito anteriormente é apresentada a figura 4.1, onde cada quadrado representa um bloco com um intervalo de tempo pré-definido, este possui uma estrutura com duas variáveis no seu interior, registando o estado do TAE nesse intervalo, posteriormente faz-se a análise estatística tendo em conta os blocos anteriores e as regras lógicas e categoriza-se o bloco do dia a analisar.

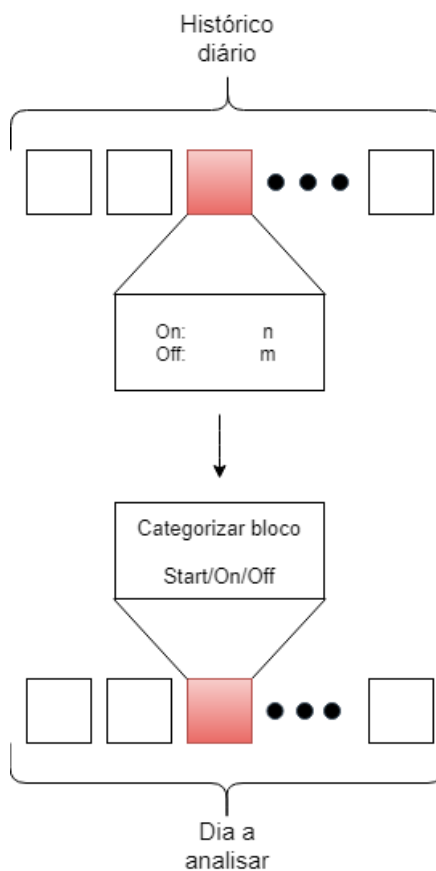


Figura 4.1: Esquema da forma como é armazenada informação do perfil de utilização

Os blocos podem ser categorizados em três modos, aos quais foram atribuídos os nomes de *Start*, *On* e *Off*. O bloco *Start* é utilizado para fazer um aumento de temperatura inicial até à temperatura desejada, este bloco é caracterizado por ter uma temperatura inicial que é variável, ou seja, esta está dependente da temperatura que for registada no sensor ao início do cálculo para o bloco utilizado. O bloco *On*, é utilizado para manter a temperatura desejada num intervalo de tempo definido, este bloco normalmente é consecutivo ao bloco *Start* ou a um outro bloco *On*. Por fim, tem-se o bloco *Off*, este é o mais simples dos três, apenas define os blocos em que não é necessário que o TAE esteja

em funcionamento, isto é, define os intervalos de tempo que não é utilizada a resistência de aquecimento.

As regras lógicas são necessárias pois há sequências de blocos que não são possíveis, como por exemplo, um bloco do tipo *Off* seguido de um bloco *On*. A figura 4.2 exhibe as combinações possíveis entre dois blocos consecutivos. Esta análise deve ser feita para que a categorização do bloco possa estar completa.

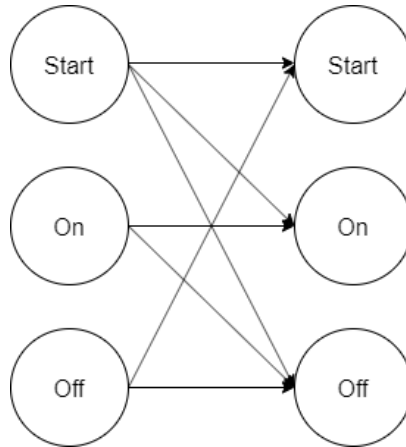


Figura 4.2: Combinações possíveis entre dois blocos consecutivos

Para categorizar os blocos do dia é necessário fazer uma análise do histograma que armazena a informação sobre a utilização de água quente, a figura 4.3 demonstra um exemplo do histórico de registos para um dia.

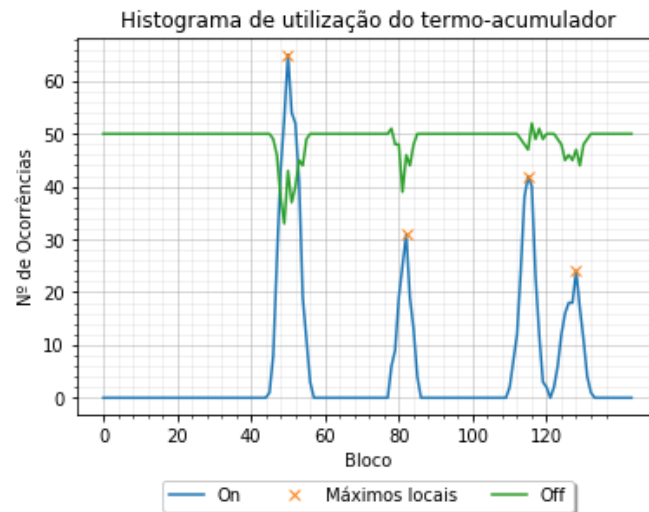


Figura 4.3: Histograma de um dos dias de utilização

A partir do histograma, são calculados todos os máximos locais excluindo os que possuam valores inferiores a 15% do máximo dos números de ocorrências *Off*. Os valores resultantes representam os blocos onde à mais probabilidade de ocorrer o uso de água quente. A partir destes calcula-se os blocos nas proximidades que possuam pelo

menos 70% das ocorrências do máximo local, obtendo o intervalo de blocos que vão ser classificados como *On*.

Estando os blocos *On* definidos, sabe-se o instante em que a temperatura deve corresponder à desejada. Com base nesta informação pode-se fazer os cálculos para definir quantos blocos *Start* devem anteceder este instante. Este cálculo é baseado nas equações de aquecimento e arrefecimento definidas e deve ser realizado ao fim de cada utilização de água quente. Este procedimento é explicado na próxima secção.

Os blocos *Off* são os que ficam por definir, não necessitando de qualquer tipo de cálculo para os classificar.

## 4.2 Controlo

Um TAE pode ser definido como tendo quatro estados onde pode operar, estes modos de operação são definidos pelos atuadores que originam alterações no sistema. Em um TAE genérico, os atuadores que causam estas alterações resumem-se à resistência de aquecimento e à electroválvula. Estes influenciam diretamente a temperatura da água no interior do reservatório, que no caso em estudo é a variável a analisar. A resistência de aquecimento se tiver acionada aumenta a temperatura da água, enquanto que se a electroválvula estiver acionada, cria o efeito contrário, o arrefecimento de água, isto porque quando sai água quente do sistema, entra a mesma quantidade de água à temperatura ambiente.

Se analisarmos estes dois atuadores, pode-se verificar que o sistema possui quatro modos de operação, que se resumem às combinações entre o estado da resistência e da electroválvula. Na figura 4.4 é possível observar os estados em que o sistema pode estar durante a sua utilização, onde o primeiro campo de cada círculo representa o estado da resistência, enquanto o segundo simboliza o estado da electroválvula.

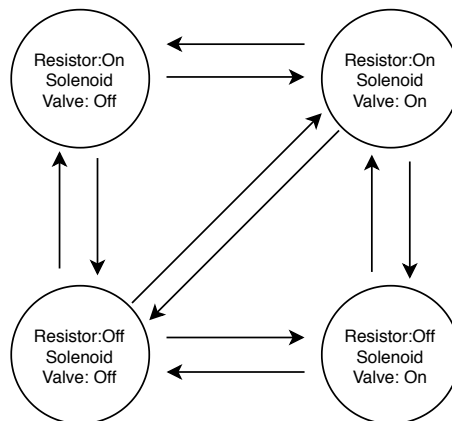


Figura 4.4: Modos de operação de um termo-acumulador

Como o controlo a utilizar tem como suporte a modelação de curvas de arrefecimento e aquecimento, a análise destes estados torna-se fundamental, pois em cada estado estão aplicadas condições diferentes, por exemplo, no caso em que a resistência está acionada e a electroválvula fechada, a modelação é simples, pois só se considera a influência direta da energia cedida à água, no entanto, no caso em que a electroválvula está aberta, para além da energia cedida, também tem que se ter em consideração a temperatura e o volume

da água que entra no reservatório a cada utilização, sendo necessário analisar estes parâmetros para que se possa obter os declives nestas situações. O declive da deformação causada pela abertura da electroválvula é calculado a partir do declive registado neste modo de operação e a sua comparação com declives obtidos no caso em que a resistência está no mesmo estado e a electroválvula está fechada.

Na figura 4.5 é possível observar como será composto o declive para cada um dos quatro estados definidos anteriormente. O cálculo dos declives tem elevada importância pois é através destes que os blocos *Start*, *On* e *Off* exercem os cálculos.

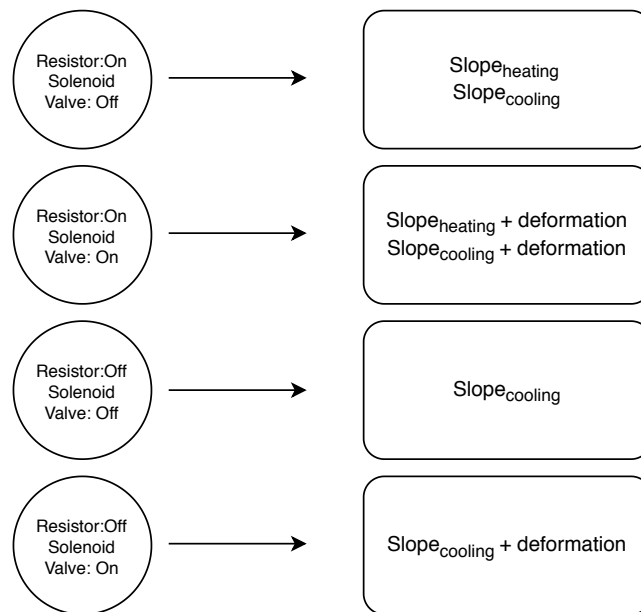


Figura 4.5: Fatores a ter em consideração em cada estado de um termo-acumulador

Tendo estas propriedades em conta, vai-se definir como cada bloco é executado.

#### 4.2.1 Bloco *Start*

Como foi anteriormente referido, os blocos *Start* procuram fazer um aquecimento inicial de modo a que a água alcance a temperatura desejada, dando prioridade à obtenção da temperatura desejada.

Como este bloco normalmente é consecutivo de um bloco *Off* ou *Start*, a temperatura à entrada deste bloco não é conhecida, pois depende da durabilidade do bloco anterior e das propriedades físicas do TAE, assim sendo, este bloco procura achar o tempo ótimo de transição para que ao final deste a temperatura seja a ideal ou obter a temperatura mais elevada possível nesse intervalo de tempo.

Pode ocorrer mais do que um bloco *Start* consecutivamente, pois os tempos para aquecer uma dada variação de temperatura dependem do TAE ao qual o algoritmo foi aplicado e do tamanho pré-definido do bloco, pois este pode não ser suficiente para atingir a temperatura desejada.

Após analisar os dados apresentados no capítulo anterior, observou-se que o coeficiente com menor ordem apresenta uma relação direta com a temperatura inicial no conjunto de dados. Visto que esta é mensurável para o instante que se pretende através

dos sensores que o protótipo possui, então optou-se por utilizar esta faculdade para o desenvolvimento da solução.

Logo, para o bloco *Start* o procedimento torna-se mais simples, necessitando apenas de uma transição e, conseqüentemente, apenas uma variável. A transição define o tempo a que a comutação da resistência de aquecimento irá ocorrer.

O primeiro passo para obter a solução é gerar uma função a minimizar. Esta consiste na diferença quadrática entre a temperatura desejada ( $T$ ) e a temperatura resultante através da aplicação da modelação das curvas definidas no capítulo anterior. Este bloco inicia-se com a equação de arrefecimento, de coeficiente  $a_0$  e  $a_1$ . Após esta ser aplicada até ao tempo de transição é aplicada a equação de aquecimento, de coeficientes  $b_0$  e  $b_1$ , tendo em conta que o coeficiente de menor ordem da equação de aquecimento é dependente da temperatura resultante da transição anterior. Portanto, se a transição for a variável  $t_1$ , o coeficiente de menor ordem vai ser o declive de arrefecimento multiplicado por  $t_1$  mais a temperatura a que a transição de arrefecimento foi iniciada. A temperatura usada para a equação de arrefecimento, como mencionado anteriormente, é obtida através da leitura do sensor de temperatura.

Através das curvas de arrefecimento e aquecimento pode-se obter uma função de minimização onde se procura minimizar a discrepância de temperaturas em relação à desejada. Em

$$J_{min}(t_1) = (T - (a_1(t_1 - t_0) + a_0))^2 + (T - (b_1(t_f - t_1) + b_0))^2, \quad (4.1)$$

todos os membros são constantes à exceção de  $t_1$  e esta equação consiste na função de minimização anteriormente explicada, onde  $t_0$  é referente ao início do bloco, por norma o valor atribuído é zero, e  $t_f$  define o tamanho do bloco definido em segundos.

Para tornar mais perceptível, optou-se por denominar os parâmetros a otimizar pela letra  $t$  em vez de utilizar a letra  $w$ , como foi referido na secção 2.2, isto porque a variável a otimizar consiste em instantes de tempo.

Como o coeficiente  $b_0$  é a temperatura obtida com a transição anterior, então este pode ser igualado a

$$b_0 = a_1(t_1 - t_0) + a_0 \text{ [}^\circ\text{C]} \quad (4.2)$$

ou seja, a equação referente ao arrefecimento da transição anterior.

Obtendo desta forma a equação utilizada para minimizar a diferença de temperaturas para o bloco *Start*, definida por

$$J_{min}(t_1) = (T - (a_1(t_1 - t_0) + a_0))^2 + (T - (b_1(t_f - t_1) + a_1(t_1 - t_0) + a_0))^2 \quad (4.3)$$

De forma a obter o valor de  $t_1$ , optou-se por utilizar a primeira derivada da função de custo e procurar onde o declive é igual a zero, desta forma obtém-se onde o erro é mais reduzido e, conseqüentemente, onde o valor de  $t_1$  é ótimo. Este método pode ser aplicado para o caso onde apenas é necessário obter a solução de uma variável.

Após obter os valores dos declives das curvas de arrefecimento, aquecimento, a temperatura no instante inicial do bloco e definir a temperatura desejada, pode-se obter o valor ótimo de  $t_1$  a partir da equação 4.3, tal como demonstra a figura 4.6.

Tal como foi referido anteriormente, pode ocorrer que o bloco seja totalmente de aquecimento, pois este fator depende dos coeficientes de aquecimento que cada TAE



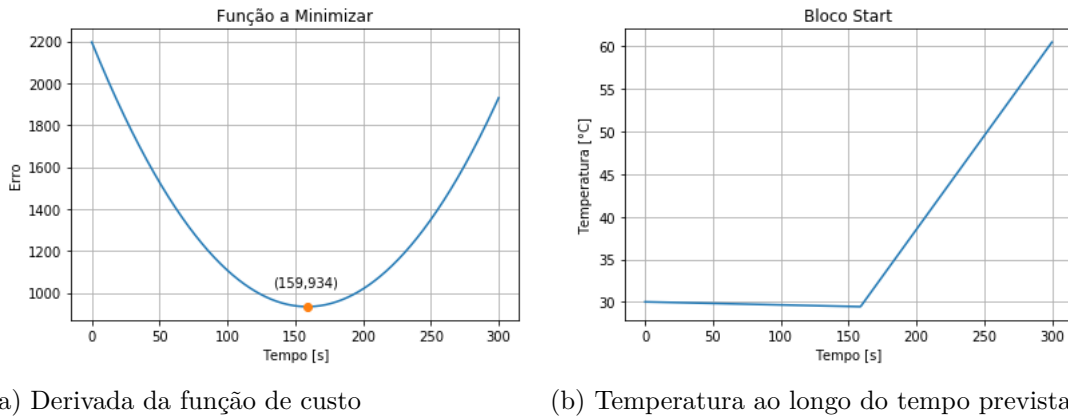


Figura 4.6: Obtenção do valor ótimo de  $t_1$  e utilização deste para saber a temperatura ao longo do bloco.

possui. Desta forma, pode ocorrer que a minimização apresente o tempo de transição igual a zero, fazendo com que não exista arrefecimento. Esta eventualidade é exibida na figura 4.7, demarcada na figura 4.7a. É de referir que o erro mínimo possível neste caso é 900, pois este consiste na aplicação da equação 4.6 onde os únicos parâmetros que não são anulados são a temperatura desejada,  $T$ , e a temperatura inicial do bloco,  $a_0$ , da primeira parcela da equação. Este caso é particular porque o intervalo de tempo definido neste bloco é exatamente igual ao tempo necessário para aquecer esta variação de temperatura. O valor deste erro resume-se à diferença entre a temperatura inicial do bloco (30 graus Celsius) e a temperatura desejada (60 graus Celsius) ao quadrado.

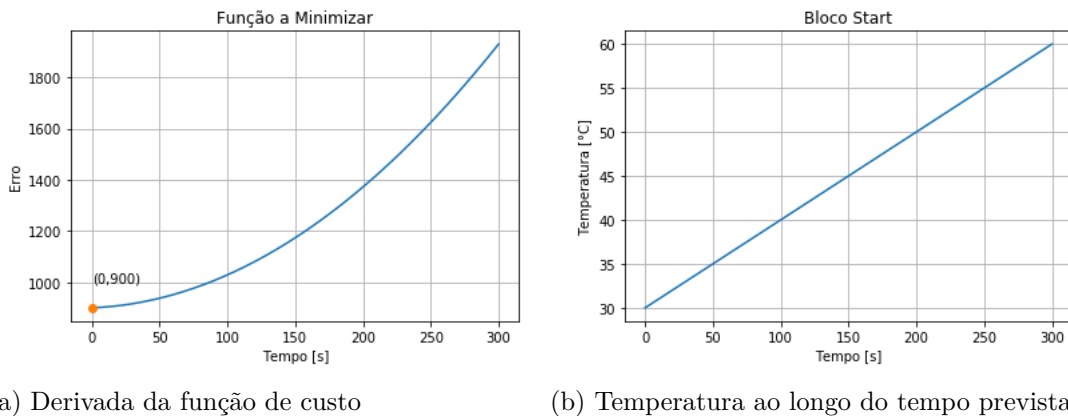


Figura 4.7: Apresentação do caso em que apenas a curva de aquecimento é utilizada num bloco *Start*

A solução proposta anteriormente para calcular o tempo de transição de cada bloco *Start*, também é utilizada para definir os aglomerados de blocos *Start* que irão anteceder os blocos *On*.

Para classificar os blocos *Start* define-se como apenas um bloco o intervalo entre o fim de um aglomerado de blocos *On* e o início do aglomerado de blocos *On* seguinte. Para facilitar a compreensão, é apresentada a figura 4.8 na qual, para este caso, o início

do intervalo ( $t_0$ ) seria no bloco 50, sendo que para aplicar na equação 4.3 esta variável deve ser multiplicada pelos segundos correspondentes por bloco (600), enquanto que o fim do intervalo ( $t_f$ ) consiste no bloco 70 multiplicado pelos mesmos 600 segundos. Deste modo é possível calcular em qual bloco deve se iniciar o aglomerado de blocos *Start*, assim como, o tempo de transição para o primeiro bloco *Start*. Este processo é repetido a cada vez que um aglomerado de blocos *On* termina, pois é necessário conhecer a temperatura no instante  $t_0$  para poder efetuar o cálculo e, conseqüentemente, segmentar este intervalo em aglomerados de blocos *Off* e *On*.

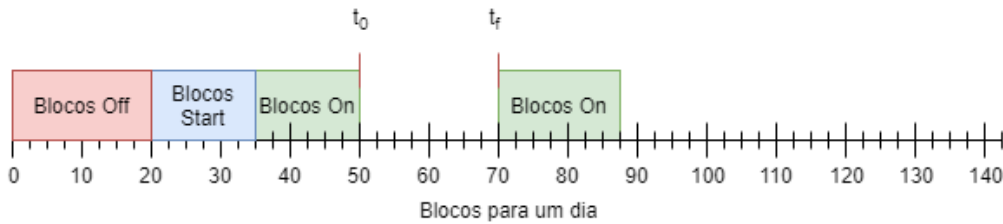


Figura 4.8: Definição do aglomerado de blocos *Start* e blocos *Off*

Apesar de os blocos serem definidos em aglomerados, mediante o estado da temperatura e dos atuadores do TAE, um bloco inicialmente definido pode ser mudado para outro tipo de bloco, ou seja, um bloco que inicialmente tenha sido classificado como *Start* pode ser mudado para *On* ou *Off*, isto se alguma das variáveis adquirir um valor que não era expectável pela solução.

### 4.2.2 Bloco *On*

A função de minimização do bloco *On* é em parte semelhante ao bloco *Start*, pois este bloco também procura minimizar a diferença de temperatura em relação à desejada. No entanto, para além deste objetivo, este bloco também procura minimizar os consumos elétricos do TAE. Devido a necessitar de uma otimização multiobjetivo, este bloco torna-se mais lento no cálculo em relação ao bloco *Start*.

Para criar a função objetivo que tem em vista reduzir a diferença de temperatura utilizou-se o mesmo raciocínio que foi anteriormente descrito, só que neste caso foi necessário generalizar este procedimento para mais tempos de transição, assim sendo, realizou-se um pequeno código que procura gerar esta função, isto porque a função tende a crescer exponencialmente a cada transição que é adicionada.

---

```

import sympy as sp
import numpy as np

t0,t1,t2,t3,tf,T,a0,a1,b1=sp.symbols('t0 t1 t2 t3 tf T a0 a1 b1')
aa=a0
t=[t0,t1,t2,t3,tf]

TempLoss=0
for idx in range(np.size(t)-1):

    x=t[idx+1]-t[idx]
    if idx%2==0:
        #Arrefecimento
        b0=a1*x + aa
        TempLoss=TempLoss + ( T - b0 )**2

    else:
        #Aquecimento
        aa=b1*x+b0
        TempLoss=TempLoss + ( T - aa )**2

```

---

Como pode ser observado no código exibido, os coeficientes de ordem mais reduzida,  $a_a$  e  $b_0$ , são atualizados a cada ciclo executado, aglomerando as equações das curvas anteriores a essa transição. Estas equações podem ser observadas em

$$\begin{aligned}
 F_{temperatura} = & (T - a_0 - a_1(-t_0 + t_1))^2 + \\
 & (T - a_0 - a_1(-t_0 + t_1) - b_1(-t_1 + t_2))^2 + \\
 & (T - a_0 - a_1(-t_0 + t_1) - a_1(-t_2 + t_3) - b_1(-t_1 + t_2))^2 + \\
 & (T - a_0 - a_1(-t_0 + t_1) - a_1(-t_2 + t_3) - b_1(-t_1 + t_2) - b_1(-t_3 + tf))^2
 \end{aligned} \tag{4.4}$$

onde em cada linha observam-se segmentos iguais aos existentes da linha anterior. Para o caso apresentado, que consiste em três transições ( $t_1$ ,  $t_2$  e  $t_3$ ), a equação apresenta a função a minimizar para obter uma discrepância mínima entre temperaturas, onde cada linha representa uma curva de aquecimento ou arrefecimento, alternando entre si e começando com a curva de arrefecimento.

Para o bloco  $On$ , a função de custo consiste numa função multiobjetivo, isto porque, para além de se tentar manter a temperatura para que haja conforto térmico por parte do utilizador, também é importante minimizar o custo energético do TAE. Para tal, é necessário criar uma função que minimize o custo energético.

De modo a simplificar esta função, apenas foram considerados os tempos que os segmentos de aquecimento duram, isto porque, nestes segmentos é quando a resistência de aquecimento está acionada e, portanto, é quando há, efetivamente, consumo energético.

Os segmentos de aquecimento iniciam-se sempre em transições ímpar, isto é, cada bloco  $On$  começa com uma curva de arrefecimento e esta é seguida de uma de aquecimento, sendo esta sequência repetida para o número de transições definidas. Portanto, a equação

$$F_{consumo} = \sum_{i=1}^{N-1} (t_{i \times 2} - t_{i \times 2 - 1})^2 \tag{4.5}$$

define a função a minimizar de modo a obter o consumo mínimo possível. Nesta equação a variável  $N$  representa o número de transições definidas e  $t$  consiste num *array* que contém as variáveis a otimizar juntamente com os tempos de início e fim do bloco. É de referir que o índice na variável  $t$  começa em 0, representando o tempo inicial  $t_0$ .

No caso em que são utilizados 3 transições, a função de minimização resultante é

$$F_{consumo} = (t_2 - t_1)^2 + (t_f - t_3)^2 . \quad (4.6)$$

Agregando as duas equações, obtém-se por fim a função de custo multiobjetivo a utilizar, à qual são aplicados algoritmos de modo a obter a solução ótima. As funções de custo multiobjetivo envolvem uma comparação entre os valores obtidos nas diferentes funções que as constituem, no entanto, estes valores possuem ordens de grandeza diferentes o que tornam a sua minimização mais difícil, pois a função objetivo que tem maior magnitude vai revelar maior importância na minimização da função de custo. Para evitar que esta adversidade se verifique é necessário proceder à normalização das funções objetivo, de modo a que tenham ordens de grandeza similares. O método utilizado para normalizar a função objetivo é definida por

$$f_i^{norm} = \frac{f_i(x) - f_i^{min}}{f_i^{max} - f_i^{min}} \quad (4.7)$$

na qual  $f_i^{min}$  define a solução ótima e  $f_i^{max}$  representa a pior solução obtida na função objetivo  $f_i(x)$ , onde  $f_i(x)$  são as funções pertencentes à função multiobjetivo. Aplicando a equação 4.7, obtemos uma função objetivo  $f_i^{norm}$  que varia de 0 a 1, sendo que estes valores dependem da precisão com que o mínimo e o máximo de cada função objetivo é determinado [45].

Para finalizar a construção da função custo desejada, apenas é necessário definir as restrições nos tempos de transição calculados de modo a que estes não apresentem resultados inesperados. Portanto o problema de otimização a resolver consiste em

Minimizar

$$J(t) = F_{temperatura}^{norm} + F_{consumo}^{norm}$$

sujeito a

$$\begin{aligned} t_1 &\geq 0 \\ t_2 - t_1 &\geq 0 \\ t_3 - t_2 &\geq 0 \\ t_f - t_3 &\geq 0 \end{aligned} \quad (4.8)$$

Após uma análise dos algoritmos que poderiam ser utilizados para resolver o problema exposto na equação 4.8, decidiu-se optar pela utilização da variante BGD do algoritmo GD, devido à sua fácil aplicabilidade e ao facto de não necessitar de elevado processamento por parte do sistema embutido, visto que apenas é preciso calcular três gradientes, um para cada variável a otimizar.

O algoritmo GD é categorizado como *unconstrained*, ou seja, não é possível adicionar restrições à sua estrutura. Portanto para incluir estas limitações, pode-se optar pelo método *Barrier* ou *Penalty*.

Este método é utilizado quando é necessário aplicar restrições a algoritmos *unconstrained*, este consiste na utilização de uma função que é adicionada à função de custo. Esta função retorna um valor extremamente alto quando uma das restrições é violada, fazendo com que essa solução não seja ótima, visto que o objetivo é minimizar a função de custo.

As restrições necessárias à resolução do problema consistem em inequações, logo pode-se optar por um dos dois métodos, visto que o método *penalty* pode ser aplicado a inequações e igualdades e o método *barrier* a inequações. Devido à facilidade de aplicação, optou-se por usar o método *penalty*.

Assim sendo, para definir as restrições, pode-se utilizar

$$f(x) = \ln(1 + e^x) \quad (4.9)$$

denominada de *softplus*, esta consiste numa variação da função retificadora,

$$f(x) = \max(0, x) . \quad (4.10)$$

A função *softplus* foi a escolhida em relação à retificadora, devido a esta ser diferenciável, este aspeto é importante pois o algoritmo GD utiliza derivadas parciais da função de custo. No entanto esta função traz a desvantagem de apresentar valores quando a variável  $x$  dispõe de valores negativos próximos de zero, os quais, idealmente, deveriam ser zero de modo a não influenciar a escolha da solução ótima. Na figura 4.9 é possível observar as discrepâncias nos valores quando o valor de  $x$  está próximo de zero.

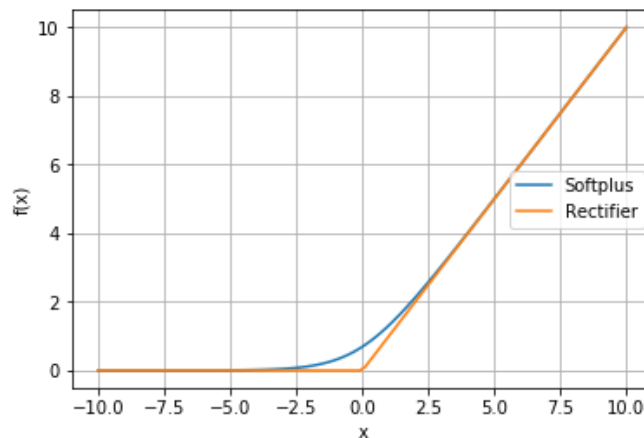


Figura 4.9: Apresentação gráfica da função retificadora e *softplus*

Aplicando o método *penalty* às quatro restrições necessárias, obtém-se

$$F_{penalty}(t) = \ln(1 + e^{-t_1}) + \ln(1 + e^{(t_1-t_2)}) + \ln(1 + e^{(t_2-t_3)}) + \ln(1 + e^{(t_3-t_f)}) \quad (4.11)$$

Concluindo desta forma a função de custo e podendo proceder à aplicação do algoritmo escolhido.

Como foi referido anteriormente, o algoritmo escolhido para fazer a otimização dos tempos de transição foi o GD. Este algoritmo é utilizado para minimizar a função de custo, para tal, o primeiro passo consiste em definir o valor de cada variável a otimizar e, com estes valores, procurar uma direção e magnitude na qual os valores se deslocam de modo a que o resultado da função seja melhor do que a iteração anterior, isto é, o resultado da função com os novos valores deve ser inferior ao resultado anterior. Este processo é iterativo até que atinja o número máximo de iterações definido ou, num melhor caso, a direção e magnitude entre dois vetores consecutivos seja muito pequena.

A procura da direção é exercida por intermédio da utilização da primeira derivada da função custo, desta forma obtém-se o declive tangente dos pontos utilizados. Para que a procura do mínimo seja realizada, também é necessário definir a magnitude que cada iteração deve ter, é de notar que quanto mais próximo estiver o declive de zero, menor deve ser a magnitude, para que a procura do mínimo seja eficiente e atinja o objetivo o mais rápido possível, isto porque se a magnitude não for suficientemente pequena, o algoritmo pode não chegar à solução esperada.

Assim sendo, o algoritmo aplicado é inicializado com a computação da primeira derivada parcial em ordem aos tempos de transição que se pretende otimizar, posteriormente, calcula-se o declive utilizando os valores dos tempos de transição definidos e, desta forma, obtém-se a direção para cada um dos tempos de transição. Após calcular a direção, é necessário determinar a magnitude, para tal, na função de custo, as variáveis a otimizar são substituídas por

$$t^{i+1} = t^i + h\nabla_J \quad (4.12)$$

onde  $t^i$  são os valores dos tempos de transição da iteração anterior,  $\nabla_J$  são os declives para cada tempo de transição e  $h$  é a variável que define a magnitude. Após substituir  $t^{i+1}$  na função de custo, a única variável existente na equação vai ser a magnitude. Portanto para a obter, deriva-se a expressão e iguala-se a zero e resolve-se em ordem a  $h$ . Deste modo, obtém-se a direção e magnitude necessária para executar a próxima iteração,  $t^{i+1}$ , visto que se tem a informação necessária para atualizar os valores dos tempos de transição e verificar se é necessário proceder a mais iterações ou se os valores calculados cumprem o critério de paragem.

Através desta metodologia e devido à natureza da função de minimização, a solução abrange um leque de valores, podendo verificar este facto através da figura 4.11. Esta figura consiste num gráfico a 4 Dimensões (4D), onde os três eixos representam os valores possíveis dos tempos de transição para um bloco de 5 min e a quarta dimensão é o resultado da função de minimização para cada conjunto de três valores de tempos de transição, sendo definido através de uma escala de cor. O bloco foi definido com apenas 5 min devido ao processamento computacional exigido para valores superiores não ser exequível.

Como pode ser observado na figura 4.11b, os primeiros dois tempos de transição são ótimos quando estão próximos, isto verifica-se devido ao facto de o aquecimento de água, no protótipo, ser bastante mais rápido do que o arrefecimento para a mesma variação de temperatura, fazendo com que para manter a temperatura desejada ao longo deste

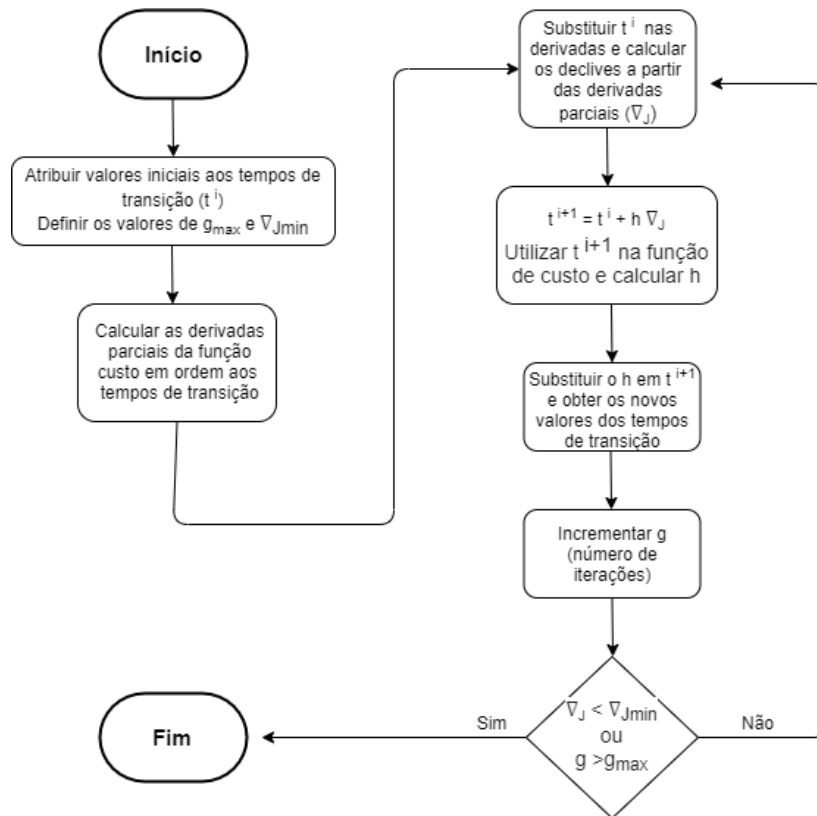


Figura 4.10: Fluxograma do algoritmo gradiente descendente

bloco seja necessário um intervalo mais curto de aquecimento. Sendo que o aquecimento num bloco  $On$  com três tempos de transição, é realizado no intervalo entre  $t_2$  e  $t_1$  e no intervalo entre  $t_f$  e  $t_3$ , como referido anteriormente.

Através da figura 4.11a é possível verificar que o terceiro tempo de transição não deve possuir tempos próximos de zero, pois nesta zona a função dispõe um custo bastante alto quando em conjunção com os tempos de transição  $t_1$  e  $t_2$  baixos, conseqüentemente, o valor de  $t_3$  deve ser alto, tal como é apresentado na figura 4.11c.

Devido a haver bastantes mínimos locais é interessante que estes sejam ultrapassados, de modo a que seja possível alcançar o mínimo global, dando, desta forma, maior robustez à solução criada.

Há vários métodos de otimização para resolver o problema dos mínimos locais, no entanto, por norma estes métodos são dispendiosos computacionalmente. Os métodos híbridos de diferentes tipos de algoritmos têm vindo a ser populares [46], pois evitam esta desvantagem. Um dos algoritmos híbridos que pode ser aplicado a este problema é a utilização do algoritmo GD com certas funções auxiliares para mover sucessivamente, o mínimo para um melhor.

Para tal, utilizou-se a variante BA do algoritmo SA como auxílio ao algoritmo GD. Esta variante foi escolhida devido a ser mais leve computacionalmente e porque esta não é utilizada para atingir o mínimo global diretamente, esse processo irá ser realizado pelo algoritmo GD.

O algoritmo SA exerce perturbações aleatórias nos valores iniciais a otimizar. Após

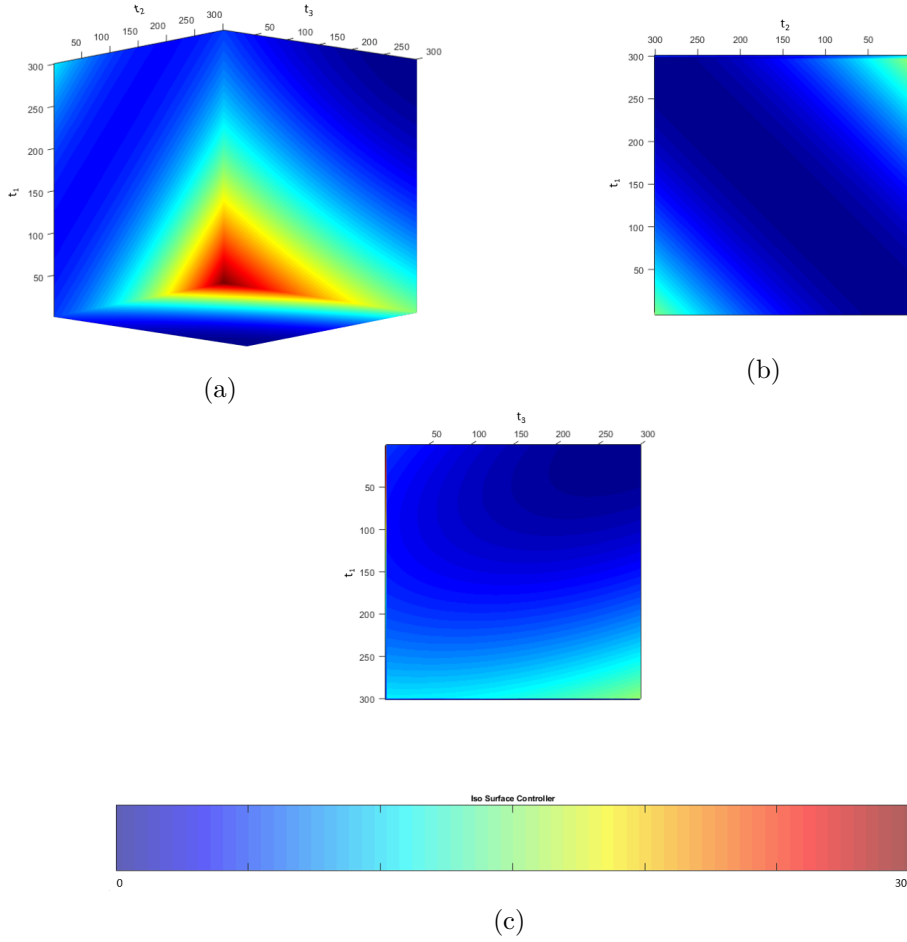


Figura 4.11: Gráfico 4D da função custo para um bloco de 5 minutos

ser aplicada a perturbação, é estudado se os novos valores de tempos de transição correspondem a uma melhoria ou não. Caso melhore, então estes valores são aceites, no caso em que o valor não é melhorado, é calculada a probabilidade de aceitação,

$$P = \exp\left(\frac{-\Delta E}{k_b T}\right). \quad (4.13)$$

Se a probabilidade de aceitação for superior ao valor gerado através de uma distribuição uniforme de 0 a 1, então os novos valores de tempo de transição são aceites, caso contrário esses valores são descartados. Quando os valores são aceites, estes são utilizados para calcular os tempos ótimos de transição a partir do algoritmo GD.

Na equação 4.13, a variável  $\Delta E$  consiste na variação da função de minimização que ocorreu entre os tempos de transição novos e os anteriores, calculados pelo algoritmo SA,  $k_b$  consiste na constante de Boltzmann e, por fim,  $T$  consiste numa variável que inicialmente começa com um valor bastante alto e tende para zero exponencialmente. Mas ao invés de utilizar  $T$  como critério de paragem para o algoritmo híbrido, como ocorre no algoritmo SA, optou-se por utilizar o número de vezes em que o resultado da otimização não é alterado ou obtém resultados piores.



Interligando os dois algoritmos, obtém-se uma minimização melhor, visto que os valores iniciais que são utilizados no algoritmo GD percorrem todo o espaço de soluções possíveis, evitando que a solução convirja para um mínimo local e, conseqüentemente, atingindo o mínimo global.

Através desta implementação é possível obter os tempos ótimos de transição e concluir deste modo, o processo aplicado ao bloco *On*. Para demonstrar o resultado da aplicação da metodologia descrita ao longo desta secção, é apresentado a figura 4.12, onde foram obtidos valores dos tempos de transição para um declive de aquecimento e de arrefecimento aleatórios num bloco de 5 minutos.

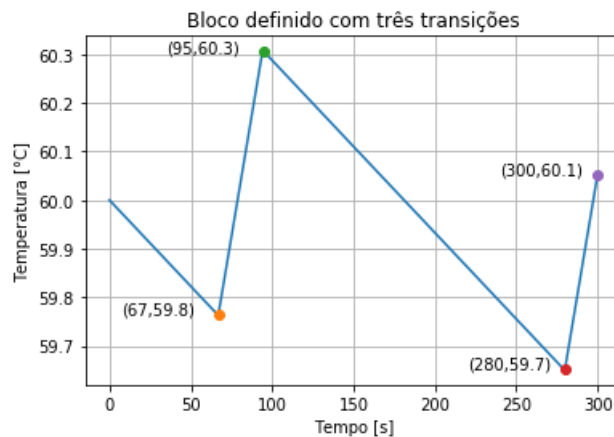


Figura 4.12: Resultado da aplicação do algoritmo GD e SA

De modo, a comprovar que esta solução pode ser usada, apresenta-se na tabela 4.1 os valores dos tempos obtidos para um bloco *On* de 10 minutos com três tempos de transição, onde se fez variar o declive de arrefecimento e aquecimento 10% nos dois sentidos. Com esta tabela pretende-se estudar a discrepância dos resultados obtidos. É de referir que nas variações dos declives de aquecimento utilizou-se o declive de arrefecimento constante, neste caso, foi utilizado o valor correspondente a 100%, sendo aplicado a mesma lógica nos cálculos dos tempos de transição quando se realiza variações no declive de arrefecimento.

Após analisar a tabela 4.1 é possível verificar que a variação nos declives de aquecimento provocou pequenas alterações nos tempos de transição, estas não ultrapassam os 2 segundos em comparação ao valor original. O mesmo se verifica quando se fez variar os declives de arrefecimento, garantindo desta forma a estabilidade da solução implementada.

### 4.3 Obtenção dos declives de arrefecimento, aquecimento e deformação

Para concluir a implementação do controlo, é necessário proceder à elaboração do cálculo dos declives, mais precisamente, o declive de arrefecimento de água, o declive de aquecimento e, por fim, o declive de deformação causado pela entrada de água no TAE.

Os primeiros dois declives são de mais fácil análise devido a serem constantes ao longo de aquisições diferentes, tal como foi demonstrado na secção 3.2.3. Deste modo, para

Tabela 4.1: Verificação da robustez da solução implementada

Variação causada ao coeficiente em %	Variação no aquecimento				Variação no arrefecimento			
	declive utilizado	Primeiro tempo de transição [s]	Segundo tempo de transição [s]	Terceiro tempo de transição [s]	declive utilizado	Primeiro tempo de transição [s]	Segundo tempo de transição [s]	Terceiro tempo de transição [s]
90	0,198	185,61	192,25	596,63	-3,20E-03	188,56	194,05	597,21
91	0,200	186,31	192,89	596,67	-3,23E-03	189,71	195,27	597,19
92	0,202	186,04	192,55	596,70	-3,27E-03	189,61	195,23	597,16
93	0,205	185,55	192,00	596,72	-3,30E-03	188,69	194,35	597,13
94	0,207	186,07	192,45	596,76	-3,34E-03	188,07	193,79	597,09
95	0,209	187,25	193,58	596,79	-3,37E-03	188,37	194,15	597,07
96	0,211	185,94	192,20	596,81	-3,41E-03	188,48	194,31	597,05
97	0,213	187,34	193,55	596,85	-3,44E-03	187,16	193,04	597,01
98	0,216	186,68	192,84	596,87	-3,48E-03	187,70	193,64	596,99
99	0,218	187,22	193,32	596,90	-3,51E-03	187,25	193,24	596,96
100	0,220	187,21	193,25	596,93	-3,55E-03	186,38	192,42	596,92
101	0,222	186,87	192,86	596,95	-3,59E-03	187,47	193,57	596,91
102	0,224	186,78	192,71	596,98	-3,62E-03	186,81	192,96	596,88
103	0,227	187,13	193,02	597,01	-3,66E-03	187,20	193,41	596,85
104	0,229	188,42	194,27	597,04	-3,69E-03	186,26	192,51	596,82
105	0,231	187,67	193,45	597,06	-3,73E-03	186,94	193,26	596,80
106	0,233	188,11	193,85	597,09	-3,76E-03	186,01	192,38	596,77
107	0,235	188,36	194,05	597,11	-3,80E-03	186,01	192,43	596,74
108	0,238	189,13	194,78	597,14	-3,83E-03	185,79	192,26	596,71
109	0,240	189,04	194,64	597,16	-3,87E-03	184,88	191,40	596,68
110	0,242	189,93	195,48	597,19	-3,91E-03	184,99	191,56	596,66

calcular os declives, são suficientes algumas aquisições iniciais, usando estes coeficientes durante todo o período de funcionamento de um TAE.

Para obter estes dois declives, optou-se por aplicar a variante MBGD do algoritmo GD aos dados suavizados através de uma janela de tamanho 10. Esta variante é similar ao BGD, diferindo apenas na forma como utiliza os dados presentes na amostra, em vez de utilizar todos os dados, este utiliza pequenos fragmentos dos dados totais a cada iteração, tal como foi referido na secção 2.2. A vantagem desta variante é o facto de não processar todos os dados de uma vez, visto que há uma quantidade vultosa de dados obtidos através da janela para cada segmento. Esta variante torna-se a mais interessante, pois obtém-se um declive com precisão e é mais rápido a processarem comparação à variante BGD. A variante SGD não foi considerada devido ao mínimo local obtido possuir *overshoot* e o coeficiente calculado necessitar de ser o mais preciso possível.

Em relação ao declive de deformação, este é um pouco mais complexo, devido ao facto de este depender de algumas variações do sistema, das quais é relevante referir a temperatura de entrada de água no sistema, o volume total do tanque, o caudal e a temperatura atual da água e, por fim, o perfil de consumo de água.

Devido a limitações do protótipo a obter dados, tal como a saída de água do sistema não poder ser regulada devido à electroválvula ser apenas de dois estados, houve a necessidade de formular um simulador que fosse capaz de representar as transições de temperatura ao longo do tempo, assim como todas as outras variáveis presentes num TAE.

### 4.3.1 Simulador

Um TAE tem uma fonte de energia, cedida através da resistência de aquecimento e duas fontes de perda de calor, a convecção de calor através das paredes do TAE para o meio ambiente e as perdas através da entrada de água no reservatório associado com a saída de água quente do equipamento [47]. Através do somatório destas três energias, é possível desenvolver uma expressão matemática que define a temperatura média da água no TAE ao longo do tempo.

As perdas de calor devido à entrada de temperatura no sistema, têm como parâmetro

principal o perfil de caudal que é consumido ao longo do tempo. Portanto, para obter a temperatura após haver entrada de água no sistema, optou-se por fazer um balançamento de temperaturas considerando o volume de água quente e o volume de água que entrou no reservatório. Assim sendo, para obter a temperatura atual do sistema, utilizou-se

$$T_H(t) = \frac{V_{termo}(t)T_{in} + (V_t - V_{termo}(t))T_H(t-1)}{V_t} [^{\circ}C] \quad (4.14)$$

onde,

$T_H(t)$  - Temperatura média da água no TAE ao longo do tempo [ $^{\circ}C$ ];

$T_{in}$  - Temperatura da água que entra no TAE [ $^{\circ}C$ ];

$V_t$  - Volume total de água do TAE [ $m^3$ ];

$V_{termo}(t)$  - Volume de água consumido no TAE a cada segundo [ $m^3$ ];

$T_H(t-1)$  - Temperatura média da água no instante anterior [ $^{\circ}C$ ].

As perdas por convecção podem ser definidas através de

$$Q_{conv} = h \times A (T_H(t) - T_{amb}) [W] \quad (4.15)$$

onde,

$h$  - Coeficiente de transferência de calor por convecção do isolamento [ $W/(^{\circ}Cm^2)$ ];

$A$  - Área da superfície que se encontra em contacto com a água [ $m^2$ ];

$T_{amb}$  - Temperatura ambiente [ $^{\circ}C$ ].

Sendo esta explicada em mais detalhe em [48]. Nesta equação obtém-se a energia cedida ao meio ambiente através da área do reservatório em contacto com a água, a resistência térmica da camada de isolamento e a variação de temperatura entre a temperatura da água e a temperatura ambiente.

Através do princípio de conservação de energia, podemos igualar a equação do calor sensível à equação que define as perdas por convecção,

$$\begin{aligned} mc\Delta T &= hA(T_H(t-1) - T_{amb}) \Leftrightarrow \\ \Leftrightarrow \Delta T_{conv} &= \frac{hA(T_H(t-1) - T_{amb})}{mc} [^{\circ}C] \end{aligned} \quad (4.16)$$

tal como mencionado em [49]. Onde,

$m$  - massa de água no TAE [ $kg$ ];

$c$  - calor específico da água [ $J/kgK$ ].

Deste modo, é possível obter a variação de temperatura causada na água através das perdas de energia para o meio ambiente.

A massa de água é obtida através da sua densidade ( $\rho$ ) e o volume de água presente no TAE.

Para finalizar a expressão, é necessário adicionar a variação de temperatura que a resistência de aquecimento causa no volume de água existente. Neste caso também foi

utilizado um balanço energético entre  $Q(t)$ , sendo este o perfil que define a utilização da resistência de aquecimento, e a equação do calor sensível, tal como demonstrado em

$$\begin{aligned} Q(t) &= mc\Delta T \\ \Leftrightarrow \Delta T_{Resistência} &= \frac{Q(t)}{mc} \text{ [}^\circ\text{C]} \end{aligned} \quad (4.17)$$

Através das expressões demonstradas anteriormente, obtém-se

$$T_H(t) = \frac{V_{termo}(t)T_{in} + (V_t - V_{termo}(t))T_H(t-1)}{V_t} + \frac{Q(t)}{mc} - \frac{hA(T_H(t-1) - T_{amb})}{mc} \text{ [}^\circ\text{C]} \quad (4.18)$$

a qual define a temperatura média da água no TAE ao longo do tempo.

Como pode ser observado, na equação 4.18, para obter  $T_H(t)$ , há duas variáveis que necessitam de ser definidas, pois as restantes têm valores pré-definidos. Assim sendo, é necessário definir os perfis  $Q(t)$  e  $V_{termo}(t)$ .

$Q(t)$ , como mencionado anteriormente, define o perfil em que a resistência de aquecimento é utilizada, de modo a que o simulador representasse fidedignamente um TAE, este perfil é definido ao mesmo tempo que a temperatura média do tanque é calculada, pois é necessário obter a informação sobre a temperatura atual no TAE para definir o seu estado.

À semelhança de um TAE, foram definidos dois pontos onde a temperatura se deve manter  $T_{max}$  e  $T_{min}$ . Quando  $T_H(t)$  é superior a  $T_{max}$ , a resistência desliga e quando  $T_H(t)$  é menor que  $T_{min}$ , a resistência é acionada.

O perfil  $V_{termo}(t)$  depende de dois parâmetros, a temperatura desejada e o caudal de água quente consumido no ponto de utilização, isto porque a temperatura no TAE vai variando ao longo do tempo e há a necessidade de a misturar com água à temperatura ambiente para que se atinja a temperatura desejada pelo utilizador.

Para definir o perfil de caudal nos diversos pontos de consumo, foi gerado um perfil baseado em distribuições normais para determinar a hora de início de utilização ( $T_0$ ), assim como as durações correspondentes ( $D$ ), em minutos. Para o caso em que há mais do que uma utilização numa dada hora, foi definido o número de ativações ( $N_a$ ) e o intervalo entre utilizações ( $I$ ), em minutos. Enquanto que os desvios padrões foram todos definidos em minutos.

Para definir o caudal no ponto de utilização, optou-se por utilizar uma função sigmoide, cujo o valor máximo de caudal é 11 litros por minuto, ou seja, 0,183 litros por segundo [50], podendo variar o caudal mediante a hora a que acabou a última utilização de água quente.

A utilização da função sigmoide permite simular a saída de água mais quente no terminal enquanto esta aquece a água que se encontra na rede de distribuição, correspondendo a um caudal mais baixo no terminal onde a água foi solicitada e após a água estar à temperatura desejada, o caudal no terminal é aumentado. De modo a tornar-se mais explícito, é apresentado a figura 4.13, onde é possível observar o encadeamento necessário para a geração do perfil de utilização.

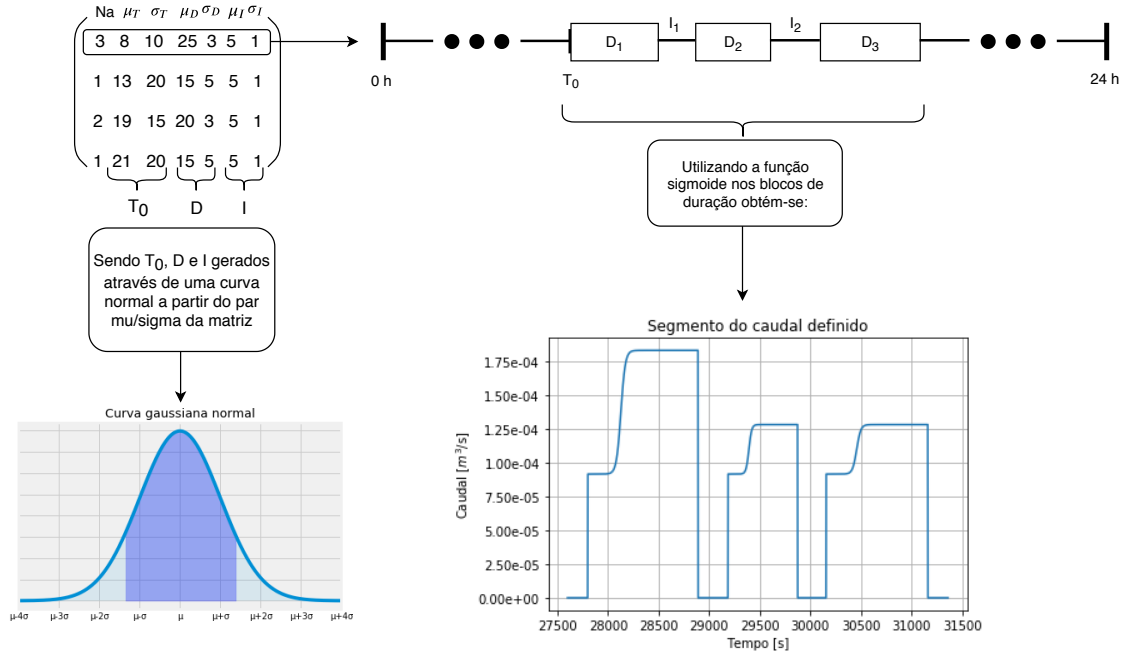


Figura 4.13: Esquema de definição do perfil de utilização

Para definir o perfil  $V_{termo}(t)$  é necessário resolver o sistema de equações

$$\begin{cases} T_{desejada} = T_{in} \frac{V_{in}(t)}{V_{PC}(t)} + T_{Termo}(t-1) \frac{V_{termo}(t)}{V_{PC}(t)} \\ V_{PC}(t) = V_{in}(t) + V_{termo}(t) \end{cases} \quad (4.19)$$

$$\Leftrightarrow T_{desejada} = T_{in} \frac{(V_{PC}(t) - V_{termo}(t))}{V_{PC}(t)} + T_{Termo}(t-1) \frac{V_{termo}(t)}{V_{PC}(t)}$$

$$\Leftrightarrow V_{termo}(t) = \frac{(T_{desejada} - T_{in})}{(T_{Termo}(t-1) - T_{in})} V_{PC}(t)$$

na qual se define o somatório de volumes e o cálculo da temperatura desejada no ponto de utilização ( $T_{desejada}$ ). O somatório de volumes consiste no volume extraído do TAE ( $V_{termo}(t)$ ) e o volume de água à temperatura ambiente ( $V_{in}(t)$ ) de modo a obter o volume total exigido ( $V_{PC}(t)$ ).

Como os cálculos foram realizados para cada segundo de cada dia e devido ao perfil de caudal gerado estar em metros cúbicos por segundo, então o volume de água ( $V_{PC}(t)$ ) irá apresentar sempre o mesmo valor que o caudal para o mesmo segundo em análise.

Para definir a temperatura ao longo do dia ( $T_H(t)$ ), utiliza-se a equação 4.18, onde a variável  $t$ , que representa o número de segundos decorridos desde o início do dia, é incrementada cada vez que é executado um ciclo, correspondendo a um incremento de um segundo.

Deste modo o simulador fica concluído, podendo simular diferentes tipos de TAE mediante a alteração das constantes que definem as suas propriedades. De modo a ser mais perceptível, é apresentada a figura 4.14, onde é exibido um fluxograma que descreve os passos necessários para calcular a temperatura ao longo de um dia.

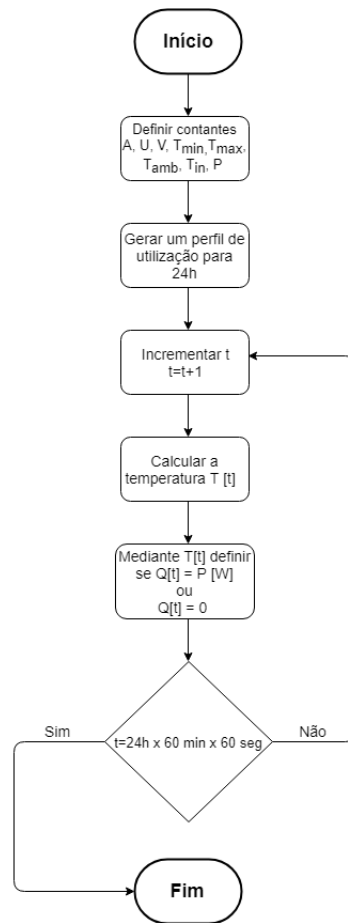


Figura 4.14: Fluxograma do código implementado no simulador

### 4.3.2 Modelação curvas de deformação

A partir do simulador é possível obter a temperatura para cada segundo do dia que se está a estudar, resultando na imagem 4.15. Para facilitar a visualização das transições, no subgráfico inferior é apresentado os valores do caudal consumido e a potência cedida ao TAE, devido a estas duas variáveis apresentarem valores bastante discrepantes, estas foram convertidas em percentagem. O eixo horizontal é aplicado aos dois subgráficos, definindo os segundos que decorreram desde o início do dia.

De modo a ser possível verificar a discrepância de valores dos declives de deformação obtidas, é necessário segmentar o perfil da temperatura, obtido através do simulador, em quatro situações distintas: arrefecimento, aquecimento, arrefecimento com deformação e aquecimento com deformação. O declive de deformação é definido como o acréscimo necessário a atribuir aos declives de aquecimento e arrefecimento e ocorre apenas quando ocorre entrada de água a temperatura mais baixa no reservatório.

Após segmentar os dados, é possível calcular os declives dos quatro casos e através destes obter os diferentes valores das deformações. Sendo que o declive de arrefecimento é utilizado para subtrair ao valor do declive de arrefecimento com deformação de modo a obter o valor do declive da deformação isolado, utiliza-se a mesma metodologia no caso de aquecimento.

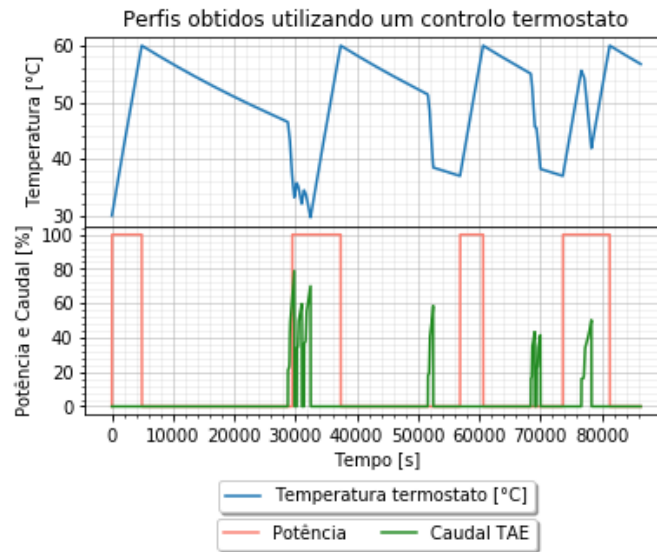


Figura 4.15: Resultado do simulador para um perfil de utilização aleatório

Para que se tenha uma amostra significativa de declives, gerou-se 50 dias de utilização do TAE. Após uma análise dos declives de deformação obtidos, verificou-se que estes tinham um comportamento linear com a variação entre a temperatura de entrada de água no reservatório e a temperatura a que o reservatório se encontrava no instante em que água começou a entrar no sistema. Na imagem 4.16 é possível observar este facto, onde o eixo horizontal é a variação de temperatura mencionada e o eixo vertical é o declive de deformação resultante.

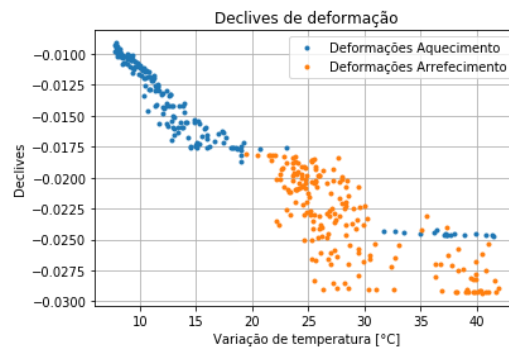


Figura 4.16: Declives de deformação resultantes para 50 dias de utilização

Desta forma, é possível obter um declive geral que define o comportamento da deformação na temperatura causada pela entrada de água no TAE. Este declive será utilizado para atualizar os declives de arrefecimento e aquecimento utilizados nos blocos e, conseqüentemente, obter a resposta necessária para que o sistema atinja a temperatura desejada.





## Capítulo 5

# Análise de resultados

No presente capítulo serão discutidos os resultados obtidos a partir da solução apresentada ao longo deste documento. Devido a não ser possível aplicar a solução a um TAE, pois não se teve acesso a um, optou-se por simular o comportamento do TAE com base no simulador criado.

Através do simulador, o algoritmo aplicado vai tornar-se mais robusto, pois há a possibilidade de gerar uma quantidade bastante superior de dados, o que através de dados reais não seria possível devido a limitações de tempo. Devido à facilidade de alterar variáveis no simulador, pode-se criar situações extremas conferindo maior robustez ao algoritmo, que possivelmente a partir de um TAE ou protótipo não seria praticável. Deste modo os declives obtidos terão uma maior variedade de casos e vão-se adaptar às necessidades de uma melhor forma.

A utilização do simulador vem substituir a informação que seria obtida através dos sensores que seriam implementados no TAE. Este irá ser utilizado para obter a temperatura média da água no reservatório, assim como também irá gerar o perfil da resistência de aquecimento no caso em que o TAE funciona a partir de um termostato, deste modo é possível fazer a comparação entre as energias consumidas.

Antes de aplicar o cálculo da temperatura média no TAE é necessário definir os blocos em que vai ocorrer a utilização de água quente, assim como calcular os declives de aquecimento, arrefecimento e deformação. Para tal optou-se por gerar perfis de utilização para 50 dias e a partir desta informação obter as variáveis necessárias ao cálculo do dia a analisar.

Após obter esta informação é possível iniciar o ciclo na qual se obteve a temperatura média ao longo do dia em análise. O código implementado em Python para realizar este processo é apresentado esquematicamente na figura 5.1.

O ciclo é executado 144 vezes porque o tamanho do bloco foi definido como tendo 10 minutos, conseqüentemente a divisão de um dia por blocos de 10 minutos origina 144 blocos. Em cada bloco há a verificação se é necessário definir um novo aglomerado de blocos *Start*, tal como é mencionado na secção 4.2.1. Posteriormente, mediante o tipo de bloco a que o ciclo se encontra e o estado dos atuadores, o algoritmo irá definir a temperatura do TAE assim como a potência necessária a ceder à resistência para cada segundo dos 10 minutos que o bloco possui. É de referir que a temperatura inicial de cada bloco é obtida através do simulador.

A temperatura que é obtida no simulador é adquirida através do perfil da resistência de aquecimento calculada no passo anterior pela solução desenvolvida e do volume de

água quente que sai do reservatório a cada segundo. O volume de água é calculado com base na temperatura média no instante anterior e o perfil de caudal consumido nos pontos de utilização. Este perfil é definido aleatoriamente, tal como foi explicado na secção 4.3.1.

Deste modo, é possível obter a evolução da temperatura ao longo do tempo quando aplicada a solução desenvolvida. Para que seja possível haver uma comparação, utilizando o mesmo perfil de caudal nos pontos de utilização e mantendo as mesmas variáveis iniciais, calculou-se a temperatura média do TAE para o caso em que o controlo aplicado é um termostato.

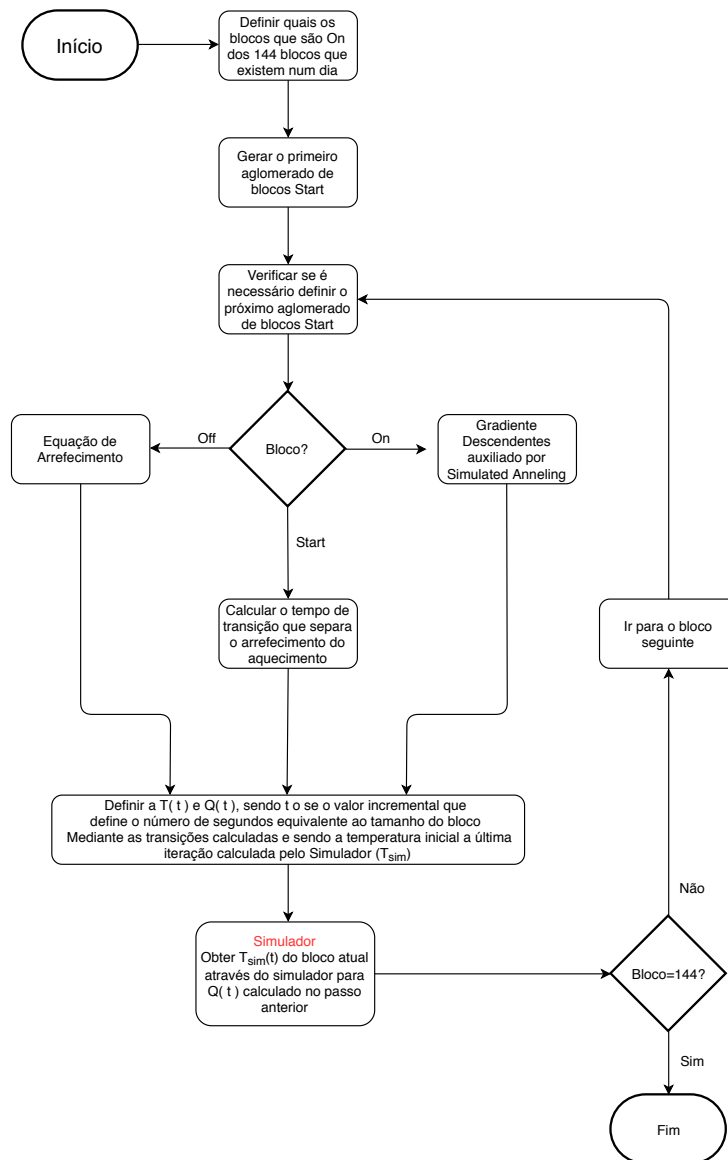


Figura 5.1: Fluxograma do código implementado para gerar os resultados

Após aplicar o fluxograma descrito anteriormente é necessário comparar com o resultado obtido através do simulador que opera via termostato. Para tal, neste capítulo são exibidas estas comparações e é feita uma análise da melhoria percentual utilizando

a solução desenvolvida.

Desta forma, em cada caso de estudo irão ser obtidos três perfis de temperatura diferentes, o perfil gerado pela solução e dois perfis obtidos pelo simulador. De forma a facilitar a compreensão, é explicado de uma forma resumida como é obtido cada perfil do simulador e de que modo são utilizados.

Estes dois apenas diferem no perfil da resistência de aquecimento. Um dos perfis utiliza o perfil da resistência calculado pela solução desenvolvida juntamente com o perfil de caudal de modo a representar a temperatura a cada segundo do TAE. Este perfil de temperatura é utilizado para obter os valores que seriam adquiridos pelo sensor de temperatura, mais precisamente, a temperatura ao início de cada bloco. Para além desta função, o perfil de temperatura também é usado para comparar se com a solução desenvolvida se obtém melhor conforto térmico face ao controlo *On/Off*.

Em relação ao segundo perfil gerado pelo simulador, este utiliza o mesmo perfil de caudal, no entanto, o perfil da resistência é diferente, sendo este definido segundo um termostato tal como foi explicado na secção 4.3.1. Este é utilizado para verificar as melhorias ocorridas entre a solução realizada e o perfil esperado de um TAE genérico que utilize apenas o controlador *On/Off*.

## 5.1 Primeiro caso de estudo

Para o primeiro caso de estudo foi feita a otimização com base nos valores apresentados na tabela 5.1. A partir destes foram calculados dois perfis de temperatura ao longo de um dia, utilizando a solução desenvolvida e aplicando o controlo termostato. Através destes dois perfis e os perfis de cedência de energia respetivos, é possível fazer as comparações necessárias de modo a avaliar a sua performance.

Tabela 5.1: Valores utilizados para gerar a primeira solução

Variável	Valor atribuído	Unidades
$T_{in}$	18	$^{\circ}C$
$V_t$	$80 \times 10^{-3}$	$m^3$
$\rho$	995	$kg/m^3$
$c$	4186	$J/kg^{\circ}C$
$h$	3	$W/m^2K$
raio	0,486	m
altura	0,81	m
$T_{amb}$	15	$^{\circ}C$
Potência	2200	W
$T_{min}$	37	$^{\circ}C$
$T_{max}$	60	$^{\circ}C$

Utilizando a solução desenvolvida ao longo deste documento e com base nos valores anteriormente mencionados, é possível obter o gráfico presente na figura 5.2. Neste gráfico são apresentados quatro perfis, os primeiros dois definem a temperatura ao longo de um dia e os restantes apresentam o perfil da resistência e o caudal que é extraído do TAE. Estes são definidos percentualmente para facilitar a sua visualização. É de referir que a percentagem calculada para o perfil de caudal é obtida através da divisão

do caudal extraído do TAE pelo caudal máximo possível de obter neste.

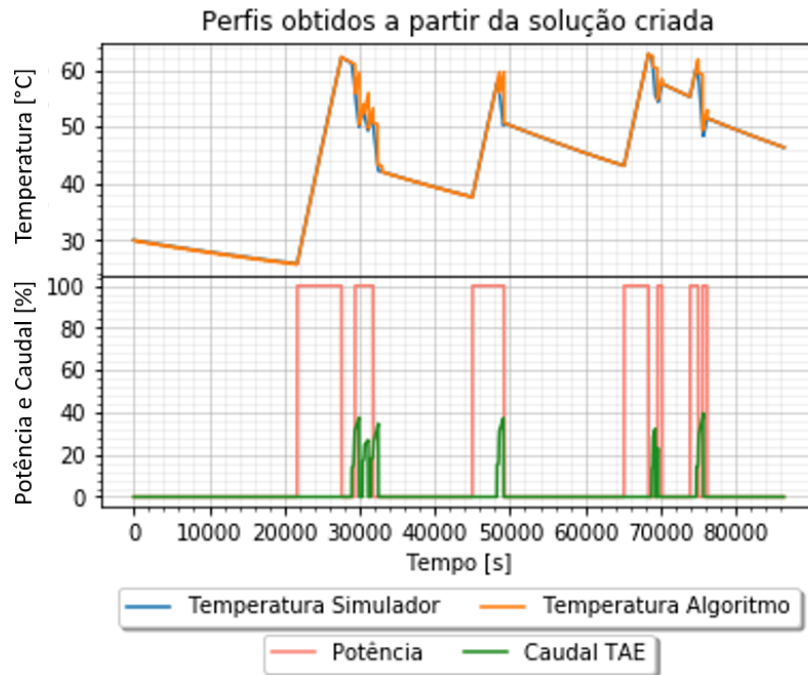


Figura 5.2: Perfis de temperatura, potência e caudal obtidos utilizando a solução criada

No subgráfico superior são apresentados os perfis de temperatura para o dia a analisar. Um perfil representa a temperatura obtida pelo simulador, enquanto que o segundo perfil define a aproximação da temperatura utilizando a solução desenvolvida neste documento. Estas são bastante similares devido à temperatura no início de cada bloco, no caso do perfil de temperatura obtido através da solução desenvolvida, ser adquirida a partir do simulador, representando o valor obtido através de sensores de temperatura para o instante de tempo desejado.

Após analisar estes dois perfis é possível afirmar que a aproximação feita através dos coeficientes é bastante próxima em comparação à temperatura real do sistema, observando-se apenas maiores desfasamentos quando há entrada de água a temperatura mais baixa no reservatório, ou seja, quando há consumos de água por parte do utilizador.

No subgráfico inferior da figura 5.2 também são exibidos dois perfis, sendo estes apresentados percentualmente. O perfil Potência indica os intervalos de tempo em que foi cedida corrente à resistência de aquecimento, onde os tempos de transição são definidos através dos cálculos exercidos por parte dos blocos *On* e *Start*. Estes blocos ocorrem principalmente antes e durante as utilizações previstas pela solução. Por fim, é apresentado o perfil de caudal de água quente que é cedido por parte do TAE.

De modo a ser possível fazer uma comparação em relação ao que o TAE executaria sem que lhe fosse aplicado qualquer tipo de melhoria, foi utilizado o simulador com um controlo termostato utilizando os limiares  $T_{min}$  e  $T_{max}$ , obtendo, deste modo, o gráfico da figura 5.3.

Na figura 5.3, o primeiro subgráfico apresenta a temperatura média no TAE para

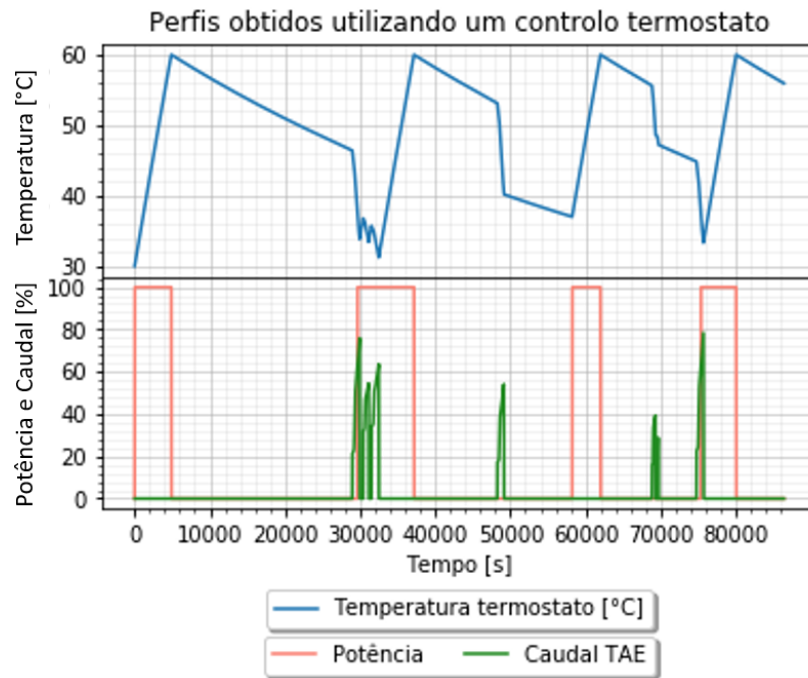


Figura 5.3: Perfis de temperatura, potência e caudal obtidos utilizando o controle *On/Off*

o dia em análise, enquanto que o segundo subgráfico, à semelhança do gráfico anterior, exhibe o perfil de caudal de água quente que provém do TAE, assim como os intervalos de tempo em que a resistência de aquecimento esteve ativa.

Como se pode observar na figura 5.3 os consumos de caudal são em média bastante superiores em comparação aos obtidos aplicando a solução desenvolvida. Na figura 5.4 é possível verificar este facto com mais detalhe.

Nesta figura são comparados três caudais distintos, o caudal no ponto de utilização que possui a água à temperatura desejada, ou seja, neste ponto a água quente proveniente do TAE foi misturada com água a temperatura ambiente de modo a atingir a temperatura regulada pelo utilizador, o caudal à saída do reservatório utilizando um controle *On/Off* e por fim o caudal à saída do reservatório utilizando a solução desenvolvida.

O caudal obtido através da solução desenvolvida é bastante inferior quando comparado ao caudal obtido através do controle pré-definido de um TAE. Este acontecimento é justificado devido à temperatura da água no reservatório se encontrar a um valor mais elevado no início das utilizações quando aplicada a solução desenvolvida em comparação ao controle *On/Off*. Esta diferença de temperaturas pode ser analisada em mais detalhe na figura 5.5. Assim sendo, para obter a mesma temperatura desejada no ponto de utilização, quanto mais elevada for a temperatura da água menor quantidade de água do TAE será necessária.

Esta diferença de temperatura no ponto inicial de uma utilização deve-se ao controle *On/Off* ter aquecido a água até aos 60 graus Celsius quando não havia necessidade, deixando a arrefecer até que fosse utilizada. Enquanto que a solução desenvolvida apresenta valores próximos de 60 graus Celsius sempre que ocorre uma utilização de água

quente por parte do utilizador, tal como se pode observar na figura 5.5.

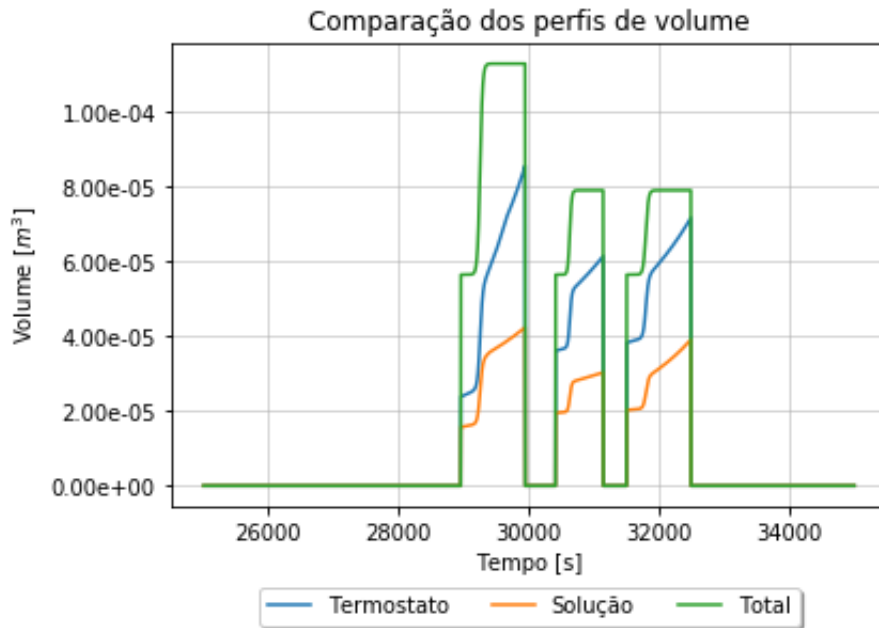


Figura 5.4: Comparação dos caudais de água consumidos no primeiro aglomerado de utilizações

Analisando a figura 5.5 é possível observar, entre os 45000 e os 55000 segundos, uma grande discrepância entre as variações de temperatura durante as utilizações de água nos dois controlos, quando a temperatura a que a utilização de água é inicializada apenas varia 5 graus Celsius. Isto ocorre devido à resistência de aquecimento, no caso da solução desenvolvida, estar acionada. Enquanto que no controlo via termostato a resistência não está em funcionamento. Sendo que neste caso a resistência só será acionada quando a temperatura atingir o limiar inferior.

Através da aplicação da solução desenvolvida foi possível economizar 13,71% da energia cedida ao TAE em comparação à energia cedida pelo controlo termostato, para além desta melhoria também se garantiu uma temperatura com maior conforto térmico durante as utilizações, isto porque a temperatura mais baixa registada durante uma utilização foi aproximadamente 42 graus Celsius, enquanto que através do controlo *On/Off* a temperatura mais baixa registada foi sensivelmente 31 graus Celsius, valor bastante inferior à temperatura desejada definida (37 graus Celsius). É de referir que o simulador considera a temperatura média do reservatório, logo, num TAE as temperaturas nos dois casos seriam superiores devido à captação de água ser exercida na estratificação que possui a temperatura mais elevada num TAE.

Esta economia de energia elétrica foi possível devido a haver grande similaridade entre os blocos onde foi prevista a utilização e a utilização efetiva de água quente, esta semelhança pode ser observada no histograma presente na figura 5.6.

Portanto, torna-se relevante analisar os perfis resultantes quando as utilizações de água quente são em blocos desfasados da rotina definida. Para tal, gerou-se um perfil aleatório onde foram alteradas as médias e os desvios padrões da distribuição normal, gerando deste modo um novo perfil de utilização. Como pode ser observado na figura

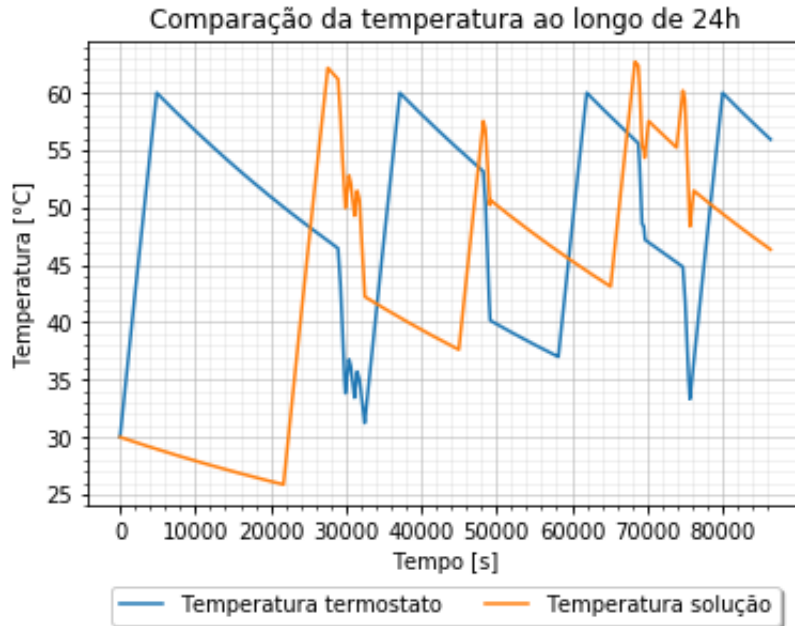


Figura 5.5: Comparação das temperaturas obtidas utilizando a solução desenvolvida e um controlo *On/Off*

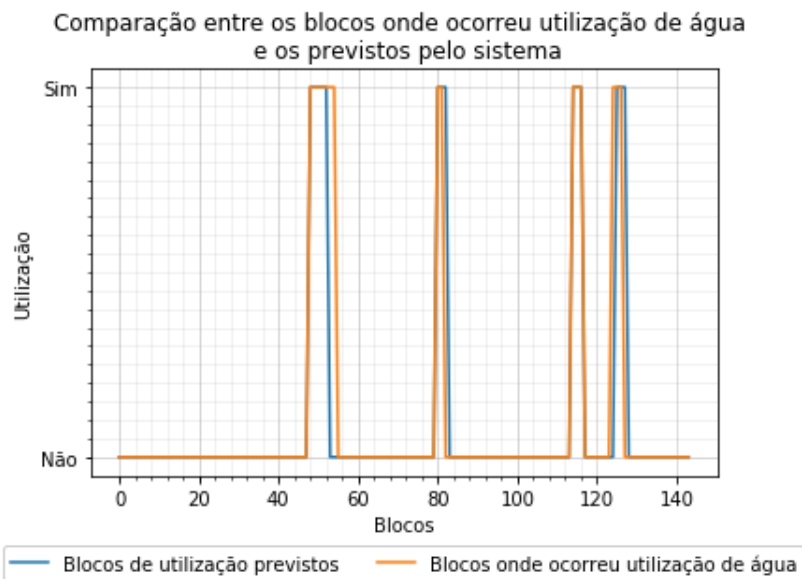


Figura 5.6: Comparação entre as ocorrências de utilização de água e as previstas pelo sistema

5.7, o perfil de utilização previsto e o perfil de utilização do dia a analisar possuem uma maior diferença.

Através da análise deste histograma é possível antever que no gráfico de temperatura média do TAE irá ocorrer maiores desperdícios de energia térmica após a temperatura média atingir 60 graus Celsius, pois o bloco onde esta temperatura foi requerida está

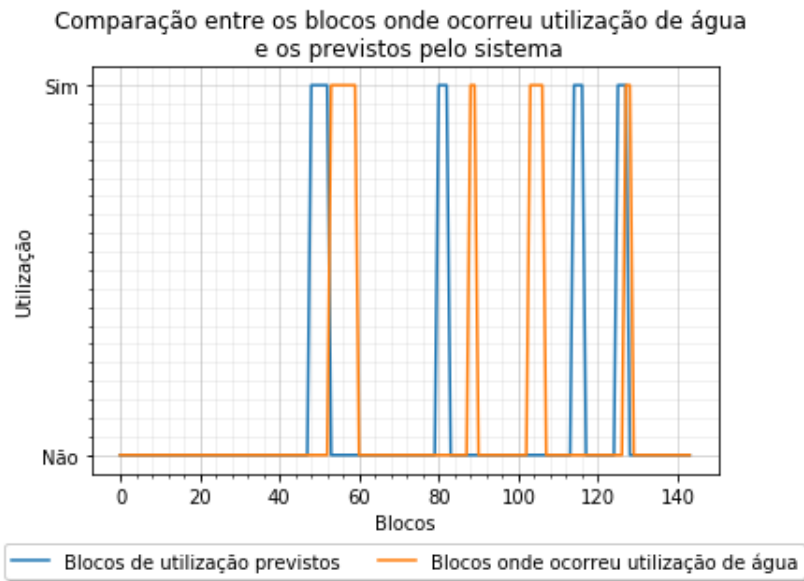


Figura 5.7: Desfasamento entre as ocorrências previstas e as reais

bastante afastado em relação ao bloco em que se irá dar a utilização de água quente. Isto pode ser observado no gráfico presente na figura 5.8, por exemplo, no intervalo de 28000 a 32000 segundos.

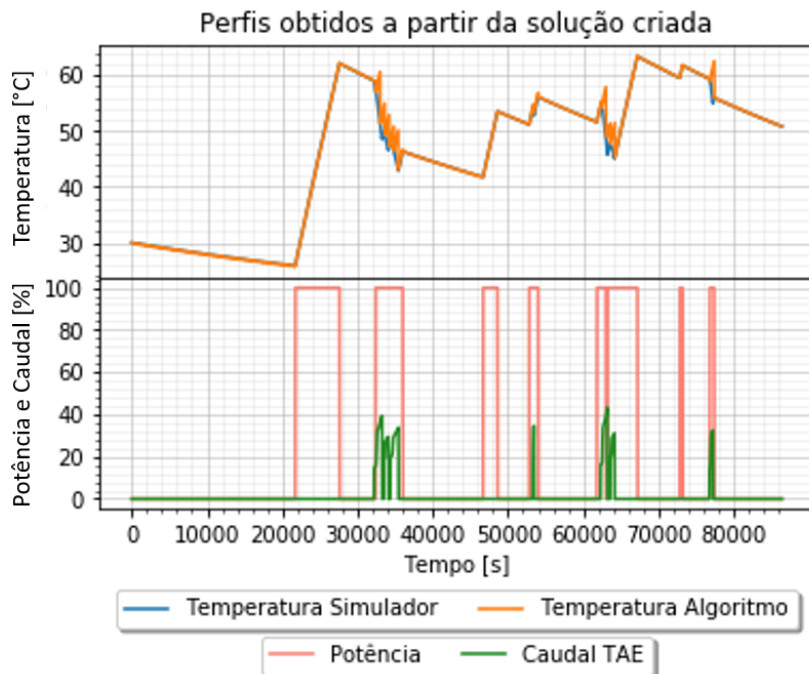


Figura 5.8: Perfis utilizando a solução criada para rotinas desfasadas

Embora ocorra maiores desperdícios de energia, é de notar que a temperatura da água no TAE mantém-se acima da temperatura requerida na utilização, o mesmo não



se verifica quando aplicado o controlo *On/Off*, como pode ser observado na figura 5.9.

A aplicação da solução desenvolvida dispõe de um desperdício energético superior em relação ao caso apresentado anteriormente, ainda assim obteve-se uma eficiência positiva de 3,91% em relação ao controlo termostato. Além disso, a solução desenvolvida confere maior conforto térmico ao utilizador, visto que utilizando o termostato, a temperatura alcança aproximadamente 28 graus Celsius durante a utilização, sendo este valor bastante baixo em relação ao requerido pelo utilizador no ponto de consumo. No caso da solução desenvolvida o valor mínimo de temperatura durante a utilização de água quente é de 43 graus Celsius.

Como a temperatura durante a utilização de água é inferior à temperatura requerida nos pontos de consumo, então o volume de água no ponto de utilização é totalmente proveniente do TAE, podendo observar-se esse acontecimento na figura 5.10 na última utilização do segmento apresentado.

É de referir que para poder obter os perfis quando à grande defasamento entre os blocos previstos e os de utilização de água quente, foi necessário adicionar um controlo adicional para redefinir o tipo de bloco conforme o estado da electroválvula.

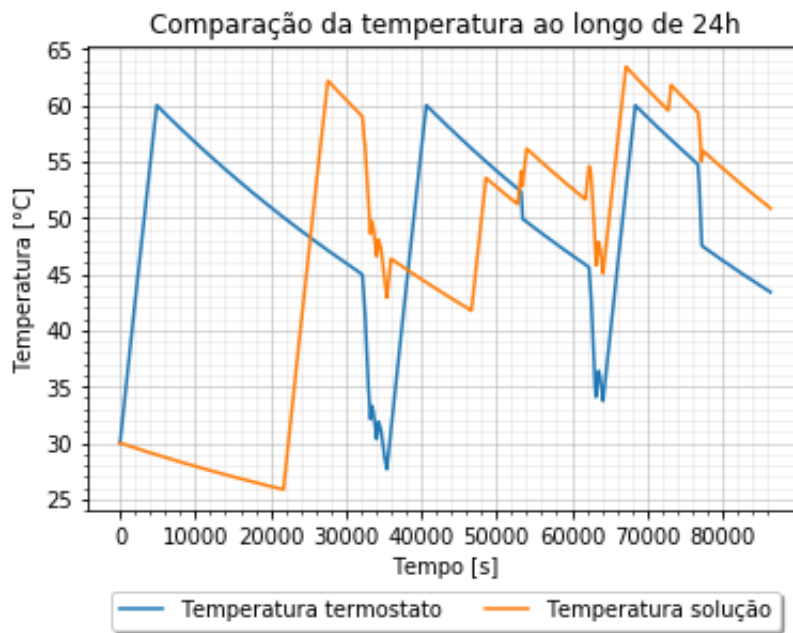


Figura 5.9: Comparação entre as temperaturas obtidas usando a solução desenvolvida e o controlo *On/Off* para rotinas desfasadas

De modo a obter a economia média ao longo de vários dias executou-se o mesmo procedimento definido anteriormente para vários dias, onde cada dia calculado contribui para a informação dos históricos e a temperatura inicial para o dia seguinte consiste na última adquirida no cálculo do perfil anterior. Esta aquisição pode ser analisada na figura 5.11 onde são apresentados os melhoramentos em relação ao controlo termostato ao longo de 50 dias.

Na figura 5.11 é possível observar grandes oscilações nos valores da economia ao longo dos dias, estes justificam-se através da precisão em que os blocos *On* são definidos, sendo que o melhoramento é tanto maior quanto os desfasamentos entre os blocos *On*

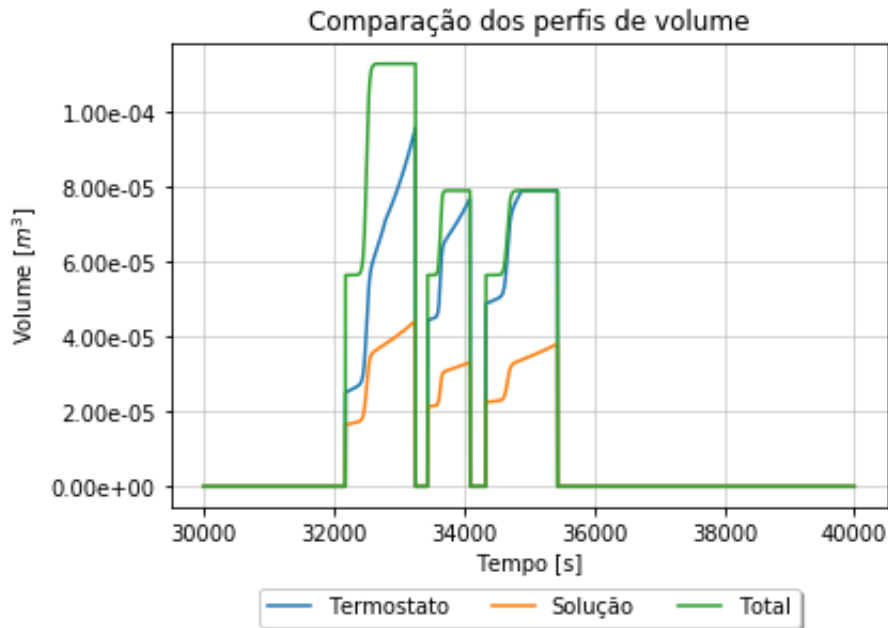


Figura 5.10: Comparação entre os caudais de água consumida para rotinas desfasadas

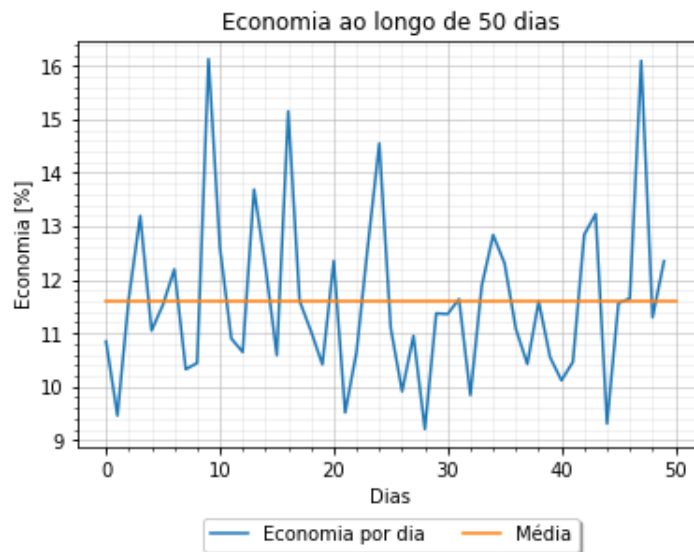


Figura 5.11: Aquisição das economias resultantes para 50 dias consecutivos

e os blocos onde ocorre a utilização são menores. Através da solução implementada obteve-se uma redução energética média de 11,6%. Para além deste facto também é importante a temperatura a que a água está quando esta é utilizada. Se a temperatura da água, utilizando um controlo *On/Off*, estiver próxima dos 60 graus Celsius ao início das utilizações, então a economia da solução desenvolvida não vai ser tão significativo em relação ao controlo obtido com a solução desenvolvida.

## 5.2 Segundo caso de estudo

De modo a verificar a generalidade da solução desenvolvida, vai se realizar o mesmo estudo para um TAE com propriedades totalmente diferentes, para tal alterou-se a volumetria e, conseqüentemente, o raio e a altura, o coeficiente do isolamento e, por fim, a potência da resistência de aquecimento, encontrando-se estes valores atribuídos na tabela 5.2.

Tabela 5.2: Valores utilizados para gerar a informação do segundo caso de estudo

Variável	Valor atribuído	Unidades
$V_t$	$50 \times 10^{-3}$	$m^3$
h	2,31	$W/m^2K$
raio	0,486	m
altura	0,585	m
Potência	1600	W

Aplicando a solução desenvolvida aos dados exibidos na tabela 5.2, sem que seja alterado o código desenvolvido, obtém-se o gráfico apresentado na figura 5.12. Como pode ser observado nesta figura as temperaturas atingidas após cada utilização são inferiores às apresentadas no primeiro caso de estudo. Este acontecimento deve-se ao TAE possuir uma volumetria mais pequena e uma potência menor para um perfil de utilização semelhante ao caso anterior, assim sendo, quando à entrada de água no sistema, esta causará uma maior descida na temperatura média da água no TAE. Daí ser necessário ter em conta o perfil de utilização de água quente quando se faz a compra de um TAE.

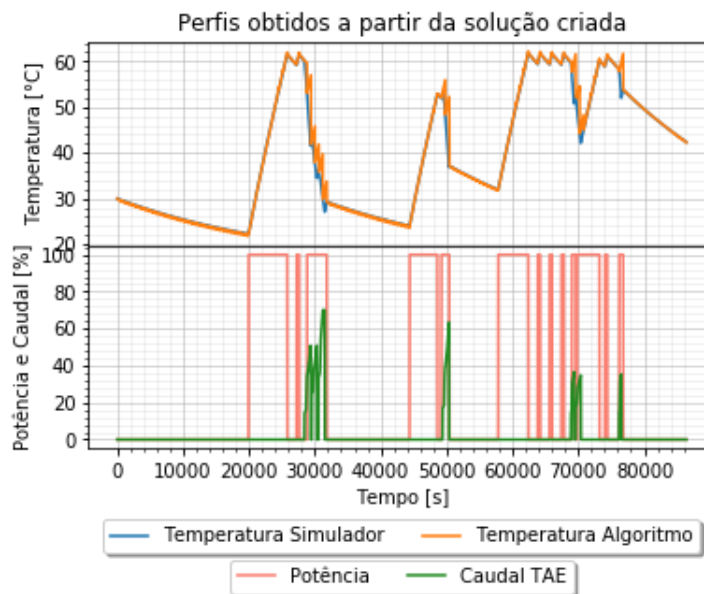


Figura 5.12: Perfis obtidos utilizando a solução criada para o segundo caso de estudo

Na figura 5.12 é possível observar várias transições no estado da resistência entre os 60000 e os 70000 segundos, isto deve-se ao facto de os coeficientes de arrefecimento e aquecimento terem sido adquiridos com pouca precisão fazendo com que o cálculo

dos blocos categorizados como *Start* tenha sido mal executado e consequentemente haja desfasamento entre o alcance dos 60 graus Celsius e o início da utilização. Este erro pode ser incrementado pela má previsão dos blocos onde iriam ocorrer a utilização, no entanto o mesmo não se verifica, visto que os blocos previstos e os que ocorreram utilização estão muito próximos, tal como demonstra a figura 5.13.

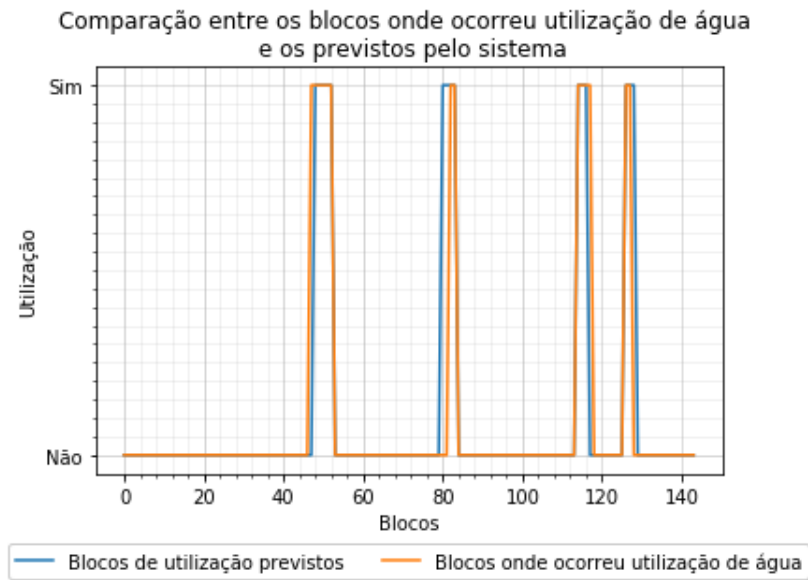


Figura 5.13: Desfasamento entre as utilizações previstas e reais para o segundo caso de estudo

Apesar de a temperatura atingida através da solução desenvolvida ser inferior ao primeiro caso de estudo, num TAE que apenas use o controlo *On/Off* a temperatura atingida continua a ser mais baixa do que a obtida utilizando a solução. Esta pode ser observada na figura 5.14, onde a temperatura mínima atingida durante as utilizações ronda os 27 graus Celsius.

Esta descida de temperatura ocorre no controlo *On/Off* devido a apenas ser cedida energia quando a temperatura está abaixo do limiar inferior definido, esta transição no estado da resistência pode ser observada no subgráfico inferior da figura 5.15.

Devido à temperatura obtida pelo controlo *On/Off* ser inferior à desejada no ponto de consumo, a água que é utilizada no ponto de consumo provém totalmente do TAE, podendo esta ocorrência verificar-se no gráfico do perfil de consumo na figura 5.16, onde, na última utilização do segmento apresentado, o volume que é adquirido do TAE é igual ao volume no ponto de consumo.

Neste caso de estudo, apesar dos coeficientes pouco precisos obtidos, obteve-se uma economia em relação ao controlo *On/Off* de 8,16%.

De modo a evitar que o erro obtido na aquisição dos coeficientes se propague para as classificações de blocos *Start* seguintes, foi necessário aplicar ao algoritmo desenvolvido uma verificação do número de blocos de desfasamento entre o bloco onde ocorre utilização de água e o bloco onde é atingida a temperatura de 60 graus Celsius.

Com intuito de diminuir o erro, quando se inicia uma utilização de água por parte do utilizador (primeiro bloco de cada aglomerado *On*), esta condição é verificada através

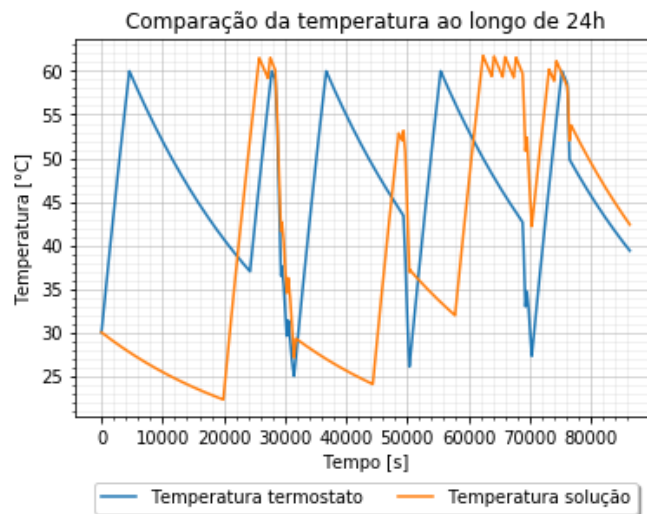


Figura 5.14: Comparação das temperaturas obtidas a partir da solução desenvolvida e de um controle *On/Off* para o segundo caso de estudo

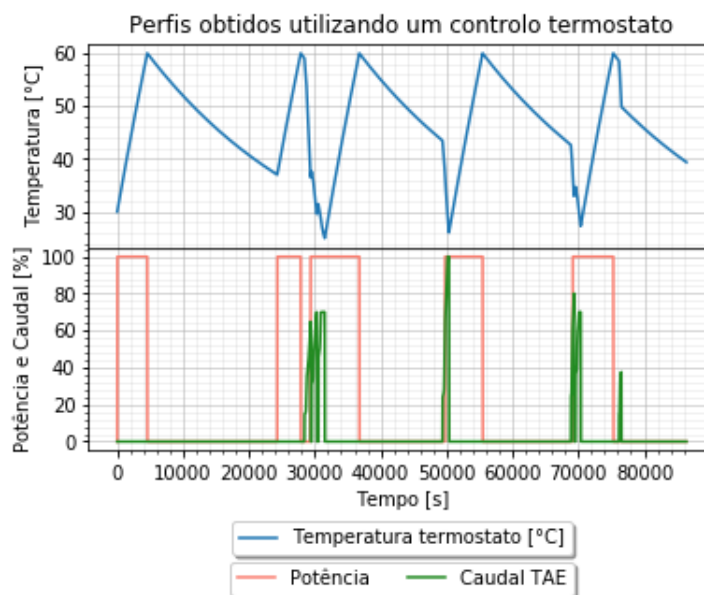


Figura 5.15: Perfis obtidos utilizando o controle *On/Off* para o segundo caso de estudo

do desfasamento entre blocos onde ocorreu a utilização de água e os blocos previsto pelo sistema. Caso este último desfasamento seja pequeno e o desfasamento que considera a temperatura da água for considerável, então será calculado um novo declive para o aquecimento, este faz média ponderada com os declives anteriormente obtidos.

Optou-se por esta metodologia devido a se verificar que o resultado final praticamente mantém-se inalterado para pequenas variações nos declives de aquecimento, pois a temperatura ao início de cada bloco é corrigida. Assim sendo, mesmo que se perca exatidão no declive de aquecimento, obtém-se melhoramentos na performance total do TAE.

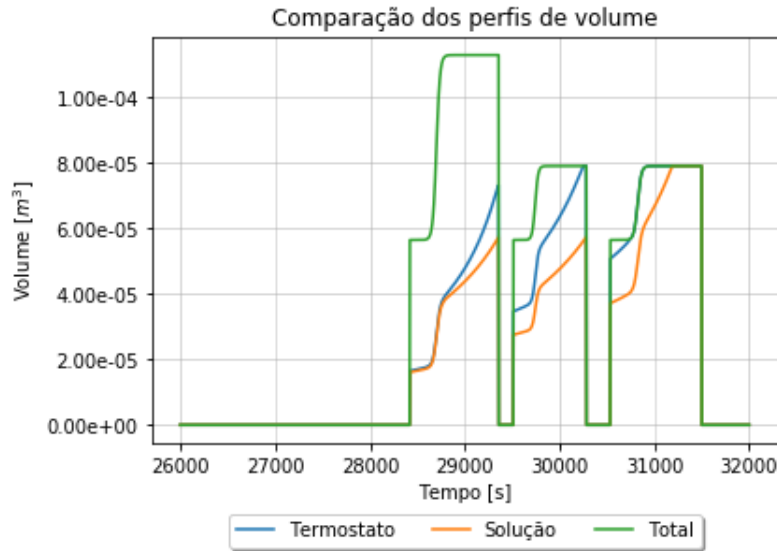


Figura 5.16: Comparação entre os perfis de volume de água consumida para o segundo caso de estudo

De modo a não ter que se armazenar todos os declives anteriormente calculados, para não ocupar espaço desnecessariamente no microcontrolador, optou-se por registrar o número de vezes que foi obtido um novo declive,  $N_d$ . Através desta variável é possível obter o novo declive de aquecimento, através de

$$D_{novo} = D_{ant} \frac{(N_d - 1)}{N_d} + \frac{\Delta Y}{\Delta X} \frac{1}{N_d} \quad (5.1)$$

onde,

$D_{ant}$  - Declive de aquecimento anterior;

$D_{novo}$  - Declive de aquecimento atualizado;

$N_d$  - Número de vezes que o declive de aquecimento foi atualizado;

$\Delta X$  - Variação de tempo desde o início dos blocos *Start* até que se inicie a utilização de água quente;

$\Delta Y$  - Variação de temperatura causada pelo aglomerado de blocos *Start*.

A figura 5.17 exemplifica um dos casos em que foi necessário fazer a atualização do declive de aquecimento, sendo demonstrado os intervalos de tempo e temperatura necessários ao cálculo do declive.

Deste modo, obtém-se um menor erro ao longo da utilização da solução desenvolvida, devido à capacidade de adaptação que foi conferida ao declive de aquecimento.

Utilizando esta metodologia é possível atingir perfis de temperatura mais aceitáveis, alcançando uma eficiência de 11,69%, isto porque já não ocorrem tantos blocos com o objetivo de manter a temperatura a 60 graus Celsius, tal como se pode observar na figura 5.18.

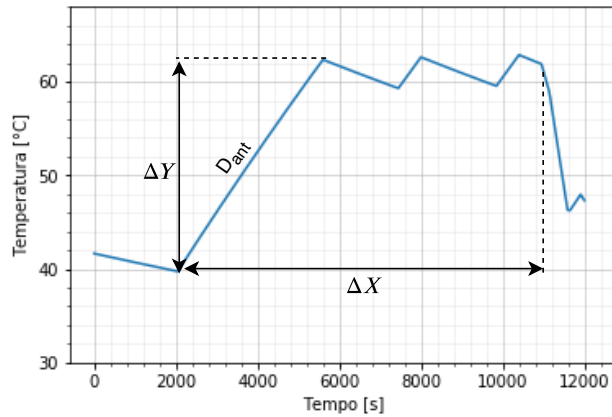


Figura 5.17: Exemplificação do perfil de temperatura que necessita de atualização do declive de aquecimento

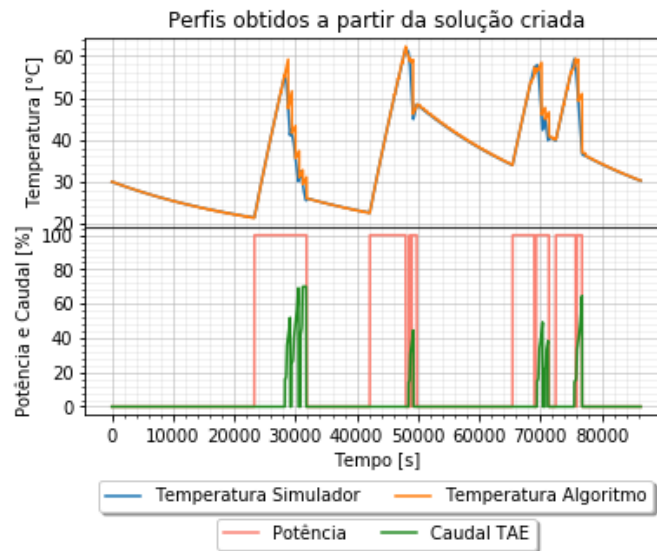


Figura 5.18: Perfis obtidos usando o declive de aquecimento adaptativo ao longo do tempo

### 5.3 Terceiro caso de estudo

De modo a finalizar a exposição de casos de estudo, é exibido um último onde se fez variar as constantes que definem as propriedades de um TAE, novamente. As variáveis utilizadas são apresentadas na tabela 5.3.

Aplicando o código desenvolvido às novas propriedades do TAE, obtém-se o perfil de temperatura apresentados na figura 5.19.

Como pode ser observado no subgráfico superior da figura 5.19, as temperaturas da água durante as utilizações são bastante superiores em relação aos casos anteriores. A temperatura durante as utilizações mantém-se superior em relação aos outros dois casos de estudo devido à volumetria neste TAE ser superior. Deste modo, como há mais

Tabela 5.3: Valores utilizados para gerar os dados do terceiro caso de estudo

Variável	Valor atribuído	Unidades
$V_t$	$100 \times 10^{-3}$	$m^3$
h	2,68	$W/m^2K$
raio	0,486	m
altura	0,96	m
Potência	2000	W

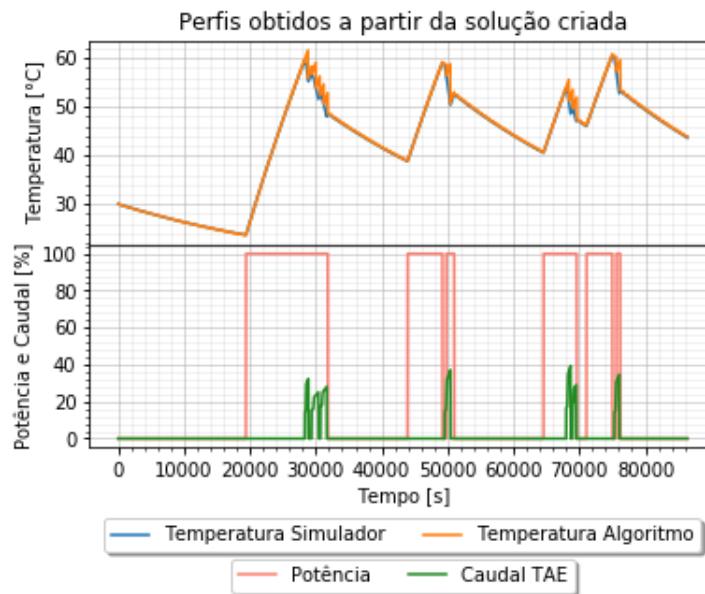


Figura 5.19: Perfis obtidos utilizando a solução criada para o terceiro caso de estudo

volume de água, a temperatura média no reservatório tende a variar menos para caudais semelhantes.

Neste caso de estudo, à semelhança dos anteriores, também possui temperaturas de água superiores durante as utilizações em relação ao controlo *On/Off*, esta diferença pode ser observada na figura 5.20.

Nesta figura pode ser observado que no terceiro aglomerado de utilizações, que ocorrem aproximadamente aos 70000 segundos, a previsão da utilização de água quente não coincidiu com a real, fazendo com que a temperatura ao início da utilização não fosse 60 graus Celsius, como ocorre nos restantes aglomerados de utilizações, no entanto, devido ao aquecimento de água prévio conseguiu-se obter uma temperatura de aproximadamente 54 graus Celsius, sendo esta temperatura aceitável para a utilização, visto que continua superior à exigida pelo utilizador.

Devido às temperaturas durante a utilização analisada ser superior no caso da solução desenvolvida, então esta situação vai-se refletir inversamente nos caudais exigidos ao TAE, ou seja, quanto maior a temperatura da água menor caudal exigido vai ser necessário, este acontecimento pode ser observado na figura 5.21.

Com as propriedades definidas para este TAE e utilizando a solução desenvolvida, conseguiu-se obter uma economia de 9,53% face ao controlo *On/Off*.



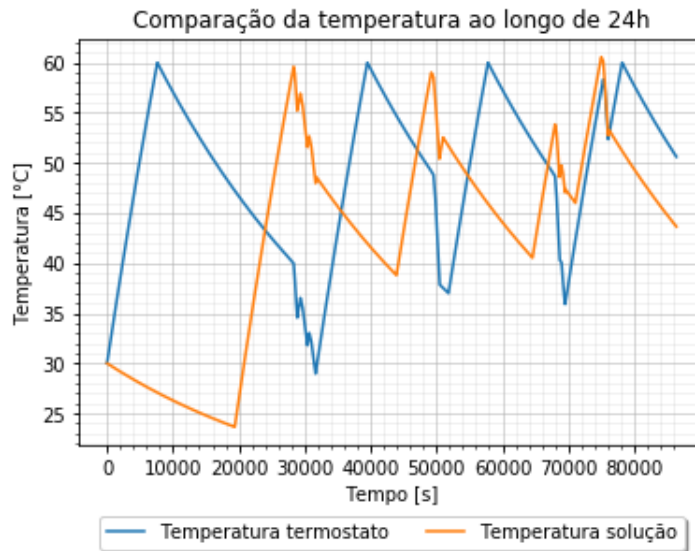


Figura 5.20: Comparação entre as temperaturas obtidas para o terceiro caso de estudo

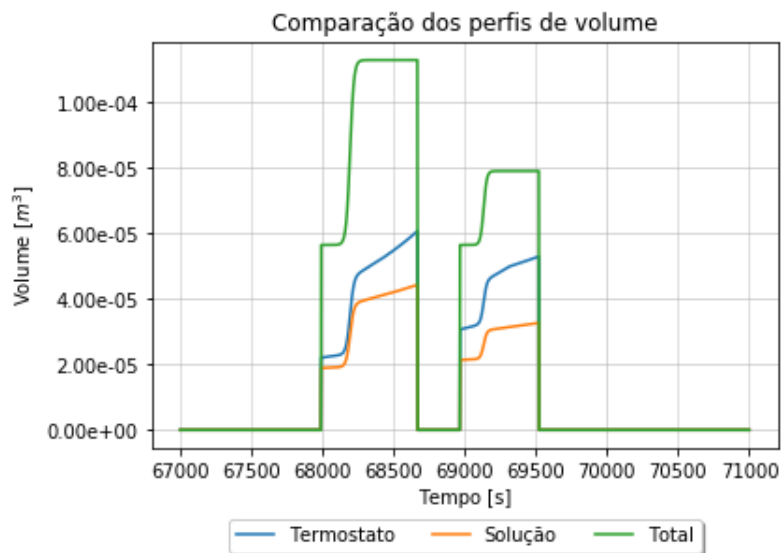


Figura 5.21: Comparação entre os perfis de volume de água consumida para o terceiro caso de estudo



## Capítulo 6

# Conclusão e trabalhos futuros

### 6.1 Conclusão

Com o trabalho desenvolvido obteve-se uma redução no consumo elétrico para diferentes TAE, assim como se conferiu um maior conforto térmico ao utilizador, devido ao reservatório ter água a temperaturas superiores quando se inicia uma utilização.

A partir do capítulo 5 pode-se garantir que a solução elaborada pode ser aplicada a qualquer TAE independentemente das propriedades que possuam, garantindo, desta forma, a generalidade da aplicação da solução desenvolvida. Nos TAE que possuem duas resistências de aquecimento, considerou-se que ambas são acionadas nos mesmo intervalos de tempo. No entanto, para este caso não se estudou as melhorias possíveis de obter com a solução desenvolvida, devido à necessidade de formular um simulador mais complexo. Este necessitaria de ter em conta a estratificação de temperatura, devido à segunda resistência poder afetar a temperatura na zona da termoclina. Para além desta consideração, também seria necessário estudar o modo como os TAE de duas resistências permutam o acionamento destas.

É de referir que a adaptabilidade do coeficiente de aquecimento e do histórico de utilizações de cada dia contribuem para o bom funcionamento da solução desenvolvida assim como da economia obtida.

Devido ao aumento de temperatura garantido no início da utilização de água, permitiu-se que fosse utilizada menos água proveniente do TAE no ponto de consumo. Como a compra dos TAE deve ser baseado no perfil de consumo dos utilizadores que vão usufruir deste equipamento, então, devido à solução desenvolvida consumir menos caudal, o mesmo TAE pode ser utilizado a perfis de consumo superiores. Enquanto que com um TAE com um controlo *On/Off* era necessário adquirir um TAE com maiores capacidades e, conseqüentemente, mais caro. Deste modo, além de economizar na eletricidade consumida, também é possível economizar na compra de um TAE, visto que o preço deste é tanto maior quanto a sua volumetria.

Concluindo, conseguiu-se obter boas economias de eletricidade em relação ao controlo *On/Off*, uma vez que estas foram obtidas considerando todas as limitações que cada TAE possui.

## 6.2 Trabalhos futuros

Como trabalhos futuros deveria ser testado uma nova metodologia de classificação de blocos, visto que estes definem os intervalos de tempo que está a ser desperdiçada energia quando a temperatura da água está alta.

Outro potencial trabalho futuro é criar um estimador para as durações do consumo e posteriormente definir o intervalo de tempo que a resistência de aquecimento deve permanecer ativa. Este trabalho consiste na análise do tempo que a resistência de aquecimento deve estar acionada durante a utilização de água quente, isto porque no trabalho desenvolvido foi considerado blocos do tipo *On* durante as utilizações. Estes baseiam-se na minimização da diferença de temperatura e consumos energéticos, mas como a temperatura perto do fim da utilização era baixa, o campo que tem mais peso era a minimização da diferença de temperatura, fazendo com que durante as utilizações de água, a resistência na maioria do tempo estivesse sempre acionada. Assim sendo, o trabalho consistia em analisar o tempo que falta para acabar a utilização assim como a temperatura atual da água e através desta informação verificar a possibilidade de desligar a resistência antes da utilização acabar, esta solução deve garantir que durante o período em que a resistência está desligada, a temperatura da água não deve ser inferior à requerida no ponto de consumo.

Para aumentar a veracidade da solução desenvolvida, é sugerido que esta solução seja aplicada a um TAE e, posteriormente, seja analisado os seus resultados.

# Bibliografia

- [1] PORDATA. PorData - Ambiente de Consulta; 2015. Visitado a 2019-08-08. Disponível em: <https://www.pordata.pt/DB/Portugal/Ambiente+de+Consulta/Tabela>.
- [2] Vulcano. Vulcano - Hot Water Solutions; 2013. Visitado a 2019-08-08. Disponível em: [https://www.vulcano.pt/consumidor/productos/category\\_771](https://www.vulcano.pt/consumidor/productos/category_771).
- [3] Vulcano. Termoacumuladores Elétricos;. Visitado a 2019-10-01. Disponível em: [https://vulcano-pt.resource.bosch.com/media/vulcano/documenta\\_o/cat\\_logo\\_de\\_produtos/2019\\_2/af\\_catalogo\\_termoacum\\_eletricos\\_2019\\_net.pdf](https://vulcano-pt.resource.bosch.com/media/vulcano/documenta_o/cat_logo_de_produtos/2019_2/af_catalogo_termoacum_eletricos_2019_net.pdf).
- [4] Fernandez-Seara J, Uhl FJ, Sieres J, et al. Experimental analysis of a domestic electric hot water storage tank. Part II: dynamic mode of operation. *Applied Thermal Engineering*. 2007;27(1):137–144.
- [5] Eames P, Norton B. The effect of tank geometry on thermally stratified sensible heat storage subject to low Reynolds number flows. *International Journal of Heat and Mass Transfer*. 1998;41(14):2131–2142.
- [6] Dolan PS, Nehrir MH, Gerez V. Development of a Monte Carlo based aggregate model for residential electric water heater loads. *Electric Power Systems Research*. 1996;36(1):29 – 35.
- [7] Booyens MJ, Engelbrecht J, Molinaro A. Proof of concept: Large-scale monitor and control of household water heating in near real-time. 2013;.
- [8] Nel P, Booyens MJ, van der Merwe B. A computationally inexpensive energy model for horizontal electric water heaters with scheduling. *IEEE Transactions on Smart Grid*. 2016;p. 48–56.
- [9] Chen Z, Wu L, Fu Y. Real-Time Price-Based Demand Response Management for Residential Appliances via Stochastic Optimization and Robust Optimization. *IEEE Transactions on Smart Grid*. 2012;3(4):1822–1831.
- [10] Ruelens F, Claessens BJ, Quaiyum S, De Schutter B, Babuška R, Belmans R. Reinforcement Learning Applied to an Electric Water Heater: From Theory to Practice. *IEEE Transactions on Smart Grid*. 2018;9(4):3792–3800.
- [11] Pires A. Desenvolvimento de automatismos e algoritmos de controlo inteligente para automatização e controlo de componentes habitacionais [Dissertação de Mestrado]. Univ. Aveiro; 2016.

- [12] da Silva JMF. *Optimização Energética de Equipamentos Domésticos no Sector Residencial em Portugal através do Modelo de Controlo Preditivo* [Dissertação de Mestrado]. FEUP; 2017.
- [13] Mitchell TM. Machine learning and data mining. *Communications of the ACM*. 1999;42(11).
- [14] Cherkassky V, Mulier FM. *Learning from data: concepts, theory, and methods*. John Wiley & Sons; 2007.
- [15] Rudin C, Wagstaff KL. Machine learning for science and society. *Machine Learning*. 2014;95(1):1–9.
- [16] Bishop CM. *Pattern recognition and machine learning*. springer; 2006.
- [17] Adam B, Smith IF. Reinforcement learning for structural control. *Journal of Computing in Civil Engineering*. 2008;22(2):133–139.
- [18] Nocedal J, Wright S. *Numerical optimization, series in operations research and financial engineering*; 2006.
- [19] Zeiler MD. ADADELTA: an adaptive learning rate method. *arXiv preprint arXiv:12125701*. 2012;.
- [20] Ruder S. An overview of gradient descent optimization algorithms. *arXiv*. 2016;Disponível em: <http://arxiv.org/abs/1609.04747>.
- [21] Johnson R, Zhang T. Accelerating stochastic gradient descent using predictive variance reduction. In: *Advances in neural information processing systems*; 2013. p. 315–323.
- [22] Darken C, Moody J. Towards faster stochastic gradient search. In: *Advances in neural information processing systems*; 1992. p. 1009–1016.
- [23] Agarwal N, Allen-Zhu Z, Bullins B, Hazan E, Ma T. Finding approximate local minima faster than gradient descent. In: *Proceedings of the 49th Annual ACM SIGACT Symposium on Theory of Computing*. ACM; 2017. p. 1195–1199.
- [24] Arora JS. *Introduction to Optimum Design*. ELSEVIER. 2012;p. 477–479.
- [25] Freund RM. *Penalty and Barrier Methods for Constrained Optimization*. Massachusetts Institute of Technology. 2004;p. 1–18.
- [26] Auslender A. Penalty and barrier methods: a unified framework. *SIAM Journal on Optimization*. 1999;10(1):211–230.
- [27] Freund RM. Algorithms for Constrained Optimization. *Methods*;(23):55–58.
- [28] Pham D, Karaboga D. *Intelligent optimisation techniques: genetic algorithms, tabu search, simulated annealing and neural networks*. Springer Science & Business Media; 2012.
- [29] Tan C. *Simulated Annealing*. vol. 3. In-Tech; 2008.

- [30] Rozenberg G, Bäck T, Kok JN, Corne DW, Heskes T, Hirvensalo M, et al. Handbook of Natural Computing. vol. 1-4. Springer Science; 2012.
- [31] Ingber L. Very fast simulated re-annealing. *Mathematical and Computer Modelling*. 1989;12(8):967–973.
- [32] Akram K, Kamal K, Zeb A. Fast simulated annealing hybridized with quenching for solving job shop scheduling problem. *Applied Soft Computing*. 2016;49:510–523.
- [33] Ingber L. Adaptive simulated annealing (ASA): Lessons learned. *Control and Cybernetics*. 1996;25(1):32–54.
- [34] FairChild. 6-Pin DIP Random-Phase Optoisolators Triac Driver Output MOC3010; 1995. Visitado a 2019-04-22. Disponível em: <http://www.farnell.com/datasheets/97984.pdf>.
- [35] Vulcano. Manual de instalação e utilização;. Visitado a 2019-08-10. Disponível em: <http://pt.documents1.vulcano.pt/download/pdf/file/6720647424.pdf>.
- [36] Integrated M. Datasheet : MAX6675;. Visitado a 2019-03-21. Disponível em: <https://datasheets.maximintegrated.com/en/ds/MAX6675.pdf>.
- [37] Leens F. An introduction to I2C and SPI protocols. *IEEE Instrumentation & Measurement Magazine*. 2009;12(1):8–13.
- [38] Allegro-MicroSystems. Datasheet : ACS712; 2007. Visitado a 2019-03-21. Disponível em: <https://www.sparkfun.com/datasheets/BreakoutBoards/0712.pdf>.
- [39] Systems E. Datasheet : ESP32-WROOM-32; 2019. Visitado a 2019-03-05. Disponível em: [https://www.espressif.com/sites/default/files/documentation/esp32-wroom-32\\_datasheet\\_en.pdf](https://www.espressif.com/sites/default/files/documentation/esp32-wroom-32_datasheet_en.pdf).
- [40] Bakken SS, Aulbach A, Schmid E, Winstead J, Wilson LT, Lerdorf R, et al. PHP manual. Zend Technologies, Ltd. 1997;.
- [41] Bulger B, Greenspan J, Wall D. MySQL/PHP database applications. John Wiley & Sons; 2003.
- [42] Delisle M. Mastering phpMyAdmin 3.1 for effective MySQL management. Packt Publishing Ltd; 2009.
- [43] Meloni JC. Sams Teach Yourself PHP, MySQL and Apache All in One. Sams Publishing; 2012.
- [44] Termia. Wire thermocouples;. Visitado a 2019-04-03. Disponível em: [http://www.termia.es/es\\_ES/en/termopares-de-cable/](http://www.termia.es/es_ES/en/termopares-de-cable/).
- [45] Arora JS. Introduction to Optimum Design. ELSEVIER. 2012;p. 667–668.
- [46] Yiu KFC, Liu Y, Teo KL. A hybrid descent method for global optimization. *Journal of Global Optimization*. 2004;28(2):229–238.

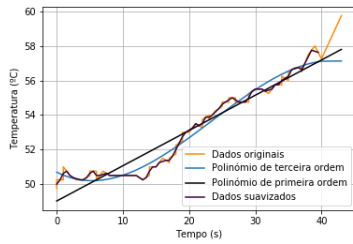
- [47] Gustafson MW, Baylor JS, Epstein G. Direct water heater load control-estimating program effectiveness using an engineering model. *IEEE Transactions on Power Systems*. 1993;8(1):137–143.
- [48] Hewitt GF, Shires GL, Bott TR. *Process heat transfer*. vol. 113. CRC press Boca Raton; 1994.
- [49] Theodore Bergman FI Adrienne Lavine, Dewitt D. *Fundamentals of Heat and Mass Transfer*. John Wiley & Sons, Inc.; 2012.
- [50] Baeta JPL. *Avaliação da prática actual de dimensionamento de redes domiciliárias de distribuição de água*. 2007;p. 32.



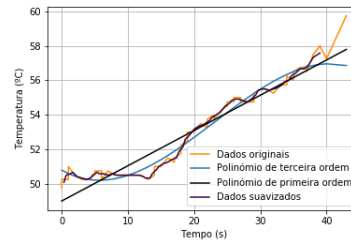
## Anexo A

# Suavização das curvas adquiridas

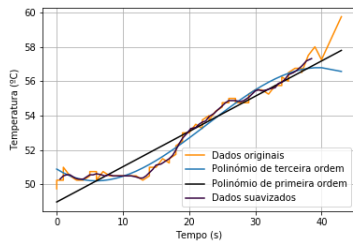
Neste anexo são exibidos os resultados de uma suavização dos dados através de uma janela móvel, sendo apresentados os gráficos onde a janela aplicada variou de 2 a 10. Para além da suavização, também são apresentados os dados originais e as curvas geradas através de um *curve fitting* para polinómios de primeira e terceira ordem. O cálculo destas equações foi realizado em *Python* com o auxílio da biblioteca *numpy*.



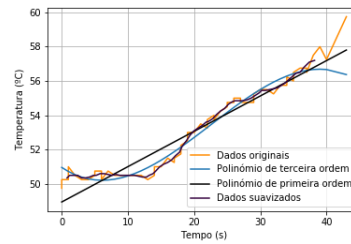
(a) Janela de tamanho 2



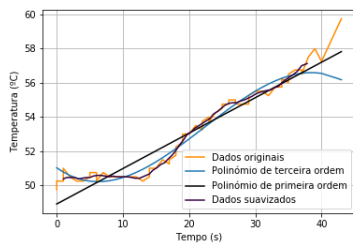
(b) Janela de tamanho 3



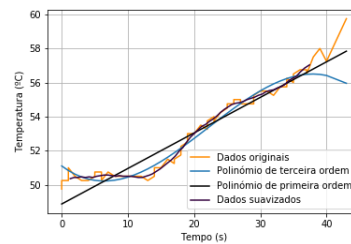
(c) Janela de tamanho 4



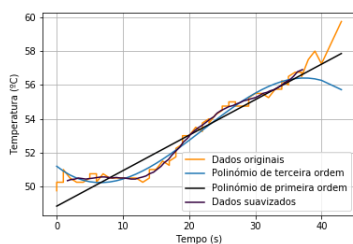
(d) Janela de tamanho 5



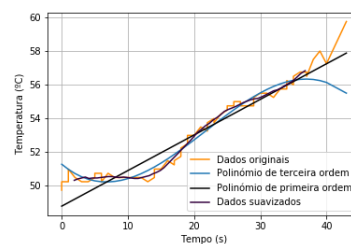
(e) Janela de tamanho 6



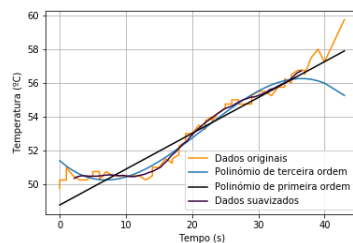
(f) Janela de tamanho 7



(g) Janela de tamanho 8

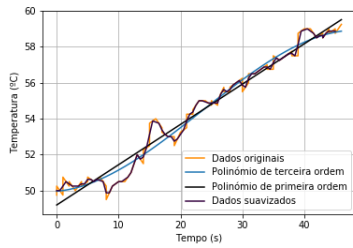


(h) Janela de tamanho 9

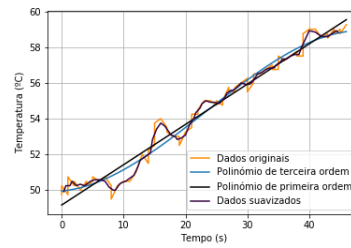


(i) Janela de tamanho 10

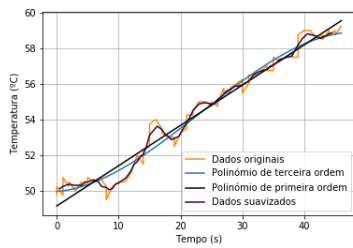
Figura A.1: Verificação das curvas obtidas e dos dados suavizados para o terceiro segmento numa aquisição feita para uma temperatura máxima de 59 graus Celsius



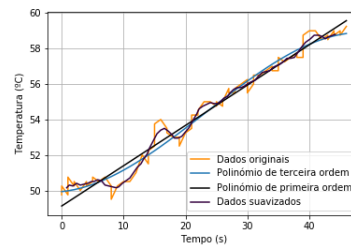
(a) Janela de tamanho 2



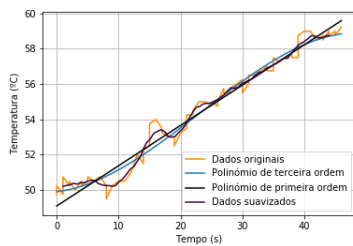
(b) Janela de tamanho 3



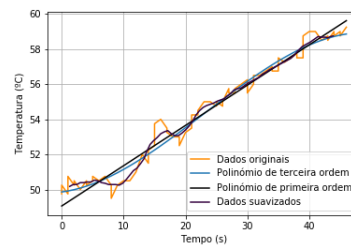
(c) Janela de tamanho 4



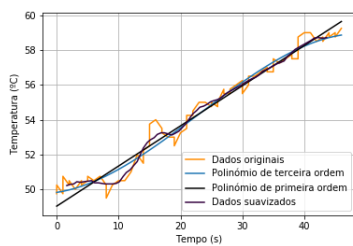
(d) Janela de tamanho 5



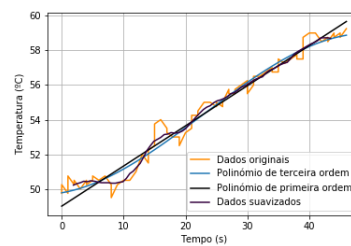
(e) Janela de tamanho 6



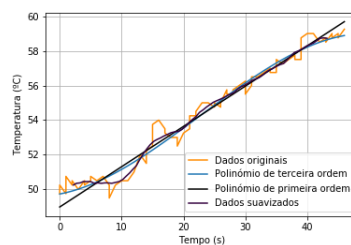
(f) Janela de tamanho 7



(g) Janela de tamanho 8



(h) Janela de tamanho 9



(i) Janela de tamanho 10

Figura A.2: Verificação das curvas obtidas e dos dados suavizados para o quinto segmento numa aquisição feita para uma temperatura máxima de 59 graus Celsius