



Área departamental de Engenharia Química

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

Ricardo Jorge Felizardo Ferreira

(licenciado)

Trabalho final de Mestrado para obtenção do grau de mestre em Engenharia Química e Biológica

Orientador:

Doutor Sérgio J. Costa

Coorientador:

Doutor José M. Igreja

Júri:

Presidente: Doutor Teodoro Trindade

Vogais: Doutor Filipe Barata

Doutor Sérgio J. Costa

Dezembro 2018

Resumo

O avanço tecnológico realizado na indústria química tem levado a processos cada vez mais complexos, com múltiplas variáveis a controlar e restrições processuais a impor em cada processo. Outra necessidade que a indústria tem passa pelo aumento da eficiência dos processos, reduzindo os custos associados a mesma. Dada a grande competitividade no meio, a comunidade científica e industrial começou a explorar profundamente o controlo de processos, de maneira a criar sistemas de controlo mais avançados, capaz de lidar com as exigências processuais.

Nisto surge então o controlo preditivo baseado em modelos matemáticos, denominado por MPC, em que este tipo de controlo engloba diversas classes de controladores que utilizam algoritmos de predição e modelos matemáticos próprios de cada sistema, o que permite que o processo opere perto dos valores máximos das restrições processuais, de maneira eficiente e segura.

Como descrito na literatura, o MPC apresenta grande sucesso em sistemas lineares com restrições dada a capacidade do mesmo de reduzir o problema de otimização a um problema de programação quadrática. Com esta capacidade, torna-se mais fácil a sua resolução e implementação, como será apresentado neste trabalho. Como consegue lidar com sistemas multivariáveis, fica igualmente mais flexível e mais robusto que o controlo clássico, algo que também será abordado neste trabalho.

No presente trabalho, aplicou-se uma das técnicas de controlo preditivo a um equipamento que é comum a indústria química, um permutador de calor de tubos concêntricos. Além da aplicação destas técnicas, aplicaram-se também técnicas de controlo clássico e compararam-se os dois tipos de controlo. A aplicação dos dois tipos de controlo foi feita através de simulação e implementação num sistema real.

A necessidade do modelo matemático do permutador de calor levou a necessidade de um estudo aprofundado aos problemas de transferência de calor, bem como os modelos gerais dos vários permutadores de calor.

Uma outra técnica desenvolvida neste trabalho é a capacidade de ligar um computador de uso pessoal a uma instalação de escala laboratorial, com resultados positivos após a implementação.

Palavras chave: Controlo preditivo; Modelo Espaço-Estado; Permutador de calor; Sistemas multivariáveis; controlo clássico.

Abstract

The technological advances made in the chemical industry has led to increasingly complex processes, with multiple variables to be controlled and procedural restrictions to impose in each process. Another need that the industry has is to increase the efficiency of processes, reducing the costs associated with it. Given the great competitiveness, the scientific and industrial community began to deeply explore process control to create more advanced control systems capable of dealing with procedural requirements.

In this, the predictive control based on mathematical models, called MPC, arises, in which this control encompasses several classes of controllers that use prediction algorithms and mathematical models of each system that allow the process to operate close to the maximum values of the procedural restrictions, efficiently and safely.

As described in the literature, the MPC shows great success in linear systems with constraints given its ability to reduce the optimization problem to a quadratic programming problem. With this capability, it becomes easy to implement and easy to resolve, as it will be presented in this paper. Because it can handle multivariate systems, it becomes more flexible and more robust than classical control, something that will also be addressed in this paper.

In the present work, these predictive control techniques were applied to equipment that is common to the chemical industry, a double pipe heat exchanger. In addition to the application of these techniques, classical control techniques were also applied, and the two types of control were compared. The application of the two types of control was done through simulation and implementation in a real system.

The need for the mathematical model of the heat exchanger has led to the need for an in-depth study of the heat transfer problems as well as the general models of the various heat exchangers.

Another technique developed in this work is the ability to connect a personal computer to a laboratory scale installation, with positive results after implementation.

Keywords: Predictive control; Space-State Model; Heat exchanger; Multivariate systems; classic control.

Agradecimentos

Inicialmente quero começar por agradecer ao professor Sérgio Jorge Costa que orientou este trabalho e esta dissertação, para além de ter estado sempre presente para levar a bom porto este trabalho. Agradeço-lhe toda a sua ajuda, todo o seu apoio e a todas as suas conversas que possibilitaram chegar aqui. Além destes agradecimentos, estou-lhe grato por todos os materiais e todas as explicações que me levaram a evoluir nesta área da engenharia. Agradeço ao professor José Manuel Igreja que também orientou este trabalho, que sem a sua ajuda e a sua sabedoria, grande parte deste trabalho não teria sido realizado.

Queria deixar um agradecimento aos meus amigos e colegas do ISEL, nomeadamente, ao Diogo Alves, Sérgio Costa, Ruben Cunha, Diogo Dias, André Shimura, Jaime Rego, Manuel Verganista, Gonçalo Araújo, António Vieira e o Sérgio Marques por todo o apoio e força que me deram ao longo do tempo de forma a chegar onde estou agora. Gostava de agradecer a mais três pessoas do ISEL sendo elas a Daniela Silva, a Ana Lopes e a Rafaela Cabral. A Daniela por ter sido a pessoa que mais me fez rir e mais fez para desanuviar, a Ana Lopes por me ter ajudado a chegar a este ponto com toda a força que ela me deu e ainda a Rafaela Cabral que me ouviu e me deu sabedoria para passar obstáculos que se puseram na minha caminhada.

Um agradecimento muito especial a uma grande amiga que tive o prazer de conhecer no ISEL, que foi preponderante na minha caminhada, sendo ela a Joana Martinho. Agradecer-lhe por aturar-me, por me dar força, e por ter sido a pessoa mais presente ao longo destes duros meses que estive a realizar a dissertação.

Agradeço ao ISEL, instituto em que desenvolvi esta dissertação e onde tirei o grau de licenciado, pelo equipamento prestado necessário de forma a desenvolver este trabalho.

Agradeço aos meus amigos do secundário e as pessoas que conheci ao longo da faculdade, nomeadamente o Duarte Moreira, Ana Cardoso, Artur Esteves, Bruno Baixinho, Guilherme Borges Diana Carvalho pelo carinho e pelo apoio que prestaram. Um agradecimento muito grande por parte do meu amigo de longa data Gerson Catabo pela paciência que teve em ouvir-me, pela companhia, pelo apoio e pela ajuda que me prestou.

E por fim, um agradecimento do fundo do meu coração aos meus pais, a minha irmã, aos meus tios e aos meus avós que sem eles nada disto teria sido possível e, que sem eles, eu não conseguiria ter chegado ao fim desta etapa.

Conteúdo

Resumo	i
Abstract.....	iii
Agradecimentos	v
Acrónimos.....	xiv
1. Introdução	1
1.1. Motivação	1
1.2. Estrutura do trabalho	2
1.3. Contribuições do trabalho	2
2. Sistemas de controlo	4
2.1. Introdução	4
2.2. Ideia geral	6
2.3. Modelos matemáticos do MPC	7
2.4. Pré-DMC	9
2.5. Algoritmos iniciais	10
2.6. Controlador preditivo generalizado.....	11
2.7. Algoritmo exemplar	11
2.8. Estabilidade	12
2.9. MPC Robusto.....	15
2.10. MPC não linear	16
2.11. MPC adaptativo	16
2.12. MPC para sistemas híbridos e sistemas com restrições lógicas.....	17
2.13. MPC Explícito	17
2.14. MPC económico.....	18
2.15. Otimização rápida	19
2.16. Aplicações industriais	20
2.17. Abordagem clássica.....	22
2.18. Controlo por PID.....	23
2.19. PID com 2 Graus de Liberdade	31
3. Modelação do sistema	33
3.1. Introdução	33
3.2. Introdução ao estudo do modelo matemático e aos permutadores de calor	34
3.2. Permutadores de placas.....	36
3.3.1. Permutadores de vácuo revestidos.....	36

3.3.2.	Permutadores de porção revestida e soldado.....	37
3.3.3.	Permutadores de titânio/ferro revestidos	37
3.3.4.	Permutadores de placas e cascos.....	37
3.3.5.	Permutadores de placas espiral.....	37
3.3.6.	Modelo dinâmico dos permutadores de placas	38
3.4.	Permutadores de tubos concêntricos	39
3.4.1.	Modelo dinâmico dos permutadores de calor de tubos concêntricos	
	40	
3.5.	Permutador de casco e tubos.....	41
3.5.1.	Modelo dinâmico do permutador de casco e tubos.....	42
3.6.	Descrição do sistema.....	43
3.7.	Modelo matemático.....	45
3.8.	Linearização e Modelo de Espaço Estado.....	46
4.	Resultados e Discussão.....	49
4.1.	Introdução	49
4.2.	Malha aberta	50
4.3.	Controlo PID	52
4.3.1.	PID <i>Hardware</i>	52
4.3.2.	PID <i>Software</i>	72
4.4.	Controlo Preditivo	83
5.	Conclusões e Trabalho futuro	99
5.1.	Conclusão	99
5.2.	Desafios Futuros	101
	Referências Bibliográficas.....	102
	Anexos	109
	Apêndice A- Rotinas MATLAB.....	109
	A.1.- permutadorxxx.m.....	109
	A.2.- permodxx.m	111
	Apêndice B- Calibração dos sensores	112
	B.1. Sensor C1, <i>subsystem 1</i>	112
	B.2. Sensor C2, <i>subsystem 2</i>	112
	B.3. Sensor C3, <i>subsystem 3</i>	113
	B.4. Sensor C4, <i>subsystem 4</i>	113
	B.5. Sensor F1, <i>subsystem 5</i>	114
	B.6. Sensor F2, <i>subsystem 6</i>	114
	B.7. Sensor F3, <i>subsystem 7</i>	115

B. Sensor F4, subsystem 8	115
Apêndice C- Esquema geral	116

Lista de tabelas

Tabela 2.1- Método de Ziegler-Nichols, em resposta de passo, para obtenção dos parâmetros de um PID [85].	27
Tabela 2.2- Método de frequência de Ziegler-Nichols para obtenção dos parâmetros de um PID [85].	27
Tabela 4.1- Valores obtidos para o ensaio em malha aberta.	51
Tabela 4.2- Tabela que relaciona os valores experimentais com os valores obtidos através do método dos mínimos quadrados.	51
Tabela 4.3- Parâmetros do PID e variação de setpoint do ensaio 1.	54
Tabela 4.4- Parâmetros do PID e variação de setpoint do ensaio 2.	59
Tabela 4.5- Parâmetros do PID e variação de setpoint do ensaio 3.	60
Tabela 4.6- Parâmetros do PID e variação de setpoint do ensaio 4.	62
Tabela 4.7- Parâmetros do PID e variação de setpoint do ensaio 5.	64
Tabela 4.8- Parâmetros do PID e variação de setpoint do ensaio 6.	65
Tabela 4.9- Parâmetros do PID e variação de setpoint do ensaio 7.	67
Tabela 4.10- Parâmetros do PID e variação de setpoint do ensaio 8.	68
Tabela 4.11 Parâmetros do PID e variação de setpoint do ensaio 9.	69
Tabela 4.12- Parâmetros do PID e variação de setpoint do ensaio 9, numa toma de temperatura intermédia, C3.	71
Tabela 4.13- Parâmetros do PID e variação de setpoint do ensaio 1 do PID software.	74
Tabela 4.14- Parâmetros do PID e variação de setpoint do ensaio 2 do PID software.	75
Tabela 4.15- Parâmetros do PID e variação de setpoint do ensaio 3 do PID software.	77
Tabela 4.16- Parâmetros do PID e variação de setpoint do ensaio 4 do PID software.	78
Tabela 4.17- Parâmetros do PID e variação de setpoint do ensaio 5 do PID software.	80
Tabela 4.18 Parâmetros do PID e variação de setpoint do ensaio 6 do PID software.	81
Tabela 4.19- Parâmetros do PID e variação de setpoint do ensaio 7 do PID software.	82
Tabela 4.20- Tabela com os parâmetros dos vários controladores utilizados.	85

Lista de Figuras

Figura 2.1- Ideia geral do MPC [7].	6
Figura 2.2- Caracterização de uma resposta em passo [85].	26
Figura 2.3- Figura representativa de um controlo em cascata [85].	28
Figura 2.4- Princípio do controlo por feedforward [85].	29
Figura 2.5- Princípio do controlo em split range, num sistema de aquecimento e arrefecimento [85].	29
Figura 2.6- Princípio do controlo seletivo [85].	30
Figura 2.7- Esquema genérico de um controlador PID 2DoF em tempo discreto [88].	32
Figura 3.1- Figura de um permutador de calor de placas [90].	36
Figura 3.2- Esquematização do comportamento de um permutador de calor de placas para o modelo matemático [91].	38
Figura 3.3- Ideia geral dos permutadores de tubos concêntricos.	39
Figura 3.4- Funcionamento de um permutador de calor de tubos concêntricos, em regime contracorrente, utilizado para o modelo matemático [92].	40
Figura 3.5- Permutador de calor de casco e tubos [89].	41
Figura 3.6- Imagem de computador de um permutador de casco e tubos [94].	42
Figura 3.7- Sistema físico do problema de controlo.	43
Figura 3.8- Armário de instrumentação e sistema de aquisição.	45
Figura 3.9- Imagem representativa do sistema de tubos concêntricos deste trabalho.	48
Figura 4.1- Método dos mínimos quadrados aplicado.	52
Figura 4.2- Simulink criado de forma a adquirir dados, utilizando como placa de aquisição a PCL-813 da Advantech.	53
Figura 4.3- O hardware utilizado para os ensaios.	54
Figura 4.4- Perfis de temperatura no ensaio 1 em contracorrente.	55
Figura 4.5- Perfis de temperatura no ensaio 1 em cocorrente.	55
Figura 4.6- Perfis de temperatura de saída do fluido frio.	57
Figura 4.7- Esquema geral de problemas de controlo.	58
Figura 4.8- Perfis de temperatura do ensaio 2, tanto em contracorrente como cocorrente.	59
Figura 4.9- Perfis de temperatura de saída do fluido frio.	59
Figura 4.10- Perfis de temperatura do ensaio 3, tanto em contracorrente como cocorrente.	60
Figura 4.11- Perfis de temperatura de saída do fluido frio.	61
Figura 4.12- Perfis de temperatura para o aumento do tempo integral.	62

Figura 4.13- Perfil de temperatura de saída do fluido frio quando existe mudança do tempo integral.	62
Figura 4.14- Perfis de temperatura para a diminuição do tempo integral.....	64
Figura 4.15- Perfil de temperatura de saída do fluido frio quando existe uma diminuição do tempo integral.	64
Figura 4.16- Perfis de temperatura para o tempo integral a 10 segundos.	65
Figura 4.17- Perfil de temperatura de saída do fluido frio quando existe uma diminuição do tempo integral.	66
Figura 4.18- Perfis de temperatura para um PI.	67
Figura 4.19- Perfil de temperatura de saída do fluido frio quando se utiliza um PI no sistema.	67
Figura 4.20- Perfis de temperatura para tempo derivativo de 2 minutos.....	68
Figura 4.21- Perfil de temperatura de saída do fluido frio para o aumento do tempo derivativo.	69
Figura 4.22- Perfis de temperatura para a diminuição da banda proporcional para 2. 70	
Figura 4.23- Perfil de temperatura de saída do fluido frio para a diminuição da banda proporcional.....	70
Figura 4.24- Perfis de temperatura para o controlo a C3.....	71
Figura 4.25- Perfil de temperatura de C3.	71
Figura 4.26- Simulink criado para a simulação de um PID.	72
Figura 4.27- Perfis de temperatura do primeiro ensaio com PID software, tanto em contracorrente como cocorrente.	74
Figura 4.28- Perfis de temperatura de saída do fluido frio para o primeiro ensaio.....	74
Figura 4.29- Perfis de temperatura do segundo ensaio com PID software, tanto em contracorrente como cocorrente.	76
Figura 4.30- Perfis de temperatura de saída do fluido frio para o segundo ensaio.	76
Figura 4.31- Perfis de temperatura do terceiro ensaio com PID software, tanto em contracorrente como cocorrente.	77
Figura 4.32- Perfis de temperatura de saída do fluido frio para o terceiro ensaio.....	78
Figura 4.33- Perfis de temperatura do quarto ensaio com PID software, tanto em contracorrente como cocorrente.	79
Figura 4.34- Perfis de temperatura de saída do fluido frio para o quarto ensaio.....	79
Figura 4.35- Perfis de temperatura do quinto ensaio com PID software, tanto em contracorrente como cocorrente.	80
Figura 4.36- Perfis de temperatura de saída do fluido frio para o quinto ensaio.....	80
Figura 4.37- Perfis de temperatura do sexto ensaio com PID software, tanto em contracorrente como cocorrente.	81

Figura 4.38- Perfis de temperatura de saída do fluido frio para o sexto ensaio.	82
Figura 4.39- Perfis de temperatura do sétimo ensaio com PID software, tanto em contracorrente como cocorrente.	82
Figura 4.40- Perfis de temperatura de saída do fluido frio para o sétimo ensaio.	83
Figura 4.41- Relação do modelo matemático com as variáveis do processo.	84
Figura 4.42- Perfis de temperatura em malha aberta, neste ensaio.	85
Figura 4.43- Variação da entrada e da perturbação, no primeiro ensaio.	86
Figura 4.44- Variação da saída, no primeiro ensaio.	86
Figura 4.45- Variação da entrada e da perturbação, com predição de valores.	88
Figura 4.46- Variação da saída, com predição de valores.	88
Figura 4.47- Variação da entrada e da perturbação, no segundo ensaio.	89
Figura 4.48- Variação da saída, no segundo ensaio.	90
Figura 4.49- Variação da entrada e da perturbação, com predição.	90
Figura 4.50- Variação da saída, com predição.	91
Figura 4.51- Perfis de temperatura em malha aberta, neste ensaio.	92
Figura 4.52- Variação da entrada e da perturbação, neste ensaio.	92
Figura 4.53- Variação da saída, neste ensaio.	93
Figura 4.54- Perfis de temperatura em malha aberta, neste ensaio.	94
Figura 4.55- Variação da entrada e da perturbação, no terceiro ensaio.	94
Figura 4.56- Variação da saída, no terceiro ensaio.	95
Figura 4.57- Variação da entrada e da perturbação, neste ensaio.	96
Figura 4.58- Variação da saída, neste ensaio.	96
Figura 4.59- Variação da entrada e da perturbação, neste ensaio.	97
Figura 4.60- Variação da saída, neste ensaio.	97
Figura B.1- Reta de calibração para o sensor C1.	112
Figura B.2 Reta de calibração para o sensor C2.	112
Figura B.3- Reta de calibração para o sensor C3.	113
Figura B.4- Reta de calibração para o sensor C4.	113
Figura B.5- Reta de calibração para o sensor F1.	114
Figura B.6- Reta de calibração para o sensor F2.	114
Figura B.7- Reta de calibração para o sensor F3.	115
Figura B.8- Reta de calibração para o sensor F4.	115
Figura C.1- Esquema geral do sistema de controlo mais a instalação.	116

Acrónimos

DMC	Dynamic Matrix Control
IMC	Internal Model Controller
GPC	Generalized Predictive Control
MIMO	Multiple Input Multiple Output
MPC	Model Predictive Control
NMPC	Nonlinear Model Predictive Control
RMPC	Robust Model Predictive Control
DMPC	Distributed Model Predictive Control
MHPC	Model Heuristic Predictive Control
ODE	Ordinary Differential Equation
PID	Proportional-Integral-Derivative
PID-2DOF	PID with two Degrees-Of-Freedom
RHC	Receding Horizon Control
SIORHC	Stable Input/Output RHC
SISO	Single Input Single Output
TSR	Truncated Step Response
FIR	Finite Impulse Response
LQR	Linear Quadratic Regulator
ODE	Ordinary differential equation
PWM	Pulse-Width Modulator

Capítulo 1

Introdução

1.1. Motivação

O controlo nas indústrias químicas tem sofrido bastantes alterações ao longo do tempo. Uma das alterações realizadas é a passagem do controlo clássico, usando controladores proporcionais-integrais-derivativos (PID), para estruturas de controlo mais complexas. Para sistemas com múltiplas variáveis, utiliza-se o denominado controlo preditivo baseado em modelos. Este tipo de controlo estima o efeito das perturbações ou das entradas destes sistemas e usa esta predição para escolher como atuar, de forma ótima, para um determinado valor de *setpoint*.

A maioria dos sistemas de controlo de controlo preditivo trabalham com modelos lineares e com funcionais de custo quadráticas, sujeitas a restrições nos estados e nas saídas. Com isto em mente, as questões ambientais e de segurança são também restrições de enorme importância e que podem ser colocadas nos modelos, sendo esta a principal vantagem deste tipo de controlo, ou seja, consegue garantir a estabilidade local ou global do sistema, em malha fechada, com as restrições implementadas no modelo.

Este tipo de controlo, devido ao uso dos modelos matemáticos, consegue lidar com sistemas multivariáveis sem necessitar de grandes alterações estruturais, a sua fácil sintonização e possibilidade do sistema funcionar perto dos valores de restrição tornam o controlo preditivo um utensílio bastante poderoso e versátil para o controlo de processos.

Existe a necessidade de abordar o desenvolvimento de controladores para permutadores de calor, nomeadamente permutadores de tubos concêntricos, podendo-se abordar de várias maneiras, sendo estas classificadas pelos mais variados critérios.

No que se refere a variáveis a controlar, destaca-se o uso dos caudais de entrada, tanto do fluido frio como do fluido quente. As variáveis medidas do processo deveram ser as temperaturas de entrada de ambos os fluidos e as temperaturas de saída dos fluidos e como variável a atuar deve de ser o calor que o fluido quente recebe, como uma resistência ou utilização de outro fluido de aquecimento.

Quanto ao tipo de estrutura de controlo utilizada, esta estrutura pode ser por *feedback* ou *feedforward*, centralizado ou descentralizado.

Em termos do tipo de controlo, destaca-se o controlo clássico (como por exemplo, controladores PID) [1], controlo adaptativo [2], preditivo [2,3], não linear [2] ou repetitivo [4]. O foco desta pequena introdução é apresentar de forma resumida a literatura existente em controlo de permutadores de tubos concêntricos. Nos capítulos 2 e 3, entra em foco um resumo da literatura de controlo preditivo e um resumo da literatura de permutadores de calor.

1.2. Estrutura do trabalho

O seguinte trabalho está repartido por 5 capítulos e os respetivos anexos. Neste primeiro capítulo faz-se a apresentação dos restantes capítulos, bem como a motivação para este trabalho, descrevendo ainda a estrutura do mesmo e as respetivas contribuições na área de controlo de sistemas, mais concretamente na área de aplicação de técnicas preditivas.

O capítulo 2 descreve os avanços das técnicas preditivas e os avanços das técnicas clássicas de controlo, bem como todas as contribuições que a área de controlo de sistemas teve no avanço tecnológico da indústria química, servindo de base ao estado de arte deste trabalho.

O capítulo 3 procede-se a descrição detalhada do sistema, bem como uma apresentação do que são permutadores de calor, a sua importância na indústria e os respetivos modelos matemáticos.

O capítulo 4 apresentam-se os resultados obtidos quer por simulação, quer em resultados reais, bem como as várias decisões tomadas ao longo do trabalho.

Por fim, o capítulo 5 tiram-se as conclusões deste trabalho bem como os trabalhos futuros possíveis a partir desta dissertação.

1.3. Contribuições do trabalho

O objetivo deste trabalho académico é comparar duas abordagens de controlo, uma clássica, utilizando um controlador PID, e a abordagem preditiva, utilizando um MPC, isto num permutador de calor de tubos concêntricos. De forma a comparar as duas abordagens, manipula-se a velocidade do fluido frio, traduzindo-se na troca de calor com o fluido quente. Este estudo revela-se importante para a engenharia química, dado que, os permutadores de calor são bastante utilizados na indústria, sendo necessário estes estarem nos parâmetros pretendidos.

Com isto em mente, consegue-se mostrar a possibilidade de conjugar conceitos de controlo linear, a partir de modelos não lineares, com conceitos de predição, de forma

a desenvolver controladores eficientes, aplicáveis a um permutador de tubos concêntricos.

As contribuições do segundo capítulo são fundamentais a perceber a história e a contextualizar estruturas de controlo MPC, que evoluiu ao longo dos anos, de forma a desenvolver estes conceitos de técnicas de controlo preditivas e técnicas de controlo clássico, apresentado as suas diferenças e as suas vantagens e desvantagens.

Com o terceiro capítulo pretende-se contribuir com o modelo matemático do equipamento em estudo, bem como modelos gerais para equipamentos do mesmo género, com base nos princípios de conservação e da linearização de sistemas não lineares, sendo estas descritas matematicamente por um conjunto de ODE's (equações diferenciais ordinárias, em português).

No quarto capítulo apresentam-se os resultados obtidos experimentalmente por via de simulação e por via de dados obtidos de um sistema real, bem como a utilização de ferramentas de forma a ligar um sistema físico a um computador.

Capítulo 2

Sistemas de controlo

2.1. Introdução

Na indústria química existe sempre a preocupação com a segurança, a sustentabilidade energética e o lucro dos processos. Assim sendo, a engenharia química está fortemente dependente de sistemas de controlo automatizados.

Como a indústria tem se apercebido disto, existem cada vez mais estudos de forma a desenvolver operações e estratégias de controlo cada vez mais avançadas, de maneira a que o processo seja mais seguro, que cumpra as especificações ambientais e que seja o mais rentável possível, ou seja, que esteja mais perto dos valores ótimos.

Os sistemas de controlo clássicos, como o controlo por PID, utiliza as medições de apenas uma saída do processo (como por exemplo, temperatura, pressão, nível ou concentração de um determinado produto) para computar a ação de controlo, a fim de regular a variável de saída em torno de uma referência ou *set-point* escolhido [1]. Este tipo de controladores tem um longo historial de sucesso no contexto dos processos químicos e com certeza, que em anos futuros, continuará a ter um papel importante na indústria química, dado a facilidade de implementação, a fácil manutenção e, ainda a organização dos sistemas de controlo com múltiplos controladores de *loops* individuais. Ao utilizar-se esta estratégia de controlo, com vários controladores de *loop* individual, possui-se a vantagem adicional de “uma tolerância a falha iminente” proveniente de uma arquitetura de controlo descentralizada. Uma má sintonização de um dos controladores PID ou de um *loop* controlo não implica uma falha total do sistema de controlo do processo.

Da necessidade de simplificação dos sistemas anteriormente descritos, surge então o controlo preditivo baseado em modelos (MPC), que permite com que os processos químicos estejam a trabalhar perto das restrições operacionais e processuais. Isto é possível dado que o MPC irá otimizar constantemente uma função objetivo até um determinado horizonte, em que esta função está sujeita a um processo que pode ser linear ou não linear e restrições que também são não lineares ou lineares. Este método possui vantagens em relação aos métodos clássicos, sendo a principal a que foi dita anteriormente, a capacidade de trabalhar perto das restrições do processo. As outras vantagens são a facilidade de lidar com problemas de multivariáveis, pode ter em conta as limitações do atuador e ainda as atualizações de controlo são mais lentas relativamente as aplicadas, permitindo assim que haja mais tempo para computação *on-*

line. Além de tudo isto, o MPC tem uma intuição de fácil sintonização o que coloca menos ênfase nas restrições e na otimização, mas sim mais ênfase na simplicidade e na velocidade de computação. Como o MPC possui esta característica, este é bastante adequado para os problemas com uma entrada e uma saída (“SISO”), sendo por isso, um natural substituto aos controladores clássicos, os PID [1].

Contudo existem vários tipos de controlo com base no MPC, sendo os principais o MPC económico, MPC explícito, o MPC robusto (RMPC), o MPC não linear (NMPC), o MPC adaptativo, o MPC centralizado, MPC descentralizado, MPC distribuído (DMPC) e, por fim, o MPC hierárquico. No entanto, além das já apresentadas, existem as formas mais simples de MPC, que são as mais antigas, o controlador por matrizes dinâmicas (DMC) e o controlador preditivo geral (GPC), em que estes dois irão ser abordados com mais detalhe no ponto seguinte. O MPC económico é a junção entre dois tipos de otimização, a otimização do modelo preditivo linear e a otimização em tempo real (RTO), sendo que o RTO se apresenta como um problema não-linear. Este MPC tem como vantagem a utilização de uma restrição que faz reduzir os custos de uma determinada variável (como por exemplo, a utilização de gás natural numa fornalha) procurando à mesma o máximo de produção da fábrica [2]. O MPC explícito é então um controlador que utiliza computação *off-line* para determinar todos os cenários de controlo, avaliando uma função linear [3]. O NMPC possui então uma função objetivo que é não linear e as restrições podem ou não ser não lineares [4]. O MPC centralizado é então a utilização de um controlador preditivo que regula todo o sistema, aproveitando assim a sua capacidade de lidar com processos multivariáveis [1]. O descentralizado, por sua vez, é uma variação do MPC centralizado, em que se utiliza dois ou mais controladores preditivos, de forma a controlar secções do processo, sem que os controladores comuniquem entre eles [1]. O DMPC é uma evolução do MPC descentralizado, em que existem vários MPC a controlar o processo, no entanto, estes comunicam entre si [1]. O MPC hierárquico tem no seu conceito o DMPC, no entanto cada MPC vizinho está interligado a outro MPC, em que este está interligado com outro MPC vizinho através de um controlador central do processo [5].

O MPC tornou-se um método de controlo bastante utilizado e bastante estudado. Tendo este tido como primeira versão o DMC, o MPC começou nos anos 60, do século passado, com a ideia do horizonte móvel (*receding horizon*). Os anos 80 trouxeram uma melhor otimização do algoritmo, tendo sido possível colocar as restrições neste algoritmo. Esta introdução apenas foi possível através do aparecimento de microprocessadores baratos, permitindo assim que as empresas adquirissem tais microprocessadores. Após a implementação das restrições no algoritmo, houve então a

horizonte de predição, o horizonte em que este prediz o que vai acontecer, e o horizonte de controlo, em que este ele controla as entradas do processo, tendo em conta o horizonte de predição. Este é o conceito geral do MPC.

2.3. Modelos matemáticos do MPC

Ao longo deste trabalho, usou-se vários tipos de modelos matemáticos, tanto modelos lineares como não lineares, de forma a apresentar os vários esquemas de MPC. A nível do esquema mais simples do MPC, existe a funcional de custo, que penaliza as desviações das saídas através de um vetor de referência. Em termos matemáticos traduz-se por

$$V(k) = \sum_{i=H_w}^{H_p} \|\hat{y}(k+i) - r(k+i)\|_{Q(i)}^2 + \sum_{i=0}^{H_u-1} \|\Delta\hat{u}(k+i)\|_{R(i)}^2 \quad (2.1)$$

De notar que o horizonte de predição tem longevidade H_p , mas não existem, necessariamente, penalizações, logo no início, dos desvios que y tem em relação a r , sendo y a predição das saídas controladas, r um vetor da trajetória de referência, u as entradas e k o passo. A possibilidade da inexistência de penalizações é devido aos atrasos que podem existir entre a aplicação da entrada e a visualização do efeito da mesma. H_u é o horizonte de controlo. Assume-se sempre que $H_u \leq H_p$ e que $\Delta\hat{u}(k+i) = 0$ se o $i \geq H_u$, para que $\hat{u}(k+i) = \hat{u}(k+H_u-1)$ para todo o $i \geq H_u$ [7].

Isto é a formulação mais básica do MPC. No entanto, o MPC depende do modelo matemático do processo. Assim, é possível introduzir as restrições do processo nos modelos. Esta funcional de custo aparece apenas alguns anos depois do conceito do MPC aparecer. Esta, provém da utilização das condições de estabilidade (*SIORHC-Stabilizing Input/Output Receding Horizon Control*) no GPC, dado que o GPC não tinha garantias de estabilidade no processo. O GPC traduz-se então

$$J_{GPC} = \varepsilon \left[\sum_{k=N_1}^{N_2} y(t+k)^2 + \rho \sum_{k=1}^{N_2} u(t+k-1)^2 \right] \quad (2.2)$$

O GPC é uma das formas mais simples de MPC, sendo uma versão generalizada. A fórmula do GPC aqui apresentada apresenta um ε que se traduz na penalização das saídas preditas e o ρ traduz-se no esforço de controlo que o MPC necessita de ter, se é preciso ser robusto ou agressivo [8].

No entanto este possuía um grande problema, sendo este a falta de estabilidade. Assim em 1990 Mosca, Lemos e Zhang [8] criaram o SIORHC, em que este é uma condição em que as entradas estão dependentes das saídas e de uma matriz M , em

que esta matriz possui todas as restrições do processo e ainda as incertezas do modelo matemático do processo. Esta é então expressa por

$$u(k) = e_1' M^{-1} [\hat{y}(k) + \tilde{y}(k)] \quad (2.3)$$

Como é possível ver na equação (2.3), a equação de estabilidade imposta pelo SIORHC, as entradas dependem das saídas preditas e das saídas estimadas, de uma função e , delineada de forma a ser positiva, e a matriz M . Assim, a funcional de custo associada ao GPC, a equação (2.2), passa a ter uma forma mais parecida a equação do MPC, equação (2.1).

No entanto, a utilização do SIORHC não garante que o MPC volte para uma zona estável, com parâmetros nominais estáveis. Para contornar isto, foi então implementado uma condição matemática de

$$\frac{\partial V(x)}{\partial x} (f(x) + gi(x)hi(x)) \leq -\alpha 3(|x|) \quad (2.4)$$

Nesta condição, a variação da funcional de custo é multiplicada por uma ou mais funções Lyapunov candidatas [9]. Este quociente tem de ser menor que uma função de alfa, negativa. Isto implica que quando existe uma variação, a função aumenta, mas, ao longo do horizonte, esta irá tender para zero ao longo do tempo, garantido assim a estabilidade. Esta condição, no entanto, recalcula os parâmetros nominais, podendo estes não serem os mesmos de partida.

Para acabar, apresenta-se aqui uma outra forma mais simples de MPC, o DMC. O DMC consiste numa matriz dinâmica, ou seja, os valores da matriz estão sempre a recalcular-se. Porém, como o GPC, o DMC apresenta problemas de estabilidade, ou seja, não existe garantias de estabilidade ao utilizar-se este tipo de controlo, sendo que este apenas era utilizado em fábricas que fossem estáveis [10]. Assim o DMC pode ser traduzido pelas seguintes equações

$$S_i = \begin{bmatrix} s_{1.1} & s_{1.2} & \cdots & s_{1.n} \\ s_{2.1} & s_{2.2} & \cdots & s_{2.n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{p.1} & s_{p.2} & \cdots & s_{p.n} \end{bmatrix} p \times n \quad (2.5)$$

$$Y(k+1) = MY(k) + S\Delta u(k) \quad (2.6)$$

$$M = \begin{bmatrix} 0 & I_{ny} & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I_{ny} & \ddots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \ddots & I_{ny} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \ddots & 0 & I_{ny} \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & I_{ny} \end{bmatrix} n \times ny \quad (2.7)$$

$$S = \begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \\ \vdots \\ S_{n-2} \\ S_{n-1} \\ S_n \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

$$y(k+1) = M_p(k)\hat{Y} + \varphi[\hat{y} - \hat{y}] \quad (2.9)$$

Em que, de forma a otimizar, este usava uma equação parecida a funcional de custo do MPC, equação (2.1). M e S eram as matrizes que relacionavam as saídas com os estados e as saídas com as entradas, respetivamente.

2.4. Pré-DMC

A versão anterior ao MPC é a DMC. No entanto ainda antes do aparecimento do DMC existem instalações, que possuíam supervisão de controlo baseada em computadores, com características essenciais do MPC. Estes incluem projetos de várias indústrias de petroquímica como a Texaco, Monsanto, B.F. Goodrich, Riverside Cement, Union Carbide, entre outras [11]. Entre todos está o projeto entre a Standard Oil Co. da Califórnia e a IBM em que os dados de uma unidade de *cracking* catalítico, com leito fluidizado, foram enviando-os via telétipo até um computador do *mainframe* da IBM, entre as cidades de El Segundo e São Francisco. O ótimo do processo foi então obtido e enviando de volta para El Segundo a cada 15-20 minutos, em que estes foram implementados manualmente pelos operadores. Dado o sucesso desta abordagem, foram instalados computadores, de forma a remover a necessidade de telecomunicações, possibilitando a realização das mudanças muito mais depressa.

Apesar das vantagens demonstradas por estes projetos, usando a computação, o controlo por computação não viu um uso generalizado nas indústrias de processo, devido aos custos associados a estas ideias. Nos anos 60 e 70, a ideia de um MPC continuo começou a aparecer esporadicamente na literatura. Nestes anos, Propoi [12] propôs o uso de programação linear de forma a controlar sistemas lineares, com restrições duras. Lee e Markus [13] fizeram a seguinte declaração, que resume a essência do MPC: “*One technique for obtaining a feedback controller synthesis from*

knowledge of open-loop controllers is to measure the current control process state and then compute very rapidly for the open-loop control function. The first portion of this function is then used during a short time interval, after which a new measurement of the process state is made, and a new open-loop control function is computed for this measurement. The procedure is then repeated.”.

2.5. Algoritmos iniciais

A meio dos anos 70s é que o controlo por computadores se tornou real, devido ao aparecimento de microprocessadores mais poderosos e ainda o aparecimento de sistemas de controlo distribuídos. Sem coincidências, vários utilizadores começaram a relatar o sucesso fenomenal que eles tiveram com o uso de controlo por base de computação em várias operações unitárias de refinarias. O aparecimento do MPC é difícil de atribuir a alguém, dado que todos os artigos sobre o tema saíram mais ou menos na mesma altura. Richalet [14] introduziu uma técnica denominada por controlo preditivo baseado em modelos heurísticos (MHPC) e reportou as várias aplicações numa dúzia de processos industriais de grande escala, incluindo uma coluna de *cracking* catalítico, um regenerador de vapor e ainda uma fábrica de PVC. Ao mesmo tempo, Charlie Cutler começou a gerar muito interesse depois de reportar o uso de um modelo com multivariáveis denominado controlo por matrizes dinâmicas (DMC) na gala anual de AIChE e na conferencia de controlo automático em 1980 [15]. MHPC e DMC eram diferenciados em que, o primeiro, utilizava um modelo com respostas finitas aos impulsos (FIR) e uma trajetória de referência (isto é, um caminho que especifica como cada variável de controlo deve de responder a uma alteração, de forma a ir para o *setpoint* pretendido) e com “pontos de coincidência” (isto é, os pontos da visão de predição em que a saída deve estar numa trajetória de referência específica), onde o DMC emprega um modelo com resposta de passo truncada (TSR) e o método dos mínimos quadrados em relação a um *setpoint* constante.

Com estes artigos todos disponíveis e a redução significativa dos obstáculos da implementação, o uso do controlo computacional baseado nos modelos matemáticos começou a ser implementado, rapidamente, em todas as refinarias e todas as fábricas de petroquímica a parte do ocidental do mundo. As técnicas utilizadas por cada empresa apresentavam variações bastante pequenas e existiam vários acrónimos como DMC, MAC, ID-COM, etc. Estes, mais tarde, tornaram-se nomes comerciais de produtos de *software* e continuam a ser utilizados hoje em dia, mas geralmente eles concordam coletivamente é que a técnica utilizada é o MPC.

Muitos destes algoritmos são heurísticos na sua natureza. Eles empregam modelos baseados em modelos de resposta no domínio do tempo, isto é, FIR e o TSR

são completamente determinísticos e sem nenhum modelo explícito contendo perturbações, sem garantias de estabilidade e ainda com diretrizes de ajuste automático. Assim, foi proclamado, de forma errada, pelos utilizadores do MPC, que o uso de modelos com o uso de domínio no tempo era o que conferia ao MPC a robustez necessária para a utilização deste em problemas de controlo nas refinarias. Inicialmente, os investigadores de controlo de processos tiveram dificuldades em entender a essência destes “estranhos” algoritmos, que pareciam longe de ser convencionais. Apesar de várias tentativas, a lei de controlo implícito não-linear parecia desafiar a convencional análise matemática. No entanto, estas dificuldades levaram a um desenvolvimento de modelos de controlo internos, em que estes falharam na construção de controlo com restrições, mas levaram a novas descobertas no âmbito do controlo robusto [16,17].

2.6. Controlador preditivo generalizado

Independente do desenvolvimento nos processos industriais, a comunidade de controlo adaptativo viu o aparecimento da sua própria versão de MPC denominada de controlo preditivo generalizado, como aqui já referido como GPC. As motivações que levaram ao desenvolvimento do GPC e do DMC foram bastante diferentes. Enquanto que o DMC foi desenvolvido para lidar com problemas de controlo de multivariáveis com restrições, problemas típicos das refinarias e da indústria petroquímica, o desenvolvimento do GPC teve como intenção a de oferecer uma nova alternativa para um regulador, com sintonização própria, com o objetivo principal de ultrapassar o problema de robustez. A primeira exposição de GPC apareceu num trabalho da Automatica [18,19]. O GPC aplica, naturalmente, um modelo com funções transferência, como muitos dos trabalhos com controlo adaptativo, em que os aspetos estocásticos foram uma parte importante, desde o início. Com isto em mente, foi estranho a aplicação de problemas com multivariáveis, em que existia a falta de inclusão de restrições, uma característica muito importante que era necessária para a utilização do GPC em vários problemas de controlo de processos. Sendo o GPC muito mais teórico que o DMC e os seus contemporâneos, este passou ao lado dos utilizadores de MPC na indústria.

2.7. Algoritmo exemplar

Durante o final dos anos 80, os investigadores começaram a perceber que, ao contrário do que era a crença das pessoas ligadas a indústria, nem o modelo FIR nem o modelo TSR acrescentavam robustez ao controlo do processo, sendo que estes não eram, assim, características imprescindíveis do mesmo. De facto, a utilização de um modelo de espaço-estado poderia ser benéfica em vários pontos [20,21]. Assim, os investigadores começaram a adotar esta forma como a forma regular do MPC.

Considerando o seguinte sistema de espaço-estado

$$x(i+1)=Ax(i)+Bu(i) \quad (2.10)$$

Pode-se então chegar a equação (2.1), a funcional de custo do MPC, sendo que as restrições estão implementadas no modelo de espaço-estado. Por fim, de forma a garantir alguma estabilidade utilizou-se a equação (2.3), ou seja, o SIORHC.

Quando visto desta maneira, é possível de reparar que o MPC não é muito diferente dos problemas de otimização de controlo estudados nos anos 50s e 60s. No entanto, na abordagem clássica, o objetivo seria de derivar uma forma explícita de uma lei ideal de *feedback off-line*. Isto requeria a solução da equação de Hamilton-Jacobi-Bellman, HJB [22], que não é normalmente resolvida, tirando alguns casos especiais, como por exemplo, o problema de LQR. Devido a isto, os problemas de otimização mais interessantes continuavam por resolver. A abordagem do MPC elimina a necessidade de resolver a equação HJB, realizando cálculos de otimização em malha aberta on-line, baseados no *feedback* dos estados.

Na maioria dos problemas práticos, não se consegue medir os valores das variáveis de estado. Assim é empregue um estimador, de forma a estimar os valores das mesmas, que é denotado de $x(k|k)$, em vez do valor real do variável $x(k)$.

2.8. Estabilidade

A estabilidade em horizonte infinito é bastante fácil de provar, em que a lei de controlo resultante de um horizonte de predição a tender para infinito é estável em malha fechada, desde que a variável de estado inicial seja estável. De forma a provar isso, pode-se apenas afirmar que a funcional de custo do MPC, equação (2.1), qualifica-se como uma função de Lyapunov [9]. No entanto, tal lei de controlo, que em teoria é desejada, não pode ser implementada na prática, isto porque seria necessário resolver problemas infinitos de otimização dimensional a cada passo de tempo. A principal questão transformou-se em como aproximar esta ideia de lei de *feedback* com horizonte infinito num problema com um horizonte finito, sem perder a propriedade de estabilidade e sem danificar a sua performance. E, além disto tudo, é necessário garantir que a otimização com restrições permaneça realizável durante o processo.

De forma a ter resultados estáveis com uma boa performance a escolha do peso final de Q_f e a restrição final do horizonte de controlo são importantíssimos. A forma mais convencional de lidar com este problema era utilizar o valor final da variável de estado igual a zero, ou seja, $x(H_p)=0$. Alguns dos resultados iniciais de estabilidade foi utilizando esta restrição [23,24]. Embora esta restrição seja fácil de implementar a nível matemático, a abordagem utilizando $x(H_p)=0$ tem como grande desvantagem a

dificuldade de esta ser uma restrição bastante severa, que é bastante difícil de satisfazer e impor artificialmente, em que a restrição reduz substancialmente a performance. Por exemplo, para tal abordagem de trabalho, o sistema adjacente precisa de ser acessível em vez de ser apenas estável.

Outra abordagem interessante para se conseguir estabilidade foi sugerida por Rawlings e Muske [25], que mostraram que escolhendo um determinado peso terminal Q_i como uma solução de uma equação de Lyapunov [9] e o conjunto de terminais em \mathbb{Z} como um conjunto de saídas admissíveis para o sistema, em malha aberta, $x(i+1)=Ax(i)$ faz com que a lei de controlo com horizonte finito seja equivalente a lei de controlo com horizonte infinito (mas com os movimentos do controlo restrito serem zero após o horizonte de predição, isto é, as entradas serão zero após o horizonte de predição). O conceito de conjunto de saídas admissíveis foi introduzido por Gilbert e Taun [26] e é imposto aqui que tem de ser assegurado que as restrições, em relação aos estados, têm de ser satisfeitas após o fim do horizonte de predição. Tal conjunto tem que $\mathbb{Z} \subset \mathbb{X}$ e tem de ser invariavelmente positivo (isto é, se $x \in \mathbb{Z} \rightarrow Ax \in \mathbb{Z}$). De maneira a colocar a restrição menos restritiva, é desejável procurar o máximo de valores para o conjunto, isto é, o máximo de valores que tenham as propriedades necessárias. No entanto, o máximo não possui, nem uma forma simples, nem é fácil de encontrar, sendo por isso aplicado um subconjunto com uma complexidade manejável. Com as escolhas de Q_i e \mathbb{Z} , estes provam a estabilidade em malha fechada para tal lei de controlo, mostrando que a funcional de custo é na realidade uma função de Lyapunov. De notar que, dado que é assumido que não existe controlo após o horizonte de predição, para um sistema instável em malha aberta, todos os modos instáveis têm de ser reduzidos a zero no fim do horizonte. Este requerimento traduz-se em restrições de igualdade.

Uma abordagem mais geral é assumir que algumas leis de controlo estabilizadas localmente (usualmente um *feedback* linear na forma de $u(i)=Fx(i)$) é forçada para lá do horizonte de predição. Neste caso o conjunto terminal \mathbb{Z} tem que ser escolhido como um conjunto de saídas admissíveis para o sistema em malha fechada de $x(k+1)=(A+BF)x(k)$. Tal conjunto $\mathbb{Z} \subset \mathbb{X}$ tem de ser invariavelmente positivo para o sistema descrito (isto é, se $x \in \mathbb{Z} \rightarrow (A+BF)x \in \mathbb{Z}$), e $Fx(k) \in \mathbb{U}, \forall x \in \mathbb{Z}$. Como no primeiro caso, de forma a tornar a restrição menos restrita, é desejado encontrar um conjunto máximo. No entanto uma forma mais prática de procurar um equilíbrio seria entre a otimização e a complexidade. Além disto, o peso terminal tem de ser escolhido de forma a que as saídas preditas, no tempo do horizonte de predição, representem as saídas com o horizonte de predição infinito sobre a lei de controlo do SIORHC, equação

(2.3), com o estado inicial em $x(H_p)$. Para o sistema linear, este envolve resolver a equação de Lyapunov para o sistema $x(i+1)=(A+BF)x(i)$. Keerthi e Gilbert [27] foram os primeiros que propuseram esta abordagem.

Uma escolha potencial de um controlador local é o LQR sem restrições, que é ótimo para o problema de horizonte infinito sem restrições. O LQR pode ser facilmente derivado resolvendo uma equação de Riccati [28]. A resultante lei de controlo MPC, com o correspondente peso terminal e restrição final, é, de facto, um controlador ótimo de *feedback* para o problema de horizonte infinito, se a restrição terminal continuar inativa [29-31]. Se a restrição terminal acabar por se ativar, este controlador perde a otimização, o que implica que os movimentos computados possam ser diferentes dos valores ótimos sem restrições. Consequentemente, para a lei de controlo estar otimizada para o problema quadrático linear (LQ) com restrições, um horizonte suficientemente grande tem de ser utilizado para que a restrição terminal seja satisfeita automaticamente. Tal horizonte dependerá de x e, consequentemente, necessitará de ser calculada *on-line*.

Para além das abordagens utilizando restrições terminais, outras abordagens foram propostas. Uma alternativa notável foi a aplicação de restrições de contração, que requerem que o tamanho da variável de estado diminua ao longo do horizonte de predição [32]. Mais genericamente, este escolhe a função positiva e definida do estado e requer que esta função seja decrescente ao longo do tempo de otimização. De forma a garantir viabilidade, o tamanho do horizonte de predição não é escolhido antes, mas sim é um parâmetro a ser otimizado. Todas as sequências de entradas computadas conseguem ser implementadas em malha aberta até ao fim do horizonte, como originalmente sugerido, ou a otimização pode ser repetida após o tempo sugerido [33].

Os resultados de estabilidade em malha fechada para o caso acima estudado eram provados pelo caso de *feedback* pela variável de estado. Na prática, a maioria dos sistemas não permitem medir diretamente as variáveis de estado, portanto um observador da variável de estado tem de ser empregue. Visto que o controlador MPC, mesmo para um sistema linear, é não linear com a inclusão das restrições na otimização, o resultado comum da separação de resultados entre um observador e um regulador de variáveis de estado não se mantém. No entanto, acontece que a não linearidade do controlador não é muito severa (isto é, é contínua Lipschitz) e a combinação da lei de controlo por *feedback* com o estado e a relação com o observador garante estabilidade [34].

Em retrospectiva, muitos dos resultados relacionados existiam antes dos anos 90, que poderiam ter sido usados para estabelecer estabilidade do MPC. Estes resultados, no entanto, eram de alguma forma fragmentos faltando componentes chaves do MPC,

em que estes foram desenvolvidos com outras premissas em contextos de diferentes tipos de sistemas (com restrição e sem restrição, linear e não-linear, invariável no tempo ou variável no tempo). É durante os anos 90 que estes resultados foram redescobertos e reuniram-se de forma a contextualizar um algoritmo de MPC bem definido.

2.9. MPC Robusto

O MPC, sendo um método de controlo por *feedback*, tem em si alguma robustez, que foi analisada por vários investigadores [35-38]. No entanto, quando é possível de quantificar as incertezas do modelo, pode ser benéfico considerar todas as possíveis trajetórias futuras sobre a descrição das incertezas nos cálculos de otimização. O controlador baseado num modelo matemático com descrição das incertezas, como por exemplo, perturbações e limites de parâmetros, foram estudados nos anos 90. Antes disto, houve estudos formulando um MPC robusto como um problema de minimização-maximização, em que este tentava encontrar a trajetória dos valores de entrada de forma a minimizar o erro em vez de ver a trajetória da saída possível, através do modelo [39,40]. No entanto, vários exemplos demonstraram que a lei de controlo que advém desta situação não era robusta de todo. Assim, os investigadores perceberam que a falta de robustez era dada pela limitação da formulação do controlo otimizado em malha aberta, sendo que este falhava na contabilização do facto que o cálculo de controlo seria repetido ao longo do horizonte, com uma atualização dada por *feedback*. Lee e Yu [41] apresentaram o argumento que havia a indicação de uma deficiência na formulação em malha aberta e apresentaram uma alternativa, uma formulação baseada em programação dinâmica. Com algumas modificações, eles foram capazes de formular o algoritmo do MPC que resolvia um programa convexo a cada tempo, garantindo assim a estabilidade robusta.

Foi argumentado que uma abordagem mais lógica era de executar uma minimização das leis de controlo de *feedback* em vez das entradas controladas [42]. Porém, tal abordagem não poderia ser implementada diretamente, visto que as leis de controlo possível não produzem uma parametrização de dimensões finitas. Kothare, Balakrishnan e Morari [43] apresentavam uma formulação bastante interessante, onde a minimização de cada amostra de tempo procurava todas as leis de *feedback* lineares para minimizar o erro. O problema estava na formulação de uma matriz linear de inequações (LMI), em que esta é convexa e pode ser resolvida através de programação semi definitiva. Extensões mais gerais para estas abordagens apareceram mais tarde [44], mas em todos estes métodos, apesar de apresentarem informações uteis, eram difíceis de ser implementadas na prática, devido a necessidade de resolver o problema de minimização-maximização *on-line*.

2.10. MPC não linear

Uma extensão lógica do que foi descrito anteriormente é o uso de modelos não lineares, dada a particularidade dos problemas de controlo não lineares e a falta de aceitação universal para a solução. A expansão da formalização do MPC de sistemas com restrições lineares para sistemas não lineares é, conceptualmente, bastante direta. No entanto este encontra dificuldades de implementação na prática. A maioria dos resultados de estabilidade para as restrições de sistemas lineares conseguem ser aplicados a não lineares sem modificações. De facto, a maioria dos resultados de estabilidade de controlo otimizado com restrição [27,45] foram desenvolvidos no contexto geral de um sistema não linear. Contudo, a implementação é bastante problemática devido a complexidade computacional em encontrar uma solução com o ótimo global para um problema de otimização não convexo. Apesar disso, o progresso realizado na área da programação não linear não era suficiente para lidar com a complexidade computacional, sendo que esta continuava um grande obstáculo para projetar um algoritmo MPC não linear que pudesse ser implementado na prática, com garantias de estabilidade. Naturalmente os investigadores focaram-se em descobrir a formulação que não necessitasse de encontrar um ótimo global, apenas uma solução executável. Esta ideia foi explorada por Mayne e Michalsaka [45]. Na abordagem destes investigadores, assim que se encontrava uma solução executável, os cálculos subjacentes preservavam a viabilidade da solução, apenas aumentando o seu “custo”. Chen e Allgower [46], apresentaram uma abordagem chamada *quasi-infinite-horizon* MPC, onde a penalização quadrática terminal correspondia ao seu custo no horizonte infinito do sistema linearizado imposto, pois a restrição terminal é usada para forçar o valor da variável de estado a ficar na região terminal prescrita, onde o sistema é estabilizado por *feedback* linear, em que a viabilidade implica estabilidade assintótica.

2.11. MPC adaptativo

Durante os mais recentes anos, um número de investigadores tem-se preocupado com o tópico de desenhar sistemas não lineares com atraso das entradas [47-50], devido a baixa transmissão da energia nas fábricas e o atraso natural que existe normalmente em sistemas reais. A existência destes atrasos é uma das causas mais frequentes de instabilidade.

O modelo base dos controladores adaptativos tem sido, recentemente, bastante usado em vários problemas de controlo dadas as suas capacidades de modelação não linear e a sua adaptabilidade. No entanto, o típico controlo adaptativo indireto [51,52] tem estruturas complexas. Inspirado diretamente por casos de controlo adaptativos [53-

56], estendeu-se o controlador preditivo e controlo supervisionado para um sistema prático com atraso nas entradas e incertezas do modelo.

Mais recentemente, o *design* do MPC [57-59] tem sido amplamente usado em sistemas não lineares sem nenhum atraso das entradas. Contudo, os sistemas de controlo prático possuem um atraso em relação as entradas e são geralmente sistemas não lineares. Tal facto inviabiliza a sua utilização, visto que, os esquemas de MPC para sistemas não lineares e sem atraso já são bastante complicados e não são aplicáveis em sistemas práticos com estes atrasos. Assim sendo, é necessário utilizar um esquema de controlo adaptativo e com o NMPC de forma a evitar as respostas instáveis de sistemas não lineares com atraso nas entradas.

2.12. MPC para sistemas híbridos e sistemas com restrições lógicas

No final do século passado até ao início deste, houve a emergência de MPC híbrido, em que este apontava para sistemas lógicos e com dinâmica contínua. Bemporad e Morari [60] propuseram uma descrição matemática para tais sistemas e inventaram o termo sistemas *mixed logical dynamical* (MLD). Devido a presença de regras lógicas, ambas as descrições dos sistemas e das restrições continham variáveis binárias e formulação comum de MPC baseado estas num problema de programação linear mista inteira (MILP) ou num problema de programação quadrática mista inteira (MIQP). Este problema era resolvido *on-line*. Embora a MILP e MIQP serem problemas de otimização bem estudados devido a sua prevalência em aplicações agendadas, e a sua confiança em *solvers* comerciais gerais existentes (como por exemplo, CPLEX pela ILOG), é um assunto diferente quando se quer aplicar MILP e MIQP *on-line*. Isto é especialmente verdade dado que muito dos sistemas híbridos de interesse são sistemas mecânicos que requerem uma amostragem muito mais rápida do que as aplicações processuais precisam. Esta falha, no entanto, teve um efeito benéfico de motivar o desenvolvimento do MPC explícito.

2.13. MPC Explícito

Bemporad *et al* [61] apresentou uma técnica para determinar a LQR para um sistema com restrições, através de programação linear de múltiplos parâmetros, *off-line* (mp-LP) e também de programação quadrática de múltiplos parâmetros (mp-QP). A lei de controlo mostrou ser linear e contínua por partes, e podia ser implementada como uma tabela de pesquisa, isto é, diferentes leis de estado por *feedback* aplicam-se a diferentes regiões poliédricas. Consequentemente o controlo computacional *on-line* é reduzido a determinar a região associado com o estado atual e depois aplicar a lei de controlo armazenada que é característica dessa região. A abordagem por programação

de múltiplos parâmetros foi, mais tarde, usada para derivar, de forma explícita, leis de controlo MPC para sistemas híbridos e sistemas indeterminados [62].

Um problema com esta abordagem era que com o aumento do tamanho do horizonte, o aumento do número de variáveis de estado e o aumento do número de restrições, o número de regiões poliédricas aumenta rapidamente, fazendo com que a abordagem pela tabela de pesquisa difícil de implementar na prática. Assim sendo, vários *designs* de MPC explícitos e algoritmos, com alguns sacrifícios na otimização, foram propostos. Johansen e Grancharova [63] apresentam um método para determinar um retorno aproximado ao estado linear explícito impondo uma pesquisa em estrutura de árvore na partição. Eles mostraram que isto levava a uma complexidade computacional, em tempo real, que é logarítmica no número de regiões na partição, mantendo a sua estabilidade assintótica e cumprindo as restrições implementadas. Tondel *et al* [64,65] estendeu este resultado para desenvolver uma nova estratégia de exploração que evita partições desnecessárias através da análise da geometria de partição do poliedro e a sua relação com o ótimo da programação quadrática. Bemporad e Filippi [66] apresentaram um método para resolver, aproximadamente, a mp-QP, permitindo uma troca entre o ótimo com um número mais pequeno de partições, ou seja, menos partições com um ótimo local. Estes providenciam margens de erro analíticos e ainda mostraram que a propriedade chave para estabilidade em malha fechada, e cumprimento das restrições, era preservado. Johansen, Petersen e Slupphaug [67] desenvolveram um método similar para obter soluções sub ótimas explícitas, com baixo número de regiões. Mais recentemente, Canale, Fagiano e Milanese [68] propuseram o uso de metodologias de associação para aproximar a lei de MPC, com um limite explícito para erros de aproximação, preservando as propriedades chave de estabilidade e de viabilidade. Finalmente, Jones e Morari [69] introduziram um método para computar leis de controlo explícitas aproximadas que diminuía a complexidade, aumentando o erro, baseadas na aproximação do poliedro e da função de custo ótimo e da interpolação *barycentric*. O controlador mostrou-se ser viável e estável.

2.14. MPC económico

A criação de métodos de controlo com otimização direta de determinados objetivos como economia de processo tem recebido muita atenção recentemente. Assim, o desenvolvimento e extensão do MPC a este conceito tornou-se atrativo por causa da sua aceitação, a nível industrial, e capacidade, demonstrada, de lidar com restrições não lineares e restrições de sistemas de múltiplas variáveis [70]. Tanto as restrições com múltiplas variáveis e a não linearidade são características importantes nos processos industriais para um lucro máximo.

Dentro da comunidade científica da especialidade, é reconhecido que, em contraste aos problemas servo, que o ótimo operacional, a nível económico, pode não corresponder a estabilidade do processo em malha fechada no estado estacionário. Operações periódicas ótimas, por exemplo, podem ter um rendimento, num determinado espaço de tempo, uma melhor operação no estado estacionário. Rawlings, Bonn , Jorgensen, Venkat e Jorgensen [71] mostraram que o MPC com restri es de sistemas lineares com funcional de custo em zonas convexas s o sempre assintoticamente est veis. Diehl, Amrit e Rawlings [72] descobriram que as fun es Lyapunov para MPC econ micos de sistemas n o lineares satisfaziam a inequa o de dissipac o com uma fun o de armazenamento espec fico. Demonstraram tamb m que esta forma de MPC tinha uma performance melhor que os m todos iniciais de controlo peri dico otimizado [73]. Com o conhecimento desta nova ferramenta de an lise de estabilidade, foram desenvolvidos m todos para ajustar o custo da etapa econ mica que se pretende ajustar, de forma a garantir a estabilidade assint tica do melhor estado estacion rio para sistemas n o lineares.

Para uma melhor an lise, estes MPC econ micos iniciais inclu am restri o terminal. Foi reconhecido que esta restri o terminal deveria ser retirada e substituída por uma penaliza o terminal e uma regi o de restri es terminais. Ambas s o consideradas superiores a restri o final porque elas aumentam o conjunto de condi es iniciais vi veis, diminuem a diferen a entre as trajet rias em malha aberta e em malha fechada, permitindo assim uma sintoniza o do controlador mais transparente e, possivelmente, aumentam a performance em malha fechada.

2.15. Otimiza o r pida

Al m do esfor o de calcular a lei de controlo de um MPC expl cito *off-line*, um n mero de investigadores visou acelerar a otimiza o *on-line* atrav s do desenvolvimento de algoritmos de otimiza o personalizados.

Estes algoritmos personalizados foram projetados de forma a explorarem a estrutura particular de um problema de MPC e mostraram velocidades de otimiza o mais r pidas que os *solvers* convencionais. Rao, Wright e Rawlings [74] propuseram um m todo de ponto interior, em que a funcional de custo cresce linearmente no tamanho do horizonte, comparado com o crescimento c bico tradicional. Mais tarde, o mesmo grupo, maioritariamente para problemas de grande escala, implementou uma enumera o parcial (PE) que combina o armazenamento de tabelas e a otimiza o *on-line* [75]. Ferrau, Bock e Diehl [76] explorou informa o das solu es de antigos QP sob o pressuposto que o conjunto ativo n o muda muito de um QP para o pr ximo. Eles aplicaram um m todo a um problema de teste complicado composto por 240 vari veis

e 1191 restrições de igualdade e mostraram que o tempo de CPU estava bastante abaixo dos 100 ms por QP, uma ordem de magnitude acima do *solver* convencional de QP. Mais recentemente, Wang e Boyd [77] mostraram que a computação das ações de controlo para um problema com 12 estados, 3 controladores, um horizonte de predição de 30 passos (resultando num QP com 450 variáveis e 1284 restrições) poderia ser resolvido em apenas 5 milissegundos. Outros exemplos foram apresentados mostrando valores bastante impressionantes de velocidade. A velocidade de cálculo foi conseguida maioritariamente utilizando um método de ponto interior contido numa barreira primitiva recheado de várias características personalizadas, como a computação rápida do passo por Newton, início quente e uma barreira de parâmetros fixa.

Comparada com o método explícito, esta linha de abordagem vem com uma vantagem adicional do peso dos parâmetros, o tamanho do horizonte e os parâmetros do modelo poderem ser mudados durante os cálculos. Para o método explícito, era necessário construir uma nova tabela de pesquisa, resolvendo novos problemas de programação de múltiplos parâmetros.

2.16. Aplicações industriais

Durante os anos 90, o MPC continuou a encontrar o seu caminho para as salas de controlo industrial. Muitas das primeiras gerações de vendedoras de MPC, que começaram como pequenas empresas, fundiram-se entre si para gerar grandes vendedores como a Aspen Tech e a Honeywell. Em adição, alguns vendedores, notavelmente a Shell Global Solutions, partiram dos tradicionais modelos de resposta de tempo e introduziram *software* adotando modelos mais comuns de espaço-estado e todas as ferramentas associadas (como por exemplo, Filtros de Kalman). Esta nova geração de algoritmos MPC pareciam muito mais com algoritmos de controlo clássicos como o LQG (linear-quadratic-gaussian), mas com o benefício de conseguirem lidar com as restrições.

Na CPC 5, houve investigadores, Qin e Badgwell, que apresentaram um inquérito envolvendo os 5 maiores vendedores de MPC da altura (DMC, *Setpoint*, Adersa, Honeywell Profimatics, e Treiber Controls) [78]. Os resultados mostram 2233 aplicações, a maioria concentrada nas indústrias de refinação e petroquímica, mas uns números significativos de aplicações eram também reportados em setores de produção de químicos, pasta de papel e papel, comida e mineração. Aproximadamente 5 anos após este inquérito, realizou-se outro idêntico, conduzido pelas mesmas pessoas, envolvendo em suma os mesmos 5 vendedores [79], em que o número total de aplicações duplicou, indicando uma taxa de crescimento de 15%. Este inquérito mostrou um uso mais generalizado de MPC não linear, em que o total de aplicações rondava as 100. Ao

contrário do MPC linear, a maioria das aplicações do MPC não linear encontrava-se em produção de químicos, ar/gás e indústria de polímeros.

Na década dos anos 2000 houve uma grande mudança nos tipos de sistemas em que o MPC era aplicado. Um número significativo de aplicações envolvendo sistemas mecânicos e sistemas eletrónicos estão agora a ser reportados na literatura. Isto só foi possível devido aos desenvolvimentos referidos nos pontos anteriores, em que estes permitiram a implementação do MPC em ritmos e ordens de magnitude bem mais rápidos que nos processos industriais convencionais (como por exemplo a refinação do petróleo). As aplicações reportadas são o controlo da tração dos automóveis [80], suspensão [81], conversores de energia [82,83], entre outros.

Desde a introdução do DMC e do IDCOM na comunidade de controlo, há mais de três décadas, que o MPC é então o centro da investigação de controlo, em várias formas de aplicá-lo. Após estes anos de estudo, testemunhou-se a transformação do MPC, de heurísticas industriais para uma das técnicas de controlo com mais influentes, tanto em termos de pesquisa como de prática. O MPC, agora, faz parte de todas as refinarias e operações fabris químicas. Além disso, as suas aplicações continuam a crescer, como já foi dito, para sistemas mecânicos e sistemas mecatrónicos que requerem taxas de amostragem com ordem de magnitude mais rápida. De forma teórica, depois da década inicial de muita confusão, a comunidade de investigação conseguiu trabalhar em teorias, bem-sucedidas, que permitiram desenhar as leis do MPC, garantido estabilidade e otimização. Muitos dos artigos que contribuíram para estas descobertas não eram novos, eram apenas redescobertas e aperfeiçoamentos para formar uma teoria comum. Agora o MPC é aceite como a técnica mais eficiente e completa para problemas de controlo com restrições. Ao longo do tempo, a teoria e a prática começaram a suportar-se entre si bastante bem de forma a gerar o progresso que este teve.

Após várias décadas de descobrimento, apenas se consegue especular qual será a próxima grande descoberta da área de controlo preditivo. Tanto pode ser na área do MPC robusto, como pode ser uma teoria que não consegue ser implementada na prática. De momento os investigadores estão focados na grande descoberta nesta área, o MPC económico. Este ainda está em desenvolvimento. Além deste, ainda existe grande investigação no MPC adaptativo e explícito.

O MPC que se conhece realiza otimização *on-line* em malha aberta repetidamente, baseando-se em trajetórias preditas com medidas calculadas *on-line*. Visto que, nesta formulação falta a contabilização de *feedback* futuro, parece que este está confinado a sistemas incertos que necessitem de otimização. Programação dinâmica providencia soluções rigorosas para o problema de otimização, mas tem a sua

própria limitação, em que esta se denomina de “maldição da dimensão”. Programação de aproximação dinâmica desenvolvida pela comunidade de inteligência artificial é uma premissa que tem bastante interesse [84]. Esta foi a premissa do MPC económico, em que este ainda está em grande desenvolvimento. No futuro espera-se cada vez mais aplicações para o MPC económico, MPC adaptativo e o MPC explícito.

Por último, de forma a enquadrar o trabalho aqui desenvolvido com o que foi dito anteriormente, esta tese vai de encontro a substituição de controlo clássico por controlo preditivo. Utilizando então um MPC linear é possível de comparar as duas vias.

2.17. Abordagem clássica

A abordagem clássica de controlo na engenharia química passa pela utilização de controladores PID. Estes controladores são bastante antigos, sendo que estes apenas se aplicam a problemas SISO.

Um PID é de extrema utilidade para processos cuja dinâmica é benigna e as performances necessárias do equipamento sejam modestas, ou seja, um PID, dada a sua fácil sintonização e o seu custo, é ideal para sistemas pequenos, sendo por isso ainda utilizado na indústria. Na indústria química, a maioria das malhas fechadas dos processos possuem controladores do tipo PID, sendo que a maioria desses processos utiliza controladores PI.

Os controladores PID são combinados com lógica, máquinas sequenciais, seletores, funções de bloco simples, de forma a construir sistemas de automação mais complicados para produção e transporte de energia. Muitas das estratégias de controlo mais sofisticadas, como o controlo preditivo, são também organizadas hierarquicamente. Assim sendo, utiliza-se controladores PID nas camadas mais baixas de controlo, em que os controladores preditivos dão os vários *setpoints* aos controladores PID. Assim sendo, pode-se afirmar que o controlador PID é uma ferramenta bastante importante em toda a engenharia de controlo.

Uma larga proporção de instrumentos e processos de engenharia são bem familiares ao controlo PID. Existe prática na implementação e uma sintonização bem conhecida, na utilização destes controladores.

No próximo ponto abordou-se os princípios do PID, realizar uma abordagem aos métodos de *design*, dos controladores PID, regras para a sintonização de PID's, algumas técnicas para a sintonização dos mesmos e, por fim, vários problemas complexos que podem ser reformulados usando controladores PID [85].

2.18. Controlo por PID

O controlador PID é de longe o algoritmo de controlo mais comum, em particular para sistemas cujo acoplamento entre variáveis é bastante reduzido. A maioria das malhas de controlo por *feedback* são controladas por este algoritmo. Assim sendo, a maioria dos controladores PID apresentam-se numa estrutura de *feedback*. O princípio de *feedback* pode ser expresso como a mudança do valor da variável manipulada, quando a variável de saída está fora do *setpoint*. Este *feedback* chama-se de *negative feedback* porque sempre que a variável manipulada sai do *setpoint* é necessário que o valor da variável manipulada mude de forma inversa, por exemplo, se o valor de saída for menor que o de *setpoint* é necessário aumentar o valor da variável manipulada [86].

Após esta breve explicação de controlo em *feedback*, em que os controladores PID são prediletos, é necessário recorrer-se a sintonização dos parâmetros do PID. No entanto, de forma a poder-se realizar esta sintonização dos parâmetros de um PID é necessário conhecer o processo em que se quer incorporar. Assim sendo, é necessário obter a dinâmica do mesmo.

Existem várias formas de se obter a dinâmica de processos, sendo a dinâmica o comportamento matemático de uma saída em função da entrada, ao longo do tempo. No entanto, é normal trabalhar-se no domínio de Laplace, aplicando as transformadas de Laplace, do que no domínio do tempo, devido a complexidade das funções no domínio do tempo. As mais simples são baseadas em medições diretas do processo em função de mudanças em passo, ou criação de gráficos. Outros são baseados em respostas de frequência.

Os métodos mais simples são os que são usados normalmente, devido a necessidade de sintonizar um controlador com poucas ferramentas disponíveis. Estes métodos também são úteis de forma a obter-se informações para a aplicação de métodos mais complexos.

Após a obtenção do modelo do processo pode-se então realizar a sintonização do controlador PID. No entanto, de forma a perceber o que é a sintonização de PID, é necessário compreender os parâmetros do PID, o parâmetro proporcional (a letra P), o parâmetro de tempo integral (a letra I), e, por fim, o parâmetro do tempo derivativo (a letra D).

O controlador PID então pode ser traduzido, matematicamente, por

$$u(t) = K_c \left(e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(\tau) d\tau + T_d \frac{de(t)}{dt} \right) \quad (2.11)$$

Em que $u(t)$ é a variável manipulada e $e(t)$ é a função de erro de controlo ($e = y_{sp} - y$). A variável manipulada é então uma soma de três termos, o termo P (em que este é proporcional ao erro), o termo I (em que este termo é proporcional ao integral do erro) e o termo D (em que este é proporcional a derivada do erro). Os parâmetros do controlador são proporcionais ao ganho proporcional (K), ao tempo integral (T_i) e ao tempo derivativo (T_d). [85]

A função do controlo proporcional apresenta-se como

$$u(t) = Ke(t) + u_b \quad (2.12)$$

Em que u_b é uma variável *bias*, isto é, uma variável que incorpora variáveis que possam estar a ser omitidas. Ao desenvolver-se esta equação ao estado estático é possível de se chegar a seguinte equação

$$x = \frac{K_c K_p}{1 + K_c K_p} (y_{sp} - n) + \frac{K_p}{1 + K_c K_p} (l + u_b) \quad (2.13)$$

Sendo x a variável do processo, l uma perturbação do sistema, K_p o ganho do processo e K_c o ganho do controlador. Como é possível de ver através da equação, o controlo proporcional não retira o erro, apenas em casos em que o K_c tende para infinito, ou com a escolha ideal de u_b [85].

Uma outra maneira de falar em controlo proporcional é falar sobre a banda proporcional. A banda proporcional (referida também como *throttling range*, TR) é definida como a quantidade de mudança que é necessária a variável controlada mudar para que a saída passe de 0 a 100 %. Sistemas que estão subjugados a grandes alterações nos *setpoints*, ou nas cargas, tipicamente precisam de possuir bandas proporcionais grandes para chegar a estabilidade. Nos sistemas que possuem tempos de respostas bastante rápidos, como os que envolvem o controlo estático de pressão, precisam de ter bandas proporcionais ainda maiores de forma a prevenir as oscilações.

A relação entre o ganho proporcional e a banda proporcional são inversamente proporcionais, sendo que, no geral, diminuir a banda proporcional cria oscilações maiores. Inversamente, quanto maior a banda proporcional, mais lenta se torna a resposta da malha fechada. A relação é então dada pela seguinte equação.

$$K_c = \frac{100\%}{PB \%} \quad (2.14)$$

Sendo PB o valor da banda proporcional [86].

O tempo integral tem como principal função a de eliminar o erro que existe, chamado o erro de *offset* criado pelo controlo proporcional. No entanto, a ação integral cria oscilações as respostas referentes a mudanças de *setpoint*. Estas oscilações aumentam consoante o tamanho do tempo integral. Caso o tempo integral seja pequeno, existirá oscilações bastante acentuadas, enquanto que quanto maior o tempo menor serão as oscilações. Assim seria de esperar que seriam usados tempos integrativos bastante elevados. Apesar disto, existe o problema que, quanto maior o valor do tempo integral, mais lenta é a resposta. Assim sendo é necessário ajustar o valor do tempo integral, consoante o processo. A equação referente ao tempo integral é apresentada de seguida.

$$u(t) = K \left(e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(\tau) d\tau \right) \quad (2.15)$$

A equação descrita apresenta um comportamento de PI, dado que, o controlo integral tem de estar acompanhado pelo controlo proporcional. Intuitivamente, chega-se a conclusão que no início, em u_0 , o erro terá de ser zero de forma a manter u_0 constante [85].

Por último, a ação derivativa tem como objetivo o aumento da estabilidade da malha fechada. Assim sendo, o que ocorre é uma tentativa de predição do valor de entrada com o tempo derivativo, estabilizando a resposta do processo. A equação que retrata isto é a seguinte

$$u(t) = K \left(e(t) + T_d \frac{de(t)}{dt} \right) \quad (2.16)$$

O sinal de controlo é então proporcional a uma estimativa do erro de controlo ao tempo T_d à frente, onde a estimação é obtida por extrapolação linear. De notar, como ocorre com o tempo integrativo, a ação derivativa vem associada ao controlo proporcional. No entanto, a ação derivativa não retira os erros de *offset* [85].

Os sistemas de controlo apresentam vários fatores a ter em conta na escolha do tipo de controlador, como a resposta aos sinais, a insensibilidade ao ruído medido e variações processuais, como a rejeição a perturbações. Devido a estes fatores, existe um sentimento de surpresa como um controlador tão simples como um o controlador PID consegue trabalhar tão bem. A observação geral é que a maioria dos sistemas industriais conseguem ser controlados relativamente bem com este tipo de controlador, caso sejam sistemas que não precisem de grandes performances a nível de controlo.

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

Na maioria dos casos, a ação derivativa não é utilizada. Isto é uma observação bastante interessante que a maioria dos controladores industriais possuem esta ação desligada, dado que, a maioria dos sistemas são de primeira ordem, e um PI é suficiente para controlar o sistema. O PID é utilizado nomeadamente para sistemas com dinâmicas de segunda ordem. Em casos em que a dinâmica é maior, ou em casos em que existam tempos de atraso grandes, existe a necessidade de tipos de controlo mais sofisticados, que serão abordados mais a frente.

De forma a obter os parâmetros de um PID é necessário saber a que sistema se pretende aplicar controlo. Após a caracterização da malha de controlo que se quer utilizar, passa-se então para a sintonização do controlador. Existem vários métodos de sintonização. O mais clássico é o método de Ziegler-Nichols. Neste método a dinâmica é caracterizada por dois parâmetros. Um dos parâmetros é relacionado com o ganho do processo, o quociente entre a variação da saída do processo com a variação da entrada, e o outro descreve a velocidade do processo. Os métodos de Ziegler-Nichols foram então estudados e modificados, surgindo então dois métodos principais, o método de resposta em passo e o método de resposta em frequência.

No método de resposta em passo, os parâmetros são simplesmente características obtidas através da resposta em passo. Este método é baseado na resposta em malha aberta do sistema, em que este é caracterizada por dois parâmetros, sendo este o a e L apresentados na seguinte figura.

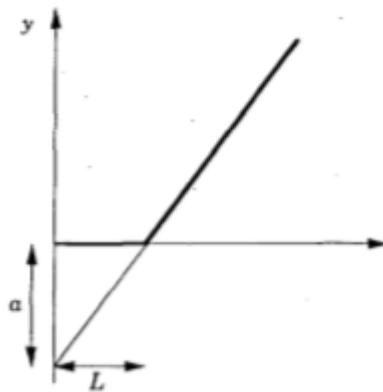


Figura 2.2- Caracterização de uma resposta em passo [85].

Determina-se então o ponto onde o declive da resposta tem o seu máximo, e é então desenhada uma reta tangente em relação a esse mesmo ponto. De seguida utiliza-se uma tabela que relaciona os valores de a e L de forma a sintetizar o controlador.

Tabela 2.1- Método de Ziegler-Nichols, em resposta de passo, para obtenção dos parâmetros de um PID [85].

Controlador	K	t_I	t_D
P	$1/a$		
PI	$0.9/a$	$3L$	
PID	$1.2/a$	$2L$	$L/2$

O método de resposta em frequência é baseado numa simples caracterização da dinâmica do processo. O *design* consiste na introdução de um controlador proporcional no sistema, em que se descobre o K_c crítico, em que este K_c é o ganho do controlador que permite que o sistema esteja no limiar da estabilidade. Após a obtenção do K_c crítico, através da resposta se encontra o T_c crítico, o tempo entre cada máximo das oscilações. A tabela 2.2 mostra o método do Ziegler-Nichols.

Tabela 2.2- Método de frequência de Ziegler-Nichols para obtenção dos parâmetros de um PID [85].

Controlador	K	t_I	t_D
P	$0.5 K_{cu}$		
PI	$0.4 K_{cu}$	$0.8 T_{cu}$	
PID	$0.6 K_{cu}$	$0.5 T_{cu}$	$0.125 T_{cu}$

Os métodos de Ziegler-Nichols recorrem aos sistemas que não se possuem informações sobre a dinâmica do processo. No entanto, se houver informações sobre a dinâmica do processo, existem outros métodos de forma a sintonizar um controlador PID, como o λ -*Tuning*, e que consiste na utilização de um λ na função do controlador, de forma a retirar os parâmetros, sendo de notar que este método é apenas utilizado para sistemas com grandes atrasos, o método de Haalman, que consiste numa sintonização inversa, isto é, é escolhida a resposta pretendida ao sistema, sintoniza-se o controlador de maneira a igualar esta resposta, e, por último, o método IMC (*Internal Model Controller*), em que consiste na separação da função transferência do processo, em zeros positivos de um lado e zeros negativos e pólos no outro, sendo que este método é utilizado maioritariamente para sistemas com zeros positivos, ou seja, funções com *Lead Lag* (com inversão de resposta inicial).

Os métodos e problemas de controlo aqui apresentados tem sido para problemas SISO (*single input single output*). No entanto, os sistemas de controlo típicos são muito mais complexos, com várias variáveis manipuladas e vários sinais medidos. A abordagem neste tipo de problemas é a abordagem *bottom-up*, ou seja, utilizando

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

componentes simples, consegue-se construir sistemas de controlo avançados. Estes tipos de sistemas podem ser implementados de várias formas. Originalmente, os sistemas implementados, eram interligações de caixas, construídas com componentes eletrónicos e pneumáticos. No entanto, evoluiu-se para sistemas distribuídos, constituídos por vários computadores conectados hierarquicamente. Os *softwares* dos sistemas distribuídos são construídos de forma a que a programação seja feita através da seleção das interligações entre os componentes. Neste contexto, o equipamento chave será o controlador PID.

Um tipo de controlo complexo é o controlo em cascata. Este pode ser utilizado quando existem vários sinais de medição e apenas uma variável de controlo. Este tipo de controlo é particularmente útil quando existem dinâmicas significativas, isto é, grandes constantes de tempo e atrasos significativos entre a variável do processo e a variável de controlo. De forma a conseguir um controlo mais apertado, é necessário utilizar um sinal de medida intermédio que responde de forma mais rápida ao sinal de controlo. Assim sendo, o sistema irá possuir duas malhas fechadas. A malha fechada interna é denominada pela malha secundária e a malha fechada externa denomina-se por malha principal. A razão para esta nomenclatura é que a malha fechada externa lida com o primeiro sinal medido. Este tipo de controlo pode ser feito com mais do que duas malhas de controlo. O desempenho deste tipo de controlo pode ser melhorado com o aumento do número de sinais medidos, até todas as variáveis de estado possuírem uma medição. Este tipo de controlo é bastante útil para o posicionamento de válvulas, permutadores de calor e motores.

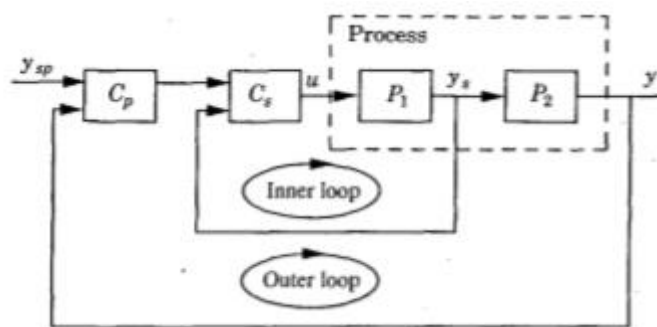


Figura 2.3-Figura representativa de um controlo em cascata [85].

O controlo por *feedforward* é outro exemplo, largamente utilizado na indústria, de controlo complexo. Este controlo serve para retirar o erro que a perturbação cria no sistema, sendo que as perturbações são desvios da variável de controlo ao *setpoint*. Em algumas situações, é possível medir as perturbações antes delas influenciarem o processo. Nestas perturbações medidas é efetuado o controlo por *feedforward*. Este tipo

de controlo pode ser utilizado tanto para sistemas lineares como para sistemas não lineares, requerendo assim o modelo matemático do processo. Normalmente, este tipo de controlo é utilizado junto ao controlo por *feedback*, de forma a colmatar as necessidades do controlo por *feedback* de lidar com as perturbações.

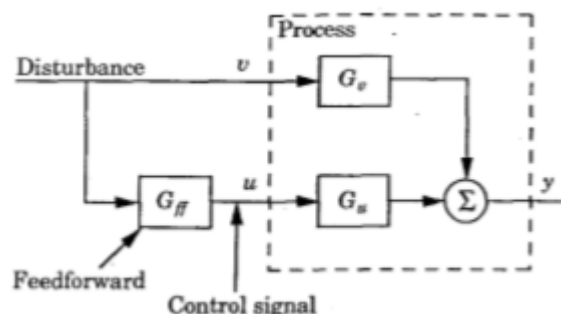


Figura 2.4- Princípio do controlo por *feedforward* [85].

O controlo em cascata é usado quando existe uma variável de controlo e vários sinais de medição. A situação inversa do controlo em cascata é quando existem várias variáveis de controlo e apenas um sinal. Sistemas deste tipo são bastante comuns na indústria, isto é, sistemas interligados com aquecimento e arrefecimento, existindo um controlador para cada sistema. O sistema de arrefecimento e de aquecimento, usualmente, possuem dinâmicas diferentes e estados estacionários diferentes. Assim sendo, é necessário utilizar o controlo em *split range*, sendo que o princípio deste controlo está exposto na figura 2.5.

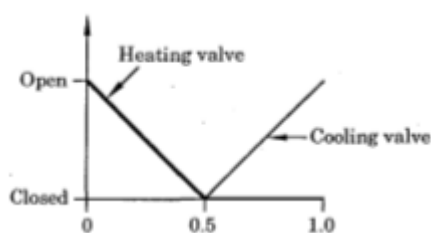


Figura 2.5- Princípio do controlo em *split range*, num sistema de aquecimento e arrefecimento [85].

Na figura, está representada a relação entre a variável medida e as variáveis de controlo. Quando a temperatura é demasiado baixa, é necessário aquecer. Assim sendo, o sistema de aquecimento tem o seu máximo valor quando a variável medida for zero. Após isto, o aquecimento diminui de forma linear aquando o aumento da variável medida, até o valor médio da variável medida. Após este valor, o sistema de arrefecimento começa a trabalhar, aumentando até a variável medida ser um. Assim, consegue-se evitar que os dois trabalhem simultaneamente.

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

A zona crítica de mudança de temperatura é quando a variável medida está no seu valor médio. De forma a evitar que os sistemas trabalhem simultaneamente, existe uma zona que é considerada como a zona morta, em que nenhum dos sistemas trabalha. Aqui reside alguns problemas, visto que, a mudança entre os dois diferentes sistemas cria dificuldades e oscilações no sistema de controlo.

O controlo seletivo pode ser visto como o inverso do controlo *split range*. No controlo por *split range* possui-se vários atuadores e um sinal medido, enquanto que no controlo seletivo, possui-se um atuador e vários sinais de medição. O seletor acaba por ser um aparelho estático com várias entradas e apenas uma saída. Existe apenas dois tipos de seletores, o de máximo e o de mínimo.

Existem situações onde as várias variáveis de controlo do processo têm de ser levadas em conta. Uma das variáveis de controlo é a principal, mas onde é necessário que as outras variáveis estejam numa gama de valores, sendo esta a diferença entre o controlo em cascata e o controlo seletivo.

A ideia do controlo seletivo é de usar vários controladores e ter um seletor que escolhe qual o controlador mais apropriado. Um exemplo disto é o quando a variável de controlo é a temperatura, mas é preciso que a pressão não exceda um determinado valor, por motivos de segurança.

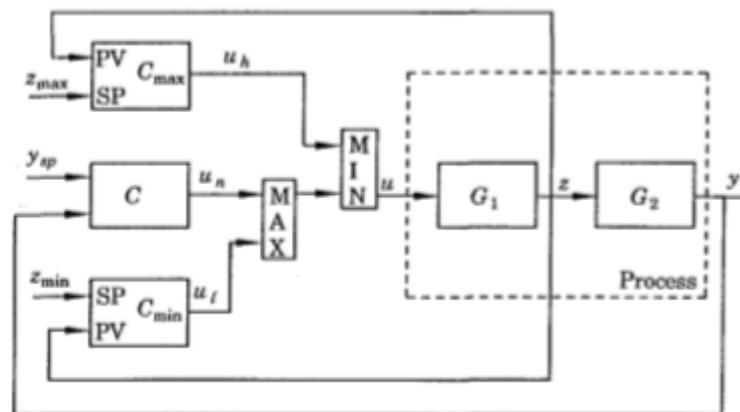


Figura 2.6- Princípio do controlo seletivo [85].

Outros tipos de controlo avançado são as redes neurais e o controlo *fuzzy*. Estes controlos lidam com funções não lineares e com utilização de PID's. O controlo por rede neural é uma tentativa de tornar simples modelos como a rede de neurónios do cérebro humano. Assim, o sistema tem várias entradas e apenas uma saída, em que a saída depende das entradas e do peso de cada entrada (denominado por w_i , sendo o índice i

referente a cada entrada). As saídas são denominadas neurónios, sendo a equação do neurónio a seguinte

$$y = f(w_1u_1 + w_2u_2 + \dots + w_nu_n) = f\left(\sum_{k=1}^n w_k u_k\right) \quad (2.17)$$

O *controlo fuzzy* é uma tentativa de desenvolver um método de lógica racional, menos complexa, isto é, quantificar algo como verdadeiro ou falso. Isto é possível introduzindo variáveis linguísticas e associá-las a funções membros, que retiram valores entre 0 e 1. Neste tipo de controlo, as operações lógicas e, ou, e não são operações em variáveis linguísticas. Estas operações podem ser expressas em termos de operação nas funções membro das variáveis linguísticas. Considerado $f_A(x)$ e $f_B(x)$ como funções membro com duas variáveis linguísticas, é possível defini-las como

$$f_{A \text{ e } B} = \min(f_A(x), f_B(x)) \quad (2.18)$$

$$f_{A \text{ ou } B} = \max(f_A(x), f_B(x)) \quad (2.19)$$

$$f_{\text{não } A} = 1 - f_A(x) \quad (2.20)$$

O último tipo de controlo complexo que será apresentada é o controlo de malhas com interação. Este tipo de controlo utiliza a decomposição em malhas simples, sendo assim mais fácil de extrapolar informação de um sistema complexo de forma a sintonizar a malha de controlo. No entanto, este tipo de abordagem tem os seus problemas, como, não é possível determinar as limitações da decomposição, as interações entre malhas ser demasiado grande e não se conseguir decompô-las. Este método é bastante difícil de implementação prática devido as interações entre variáveis, sendo nomeadamente um método académico.

2.19. PID com 2 Graus de Liberdade

O grau de liberdade de um sistema de controlo é definido pelo número de funções de transferência na malha fechada que podem ser ajustadas independentemente [87]. O *design* dos sistemas de controlo é um problema de múltiplos objetivos, assim um sistema de controlo com dois graus de liberdade (abreviado como 2DoF), naturalmente, tem as vantagens em relação ao sistema com apenas um grau de liberdade (abreviado como 1DOF) [88].

O parâmetro extra que oferece os controladores 2DoF é usado para aumentar o comportamento do controlo do *setpoint* considerando o desempenho do controlo regulatório do *setpoint* (isto é, as variações que o *setpoint* sofre ao longo do tempo), e, ainda, considerando a robustez do sistema e o controlo da malha fechada [87]. Esta

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

característica dos sistemas de controlo 2DoF pode ser implementado tanto em controladores PI como PID.

Os algoritmos do PID 2DoF são dados por

$$u(t) = K_p \left\{ e_p(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e_i(\xi) d\xi + T_d \frac{de_d(t)}{dt} \right\} \quad (2.21)$$

$$u(s) = K_p \left\{ e_p(s) + \frac{1}{T_{is}} e_i(s) + \frac{T_d s}{\alpha T_d s + 1} e_d(s) \right\} \quad (2.22)$$

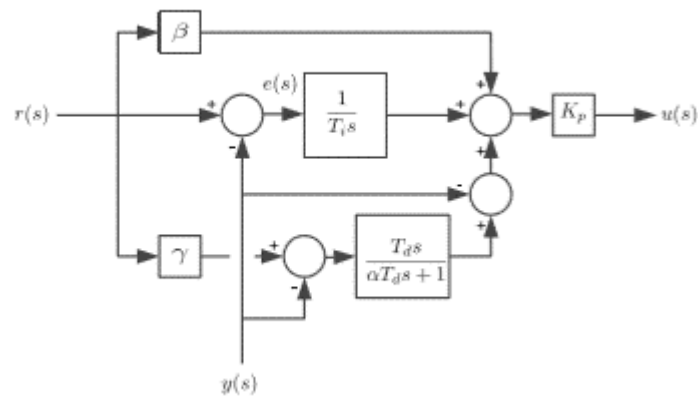


Figura 2.7- Esquema genérico de um controlador PID 2DoF em tempo discreto [88].

Capítulo 3

Modelação do sistema

3.1. Introdução

Neste capítulo pretende-se expor o tipo de equipamento onde o trabalho foi realizado e o seu modelo matemático. A obtenção do modelo matemático é obtida através da aplicação de princípios de conservação de massa e a leis físicas referentes a transferência de calor. No final é apresentado o modelo do equipamento em estudo linearizado e não linearizado, assim como os modelos gerais de vários tipos de equipamento com a mesma funcionalidade do equipamento em estudo.

3.2. Introdução ao estudo do modelo matemático e aos permutadores de calor

A permuta de calor é o termo aplicado ao estudo dos detalhes ou mecanismos de transferência de energia, em que a forma de calor é a principal preocupação deste estudo. Existem vários exemplos deste conceito, alguns de natureza familiar e doméstica, como por exemplo tudo o que envolva cozinhar, pôr água a ferver, conservar alimentos no frigorífico, entre outros. Falando em exemplos industriais existe os tratamentos de metais, dissipação de calor perdido na fábrica, entre outros. A análise de exemplos industriais será o foco deste artigo.

A permuta de calor é energia em movimento, que ocorre como resultado de um gradiente de temperatura. Este gradiente de temperatura é a *driving force* que causa o movimento do calor. A permuta possui três mecanismos básicos, que são a condução, convecção e radiação [89].

A condução é o mecanismo de transmissão de calor através de uma substância para a outra, sem que seja necessário movimento das mesmas. O calor pode ser conduzido por gases, líquidos e sólidos. No caso de fluidos, no geral, a condução é o principal modo em que ocorre a permuta de calor, quando não possui velocidade. Nos sólidos opacos, a condução é o único modo em que existe permuta de calor. A energia cinética das moléculas de um gás associa-se a uma propriedade que é a temperatura. Numa região, onde as temperaturas são elevadas, as moléculas do gás têm maior velocidade que numa zona onde a temperatura é menor. A excitação destas resultam na colisão e a mudança de momento e de energia. Quando este movimento aleatório ocorre e existe um gradiente de energia no gás, as moléculas na região de maior temperatura começam a transferir energia para as moléculas na zona de menor energia, através de colisões. É possível identificar este transporte de energia via difusividade ou condutividade.

A condução de calor em líquidos é parecida ao dos gases, sendo a condução um fenómeno de colisões aleatórias de moléculas com energias elevadas com moléculas de energias baixas, causando transferência de calor. No entanto, a situação de líquidos é mais complexa, porque as moléculas estão confinadas num espaço menor. Assim sendo, os campos de força molecular podem ter um efeito na energia trocada entre moléculas, isto é, o campo de forças molecular pode ter influência no movimento aleatório das moléculas.

A condução de calor em sólidos ocorre devido ao movimento de eletrões livres, ondas da rede metálica, excitações magnéticas e radiação eletromagnética. O movimento de eletrões livres ocorre apenas quando as substâncias são consideradas

bons condutores elétricos. A teoria é que o calor pode ser conduzido pelos elétrons (conhecido também por gás de elétrons), que são livres para mover-se pela estrutura em rede do condutor, na mesma maneira que a eletricidade é conduzida. Este é o caso comum dos metais.

A energia molecular da vibração da molécula na substância é transmitida entre moléculas adjacentes, ou átomos, da região de maior calor para a de menor. Este fenómeno ocorre na estrutura de rede que pode ser considerado como energia a ser transmitida pelo gás composto de um número total de quantum, conhecido por fotões. O movimento de fotões é teorizado ser a difusão entre a estrutura de rede na mesma forma que os elétrons. A estrutura em rede normalmente não é um fator para a condução de calor através de metal.

A convecção é o termo aplicado quando a transferência de calor é efetuada através do movimento dos fluidos. A mecânica dos fluidos é, então, uma parte importante na análise dos problemas de convecção. Isto é bastante importante, porque na indústria este é o meio mais utilizado de forma a realizar permutas de calor.

Por último, a radiação, em que esta consiste na transferência de energia por radiação eletromagnética com ondas de comprimento delimitado. O calor é então, usualmente uma mistura entre os três meios aqui explicados.

A nível industrial, a permuta de calor é, usualmente, efetuada através de permutadores de calor. Estes são desenhados de forma a permutar calor de um fluido mais quente, para um fluido mais frio, dado que, realizar aquecimentos com energia tem custos demasiado elevados. Assim sendo, na indústria química existe a necessidade de diminuir ou aumentar a temperatura de determinados fluidos, seja pela reação, seja para armazenamento. As indústrias com necessidades semelhantes de troca de calor utilizam também os permutadores de calor, como a farmacêutica e a alimentar [89].

Este ponto foca-se nos vários tipos de permutadores de calor utilizados na indústria. Estes são os permutadores de placas, casco e tubos, tubos concêntricos, e as suas variações. Além de se apresentar uma pequena revisão de conceitos, ainda será apresentado modelos hiperbólicos e parabólicos dos permutadores de calor. Nos modelos, demonstrou-se quais são considerados problemas hiperbólicos e quais são os considerados problemas parabólicos, distinguindo-os entre si. A característica para os problemas hiperbólicos e parabólicos é que estes são problemas que se propagam na mesma direção da velocidade. Sendo assim, a diferença entre estes, nos permutadores de calor, é o termo de difusão, em que este é uma derivada de segunda ordem, em que a existência deste cria uma parábola (problema parabólico).

3.2. Permutadores de placas

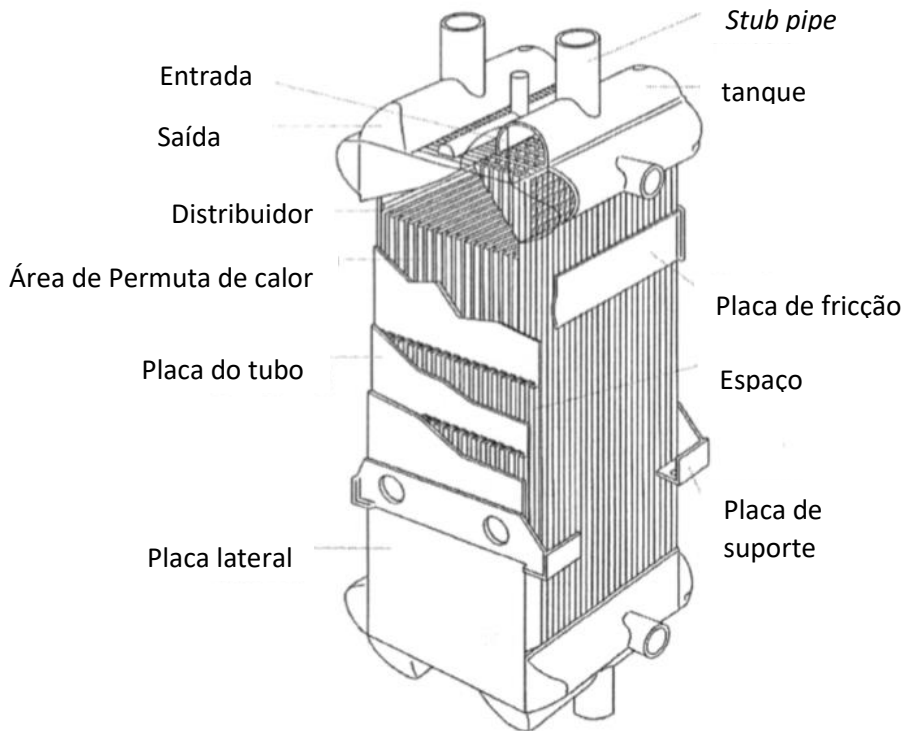


Figura 3.1 - Figura de um permutador de calor de placas [90].

Este grupo de permutadores é caracterizado por ter superfícies secundárias, ou estruturas de plano vertical fixo, entre cada partição plana, ou separação de corrente, de uma placa. Os *fins* têm duas funções, uma de agir como uma superfície de transferência de calor secundárias, obtendo assim um diâmetro hidráulico menor, e a segunda função de conter a diferença de pressão entre as correntes. As variações são apresentadas de seguida.

3.3.1. Permutadores de vácuo revestidos

Originalmente desenvolvido para a indústria de das aeronaves nos anos 40, para o uso de controlo ambiental e de trabalho de troca de calor entre óleo e o combustível, o alumínio PFHE é extensivamente usado na indústria com temperaturas criogénicas, ou em separação de gás e liquefação, onde as boas propriedades do alumínio a temperaturas baixas são soberanas. O uso generalizado é também feito numa fábrica de produção de etileno. A técnica de construção em vácuo, sendo que ao serem revestidos permite múltiplas correntes, até 12 correntes, serem incorporadas em apenas num único núcleo, poupando muito peso e custo ao sistema. A alta densidade por área (o diâmetro hidráulico na ordem de 1 até 2 mm) também permite as baixas diferenças de temperatura necessárias para uma operação eficiente, especialmente a temperaturas criogénicas, em que as necessidades de energia são fortemente

influências pelas restrições da segunda lei de termodinâmica. Em relação a este tipo de permutador, existem 4 tipos. O tipo plano, em que as placas são direitas, *herringbone* em que as placas são onduladas, as perfuradas, em que estas são muito parecidas com as do tipo plano, mas mais largas, e, por último, *offset striped fin*, em que este tipo é um misto entre placas onduladas e direitas. [90]

O permutador de vácuo revestido que é utilizado na indústria de etileno é usualmente construído consoante a fábrica.

3.3.2. Permutadores de porção revestida e soldado

Um segundo grupo de permutadores de placas, os permutadores revestidos e soldados, muito similar em termos de construção aos permutadores de placas apresentados anteriormente, mas que são desenvolvidos para uma área de mercado diferente. As aplicações deste tipo de permutador são o arrefecimento dos automóveis (os radiadores) e o aquecimento do ar ou arrefecimento do óleo para os compressores. As unidades deste tipo de permutador de calor são maioritariamente para trocas entre ar-água e óleo-água, devido a sua configuração, em que este cruza os fluxos. [90]

3.3.3. Permutadores de titânio/ferro revestidos

Estes permutadores de placas são para temperaturas acima de 200°C, dado que estes conseguem chegar a temperaturas até 800°C. Além da sua estrutura em ferro/titânio, estes são ainda revestidos com um outro metal, como níquel ou prata [90].

3.3.4. Permutadores de placas e cascos

Este tipo de permutador é a melhor alternativa ao permutador de casco e tubos, tendo sido introduzido no ano 1923 na pasteurização do leite. Este é amplamente usado na indústria de processamento de comida e bebida, e também é utilizado em determinados processos químicos.

Este permutador é bastante parecido ao permutador de placas de plano fixo, em que este consiste em várias placas pressionadas num determinado espaço, incluindo placas terminais, de forma a conter a pressão de vapor [90].

3.3.5. Permutadores de placas espiral

O permutador de placas espiral é bastante utilizado para troca de fluidos contendo materiais suspensos, como as lamas. A aplicação mais comum para este é o aquecimento das águas do esgoto para a digestão da mesma [90].

Existem vários outros tipos de permutadores de placas, no entanto, estes são todas variações dos permutadores aqui apresentados, sendo que estas variações são pequenas.

As equações de energia são então

Canal 1

$$\frac{\partial T_1}{\partial t} = \pm v_{z1} \frac{\partial T_1}{\partial z} + \alpha_1 (T_2 - T_1) \quad (3.4)$$

Canal i

$$\frac{\partial T_i}{\partial t} = \pm v_{zi} \frac{\partial T_i}{\partial z} + \alpha_1 (T_{i+1} - T_{i-1} - 2T_i) \quad (3.5)$$

Canal n

$$\frac{\partial T_n}{\partial t} = \pm v_{zn} \frac{\partial T_n}{\partial z} + \alpha_1 (T_{n-1} - T_n) \quad (3.6)$$

Onde $\alpha_i = \frac{U v_{zi} w}{m_i c_i}$, e T traduz-se pela temperatura dos fluidos.

Como é possível de ver, trata-se de um problema parabólico, devido as características das equações de momento, em que este possui uma derivada de segunda ordem, ou seja, o termo da difusão.

3.4. Permutadores de tubos concêntricos

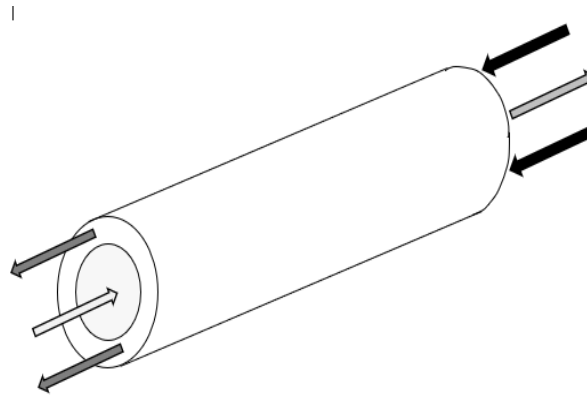


Figura 3.3- Ideia geral dos permutadores de tubos concêntricos.

Este tipo de permutador consiste em dois tubos concêntricos, um dentro do outro, em que o fluido mais quente flui pelo tubo do interior, enquanto que o mais frio flui no tubo externo. Os fluidos podem estar a fluir em paralelo, em que os fluidos fluem na mesma direção, ou em contracorrente, em que estes fluem em direções opostas. O facto de o fluido quente fluir no tubo interior prende-se pelo facto de minimizar as perdas de calor com o exterior, dado que se este tivesse no tubo exterior, o fluido quente iria trocar de calor com o exterior e com o fluido frio, perdendo assim eficiência térmica.

Usualmente utiliza-se cobre na construção do permutador, de forma a facilitar a permuta de calor.

Os permutadores de tubos concêntricos apresentam uma desvantagem, em que, caso seja necessária uma área de transferência elevada, é necessário colocar mais tubos. No entanto, acima de 50 tubos, a transferência de calor começa a tornar-se bastante mais fraca, sendo necessário utilizar outro permutador, o de casco e tubos (apresentando no ponto seguinte) [90].

3.4.1. Modelo dinâmico dos permutadores de calor de tubos concêntricos

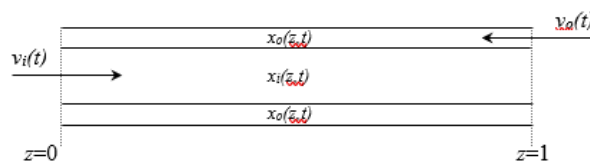


Figura 3.4- Funcionamento de um permutador de calor de tubos concêntricos, em regime contracorrente, utilizado para o modelo matemático [92].

De forma a construir o modelo, é necessário olhar para a figura 3.4, sendo que nesta figura está representado um permutador que funciona em contracorrente. O primeiro passo desta fase está apenas restrito ao tubo interior, onde o fluido que passa flui a uma velocidade $v(t)$, assumindo que este fluido se encontra todo na mesma fase. De seguida, adiciona-se um novo tubo, o tubo concêntrico exterior, que permite a troca de calor entre fluidos, como discutido anteriormente.

Assim sendo, apresenta-se o modelo para o permutador de tubos concêntricos [5]

$$\frac{\partial v(z, t)}{\partial t} - \frac{u}{L} \frac{\partial v(z, t)}{\partial z} = p(w, x, d(z, t); \theta_1) \quad (3.7)$$

$$\frac{\partial x_k(z, t)}{\partial t} + \frac{v_k}{L} \frac{\partial x_k(z, t)}{\partial z} = f_k(w, x; \theta_2) \quad (3.8)$$

No qual, o $x_k(z, t)$ ($k = 1, \dots, n$) são as variáveis de estado representa as espécies da mistura química e a temperatura da mistura ao longo do espaço ($z \in [0,1]$) e ao longo do tempo ($t \in [0, +\infty]$) isto no tubo interior, em que a velocidade é v_k [4]. A equação referente ao tubo interior é a equação (3.8).

Quanto ao tubo exterior, equação (3.7), possui-se u , que é a velocidade do fluido (v_0 na figura 3.2), L como o comprimento do tubo, $w(z, t)$ é as temperaturas do tubo concêntrico exterior e θ corresponde ao vetor com as incertezas do modelo [93]. A influência do modo de funcionamento prende-se com o sinal da equação (3.7), sendo que para contracorrente é menos e para cocorrente é mais.

Como é possível de ver, este modelo não possui o parâmetro da difusão, ou seja, a segunda derivada em relação a velocidade. Assim sendo, este modelo apresenta um problema hiperbólico.

3.5. Permutador de casco e tubos

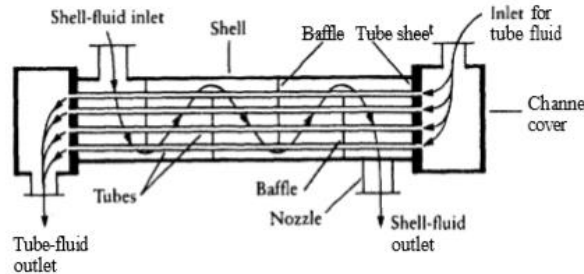


Figura 3.5- Permutador de calor de casco e tubos [89].

Os permutadores de calor de tubos concêntricos são bastante úteis como permutadores de calor para caudais relativamente baixos e diferenças de temperatura moderadas. Quando existe uma necessidade de permutar calor entre fluidos com caudais mais elevados, o número de tubos necessário para ocorrer a troca de calor é bastante alta, chegando a ser proibitivo de se utilizar, tanto em termos de área requerida, tanto em termos de custos. Quando grandes áreas de calor são necessárias, a alternativa torna-se os permutadores de casco e tubos, como foi referido no ponto anterior.

Um permutador de casco e tubos consiste num tubo com um diâmetro grande (entre os 12 nominais e os 24 nominais ou maiores), em que este é colocado um número determinado de tubos (entre 20 até 1000 tubos). Um fluido passa diretamente dentro dos tubos, enquanto que o outro passa na casca, ou seja, no tubo grande [89].

Normalmente o casco é feito de aço, no entanto, pode ser feito com um metal especial devido a problemas de corrosão. Os tubos estão disponíveis numa variedade de metais, como de cobre.

3.5.1. Modelo dinâmico do permutador de casco e tubos

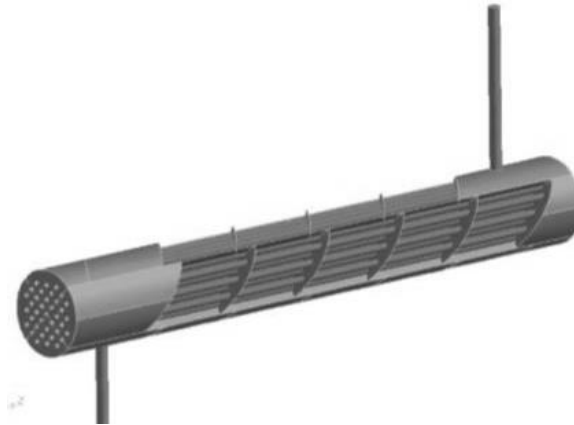


Figura 3.6- Imagem de computador de um permutador de casco e tubos [94].

De seguida apresenta-se o modelo matemático do permutador de casco e tubos, sendo que este possui equações de momento, energia, energia cinética da turbulência e dissipação da energia de turbulência [94].

De forma análoga ao que aconteceu no permutador de placas, o fluido flui na mesma direção da velocidade. Assim sendo a derivada, em relação ao coeficiente de transferência de massa, é zero.

Equações de momento

$$\frac{\partial}{\partial x_i}(\rho u_i u_k) = \frac{\partial}{\partial x_i} \left(\mu \frac{\partial u_k}{\partial x_i} \right) - \frac{\partial p}{\partial x_k} \quad (3.9)$$

Equações de energia

$$\frac{\partial}{\partial x_i}(\rho u_i t) = \frac{\partial}{\partial x_i} \left(\frac{k}{C_p} \frac{\partial t}{\partial x_i} \right) \quad (3.10)$$

Equações de energia cinética da turbulência

$$\frac{\partial}{\partial x_i}(\rho k) + \frac{\partial}{\partial x_i}(\rho k_i) = \frac{\partial}{\partial x_j} \left(\alpha_k \mu_{eff} \frac{\partial k}{\partial x_j} \right) + G_k + \rho \varepsilon \quad (3.11)$$

Equações da dissipação da energia da turbulência

$$\frac{\partial}{\partial x_i}(\rho \varepsilon) + \frac{\partial}{\partial x_i}(\rho \varepsilon u_i) = \frac{\partial}{\partial x_j} \left(\alpha_\varepsilon \mu_{eff} \frac{\partial \varepsilon}{\partial x_j} \right) + C_{1\varepsilon} \frac{\varepsilon}{k} G_k - C_{2\varepsilon} \rho \frac{\varepsilon^2}{k} \quad (3.12)$$

Este é o modelo RNG k-ε, em que este possui determinadas constantes, referente as viscosidades (μ), sendo estas a C_{1ε}, C_{2ε}, α_k, e α_ε.

Através da análise do modelo pode-se ver que se trata de um problema hiperbólico, dado a falta do termo de difusão, ou seja o termo que possui a segunda derivada. Assim, este assemelha-se aos tubos concêntricos, em que este tipo de permutador também apresenta um modelo como hiperbólico.

3.6. Descrição do sistema

O sistema utilizado neste trabalho foi um permutador de calor de tubos concêntricos, da produtora Isi Impianti, com data de 1986. O sistema é constituído por um circuito para o fluido frio e outro circuito para o fluido quente, encontrando-se na figura 3.7.

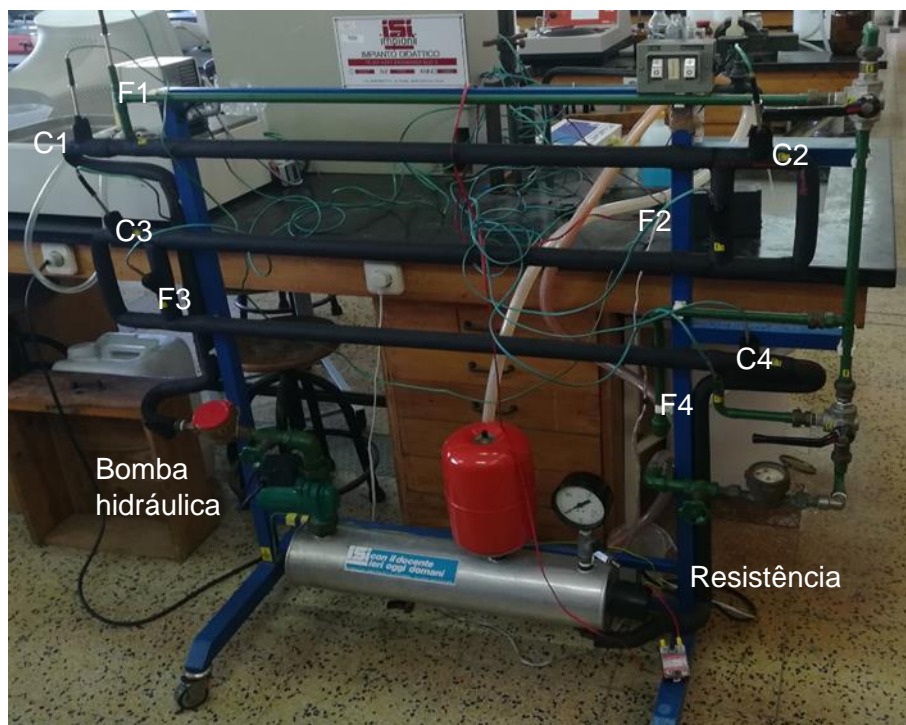


Figura 3.7-Sistema físico do problema de controle.

O permutador de calor possui 4 tomas de temperatura para cada circuito, exemplificados na figura 3.7 por C_i e F_i (com $i=1, \dots, 4$), em que as tomas intituladas por C_i referem-se ao fluido quente, e as F_i referem-se ao fluido frio. Em cada uma das tomas foi colocado um termopar, de forma a retirar as temperaturas.

O circuito do fluido frio possui uma entrada de forma a ser abastecida por uma fonte externa. Assim sendo, no caso de estudo, este foi ligado a uma fonte de água diretamente. Neste circuito é onde existem duas válvulas de forma a escolher o funcionamento do permutador de calor, se está a trabalhar em cocorrente ou em contracorrente. No presente trabalho existiram estudos em ambos modos de funcionamento.

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

O circuito do fluido quente é um circuito fechado, em que este contém uma resistência de 2000 W, que serve para aquecer o fluido. Além desta resistência este circuito, dado a ser um circuito fechado, possui uma bomba hidráulica da Wilo de modelo rs25/60r classe f, sendo que esta tem 4 velocidades, 1300 rpm, 1600 rpm, 1800 rpm e 2000 rpm. Estas velocidades estão relacionadas com o caudal de fluido quente, sendo que a resistência (incluída no depósito) e a bomba estão presentes na figura 3.7. A única forma de controlo que existe no permutador de calor é em relação a resistência, em que, ao se manter a resistência ligada ou desligada irá influenciar a temperatura do fluido quente. A tubagem interna apresenta um diâmetro interno de 10 mm e externo de 12 mm, enquanto que o tubo exterior apresenta um diâmetro interno de 16 mm e um diâmetro externo de 18 mm. O comprimento do permutador de calor é de 3 metros, 3 troços de 1 metro.

No entanto, existiu a necessidade de implementar um sistema de controlo no sistema físico apresentado. Assim sendo, houve a necessidade de montar um armário de instrumentação, que possuísse um transmissor para cada termopar utilizado, tendo sido utilizado dois tipos de transmissores diferentes, sendo estes da Industrial Interface e da FEMA eletrónica.

Além destes transmissores, são necessárias placas de aquisição de dados, de forma a conseguir-se obter os dados que chegam dos transmissores. Numa primeira fase foi necessária uma placa de entradas analógicas, configurada para entradas entre 0 e 10 V. Nas fases mais avançadas do trabalho além de uma placa de entradas analógicas foi necessário utilizar uma placa de saídas digitais, cuja função era transmitir os dados provenientes do computador, sob a forma de *on/off*.

Ao longo do trabalho foram utilizadas duas placas de entradas analógicas, a ISA PCL-813 da Advantech, e a National Instruments modelo 9481. A placa de saídas digitais foi uma National Instruments NI 9205. De notar que tanto a placa de entradas analógicas como a de saídas digitais da National Instruments estavam contidas numa *rack* NI cDaq 9172. Este sistema de controlo necessita de ligar a instalação com o controlador ou com as placas. Para tal é utilizado um *relay* de estado sólido.

A figura 3.8 mostra o armário de instrumentação utilizado no trabalho experimental, e o esquema do sistema de controlo mais a instalação encontra-se no anexo C.

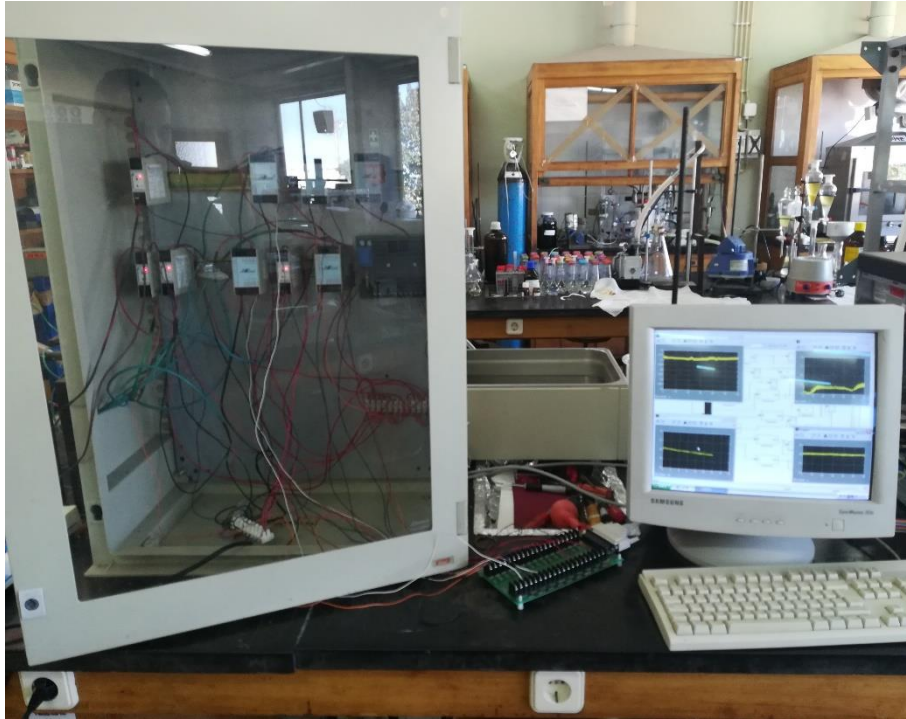


Figura 3.8- Armário de instrumentação e sistema de aquisição.

3.7. Modelo matemático

Após revisão deste capítulo e aplicando o que foi descrito no caso de estudo, o modelo matemático do permutador de calor deste trabalho traduz-se pelas seguintes equações.

Em contracorrente

$$\frac{\partial w}{\partial t} - u \frac{\partial w}{\partial x} = a(z - w) \quad (3.13)$$

$$\frac{\partial z}{\partial t} + v \frac{\partial z}{\partial x} = a(w - z) \quad (3.14)$$

$$\tau \dot{w}(0, t) + w(0, t) = K_k Q(t) + w(L, t) \quad (3.15)$$

Em cocorrente

$$\frac{\partial w}{\partial t} + u \frac{\partial w}{\partial x} = a(z - w) \quad (3.16)$$

$$\frac{\partial z}{\partial t} + v \frac{\partial z}{\partial x} = a(w - z) \quad (3.17)$$

$$\tau \dot{w}(0, t) + w(0, t) = K_k Q(t) + w(L, t) \quad (3.18)$$

Desenvolvendo-se as seguintes equações

$$\dot{w}_k + u \frac{w_{k+1} - w_{k-1}}{2\Delta x} = a(z_k - w_k) \quad (3.19)$$

$$\dot{z}_k + v \frac{z_{k+1} - z_{k-1}}{2\Delta x} = a(w_k - z_k) \quad (3.20)$$

$$\tau \dot{w}_0 + w_0 = K_k Q_k + w_L \quad (3.21)$$

Sendo que a única diferença do desenvolvimento em cocorrente e contracorrente é o sinal da primeira equação, como é possível de reparar entre as equações (3.13) e (3.16). Estas equações, como dito anteriormente, são equações sem o termo da difusão, tornando-se assim um problema hiperbólico, sendo que as equações referentes a w são as equações que descrevem o comportamento do fluido quente e as equações em z são as que descrevem o comportamento do fluido frio.

3.8. Linearização e Modelo de Espaço Estado

Geralmente, os modelos de balanços de massa e de energia, que estão envolvidos na descrição do comportamento dos vários processos químicos são não lineares, enquanto que a maioria das estratégias de controlo baseiam-se na teoria de sistemas lineares. A linearização [95] é o processo matemático utilizado para fazer a aproximação de sistemas não lineares a sistemas lineares. A linearização aqui descrita é amplamente utilizada no estudo da dinâmica de processos e na construção de sistemas de controlo, dado que é assim possível alcançarem se resoluções analíticas fechadas a partir de sistemas lineares, além de tornar acessível a perceção dos comportamentos do processo em causa, independentemente dos valores dos seus parâmetros [96]. Em sistemas não lineares, a simulação computacional apenas concebe o comportamento de um dado processo se possuir os valores das entradas e dos parâmetros. O método mais utilizado de forma a linearizar um sistema não linear é o de aproximar o valor de sistema em estado estacionário à Serie de Taylor

$$f(x) \approx f(x_0) + \left. \frac{\partial f(x)}{\partial x} \right|_{x_0} \frac{(x - x_0)}{1!} + \left. \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x^2} \right|_{x_0} \frac{(x - x_0)^2}{2!} + \dots + \left. \frac{\partial^n f(x)}{\partial x^n} \right|_{x_0} \frac{(x - x_0)^n}{n!} + \dots \quad (3.22)$$

Considerando

$$\frac{dx}{dt} = f(x) \quad (3.23)$$

E desprezando os termos de 2^o ordem e superiores em (3.22), fica-se com

$$f(x) \approx f(x_0) + \left. \frac{\partial f(x)}{\partial x} \right|_{x_0} \frac{(x - x_0)}{1!} \quad (3.24)$$

Em que o erro é de

$$\varepsilon = \left. \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x^2} \right|_{x_0} \frac{(x - x_0)^2}{2!} \quad (3.25)$$

Substituindo (3.24) em (3.23) obtém-se

$$\frac{dx}{dt} \approx f(x_0) + \left. \frac{\partial f(x)}{\partial x} \right|_{x_0} (x - x_0) \quad (3.26)$$

Como o ponto escolhido para aplicar este conceito é o ponto operatório no estado estacionário (em que, por definição de estado estacionário, $f(x_0) = 0$), consegue-se

$$\frac{dx}{dt} \approx \left. \frac{\partial f(x)}{\partial x} \right|_{x_0} (x - x_0) \quad (3.27)$$

Após a utilização da linearização, procedeu-se então a utilização do matriz espaço estados. Esta matriz é a representação matemática do sistema físico e da relação entre as variáveis de entrada, de saída e dos estados, relacionando as mesmas através de equações diferenciais.

De forma a que o número de variáveis de entrada, de saída e de estado não se tornem um problema, estas são então expressas em vetores. Adicionalmente, se a dinâmica do Sistema for linear, não dependente do tempo e de dimensão finita, então as equações diferenciais e algébricas podem ser escritas na forma de matriz, daí a necessidade de linearizar o modelo inicialmente. Esta representação fornece uma forma compacta e bastante simples de analisar sistemas com múltiplas entradas e saídas. Em termos matemáticos, o modelo traduz-se através das seguintes equações.

$$\dot{x} = Ax(t) + Bu(t) \quad (3.28)$$

$$y = Cx(t) + Du(t) \quad (3.29)$$

Sendo que as matrizes A, B, C e D correspondem a relação entre os estados com os estados, os estados com as entradas, as saídas com os estados e as saídas com as entradas, respetivamente. Esta relação provém das equações diferenciais do modelo matemático, as equações descritas em (3.13), (3.14) e (3.15). O \dot{x} representa a variação

das variáveis de estado ao ponto operativo escolhido, neste caso o estado estacionário [95]. Assim sendo chegou-se então as matrizes do modelo espaço-estados.

$$\begin{bmatrix} \dot{w} \\ \dot{v} \\ \dot{q} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_1 \frac{u_1}{dz} - lb & A_2 b & B_2 \frac{u_1}{dz} \\ A_4 + a_1 & -A_3 \frac{v}{dz} - Ia_1 & B_3 a_1 \\ A_5 & 0 & -\frac{1}{\tau} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w \\ x \\ q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_1 b & 0 \\ -B_4 \frac{v}{dz} & 0 \\ 0 & \frac{K_k}{\tau} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ q \end{bmatrix} \quad (3.30)$$

$$\begin{bmatrix} w \\ v \\ T_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{w} \\ \dot{v} \\ \dot{q} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ q \end{bmatrix} \quad (3.31)$$

De notar que no modelo espaço-estado estão contidas matrizes A_i , B_i , a_i e b_i com $i=1, \dots, 5$, em que estas possuem as restrições operacionais. Este modelo encontra-se descrito em melhor pormenor em anexo. Com o intuito de correlacionar o modelo com uma figura que resumisse o sistema, foi então realizada um esquema do sistema, utilizando o programa Autocad. Na figura 3.9, apresenta-se a bomba e a resistência pertencentes ao fluido quente, enquanto que o fluido frio possui uma representação bastante simplificada, apresentado apenas um tubo exterior.

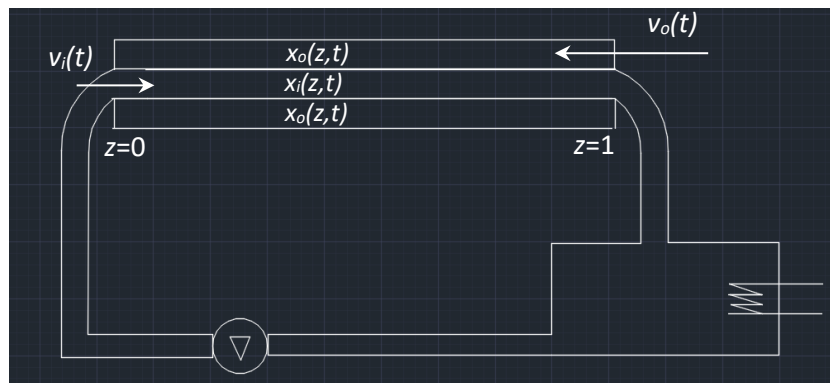


Figura 3.9- Imagem representativa do sistema de tubos concêntricos deste trabalho.

O modelo torna-se linear devido à recirculação do fluido quente, permitindo que exista uma terceira equação, a equação do calor. Com o modelo aqui descrito, pode-se prever o comportamento típico de um permutador de calor de tubos concêntricos que receba calor de uma fonte externa.

Capítulo 4

Resultados e Discussão

4.1. Introdução

O presente capítulo tem como objetivo mostrar os resultados obtidos para este problema de controlo. Numa fase inicial, procurou obter-se uma função transferência em malha aberta, de forma a verificar-se a função transferência do permutador de calor era de primeira ordem.

Neste problema foram implementados três tipos de controlo, em que dois deles foram implementados no sistema físico e outro foi simulado. Dois deles foram a base dos algoritmos de PID, sendo que um deles foi um PID de *hardware*, isto é, um aparelho físico que possuía o algoritmo, e o outro um PID de *software*, isto é, um PID implementado no programa MATLAB. Por fim, o último tipo de controlo estudado foi o controlo preditivo linear, MPC linear, que por motivos de falha no equipamento não foi possível implementar, optando-se apenas pela simulação. No final, existe a comparação entre todos os resultados obtidos, analisando-se as suas respostas face às variações impostas no sistema.

4.2. Malha aberta

A dinâmica de um processo é a tradução matemática das relações entre vários componentes, ou unidades, de um processo [95]. Tendo isto em conta, existe a necessidade de traduzir a relação entre o caudal de fluido frio e uma temperatura de forma a obter-se uma função transferência do permutador de calor em estudo. As funções transferência podem ou não apresentar atraso, o que se descobrirá através de um ensaio. Sendo assim, a função transferência pode apresentar os seguintes aspetos.

$$G_p = \frac{K_p}{\tau_p s + 1} \quad (4.1)$$

$$G_p = \frac{K_p}{\tau_p s + 1} e^{-\theta s} \quad (4.2)$$

Sendo θ o tempo que o sistema demora a responder a uma variação imposta ao sistema. Existem funções transferência de ordem maior, como de segunda ou terceira, mas a obtenção de modelos destas é mais complexo para um sistema tão simples como o permutador de calor.

Os dados deste ensaio foram recolhidos de 3 em 3 minutos, em que o caudal de fluido quente seria de 4,6 L/min e o caudal de fluido frio foi de 2,5 L/min. Este caudal foi escolhido de forma a não danificar o permutador de calor. O caudal de fluido frio foi a entrada escolhida, escolhendo-se a temperatura de entrada do fluido quente como a saída. Note-se que a escolha desta temperatura como saída prende-se com esta temperatura se correlacionar diretamente com a resistência. Aplicou-se então o método dos mínimos quadrados nos dados recolhidos, permitindo assim a obtenção dos parâmetros da função transferência.

Tabela 4.1- Valores obtidos para o ensaio em malha aberta.

t (min)	C1 (°C)	C2 (°C)	C3 (°C)	C4 (°C)	F1 (°C)	F2 (°C)	F3 (°C)	F4 (°C)
0,0	15,2	15,2	15,1	15,1	15,0	14,9	14,7	14,6
3,0	26,7	24,4	23,9	21,9	18,0	16,5	15,6	13,9
6,0	31,0	30,5	28,6	26,6	12,0	19,5	16,7	13,9
9,0	32,0	31,0	29,6	27,6	22,0	19,9	17,0	13,9
12,0	34,3	32,8	30,3	28,1	23,0	20,5	17,4	14,0
15,0	34,9	33,2	31,7	29,5	23,0	20,6	17,5	14,0
18,0	35,2	32,6	32,0	29,8	24,0	20,8	17,6	14,0
21,0	35,3	32,7	32,2	29,8	24,0	20,9	17,6	14,0
24,0	35,5	33,8	32,3	30,0	24,0	21,0	17,6	14,0
27,0	35,6	34,0	32,5	30,0	24,0	21,0	17,7	14,0
30,0	35,7	34,1	32,5	30,1	24,0	21,1	17,8	14,0
33,0	35,7	34,1	32,7	30,1	24,0	21,1	17,8	14,0
36,0	36,0	34,3	32,8	30,3	24,0	21,1	17,8	14,0
39,0	36,0	34,4	32,8	30,4	24,0	21,2	17,9	14,0
42,0	36,0	34,4	32,8	30,4	24,0	21,3	17,9	14,0

Aplicando então o método dos mínimos quadrados e traçando os pontos resultantes obteve-se então os resultados apresentados na tabela 4.2 e na figura 4.1.

Tabela 4.2- Tabela que relaciona os valores experimentais com os valores obtidos através do método dos mínimos quadrados.

t (min)	C1 (°C)	\hat{y}	erro ²
0,0	15,2	15,2	0,0
3,0	26,7	25,7	0,9
6,0	31,0	30,8	0,0
9,0	32,0	33,3	1,7
12,0	34,3	34,5	0,0
15,0	34,9	35,1	0,0
18,0	35,2	35,4	0,0
21,0	35,3	35,5	0,0
24,0	35,5	35,6	0,0
27,0	35,6	35,6	0,0
30,0	35,7	35,6	0,0
33,0	35,7	35,6	0,0
36,0	36,0	35,6	0,1
39,0	36,0	35,6	0,1
42,0	36,0	35,6	0,1
		Soma	3,2

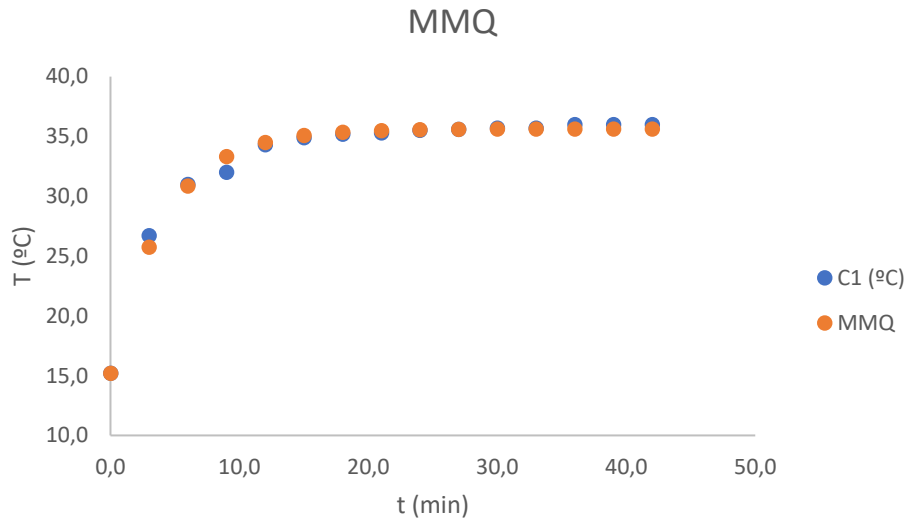


Figura 4.1- Método dos mínimos quadrados aplicado.

O primeiro parâmetro que pode se obter através da observação destes dados é o atraso, sendo que este é imperceptível, sendo por isso desprezável. A obtenção dos restantes parâmetros, utilizou-se o solver do programa *Excel*, de forma a aplicar o método nos mínimos quadrados, alterando o valor de K_p (ganho do processo) e de τ_p (constante de tempo do processo), diminuindo assim o erro quadrático, tendo-se obtido valores de 8,2 °C para o K_p e 4,1 minutos para o τ_p .

$$G_p = \frac{8,2}{4,1s + 1} \quad (4.3)$$

O propósito deste ensaio é o de minimizar o erro quadrático de forma a ser possível afirmar que a dinâmica do permutador de calor é de primeira ordem e que se podem realizar aproximações desta ordem de grandeza para os ensaios seguintes, levando a uma compreensão melhor do processo.

4.3. Controlo PID

4.3.1. PID *Hardware*

Numa primeira fase do trabalho, foi testado o controlo através de um PID de *Hardware*. Neste controlo foram implementadas mudanças aos *setpoints* da temperatura de saída do fluido frio e, houve alguns ensaios, que as mudanças foram impostas aos *setpoints* de temperaturas intermédias do fluido quente.

Nesta primeira fase tinha-se como intuito de verificar como o sistema se comportava com parâmetros de PID escolhidos, quando existia uma mudança de *setpoint*, de forma a obter-se os parâmetros ideais do controlador PID para este

equipamento. Com a assistência do programa MATLAB, versão 2010b, numa primeira fase, e posteriormente a versão 2017a, foi possível de montar o seguinte modelo *simulink*.

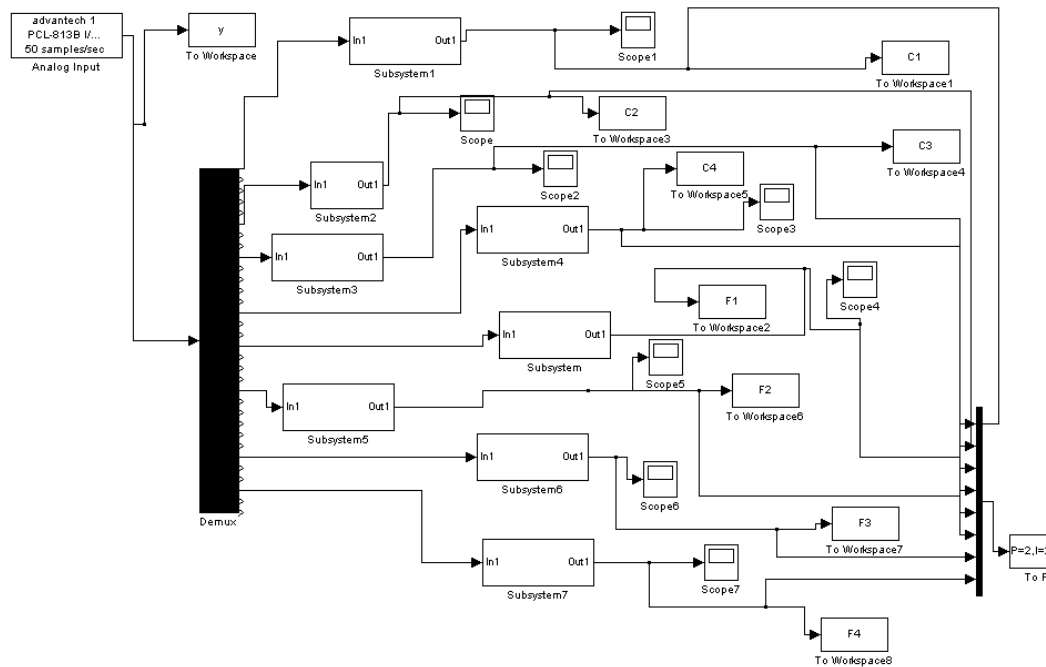


Figura 4.2- Simulink criado de forma a adquirir dados, utilizando como placa de aquisição a PCL-813 da Advantech.

No modelo simulink representado pela figura 4.2 encontram-se a placa de aquisição de dados, vários subsistemas, vários scopes e ainda uma caixa que permite enviar os dados para a janela de comandos. Nos subsistemas estão então a calibração dos termopares, e a sua conversão de diferença de potencial para temperatura, sendo que os valores de cada subsistema se encontram em anexo, sendo estes valores o declive da reta de calibração e a ordenada na origem. A utilização de um PID *hardware* descarta a necessidade de ser necessária a utilização de uma placa de saídas, deixando o *simulink* bastante mais simples. Este modelo foi realizado no MATLAB 2010b. O PID utilizado nos ensaios de *hardware* foi o West 3500.

No capítulo 3 apresentou-se a descrição do sistema, sendo que o fluido frio advém de uma fonte externa, diretamente ligada a rede de abastecimento de água. Assim sendo, é bastante difícil conseguir a mesma temperatura inicial. Com isto em mente, a exposição de resultados deste capítulo tenta-se comparar as evoluções da dinâmica para as mesmas variações de *setpoint*.



Figura 4.3- O hardware utilizado para os ensaios.

4.3.1.1 Ensaio 1

As primeiras mudanças impostas ao sistema foram variações de *setpoint* à temperatura de saída do fluido frio, utilizando um PID com um tempo integral (τ_I) de 2 minutos, um tempo derivativo (τ_D) de 45 segundos e uma banda proporcional (PB) de 4 (sendo que a banda proporcional é um termo abordado no subcapítulo 2.18). A primeira mudança imposta foi um aumento no *setpoint* em 4 °C, apresentado de seguida os resultados obtidos em contracorrente e cocorrente.

Tabela 4.3- Parâmetros do PID e variação de *setpoint* do ensaio 1.

PB	4%
τ_I	2 minutos
τ_D	45 segundos
Varição de <i>setpoint</i>	4 °C

De notar que todos os ensaios realizados, a bomba do fluido quente se encontrava no mínimo, isto é, 1300 rpm e um caudal de 4,6 L/min. A utilização do caudal da bomba no mínimo advém da necessidade de maximizar a transferência de calor.

Em cada ensaio tentou-se apresentar os dois modos de funcionamento, cocorrente e contracorrente, com os mesmos parâmetros de PID e a mesma variação de *setpoint*. Os resultados deste primeiro ensaio encontram-se na figura 4.4 e 4.5.

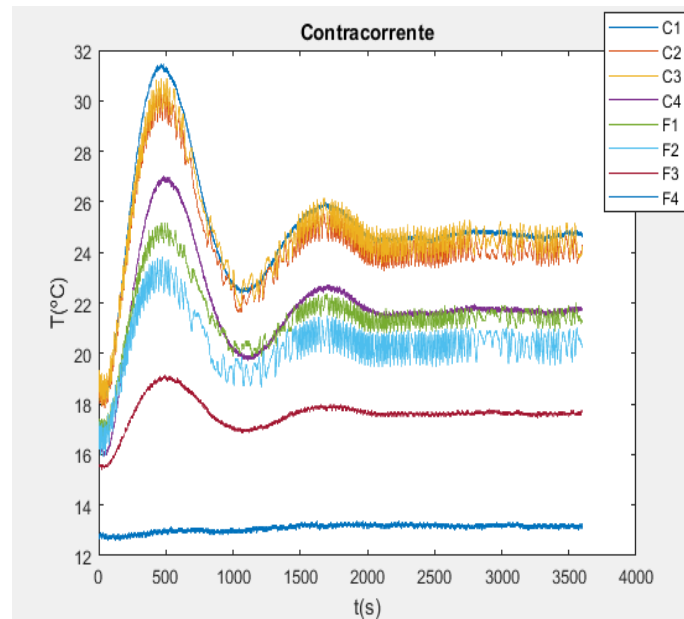


Figura 4.4- Perfis de temperatura no ensaio 1 em contracorrente.

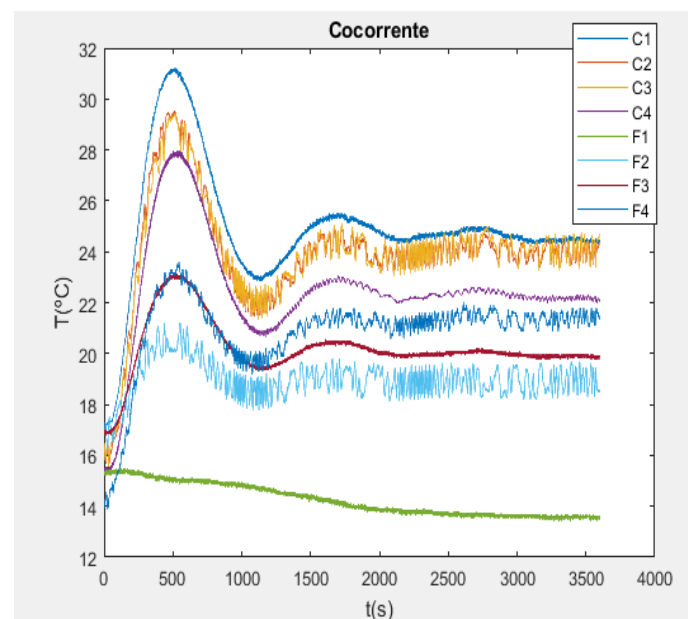


Figura 4.5- Perfis de temperatura no ensaio 1 em cocorrente.

Antes de analisar as figuras 4.4 e 4.5 é necessário falar nas extremidades do problema. Assim sendo, atendendo aos princípios termodinâmicos aplicados nos permutadores de calor, num permutador a funcionar em contracorrente, a temperatura de saída do fluido frio é, no máximo, igual a temperatura de entrada do fluido quente, enquanto que num permutador em funcionamento em cocorrente a temperatura de saída do frio é, no máximo, igual a temperatura de saída do quente.

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

Os resultados obtidos vão de encontro ao que foi dito anteriormente, visto que, ao analisar as duas figuras anteriores é possível de se notar que, em que ambos os ensaios tinham um *setpoint* de 22 °C, o ensaio em contracorrente consegue estar mais perto desse valor.

Uma observação que se pode fazer em relação aos dados experimentais, no ensaio em cocorrente, é que a temperatura de saída do fluido frio está abaixo das temperaturas anteriores. O motivo prende-se com a forma de como se obtém os valores de temperatura na instalação. De forma a retirar os valores é necessário esperar que a tubagem aqueça, dado que, os sensores estão diretamente a retirar a temperatura da tubagem. O ensaio em cocorrente aqui exposto na figura 4.5 ocorreu quando existiu uma troca de funcionamento do permutador de calor, isto é, acabou-se um ensaio em contracorrente, deixando-se arrefecer o sistema, e passando para um sistema em cocorrente, sendo que a entrada da água passa a ser a saída da água. Assim é necessário esperar que a tubagem, que está a uma temperatura abaixo que as outras, aqueça ao valor da temperatura da água. Isto também explica a súbita diminuição da temperatura de entrada de água, que deveria ser constante.

De notar que, como é possível de reparar nas figuras 4.4 e 4.5, as duas imagens contêm bastante ruído. A explicação encontrada para este fenómeno prende-se pela utilização de placas de obtenção de dados em diferença de potencial (ddp). Além de a captação dos dados ser em ddp, existe outra razão para o ruído existente nos dados, sendo esta a utilização de captação de 50 dados por cada segundo de experiência. Utilizou-se então uma média dos valores captados, em que poderá ocorrer oscilações em relação aos valores obtidos. A seguir apresenta-se a figura 4.6 em que esta retrata o comportamento do fluido em que se incidiu controlo.

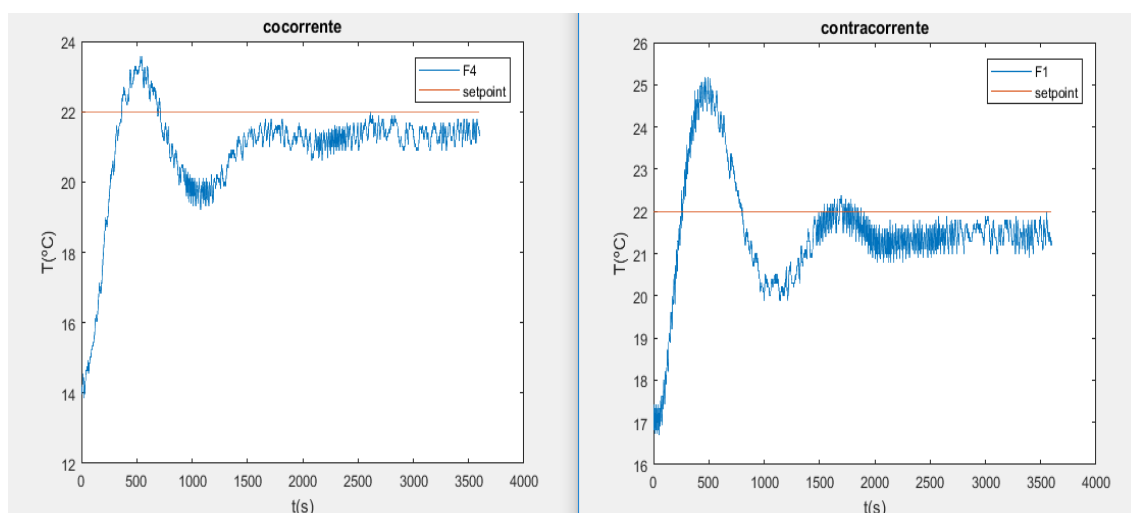


Figura 4.6- Perfis de temperatura de saída do fluido frio.

Nomeadamente ao controlo aplicado ao sistema, como se pode ver, nenhum dos dois acaba por ficar no *setpoint* pretendido. Isto acontece devido as limitações do *hardware*, em que este apenas trabalhava na gama das unidades, arredondando os valores nas casas decimais. Como é possível de ver, o controlador assume que valores na ordem dos 21,5 °C são 22 °C. Assim sendo, o controlo não é tão preciso quanto era expectável. Além destes arredondamentos, o outro facto que contribui para este arredondamento é o facto de se trabalhar em banda proporcional e não com ganho proporcional. Isto será uma premissa para o resto dos resultados deste capítulo. Além destes valores, o mesmo se pode observar no início do ensaio, em que a diferença de *setpoint* acaba por ser maior que o desejado.

Relativamente aos parâmetros do controlador, estes criam oscilação ao sistema de controlo. Dado que se está a realizar controlo a um sistema próximo de primeira ordem é necessário olhar para a função de transferência geral do sistema. Considerando que não existe atrasos, a função transferência do processo resume-se a equação (4.1).

Considerando então o esquema geral de um sistema deste tipo, expresso na figura 4.7.

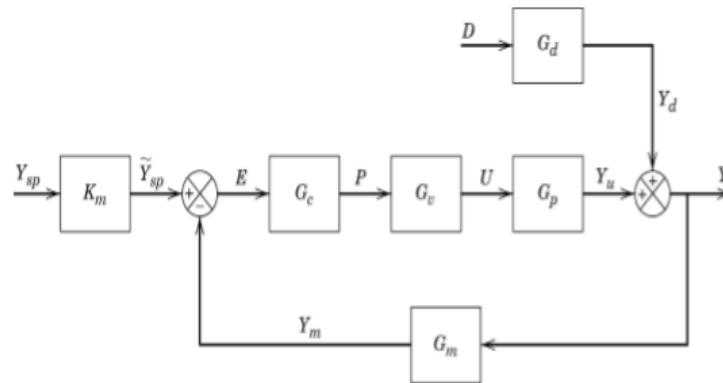


Figura 4.7- Esquema geral de problemas de controlo.

Dado que apenas se está a considerar um problema servo (não se está a contar com perturbações, ou seja, apenas existe a mudança de *setpoint*) o G_d é igual a zero. Além esta simplificação, outras simplificações para o sistema foram realizadas. O K_m , a constante do valor medido, e o G_m , a função transferência do sinal medido, têm valor de 1, e não se possui uma válvula, no entanto, possuiu-se uma resistência, que funciona como atuador. O G_v é proveniente da resistência, mas, de forma a simplificar o modelo, não se considerou a função transferência do atuador. O G_p e o G_c são, respetivamente, a função transferência do processo e do controlador. Assim sendo, a função transferência simplificada do problema servo, já com as simplificações descritas anteriormente, encontra-se descrito na equação (4.4).

$$\frac{Y}{Y_{sp}} = \frac{G_c G_p}{1 + G_c G_p} \quad (4.4)$$

Desenvolvendo isto, com a função transferência geral do PID proveniente da equação (2.11), em que esta equação é transformada para a variável s através das transformadas de Laplace, fica-se então com

$$\frac{Y}{Y_{sp}} = \frac{K_c K_p (\tau_D \tau_I s^2 + \tau_I s + 1)}{(\tau_p + K_c K_p \tau_p) \tau_I s^2 + (1 + K_c K_p) \tau_I s + K_c K_p} \quad (4.5)$$

Observando a função transferência do sistema e, sabendo que as oscilações são provocadas pelo termo em s , o termo de primeira ordem, (isto para sistemas de segunda ordem, como é o caso), é possível de se verificar que os parâmetros do controlador que estão diretamente ligados a esta oscilação são o ganho proporcional e a constante integral. Nos ensaios seguintes, nomeadamente quando existe variações dos valores destes parâmetros, é possível de confirmar quais os parâmetros que criam estas oscilações.

No mesmo âmbito, foi feito mais 2 ensaios com mudanças de *setpoint* de 3 e 2 °C. Não foi realizado as mudanças de *setpoint* para 1 °C visto que não houve tempo para realizar este tipo de ensaio.

4.3.1.2. Ensaio 2

Tabela 4.4- Parâmetros do PID e variação de *setpoint* do ensaio 2.

PB	4%
τ_I	2 minutos
τ_D	45 segundos
Variação de <i>setpoint</i>	3 °C

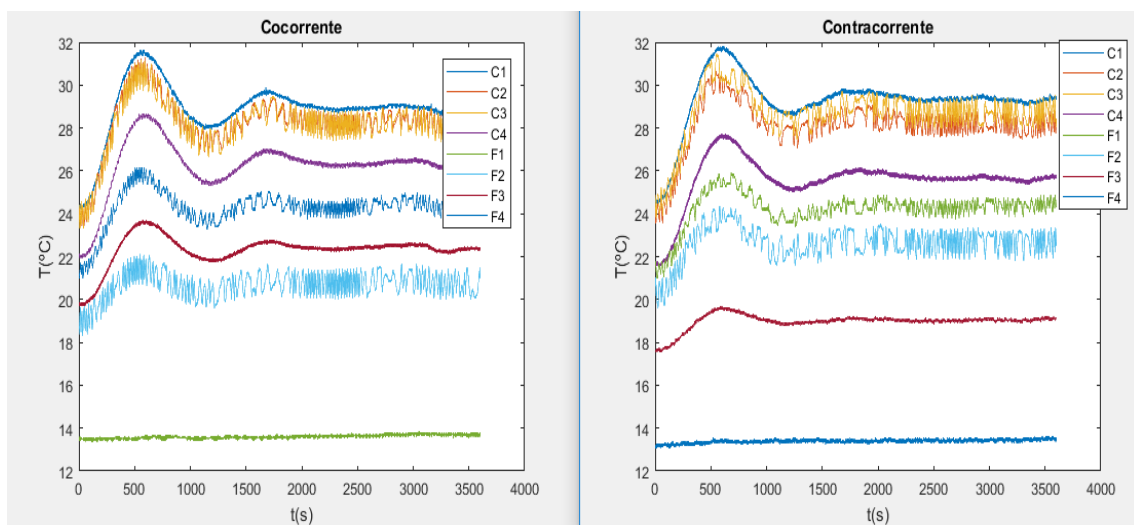


Figura 4.8- Perfis de temperatura do ensaio 2, tanto em contracorrente como cocorrente.

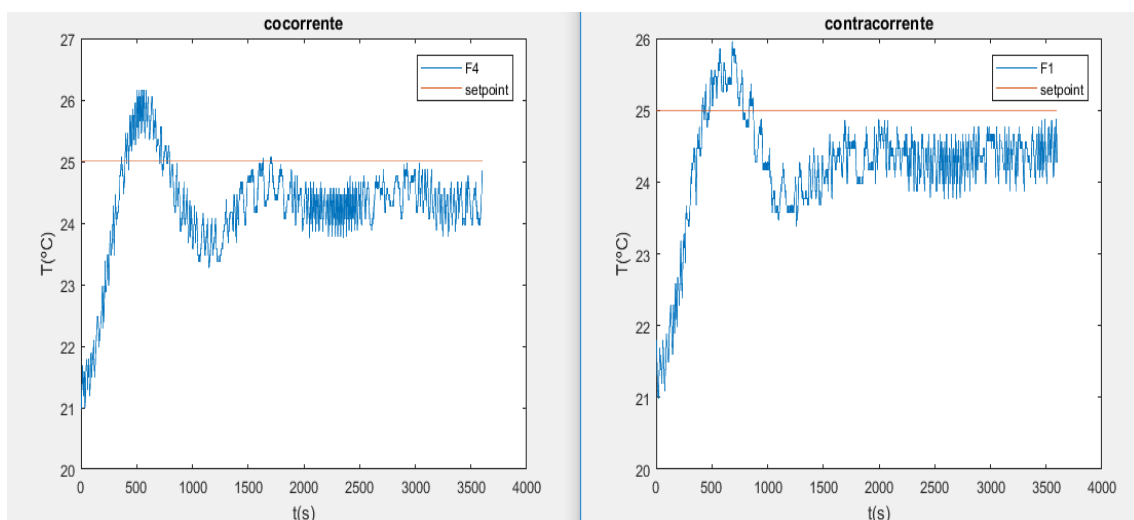


Figura 4.9- Perfis de temperatura de saída do fluido frio.

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

Quando se olha para as figuras do primeiro ensaio, figuras 4.4 e 4.5, e se compara com as figuras do ensaio dois, figura 4.8 e 4.9, é possível de notar uma diferença no sistema. Essa diferença é relativa a oscilação presente nos dois modos de funcionamento do permutador de calor.

No primeiro ensaio, o sistema que funciona em cocorrente apresenta menor oscilação, enquanto que neste ensaio o funcionamento em contracorrente apresenta a menor oscilação. Quando existir a mudança do tempo integral para um valor mais abaixo consegue-se perceber que o natural é haver uma maior oscilação quando o funcionamento é feito em cocorrente. No entanto, de forma de explicar o que ocorreu é através do caudal de fluido frio. No primeiro ensaio o caudal de fluido frio em cocorrente era de 1,15 L/min enquanto que em contracorrente era de 1,40 L/min. Olhando mais uma vez a equação (4.5), e sabendo que o caudal do fluido frio influencia o ganho do processo, consegue-se concluir que com um K_p mais baixo, a oscilação diminui. Neste ensaio os caudais já foram iguais, cerca de 1,40 L/min, fazendo com que o funcionamento em cocorrente apresente uma maior oscilação.

4.3.1.3. Ensaio 3

Tabela 4.5- Parâmetros do PID e variação de *setpoint* do ensaio 3.

PB	4%
τ_I	2 minutos
τ_D	45 segundos
Variação de <i>setpoint</i>	3 °C

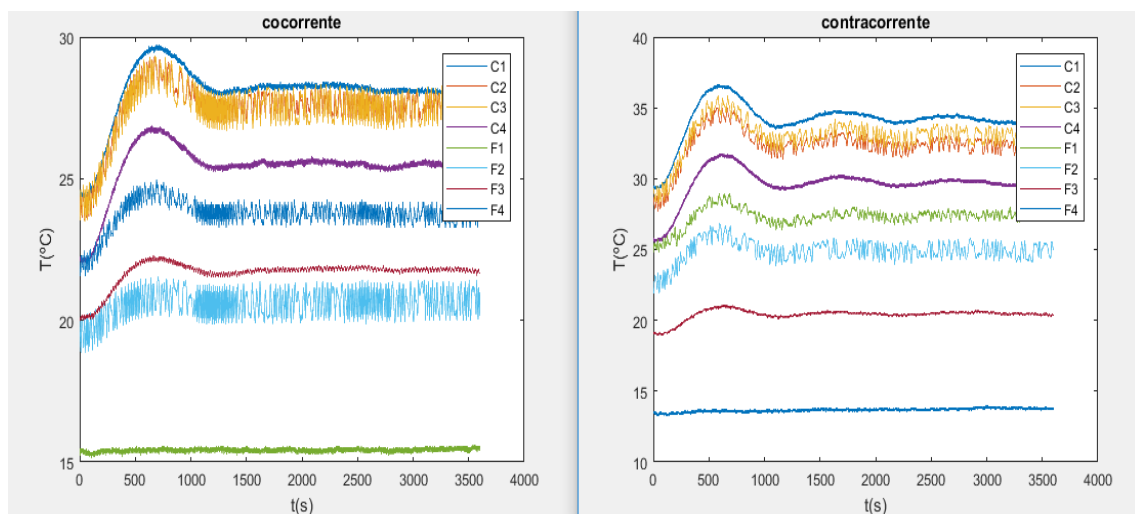


Figura 4.10- Perfis de temperatura do ensaio 3, tanto em contracorrente como cocorrente.

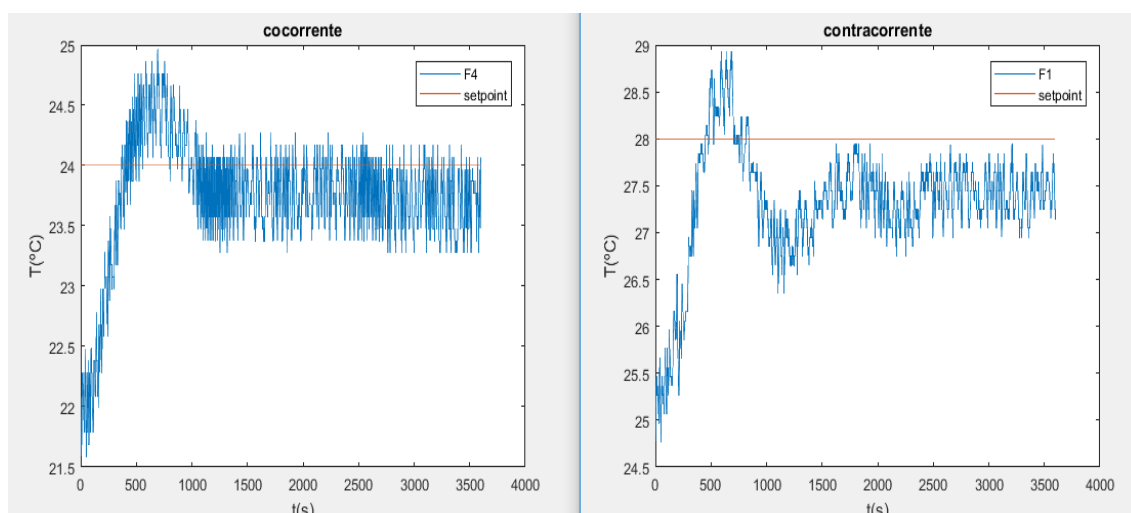


Figura 4.11- Perfis de temperatura de saída do fluido frio.

Como seria de esperar, as diferenças entre os ensaios são bastante pequenas. Existe uma oscilação característica entre eles, devido aos tempos integrais e dos ganhos dos processos. Como foi dito anteriormente, estes ensaios realizaram-se com um caudal de fluido frio de 1,40 L/min. O ensaio em cocorrente apresenta um comportamento diferente do expectável, no entanto, isto pode-se dever a escala da figura, o que faz sobressair o ruído da mesma. Ao analisar as oscilações dos ensaios em cocorrente e em contracorrente, é possível de se reparar que a oscilação em cocorrente é maior.

4.3.1.4. Ensaio 4

Após a obtenção destes dados, procedeu-se a alteração dos parâmetros do PID e comparou-se os resultados obtidos. Os estudos realizados foram feitos com caudais de 1,40 L/min de caudal frio e no modo de funcionamento em contracorrente. Nestes ensaios apresenta-se apenas os resultados obtidos de um modo de funcionamento e compara-se com os ensaios acima descritos, devido a falta de tempo para realizar em cocorrente.

Nesta primeira alteração de parâmetros aumentou-se o tempo integral de 2 minutos para 5 minutos, com o intuito de se poder tirar conclusões em relação a influência que este parâmetro tem no processo. Esta alteração foi feita para uma mudança de *setpoint* em 3 °C.

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

Tabela 4.6- Parâmetros do PID e variação de *setpoint* do ensaio 4.

PB	4%
τ_I	5 minutos
τ_D	45 segundos
Varição de <i>setpoint</i>	3 °C

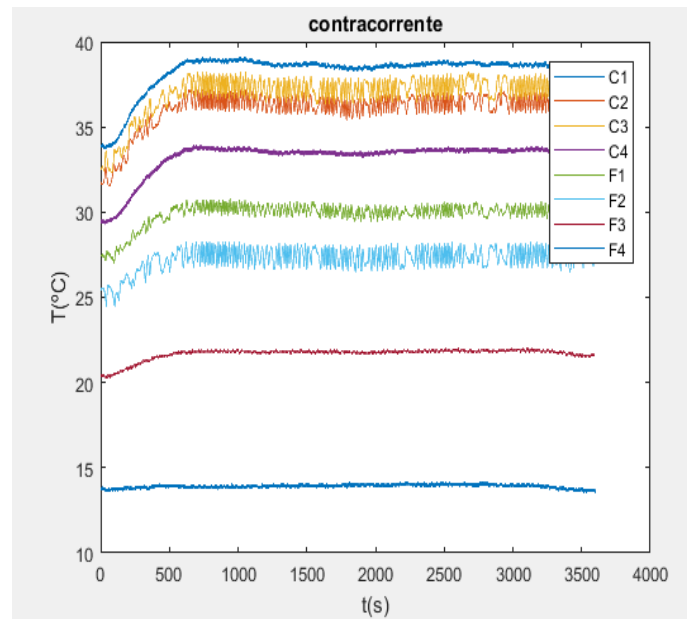


Figura 4.12- Perfis de temperatura para o aumento do tempo integral.

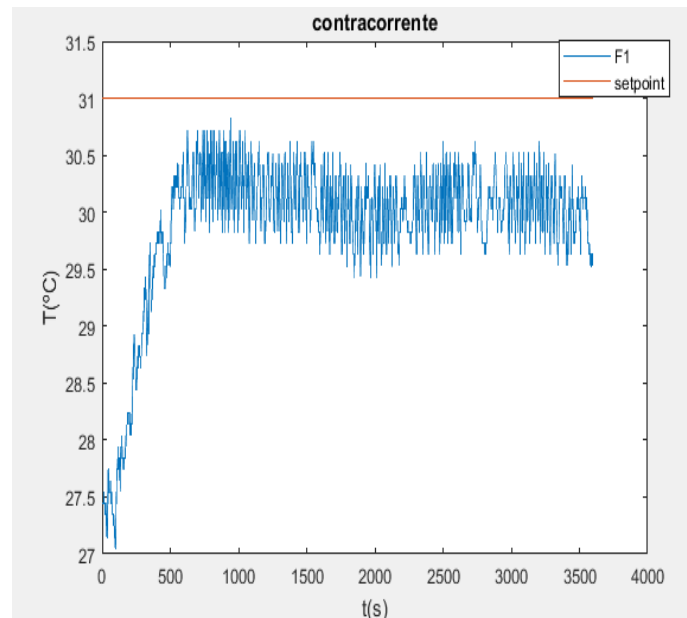


Figura 4.13- Perfil de temperatura de saída do fluido frio quando existe mudança do tempo integral.

A alteração realizada no tempo de integração trouxe benefícios ao comportamento do sistema. Assim, as oscilações que eram características do sistema com o PID que possuía um tempo integral mais baixo diminuíram bastante, sendo quase imperceptíveis. Assim sendo, pode-se afirmar que, com o aumento do tempo integral, as oscilações serão cada vez menores, ou nulas. Atendendo então a equação (4.5) é possível de afirmar que com o aumento do tempo integral o termo de primeira ordem da equação, $(1 + K_c K_p) \tau_I$, aumenta, o que aumenta o ξ , em que o ξ representa o fator de amortecimento, sendo este o fator diretamente ligado as oscilações, o que permite com que as oscilações presentes sejam bastante baixas. Dado a resposta do sistema, este ξ apresenta um valor abaixo de 1, mas bastante próximo de 1, visto que, quando este parâmetro da dinâmica é 1, não existem oscilações, estando o sistema criticamente amortecido.

A desvantagem do aumento do tempo integral reside no aumento do tempo de resposta do sistema em relação a alteração realizada. Na figura 4.10, na zona do sistema em contracorrente, é possível de reparar que o sistema chega a valores mais altos muito mais cedo, cerca dos 500 segundos, enquanto que, na figura 4.12, pode-se observar que, com um tempo integral maior, demora mais tempo a chegar aos mesmos valores. Em suma, este aumento traz o benefício de retirar as oscilações presentes no sistema, mas cria problemas de velocidade no mesmo. Esta alteração é benéfica em sistemas que as oscilações são prejudiciais ao funcionamento e segurança do sistema.

Dado o aumento do tempo integral, é possível de se notar uma inversão de resposta, isto é, uma variação dos valores das temperaturas inversa ao pretendido, no início do ensaio. Atendendo mais uma vez a equação (4.5), é possível de afirmar que o aumento do tempo integral cria um zero positivo na equação, dado que a origem desta inversão de resposta esta relacionada com os zeros da equação (os zeros estão diretamente ligados ao numerador, enquanto que os polos estão diretamente ligados ao denominador)

De forma a poder-se ter um sistema criticamente amortecido seria necessário aumentar mais um pouco o valor do tempo integral do PID. Nos primeiros ensaios, a oscilação é bastante acentuada, sendo mesmo de prever a necessidade de um aumento do tempo integral de forma a retirar parte desta oscilação.

4.3.1.5. Ensaio 5

A alteração feita de seguida foi a diminuição do tempo integral para valores abaixo dos 2 minutos. Como no caso anterior, e como foi explicado no início deste ponto, apenas se pode realizar ensaios para o modo de funcionamento em contracorrente.

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

Tabela 4.7- Parâmetros do PID e variação de *setpoint* do ensaio 5.

PB	4%
τ_I	50 segundos
τ_D	45 segundos
Variação de <i>setpoint</i>	2 °C

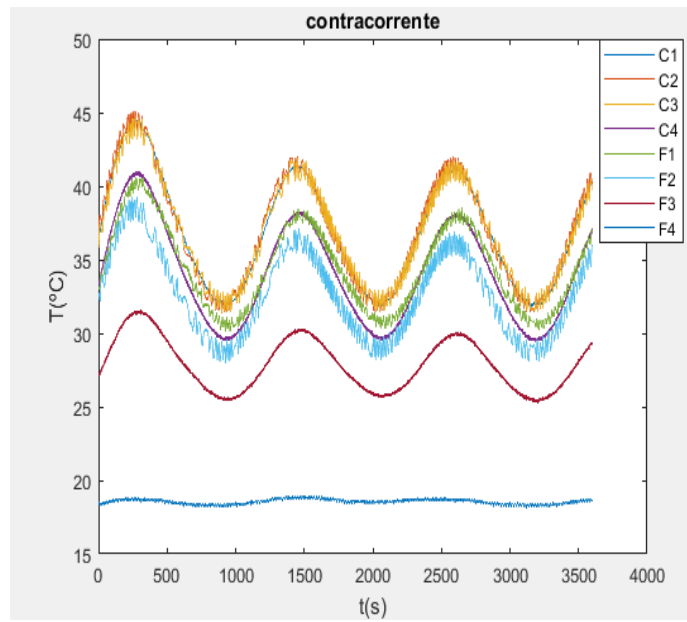


Figura 4.14- Perfis de temperatura para a diminuição do tempo integral.

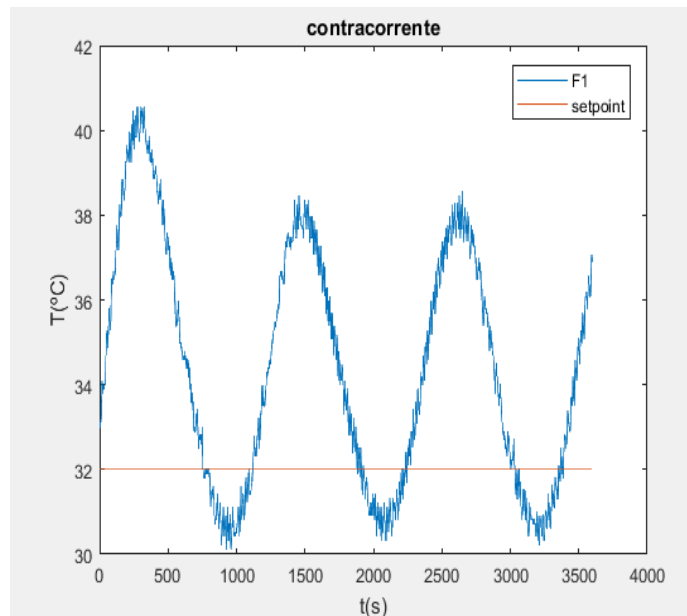


Figura 4.15- Perfil de temperatura de saída do fluido frio quando existe uma diminuição do tempo integral.

Com a diminuição do tempo integral, neste caso para 50 segundos, o sistema começa a ter um comportamento bastante oscilatório. Assim sendo, devido a este comportamento, o sistema não consegue estabilizar no valor de *setpoint* ao fim de uma hora. Isto é particularmente mau para indústrias que não podem possuir oscilações de temperatura tão grandes num permutador, quer por questões de segurança, quer por questões de qualidade do produto. Além deste ensaio, ainda se realizou um em que se tentou colocar um PD, um controlador sem tempo integral, no sistema físico. No entanto, devido a limitações do *hardware*, o mais baixo possível que nos foi permitido chegar foi aos 10 segundos de tempo integral.

4.3.1.6. Ensaio 6

Tabela 4.8- Parâmetros do PID e variação de *setpoint* do ensaio 6.

PB	4%
τ_I	10 segundos
τ_D	45 segundos
Variação de <i>setpoint</i>	4 °C

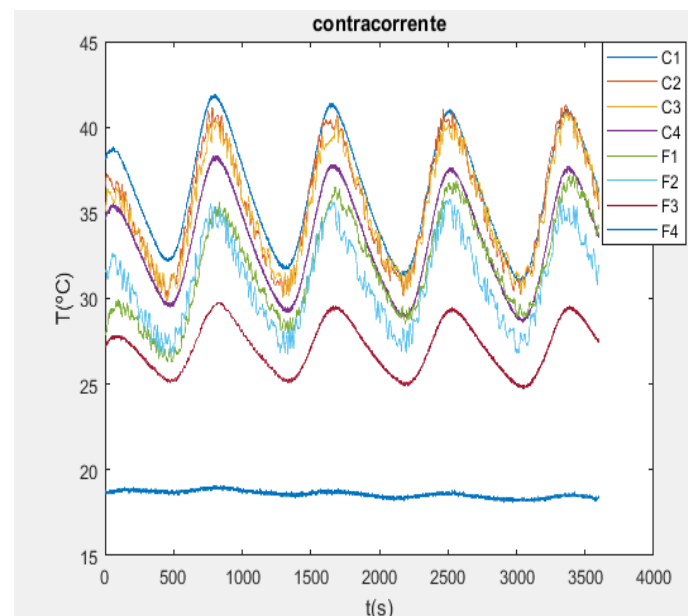


Figura 4.16- Perfis de temperatura para o tempo integral a 10 segundos.

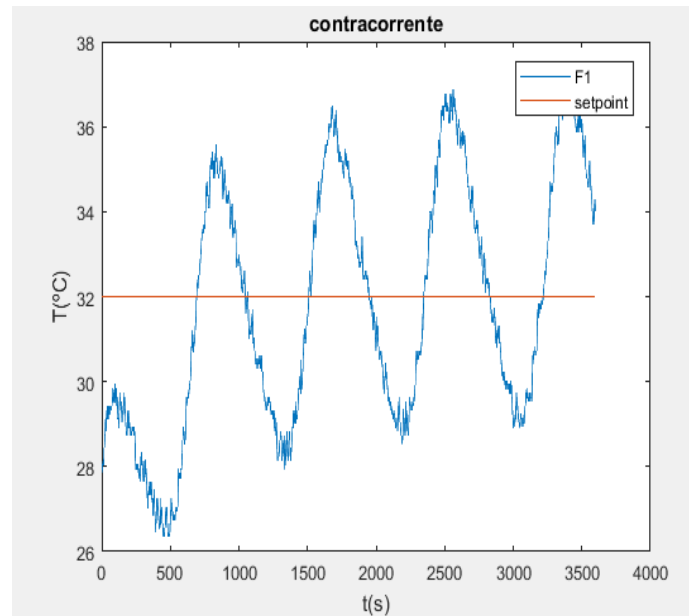


Figura 4.17- Perfil de temperatura de saída do fluido frio quando existe uma diminuição do tempo integral.

Este ensaio é um ensaio difícil de perceber. Ao analisar a figura 4.16, é possível de reparar que, quando se trata do fluido quente, o sistema possuiu uma oscilação que quase mantém a sua amplitude. Este tipo de resposta é característica quando um sistema está no limiar da estabilidade, isto é, quando existe uma oscilação que não aumenta, nem diminui, de amplitude. Isto é característico de sistemas em que se pretende sintonizar o controlador.

No entanto, no fluido frio, o sistema aparenta não ser estável, aumentado a amplitude da oscilação. A explicação plausível para isto era o fornecimento de calor proveniente de outra fonte, neste caso, a luz solar a incidir na tubagem. Esta hipótese torna-se mais plausível quando se analisa a figura 4.16 e consegue-se perceber que começa a não haver uma diferença de temperatura entre C1, C2 e C3. Assim sendo, não existe então passagem de calor entre o fluido quente e o fluido frio em dois pontos de tomada de valores. O comportamento que o sistema deveria de funcionar seria igual ao comportamento descrito em C1, dado que, C1 está diretamente ligado a resistência.

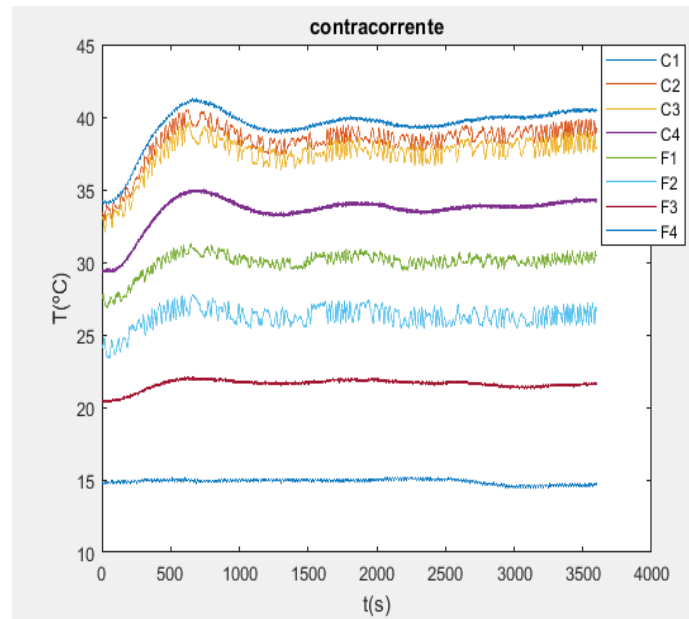
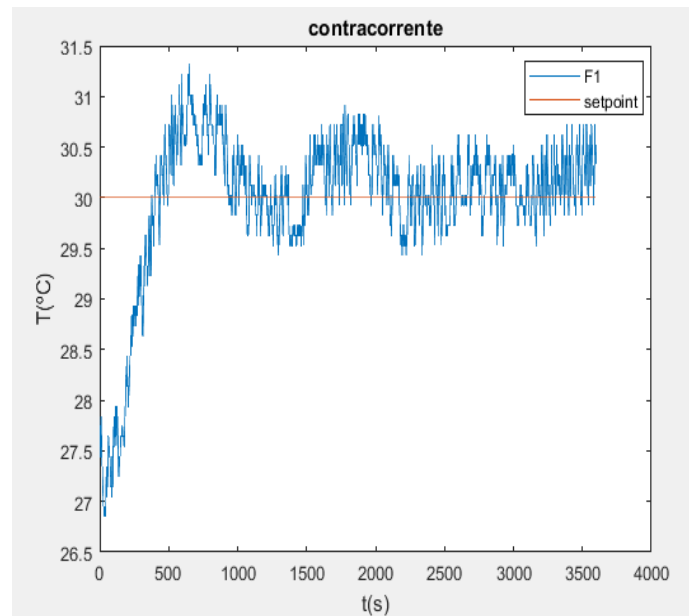
Os resultados obtidos nos ensaios 5 e 6 encontram-se dentro do expectável, visto que o tempo integral é algo fundamental para o controlo de equipamentos. Estes ensaios foram apenas uma forma de demonstrar parâmetros que não funcionariam numa instalação industrial

4.3.1.7. Ensaio 7

Uma vez testado a diminuição do tempo integral, procedeu-se a retirar o tempo derivativo. Neste ensaio, deixou-se o tempo integral em 2 minutos.

Tabela 4.9- Parâmetros do PID e variação de *setpoint* do ensaio 7.

PB	4%
τ_I	2 minutos
τ_D	0 segundos
Variação de <i>setpoint</i>	3 °C

**Figura 4.18-** Perfis de temperatura para um PI.**Figura 4.19-** Perfil de temperatura de saída do fluido frio quando se utiliza um PI no sistema.

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

Quando se observa este ensaio, consegue-se perceber que sem o tempo derivativo, existe um aumento no tempo de estabilização do sistema, sendo que este não estabiliza ao fim de 1 hora. Assim sendo, comparando este ensaio com o primeiro ensaio, conclui-se que, sem a parte derivativa, o sistema torna-se mais lento a estabilizar, com tempos integrais na ordem dos 2 minutos. Portanto, para este sistema é preferível a utilização de um PID de forma a diminuir o tempo de estabilização.

4.3.1.8. Ensaio 8

O seguinte ensaio foi um aumento do tempo derivativo. Para tal, utilizou-se o tempo integral nos 2 minutos e aumentou-se o tempo derivativo para 2 minutos. Os resultados são apresentados nas figuras 4.20 e 4.21.

Tabela 4.10- Parâmetros do PID e variação de *setpoint* do ensaio 8.

PB	4%
τ_I	2 minutos
τ_D	2 minutos
Variação de <i>setpoint</i>	4 °C

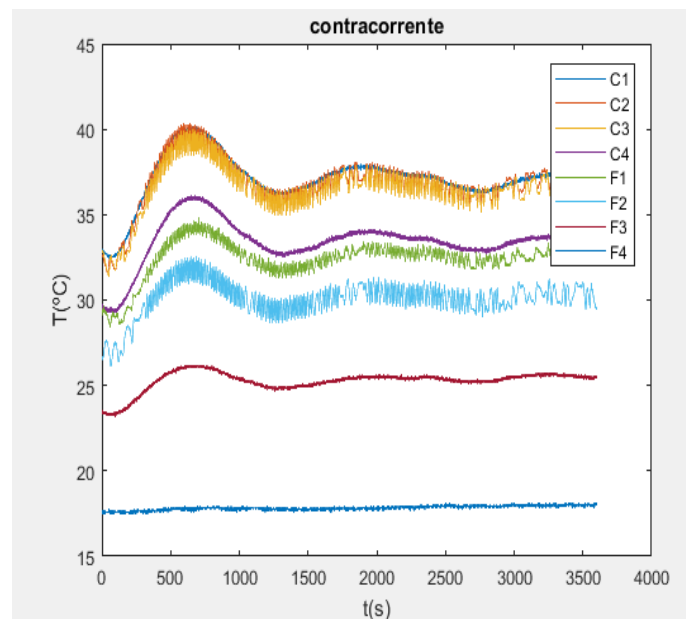


Figura 4.20- Perfis de temperatura para tempo derivativo de 2 minutos.

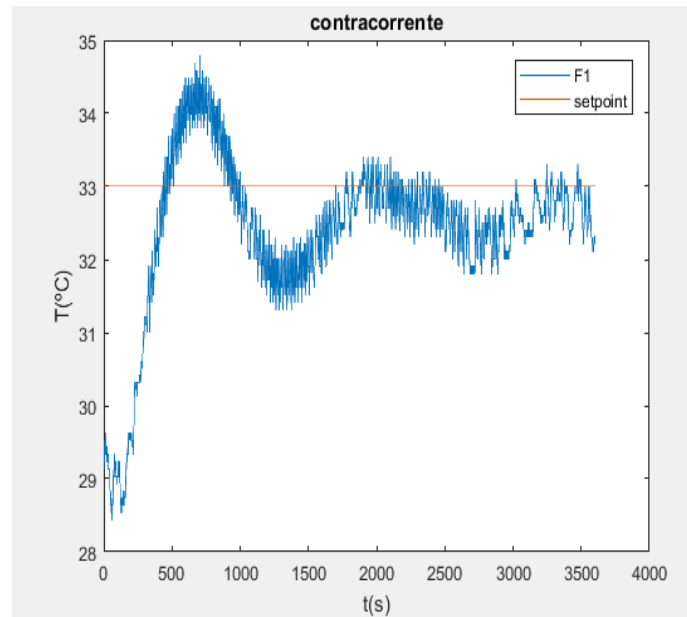


Figura 4.21- Perfil de temperatura de saída do fluido frio para o aumento do tempo derivativo.

Como é possível de se observar, existe uma inversão de resposta no sistema proposto. Assim sendo, e olhando uma vez mais a equação (4.5), o aumento do tempo derivativo cria então um zero positivo, se o tempo integral for igual ao que foi utilizado nos primeiros ensaios. Além desta inversão de resposta, também é possível de se verificar que existe uma oscilação maior que nos ensaios anteriores, dado que, até a passagem de uma hora, o sistema ainda não tinha estabilizado. Concluindo então os ensaios em relação ao tempo derivativo, é bastante mais propício, possuir tempos derivativos pequenos associados a tempos integrais com valor na ordem dos 2 minutos.

4.3.1.9. Ensaio 9

Os últimos ensaios realizados com o PID de *hardware* foi a uma diminuição da banda proporcional e o controlo a um ponto intermédio do sistema, mais concretamente o C3. Atendendo a equação característica da banda proporcional, diminuir esta resulta num aumento da constante de proporcionalidade. A diminuição realizada foi a passagem de 4 para o valor de 2, mantendo o tempo integral em 2 minutos e o tempo derivativo em 45 segundos, valores idênticos aos utilizados nos primeiros ensaios.

Tabela 4.11 Parâmetros do PID e variação de *setpoint* do ensaio 9.

PB	2%
τ_I	2 minutos
τ_D	45 segundos
Variação de <i>setpoint</i>	2 °C

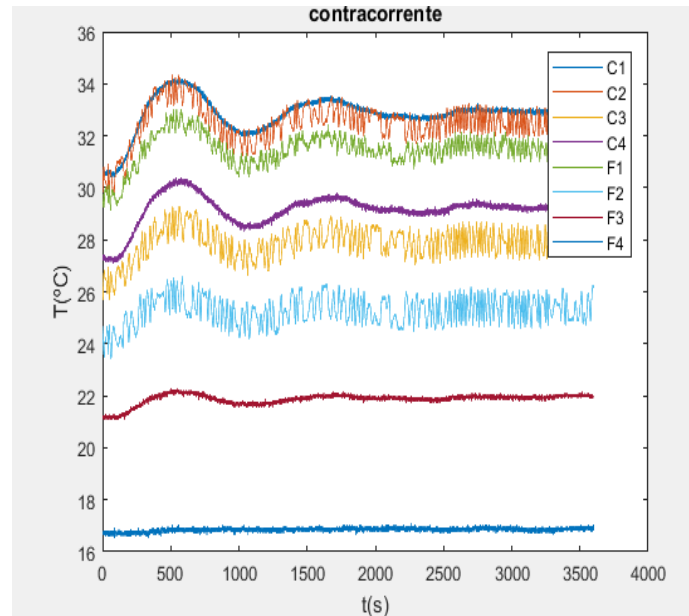


Figura 4.22- Perfis de temperatura para a diminuição da banda proporcional para 2.

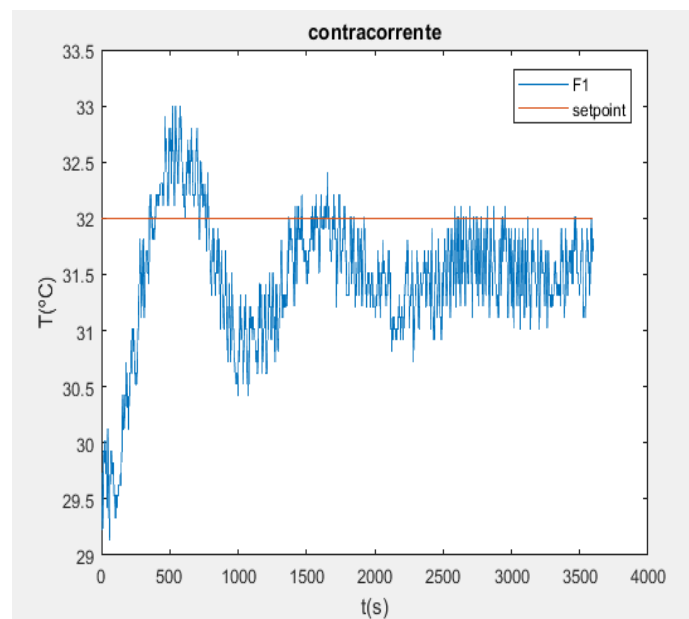


Figura 4.23- Perfil de temperatura de saída do fluido frio para a diminuição da banda proporcional.

O aumento do *setpoint* foi de 2 °C. Quando se analisa as figuras, nota-se logo que existe uma oscilação maior. Este fenómeno relaciona-se com o aumento do ganho proporcional no sistema, tornando assim o ξ mais pequeno.

4.3.1.10. Ensaio 10

O controlo realizado em C3 teve como parâmetros uma banda proporcional de 2, um tempo integral de 2 minutos e um tempo derivativo de 45 segundos.

Tabela 4.12- Parâmetros do PID e variação de *setpoint* do ensaio 9, numa toma de temperatura intermédia, C3.

PB	2%
τ_I	2 minutos
τ_D	45 segundos
Variação de <i>setpoint</i>	2 °C

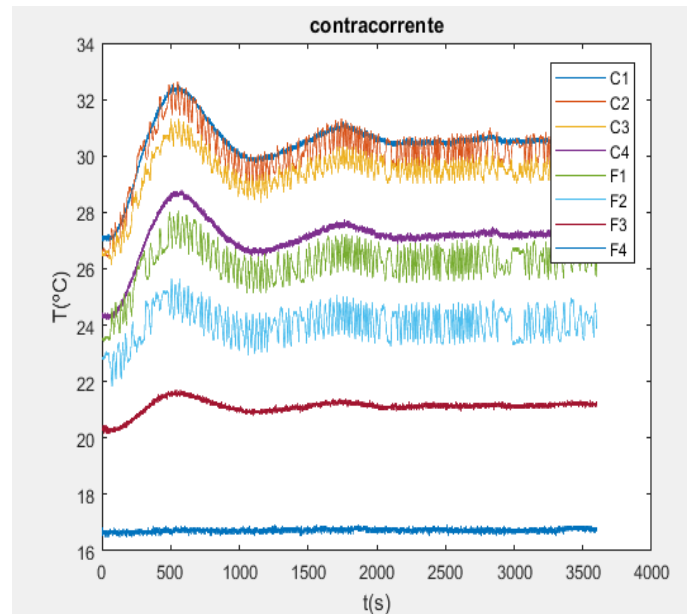


Figura 4.24- Perfis de temperatura para o controlo a C3.

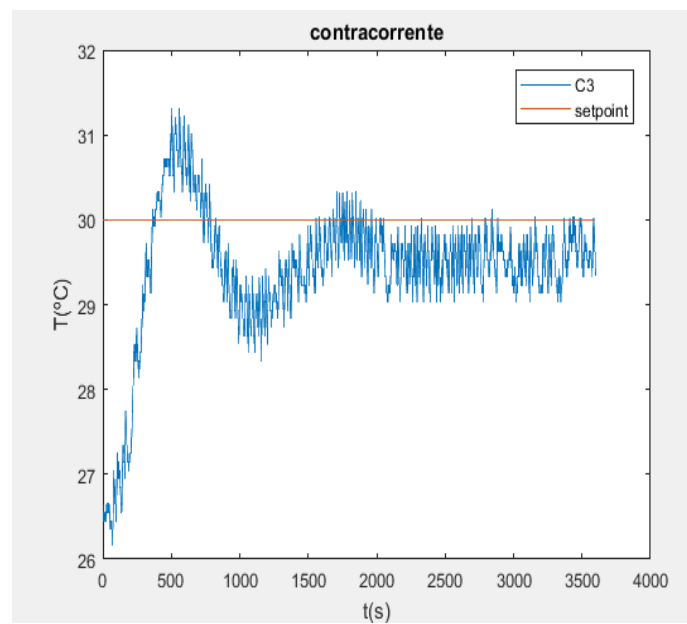


Figura 4.25- Perfil de temperatura de C3.

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

Como se pode ver, não existe nenhuma diferença entre este e o ensaio de diminuição da banda proporcional, ensaio 9. Assim, o que foi dito no ensaio anterior é perfeitamente válido para este ensaio, concluindo-se assim os ensaios com o PID *hardware*. De notar que C2, em determinados pontos, possui valores maiores que C1. A explicação deste facto prende-se, uma vez mais, por se estar a trabalhar com voltagem, em que, como explicado anteriormente, este método de trabalho possui a desvantagem de existir ruído nos dados recebidos. Com estas informações, acredita-se que, estes valores de C2 que estão maiores que C1 tem origem no ruído dos valores e não em nenhum fenómeno fora do sistema.

4.3.2. PID Software

Seguiu-se então os ensaios com um PID criado num *software*, *software* esse com o nome de MATLAB. Utilizou-se a versão de MATLAB 2017a para esta tarefa, em que se criou um *simulink*, ferramenta do MATLAB, de forma a poder-se receber os dados e controlar o sistema físico. O *simulink* criado apresenta-se na figura a seguir.

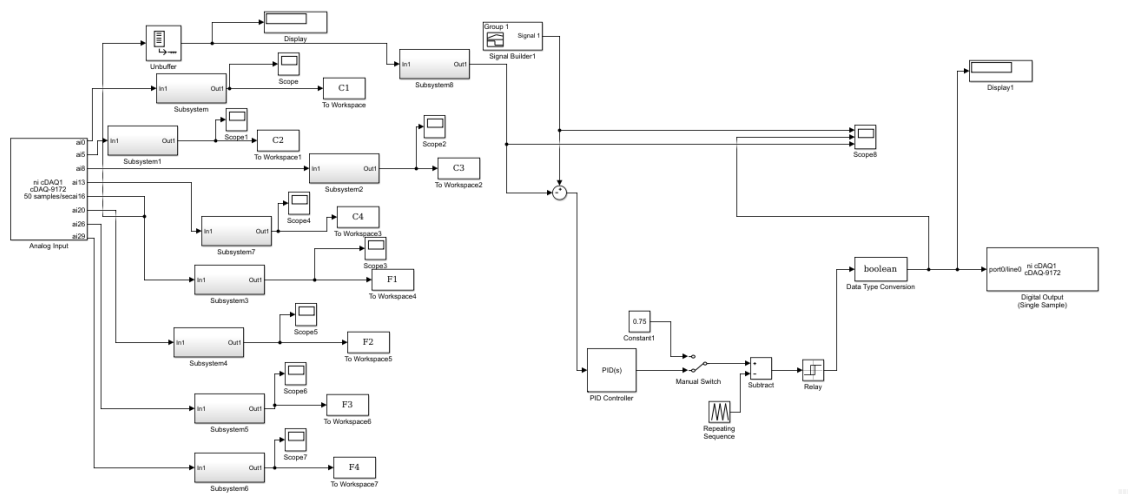


Figura 4.26- Simulink criado para a simulação de um PID.

Explicando a figura atrás, a figura 4.26, foi necessário simular um modelador de sinal, um PWM (Pulse-Width Modulator), de forma a conseguir-se ligar diretamente o computador, com o *software*, à resistência. Para tal, utilizou-se um sinal em forma triangular para ser possível realizar o que pretendia. Como se pode ver pela figura, na zona do controlador, colocou-se um interruptor ligado ao PID e a uma constante. Este interruptor serve para elevar a temperatura até valores próximos do *setpoint*, caso o valor deste seja elevado, para de seguida passar para o controlo pelo PID, e o mesmo está manual porque a sua utilização foi pequena, mas, caso o sistema dependesse desta mecânica, como sistemas industriais, seria recomendável passá-lo para automático, em que a troca de sinal seria controlada através da diferença do *setpoint*

com o valor medido (caso a diferença fosse grande, o sinal que atuaria seria a constante e se a diferença fosse pequena passaria para o PID).

O sinal utilizado foi um sinal sintetizado por ondas quadradas de 0 e 1. O PID apenas dá um valor, em que este corresponde a percentagem de tempo em que a resistência esta ligada. O tempo posto para cada ciclo de ondas quadradas é de 128 segundos. Após esta modulação do sinal, este passa para um sinal *boolean*, isto é, uma transformação da onda para um sinal de verdadeiro ou falso. Assim sendo, quando o sinal é 1, este considera como verdadeiro e faz com que a resistência esteja ligada. Consequentemente, quando o sinal é 0, o *boolean* considera falso e desliga a resistência. Utilizaram-se as placas de saídas digitais e a de entradas analógicas, para os mesmos subsistemas, em que estes permitem a conversão de sinais para temperatura descritos em anexo. Os *setpoints* são colocados através do *signal builder* e os restantes elementos expressos na figura 4.26 apenas servem para observação, em tempo real, do comportamento do sistema.

Retomando o que foi dito em pontos anteriores, o intuito destes ensaios foi de comprovar os parâmetros sintonizados do PID *hardware* e de se conseguir implementar um PID neste sistema físico através do MATLAB. De forma a conseguir-se prosseguir com o trabalho foi necessário trocar de placas de aquisição de dados e utilizar uma placa de saídas digitais, tendo sido trocado para as placas da National Instruments referidas no capítulo 3, no ponto da descrição do sistema.

4.3.2.1. Ensaio 1

No início, tentou-se utilizar os parâmetros utilizados no PID de *hardware*. No entanto, existiram várias dificuldades na implementação destes parâmetros. Ao longo de ensaios de uma hora, uma hora e meia e duas horas, o sistema não estabilizava, apresentado subidas de temperatura que estragavam o funcionamento da instalação. Quando se colocou os parâmetros do PID neste sistema não se entrou em conta com os ganhos proporcionais que viriam da modelação do sinal que chegaria a resistência. Além disso, o PID *hardware* não utiliza ganho proporcional, mas sim banda proporcional, o que não consta neste PID. Assim sendo, o ganho proporcional que se sintetizou foi de 0,01. Como o sistema aparenta ser bastante simples, procedeu-se a utilização de um PI, com tempo integral de 2 minutos. Os primeiros ensaios foram iguais aos realizados no PID *hardware*, ou seja, mudança de *setpoint* em 4,3 e 2 °C. Neste tipo de ensaio, foi possível colocar duas mudanças de *setpoint* em cada ensaio. Tendo isto em conta, o ensaio que existe a mudança de 2 °C também possui uma variação de 1 °C. Uma vez

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

mais, o que se avalia aqui é a evolução da dinâmica do sistema, devido aos problemas da instalação referidos no subcapítulo do PID *hardware* (4.3.1.).

Tabela 4.13- Parâmetros do PID e variação de *setpoint* do ensaio 1 do PID *software*.

K_c	0,01 °C
τ_I	2 minutos
τ_D	0 segundos
Variação de <i>setpoint</i>	4 e 3 °C

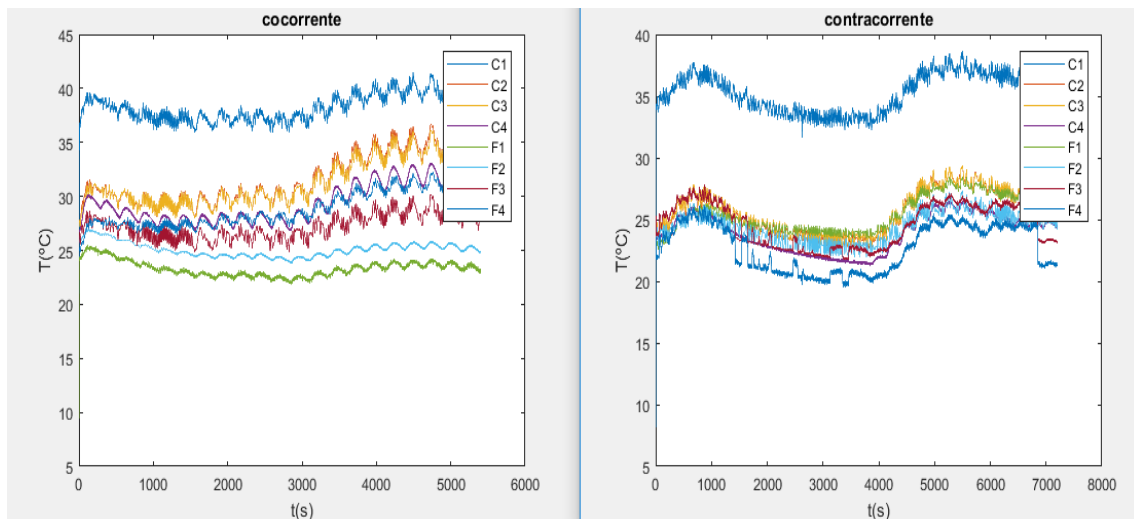


Figura 4.27- Perfis de temperatura do primeiro ensaio com PID *software*, tanto em contracorrente como cocorrente.

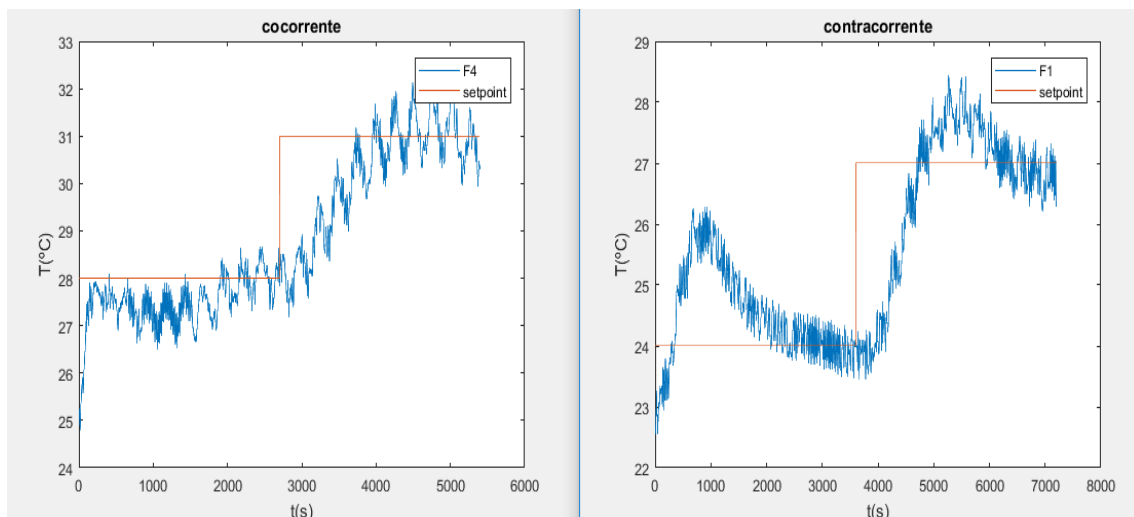


Figura 4.28- Perfis de temperatura de saída do fluido frio para o primeiro ensaio.

Ao olhar para a figura 4.27, é possível de ver que os dados acabam por possuir muito mais ruído do que quando existia apenas a captura de dados. Isto deve-se a mudança da placa de aquisição de dados. A nova placa, a NI 9481, é uma placa de

encaixe, isto é, não se consegue enroscar os fios a placa, criando mais ruído ao sistema. No entanto se observar os dados da saída do fluido frio, onde incidiu o controlo é possível de concluir que os dados recebidos não são tão lineares quanto os recebidos pelo PID *hardware*. Com isto em mente, a análise feita é que no ensaio em cocorrente, existe oscilação na segunda mudança de *setpoint* mas não na primeira. Isto pode-se dever ao aumento do calor externo que chegava na tubagem, explicando o súbito aumento na segunda mudança de *setpoint*. Além desta explicação, ainda existe a possibilidade de ser dos dados recebidos pelo computador, sendo que estes traziam bastante ruído, o que realizava as súbitas mudanças existentes neste ensaio. Por último, o sistema pode ser instável apresentado este comportamento.

Quando se analisa o ensaio em contracorrente é possível de se ver que existe uma oscilação que vai sendo atenuada pelo controlo aplicado pelo PID. Isto é curioso, porque o que pode estar a acontecer é que o sistema possui mais do que uma função transferência de segunda ordem, ou seja, a modulação do sinal apresenta mais funções de transferência do que o de PID *hardware*, o que a aproximação da função (4.5) não é possível. Outra explicação pode-se prender pelo que foi dito no paragrafo anterior, o sistema estar mal sintonizado e estar instável, não sendo possível de afirmar isto com um ensaio de uma hora. De forma a poder-se corroborar esta teoria teria sido necessário realizar ensaios maiores e com apenas uma variação de *setpoint*. Devido a problemas do equipamento não foi possível de realizar tais ensaios.

A diferença tão acentuada entre as duas respostas pode se dever a diferença da constante de tempo e do ganho da função de transferência do processo, ou seja, a função transferência própria do permutador de calor. Neste ensaio o caudal de saída do frio era de 1,3 L/min para os dois.

4.3.2.2. Ensaio 2

Tabela 4.14- Parâmetros do PID e variação de *setpoint* do ensaio 2 do PID *software*.

K_c	0,01 °C
τ_I	2 minutos
τ_D	0 segundos
Variação de <i>setpoint</i>	2 e 1 °C

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

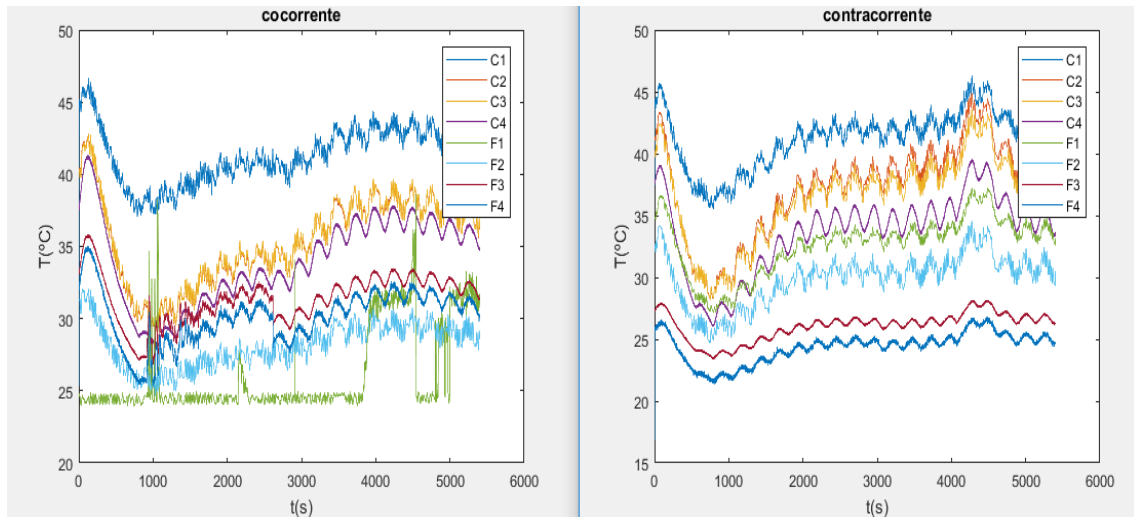


Figura 4.29- Perfis de temperatura do segundo ensaio com PID *software*, tanto em contracorrente como cocorrente.

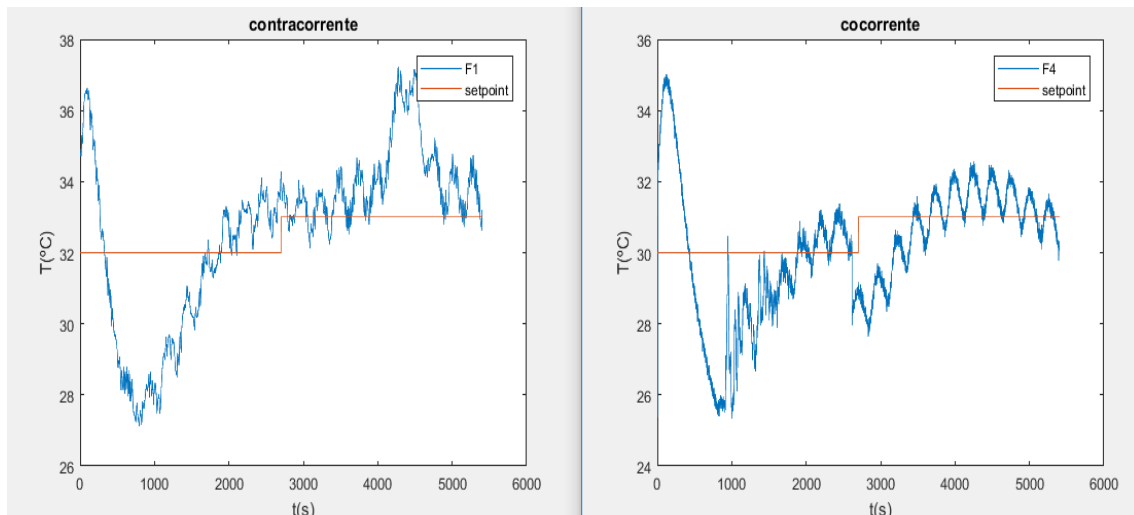


Figura 4.30- Perfis de temperatura de saída do fluido frio para o segundo ensaio.

Ao analisar-se as duas figuras, figura 4.29 e 4.30, é possível de ver que no início de cada arranque existe inversão de resposta por parte das duas instalações. Além da inversão que existe, o sistema apresenta diminuições de temperatura bastante acentuadas até a resistência começar a disparar. Esta resposta vai ao encontro da explicação anterior, em que existem várias funções transferência juntas, ou da explicação de que o sistema é instável com estes parâmetros. O ruído destes ensaios é bastante grande, notando-se principalmente no ensaio em cocorrente, sendo que os valores de temperatura de entrada de água recebidos possuem uma quantidade bastante grande de ruído, como se pode ver na figura 4.29. As oscilações destes ensaios são maiores porque existiu um problema na instalação que diminuiu o caudal do fluido frio até aos 0,95 L/min.

4.3.2.3. Ensaio 3

Como foi feito para o PID *hardware*, procedeu-se a mudança de vários parâmetros do PID de forma a analisar-se o comportamento do sistema. Além disso, de forma a ver a estabilidade do sinal, procedeu-se a mudanças bruscas de *setpoint*, de 5 °C para cima. Aqui, já foi possível obter-se ensaios para os dois tipos de funcionamento do permutador de calor. A primeira análise realizada após os dados apresentados foi a mudança brusca do *setpoint*. O caudal de fluido frio foi de 1,4 L/min.

Tabela 4.15- Parâmetros do PID e variação de *setpoint* do ensaio 3 do PID *software*.

K_c	0,01 °C
τ_I	2 minutos
τ_D	0 segundos
Variação de <i>setpoint</i>	6 e 5 °C

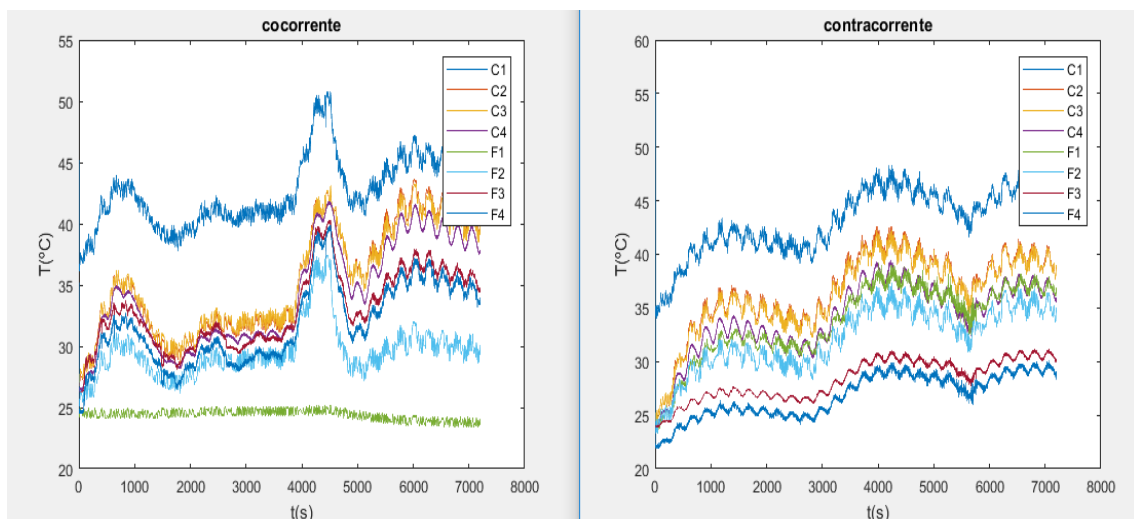


Figura 4.31- Perfis de temperatura do terceiro ensaio com PID *software*, tanto em contracorrente como cocorrente.

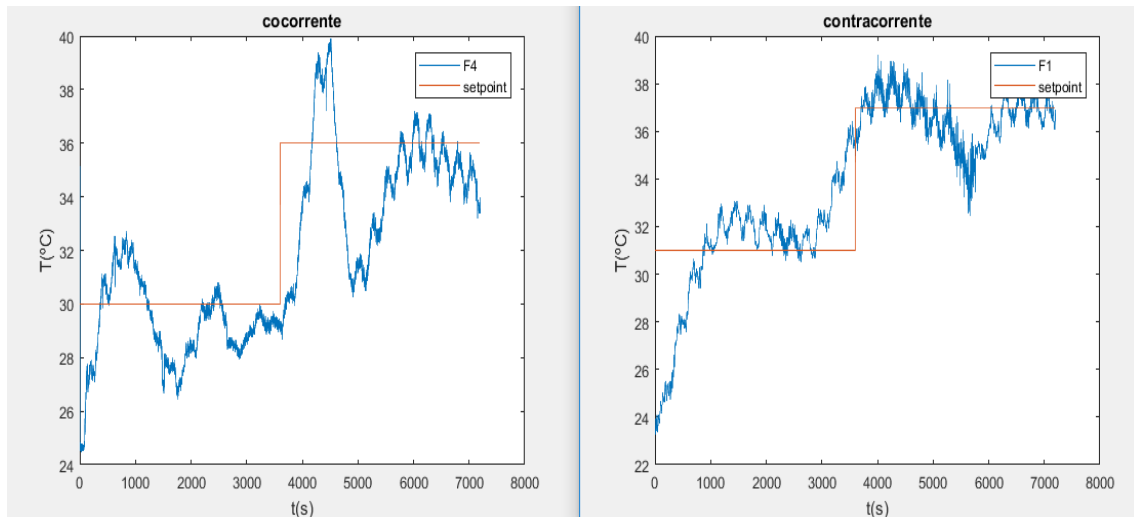


Figura 4.32- Perfis de temperatura de saída do fluido frio para o terceiro ensaio.

Como é visível nas figuras 4.31 e 4.32, estas mudanças súbitas no *setpoint* criam bastantes dificuldades para o sistema ficar no *setpoint*. No entanto, a malha de controlo criada consegue, com mais ou menos dificuldade, agarrar este *setpoint* em contracorrente, enquanto que em cocorrente não consegue. No primeiro ensaio é possível de teorizar que o sistema com mais tempo chegaria ao valor de *setpoint*, no entanto é também possível de se afirmar que este sistema não é estável. Como nos ensaios anteriores, existe bastante ruído, que já foi falado anteriormente do problema.

As alterações de *setpoint* realizadas foram então uma mudança de 5 °C inicialmente, sendo que no ensaio em cocorrente é bastante visível essa mudança. No caso do funcionamento em contracorrente, inicialmente os valores lidos eram de 26 °C, por isso o *setpoint* em 31 °C, mas o sistema estava em arrefecimento. Quando se ligou o sistema para realizar o ensaio, a temperatura inicial era de 24 °C, realizando assim uma mudança de *setpoint* inicial de 7 °C, o que é bastante. A última alteração realizada foi uma mudança em 6 °C.

4.3.2.4. Ensaio 4

A alteração efetuada de seguida foi o aumento do ganho proporcional para o dobro, ou seja, para 0,02.

Tabela 4.16- Parâmetros do PID e variação de *setpoint* do ensaio 4 do PID software.

K_c	0,02 °C
τ_I	2 minutos
τ_D	0 segundos
Variação de <i>setpoint</i>	3 e 5 °C

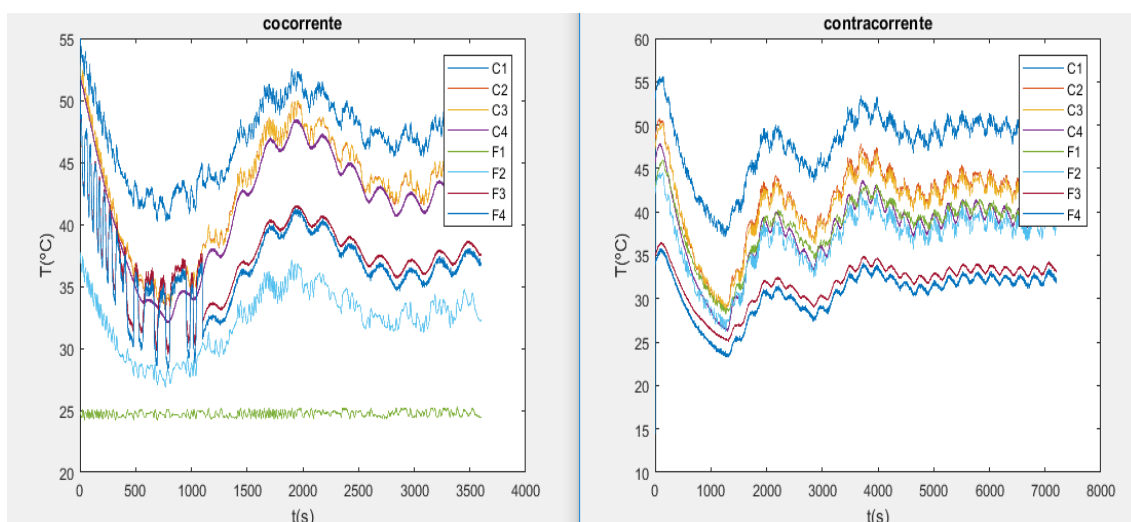


Figura 4.33- Perfis de temperatura do quarto ensaio com PID *software*, tanto em contracorrente como cocorrente.

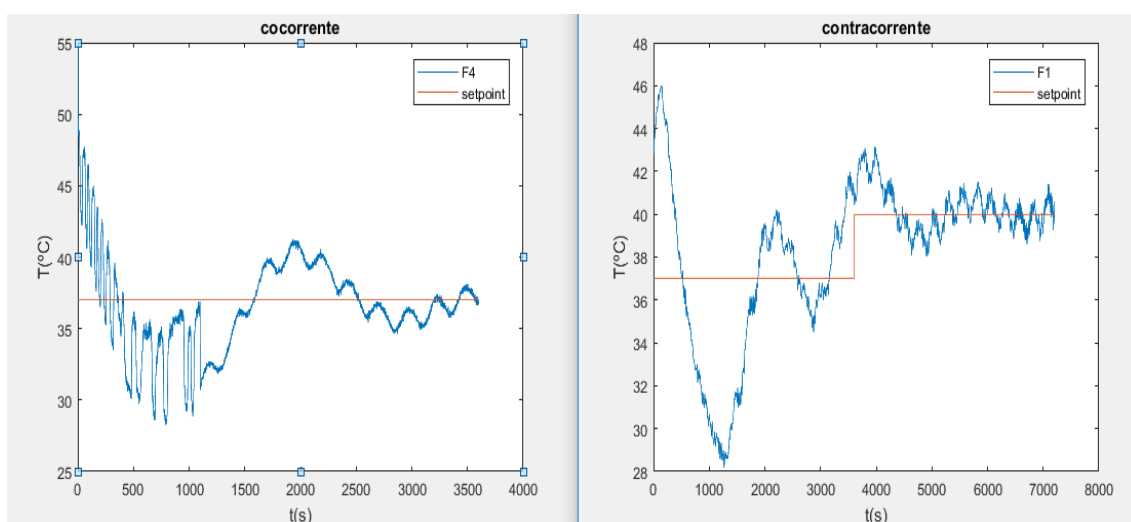


Figura 4.34- Perfis de temperatura de saída do fluido frio para o quarto ensaio.

Dada a complexidade da função transferência, ou instabilidade do sistema, não é claro as alterações provocadas por este aumento do ganho proporcional. No entanto, no ensaio em cocorrente, este apresenta um comportamento mais parecido com o comportamento do sistema com o PID *hardware*, em que existe uma oscilação e de seguida, estabiliza por volta do *setpoint*. No ensaio em contracorrente, mesmo sendo um ensaio com duas mudanças em *setpoint*, apenas na última mudança é que o sistema estabiliza a volta do *setpoint*. Isto tem ocorrido em todos os ensaios apresentados, apenas no último *setpoint* é que existe a estabilização do sistema. Isto pode ocorrer devido a modulação do sinal.

4.3.2.5. Ensaio 5

A alteração realizada no ensaio a seguir foi a colocação de um tempo derivativo no PID. A colocação deste não pode ser feito da mesma maneira que o tempo integral,

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

ou seja, colocar o valor utilizado no PID *hardware*. Assim sendo, o valor escolhido de forma a tentar igualar o valor de 45 segundos foi de 0,05 segundos. O caudal de fluido frio foi de 1,3 L/min.

Tabela 4.17- Parâmetros do PID e variação de *setpoint* do ensaio 5 do PID *software*.

K_c	0,02 °C
τ_I	2 minutos
τ_D	0,05 segundos
Variação de <i>setpoint</i>	2 e 3 °C

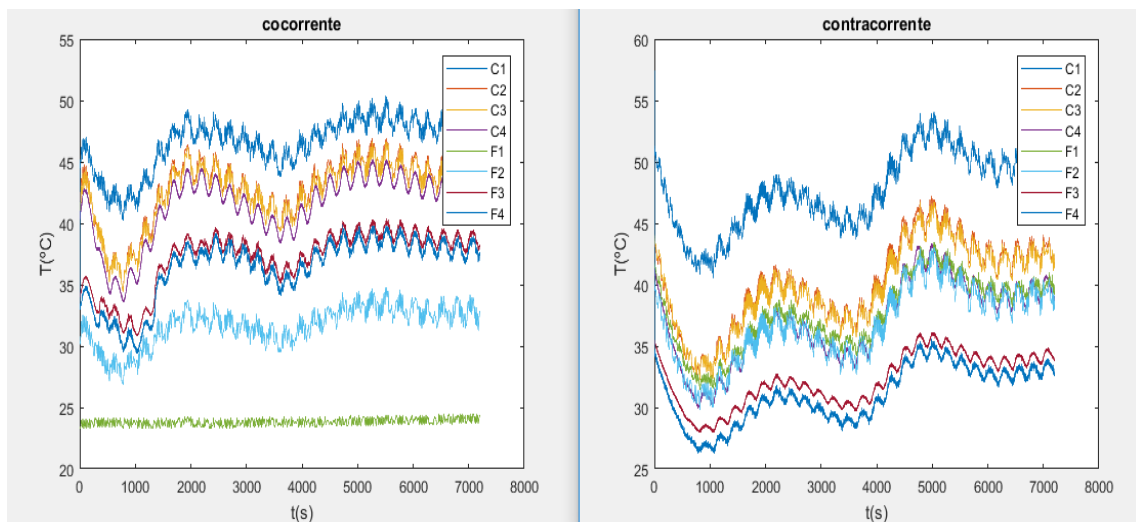


Figura 4.35- Perfis de temperatura do quinto ensaio com PID *software*, tanto em contracorrente como cocorrente.

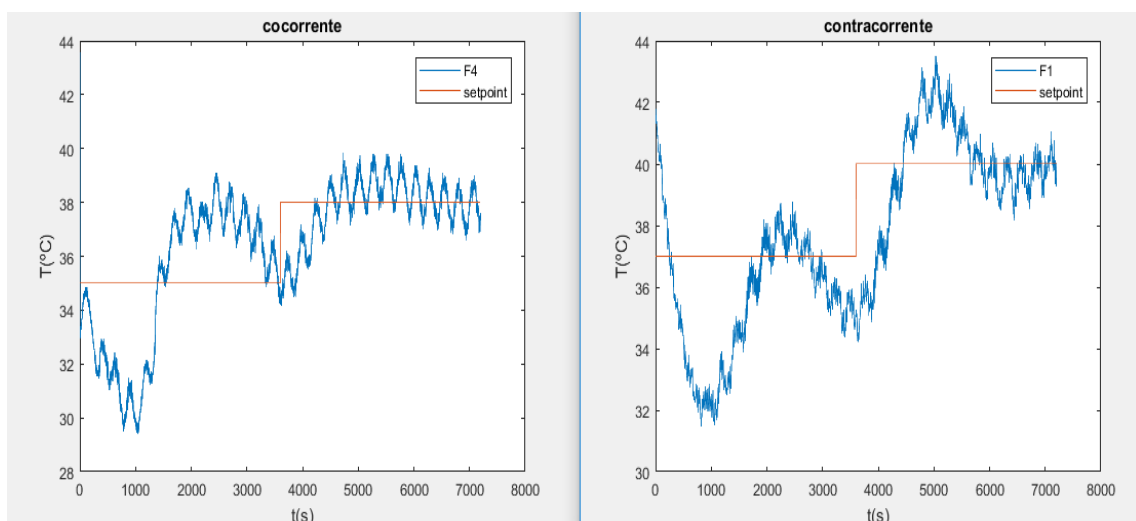


Figura 4.36- Perfis de temperatura de saída do fluido frio para o quinto ensaio.

Com a adição do tempo derivativo começa se a notar padrões mais comuns da resposta. Existe oscilação em relação as mudanças de *setpoint*. Com o tempo

derivativo, e esquecendo o ruído presente nos dados recebidos, nota-se que o sistema se torna mais estável e com uma dinâmica mais acessível de analisar. Assim sendo, existe benefício em utilizar um sistema com um PID em vez de um PI, de forma a estabilizar o sistema, podendo-se até afirmar que neste sistema, a estabilidade prende-se com a utilização do termo derivativo.

4.3.2.6. Ensaio 6

Os últimos ensaios realizados foram a uma diminuição do tempo integral, num PID, e um ensaio a controlar um ponto intermédio. O ponto intermédio escolhido foi o mesmo que no ensaio com o PID *hardware*, sendo este o C3. O caudal utilizado foi de 1,4 L/min nos dois ensaios e em ambos os modos de funcionamento.

Tabela 4.18 Parâmetros do PID e variação de *setpoint* do ensaio 6 do PID *software*.

K_c	0,02 °C
τ_I	100 segundos
τ_D	0,05 segundos
Variação de <i>setpoint</i>	3 e 4 °C

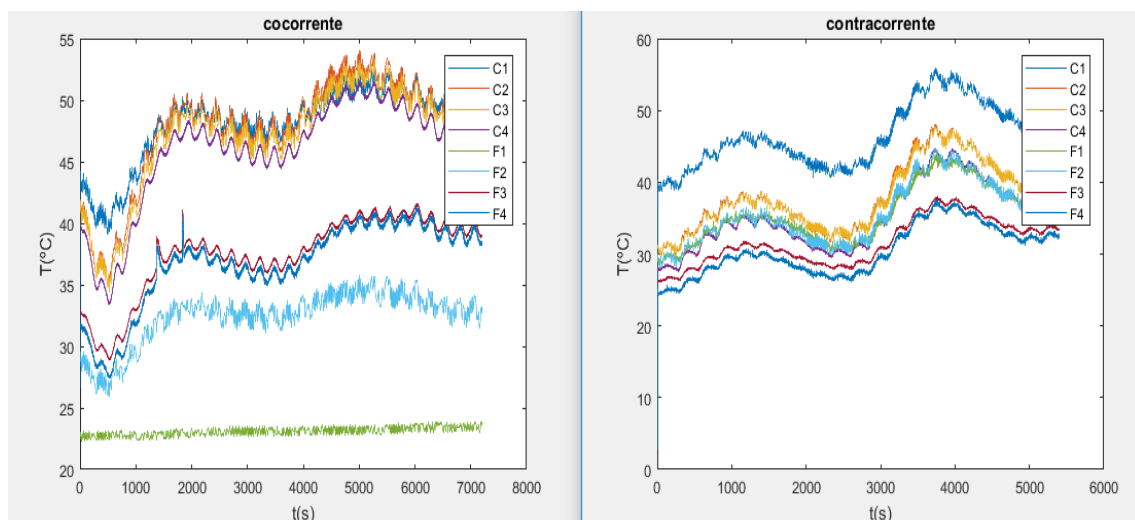


Figura 4.37- Perfis de temperatura do sexto ensaio com PID *software*, tanto em contracorrente como cocorrente.

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

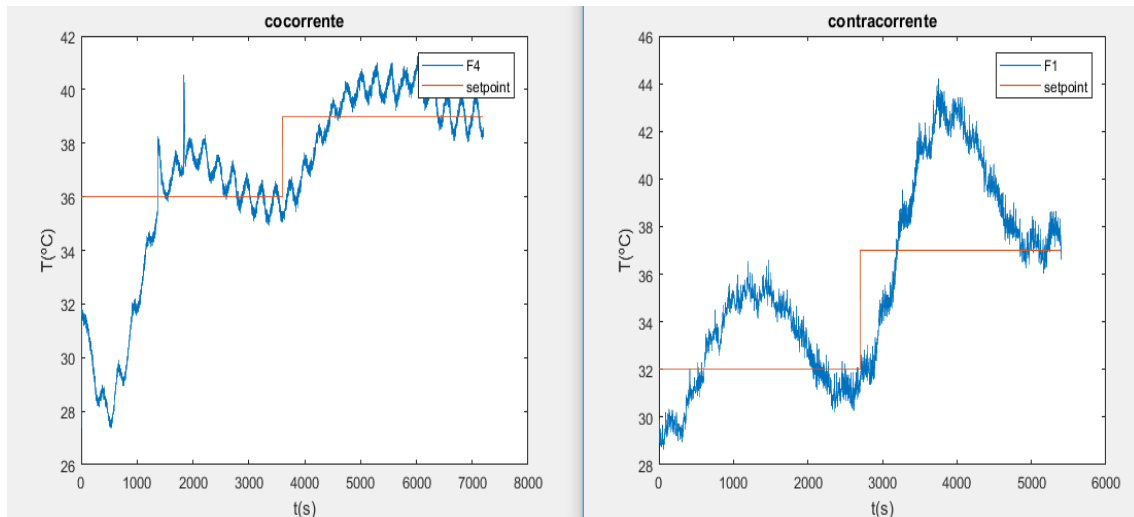


Figura 4.38- Perfis de temperatura de saída do fluido frio para o sexto ensaio.

A diminuição do tempo integral permite com que o sistema tenha uma oscilação maior em relação ao ensaio anterior. Assim sendo, este apresenta uma resposta oscilatória, mas que no fim consegue chegar aos valores de *setpoint*. Estes ensaios previram que os ensaios deveriam ter sido realizados sobre um PID e não num PI, na sua maioria.

4.3.2.7. Ensaio 7

Tabela 4.19- Parâmetros do PID e variação de *setpoint* do ensaio 7 do PID *software*.

K_c	0,02 °C
τ_I	100 segundos
τ_D	0,05 segundos
Variação de <i>setpoint</i>	3 e 4 °C

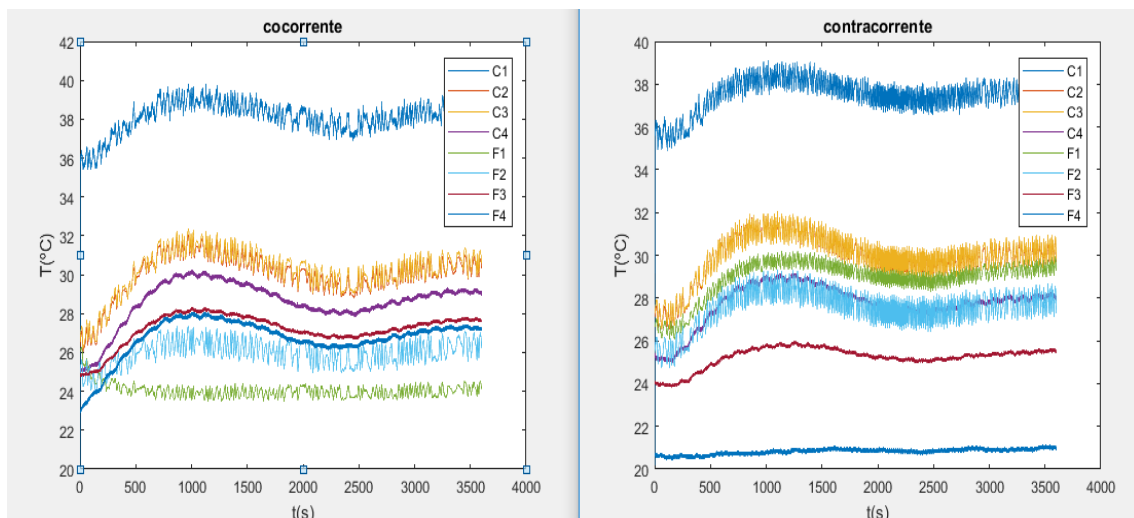


Figura 4.39- Perfis de temperatura do sétimo ensaio com PID *software*, tanto em contracorrente como cocorrente.

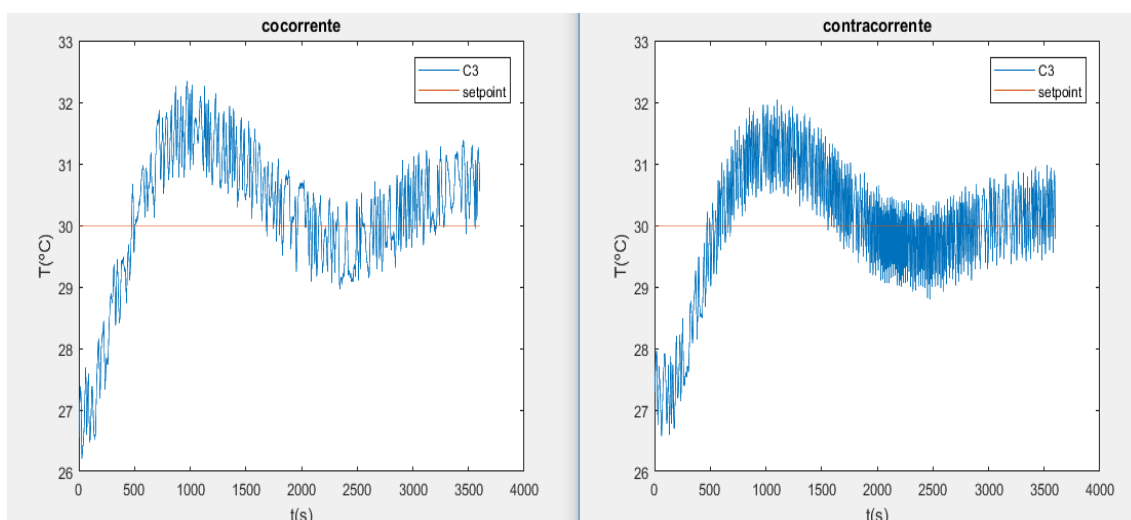


Figura 4.40- Perfis de temperatura de saída do fluido frio para o sétimo ensaio.

Com a utilização dos parâmetros iguais aos do sexto ensaio, foi possível ter este ensaio, que veio corroborar a hipótese proposta anteriormente, sendo esta, a utilização de um controlador com termo derivativo a partida, de forma a estabilizar o sistema. Com um aumento de 3 °C no *setpoint* foi então possível ter um ensaio com oscilações pequenas e que estabilizou no valor pretendido. Neste caso ainda seria benéfico aumentar um pouco o tempo integral de forma a retirar todas as oscilações do sistema. Idealmente, estes parâmetros deveriam ter sido os usados neste tipo de controlo.

4.4. Controlo Preditivo

Finalizando os ensaios que utilizam controladores clássicos, seguiu-se então os ensaios com o MPC. Devido a problemas na instalação, os ensaios levados a cabo foram apenas simulações do sistema. Assim sendo, e aplicando os conceitos do capítulo 3, colocou-se o modelo matemático no MATLAB. Como já foi referido, na última parte da realização deste trabalho, existiram problemas com a instalação. Assim sendo não foi possível de realizar a identificação de parâmetros do modelo, tendo sido utilizados rotinas de um modelo geral, considerando um sistema de troca de água com água. Na colocação do modelo no MATLAB, dada a particularidade de o MPC possuir valores discretos, foi utilizado uma ferramenta do programa de forma a realizar a passagem do tempo contínuo para tempo discreto. Para tal utilizou-se a ferramenta *c2d* (em português contínuo para discreto) com um tempo de amostragem de 10. No entanto, ainda existia a necessidade de utilizar outra ferramenta que permite com que consiga manter o valor do tempo de amostragem para cada intervalo de amostragem, sendo este denominado por retentor de ordem zero (ZOH). A seguir a introdução do modelo no MATLAB, abriu-se então a ferramenta *mpcDesigner* do programa, de forma a sintonizar controladores MPC para este problema de controlo. Numa segunda fase, procedeu-se a uma

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

simulação da instalação, mas com melhorias a mesma, isto é, caso existisse maneira de controlar o valor da temperatura de entrada do fluido frio.

O modelo do sistema passou a ser descrito por uma perturbação não medida- a temperatura de entrada do fluido frio- uma variável de entrada- o calor fornecido ao fluido quente- e uma saída- a temperatura final do fluido frio. Nos ensaios com as melhorias, a temperatura do fluido frio será então, uma perturbação medida. De salientar que o calor expresso no modelo é a quantidade de calor em excesso que é necessário fornecer ao sistema de forma a elevar a temperatura. Assim, o zero desta variável é quando a resistência é constante, ou seja, quando esta apenas fornece calor de forma a manter a temperatura constante.

As restrições impostas ao processo foram em relação ao calor, sendo que este não poderia passar os 2000 W, face a limitação da resistência, e a temperatura de saída da água fria seria no máximo a temperatura de entrada do fluido quente.

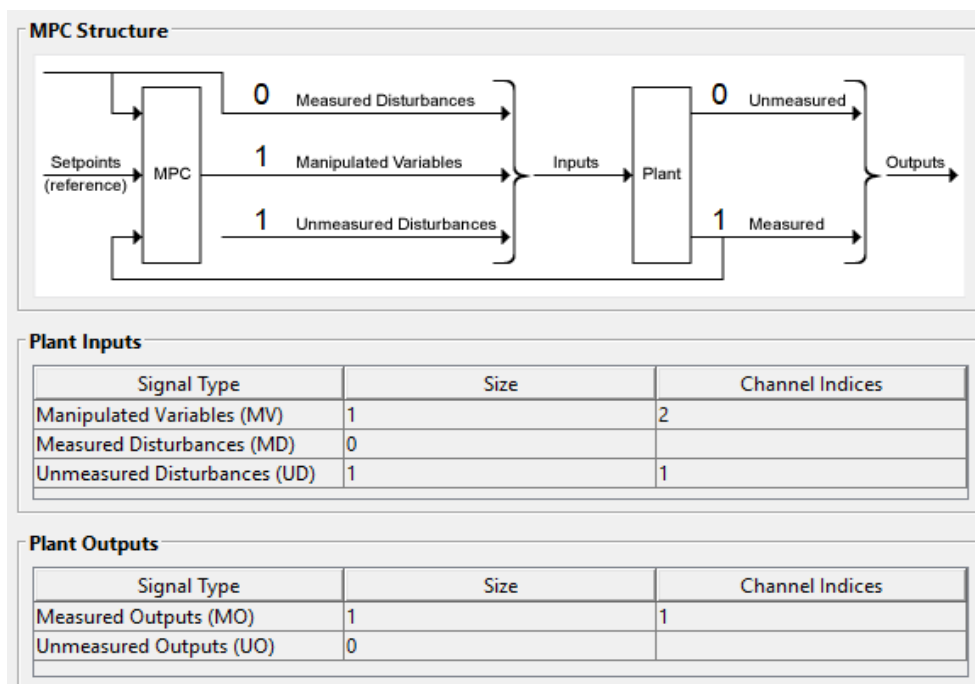


Figura 4.41- Relação do modelo matemático com as variáveis do processo.

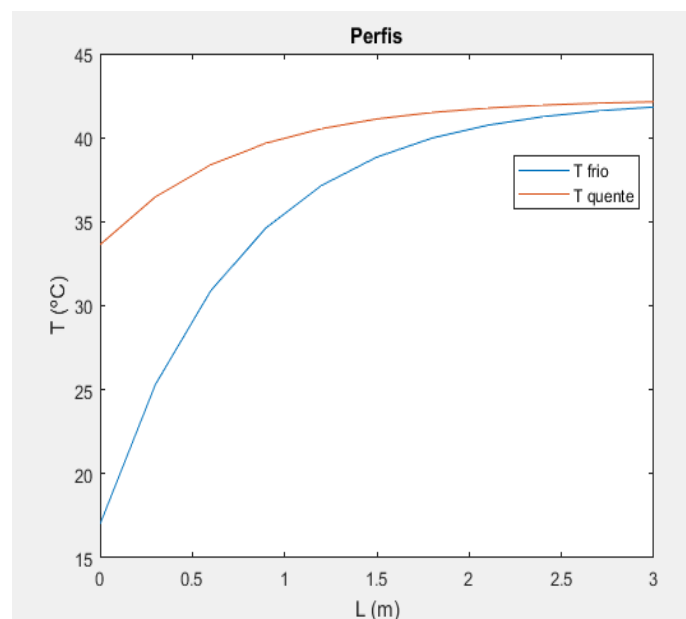
Como explicado no capítulo 2, o controlador MPC possui dois parâmetros, o horizonte de predição e o horizonte de controlo. Neste trabalho foram testados 6 controladores, todos eles com características próprias. O sample time de todos foi constante (com valor de 10 segundos), sendo que os horizontes de predição e de controlo se encontram na seguinte tabela.

Tabela 4.20- Tabela com os parâmetros dos vários controladores utilizados.

Controlador	Horizonte de Predição	Horizonte de Controlo
MPC1	5	2
MPC2	10	2
MPC3	20	5
MPC4	2	1
MPC5	5	1
MPC6	7	2

4.4.1. Ensaio 1

Neste ensaio inicial utilizou-se como condições fronteiras a temperatura de 17 °C para a temperatura do fluido frio e 40 °C para temperatura do fluido quente. A velocidade do fluido frio foi de 0,3 m/s e o do fluido quente de 0,9 m/s (utilizou-se velocidades em vez de caudais devido a simplificação do modelo utilizado).

**Figura 4.42-** Perfis de temperatura em malha aberta, neste ensaio.

Com estes parâmetros, o perfil de temperatura, em malha aberta, apresenta-se na figura 4.42. O primeiro ensaio foi feito então para um *setpoint* de 18 °C.

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

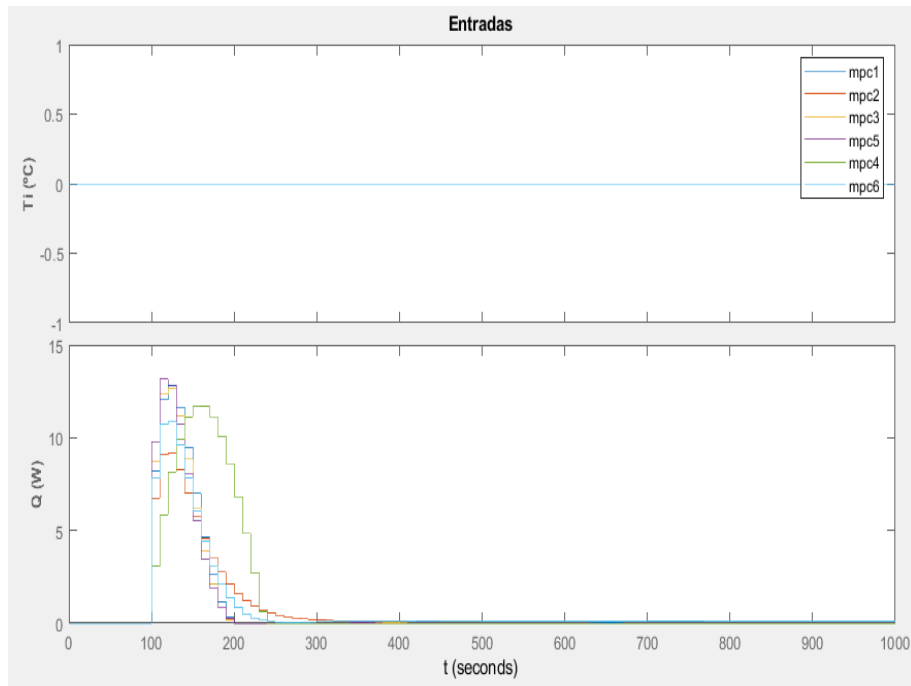


Figura 4.43- Variação da entrada e da perturbação, no primeiro ensaio.

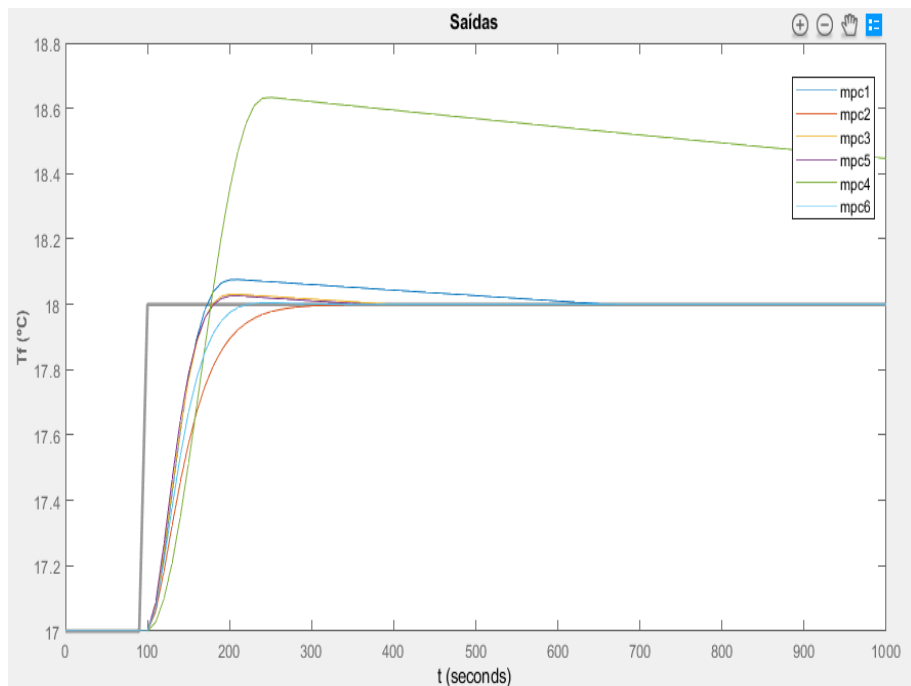


Figura 4.44-Variação da saída, no primeiro ensaio.

Neste primeiro ensaio, consegue-se perceber que, com o MPC, a estabilização do sistema após a mudança de *setpoint* é substancialmente mais rápida que no controlo convencional. Com esta alteração, e sem o acontecimento de nenhuma perturbação, foi possível de perceber que a maioria dos MPC's que estão em estudo atingem a estabilidade ao mesmo tempo. Os únicos em que isso não acontece é no MPC1 e no MPC4. A explicação para isto envolve a pouca diferença entre o horizonte de controlo e

o horizonte de predição. Quanto menor esta diferença maior o tempo de estabilização, como se pode ver na figura 4.44 (dado que a diferença do MPC4 é menor que a diferença do MPC1). Quanto aos restantes controladores, o MPC3 e o MPC5 apresentam uma sobrelevação, no entanto mais baixa comparadas ao do MPC1 e MPC4. No caso do MPC5, isto deve-se ao baixo horizonte de controlo, que aumenta o esforço de controlo. Quanto ao controlador 3, este apresenta um horizonte de predição grande. No entanto, quando se compara o horizonte de predição ao horizonte de controlo, 4 vezes maior, é mais baixo levando a um maior esforço de controlo e consequentemente a esta pequena sobrelevação. Por fim, os controladores 2 e 6 são os que apresentam respostas com menor, ou nenhuma, sobrelevação. Estes controladores seriam os mais indicados para este problema. Contudo, os MPC's retratados nesta figura não apresentam predição de valores, isto é, são MPC's reativos. Aplicando então a predição de valores neste problema, e alterando o tempo em que ocorre a perturbação, se for ao início não é possível de se ver alterações.

A perturbação expressa na figura 4.43, neste caso a temperatura do fluido frio, está normalizada em zero, isto é, como esta conta como uma perturbação não medida, não é possível de atribuir valores a mesma. Assim sendo, o que está exposto na figura 4.43, e que porventura estará nas figuras das entradas do MPC, é as diferenças de temperatura do fluido frio ao longo do ensaio.

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

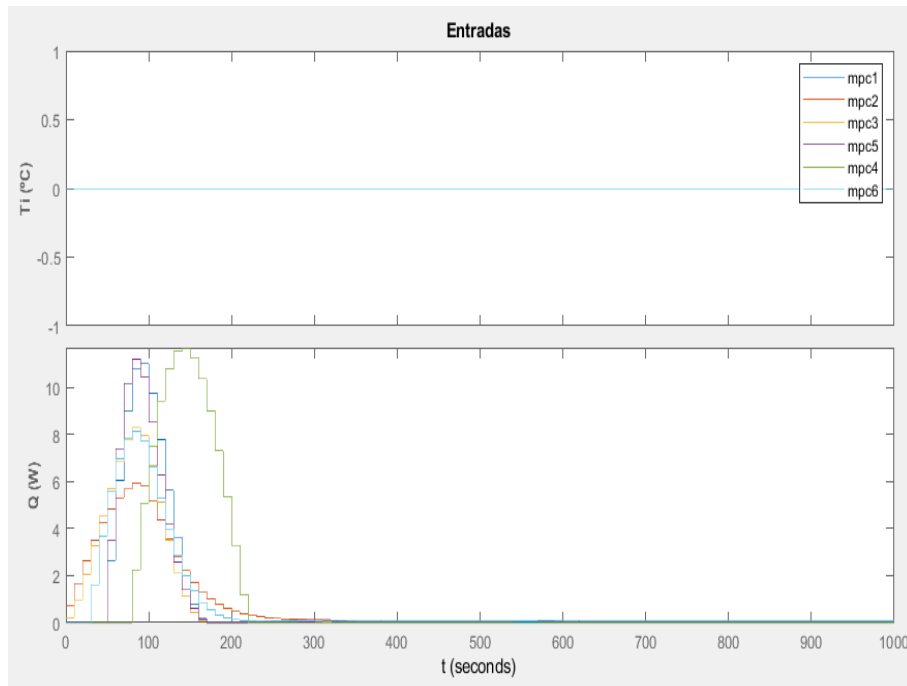


Figura 4.45- Variação da entrada e da perturbação, com predição de valores.

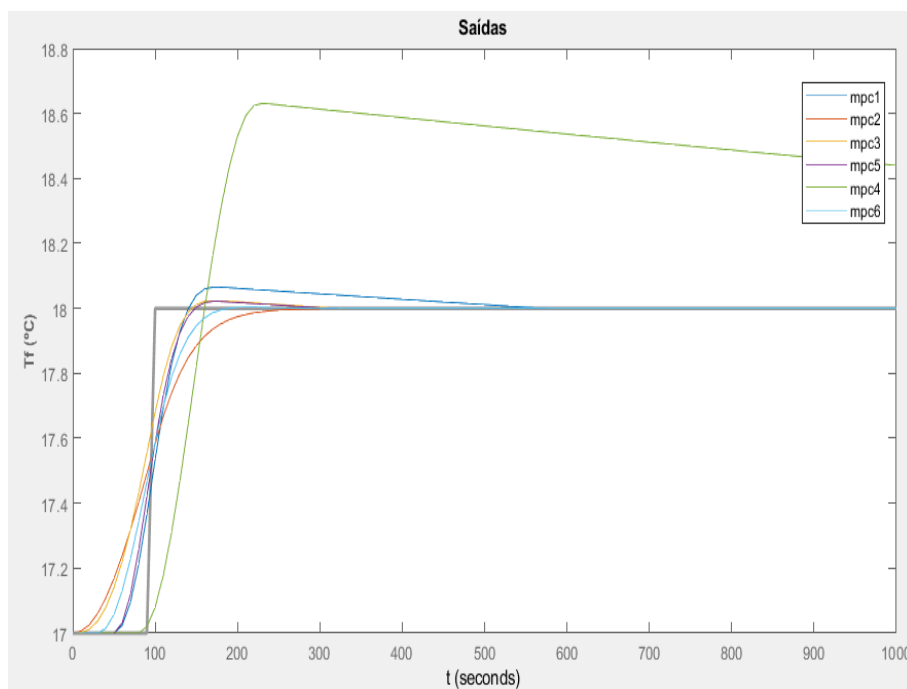


Figura 4.46- Variação da saída, com predição de valores.

Com a predição de valores, os resultados são muito parecidos ao MPC reativo, sendo que, as únicas diferenças residem na resposta a mudança de *setpoint*, sendo que a ação de controlo se realiza antes da mudança de *setpoint* se realizar, e na quantidade de calor utilizada. Com isto, a estabilização ocorre muito mais cedo que no com os controladores reativos. Utilizando então os controladores com predição será melhor de forma a evitar tempos altos de estabilização, sendo benéfico em vários processos deste

tipo. Outro fator para o favorecimento do MPC com predição é a diminuição da quantidade de calor necessária de forma a chegar ao *setpoint*. A explicação para este facto prende-se na atuação do controlador antes da mudança de *setpoint*, permitindo assim que o controlador, quando chega ao valor pretendido, deixe de atuar na resistência.

4.4.2. Ensaio 2

No segundo ensaio procedeu-se então a um aumento de *setpoint*, com um aumento da perturbação não medida, neste caso, um aumento em passo de uma unidade. Como no ensaio anterior apresentou-se os resultados com o MPC reativo e de seguida o MPC com a predição de valores. Os resultados apresentam-se nas figuras 4.47 e 4.48.

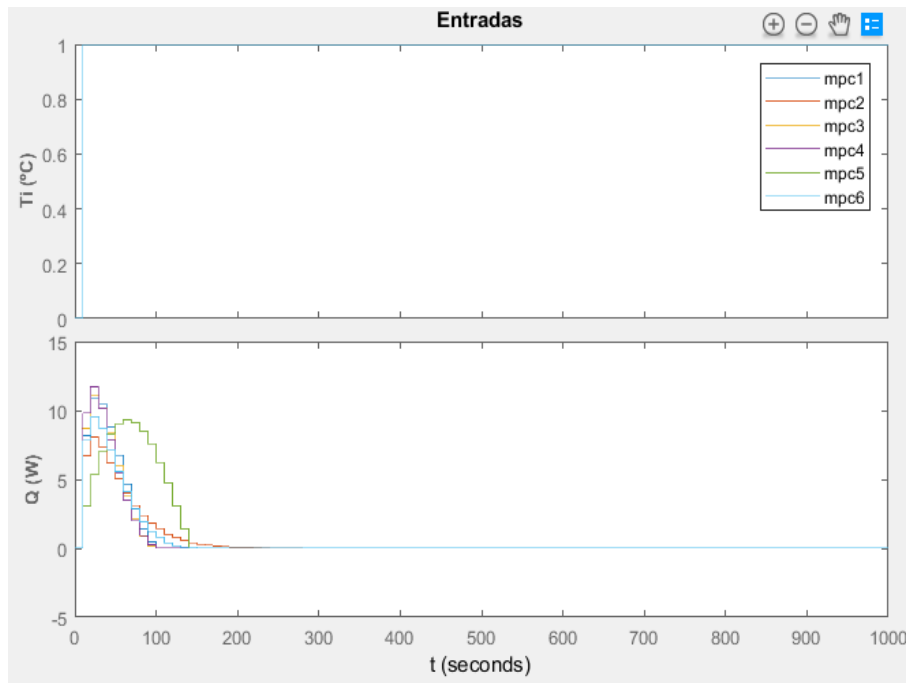


Figura 4.47- Variação da entrada e da perturbação, no segundo ensaio.

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

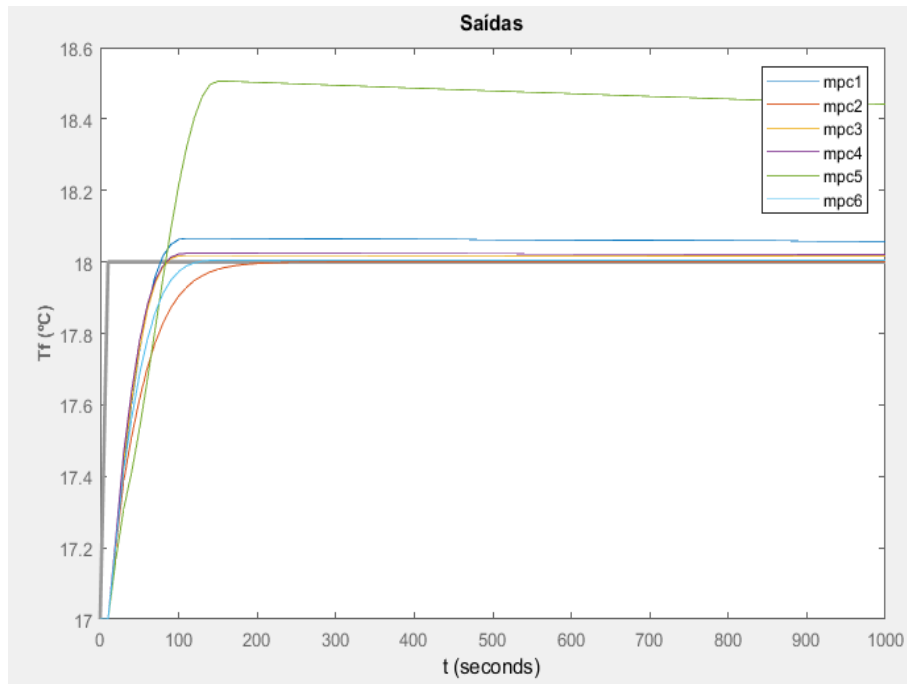


Figura 4.48- Variação da saída, no segundo ensaio

Realizando uma análise as figuras 4.47 e 4.48, concluiu-se que, com a perturbação, não existe uma necessidade tão grande da resistência doar calor. No entanto, devido a esta perturbação, a estabilização do mesmo ocorre muito mais tarde. Quanto ao comportamento dos controladores, estes são bastante idênticos ao descrito anteriormente.

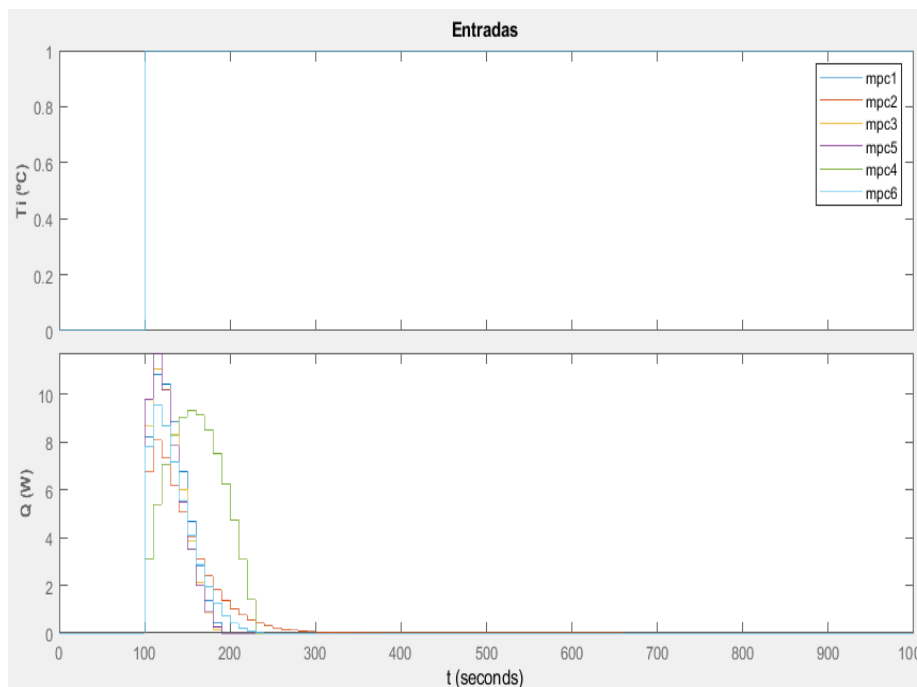


Figura 4.49- Variação da entrada e da perturbação, com predição.

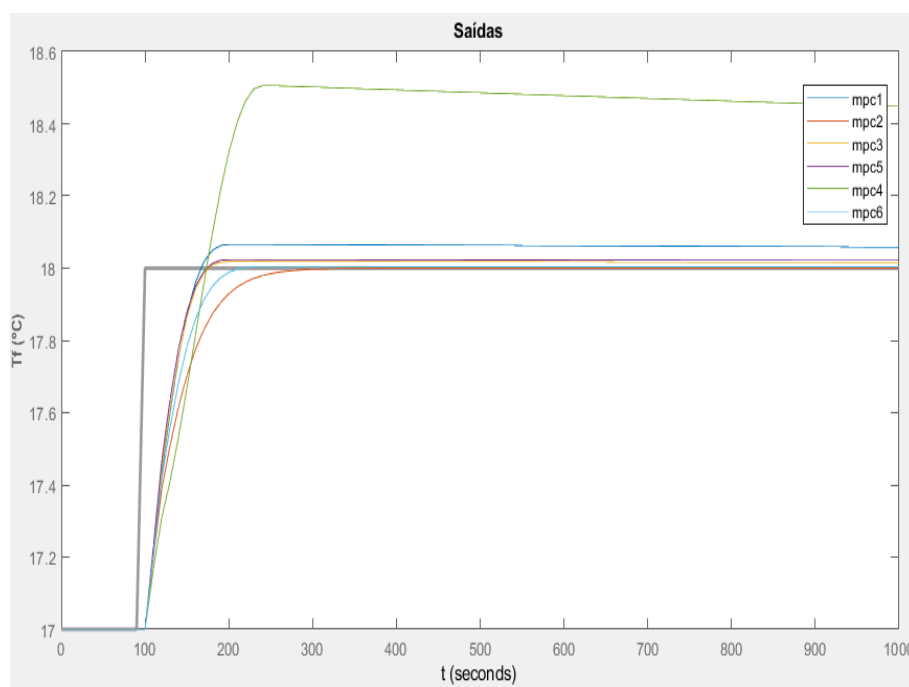


Figura 4.50-Variação da saída, com predição.

O ensaio 2 segue a mesma lógica que o primeiro ensaio. Com a predição de valores torna-se mais pequena a energia que a resistência necessita de dar ao sistema, e a resposta começa a tentar chegar ao valor de *setpoint* antes da própria mudança. Quanto a este ensaio, os tempos de estabilização continuam maiores devido a presença da perturbação.

4.4.3. Ensaio 3

No próximo ensaio aumentou-se o caudal de fluido quente para o mesmo caudal de fluido frio. Devido ao modelo, existe então a necessidade de passar para velocidade. Assim sendo a velocidade do fluido quente possui o valor de 1,2 m/s. A velocidade do fluido frio mantém-se em 0,3 m/s. Além desta alteração, realizou-se outra alteração as condições fronteiras, passando a entrada do frio para o mínimo de 21 °C e a do calor para 50 °C, de forma a simular a água num dia mais quente. O perfil geral deste ensaio apresenta-se de seguida, na figura 4.51.

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

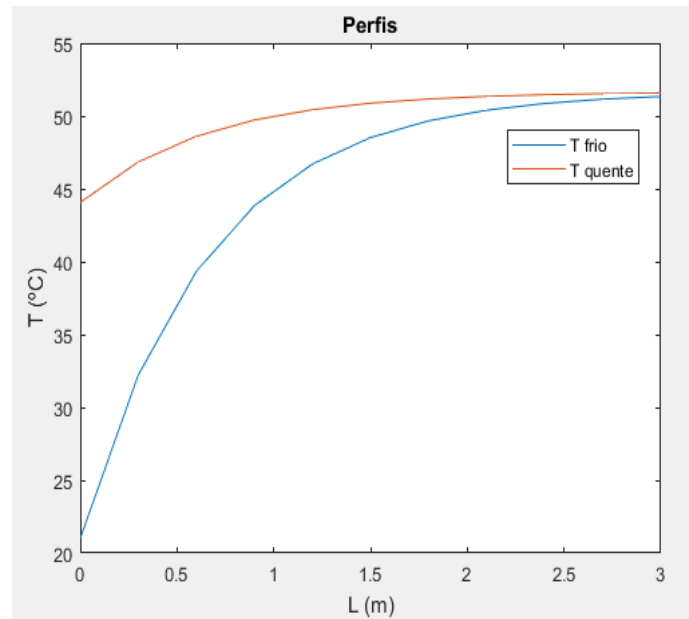


Figura 4.51- Perfis de temperatura em malha aberta, neste ensaio.

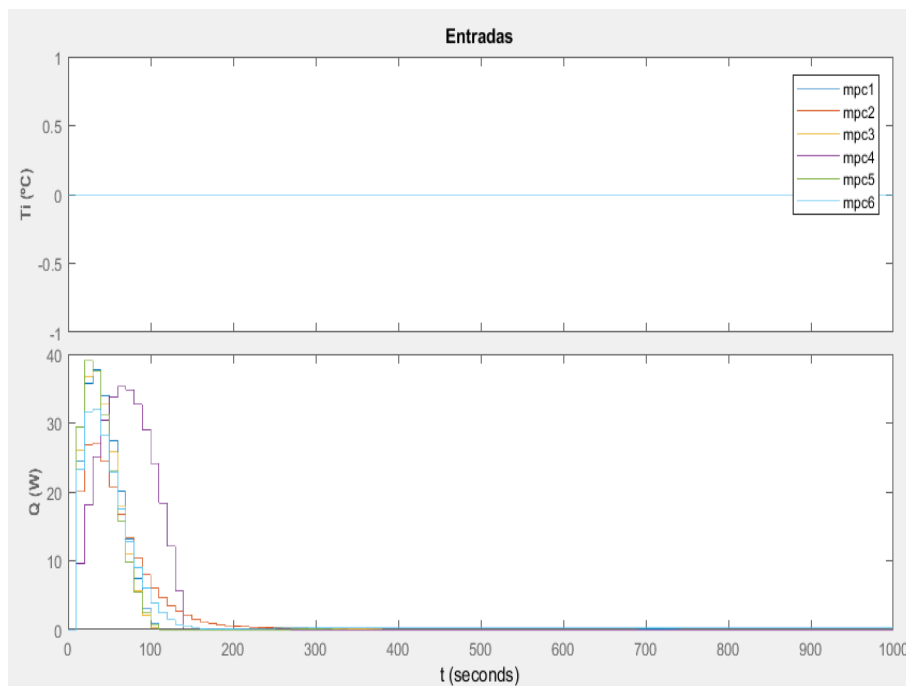


Figura 4.52- Variação da entrada e da perturbação, neste ensaio.

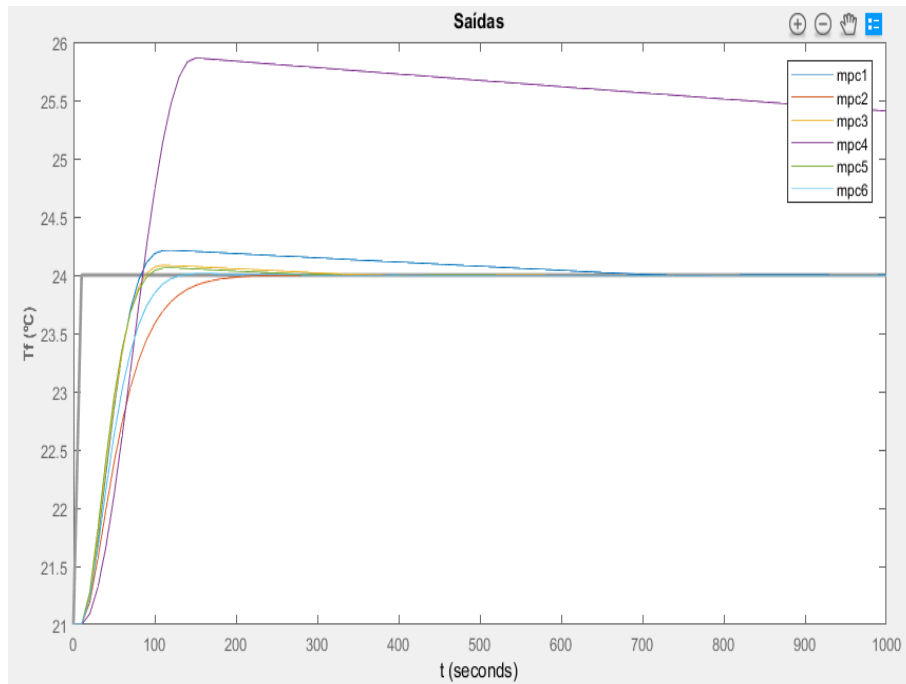


Figura 4.53-Variação da saída, neste ensaio.

Utilizando os mesmos parâmetros MPC da tabela 4.20, é então possível de se ver que embora exista um aumento do caudal do fluido quente, as respostas continuam idênticas. Ao analisar estes resultados, achou-se que não seria necessário mostrar os resultados com a predição de valores, visto que estes seriam idênticos aos apresentados anteriormente.

4.4.4. Ensaio 4

Procedeu-se então ao seguinte ensaio, em que se aumentou o caudal de fluido frio e colocou-se o caudal de fluido quente igual ao do primeiro ensaio. Decidiu-se colocar uma velocidade de 0,32 m/s no fluido frio, o que equivale a um caudal de 1,5 L/min. Neste ensaio, manteve-se as condições iniciais iguais, sendo estas de 21 °C do fluido frio e o fluido quente de 50 °C.

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

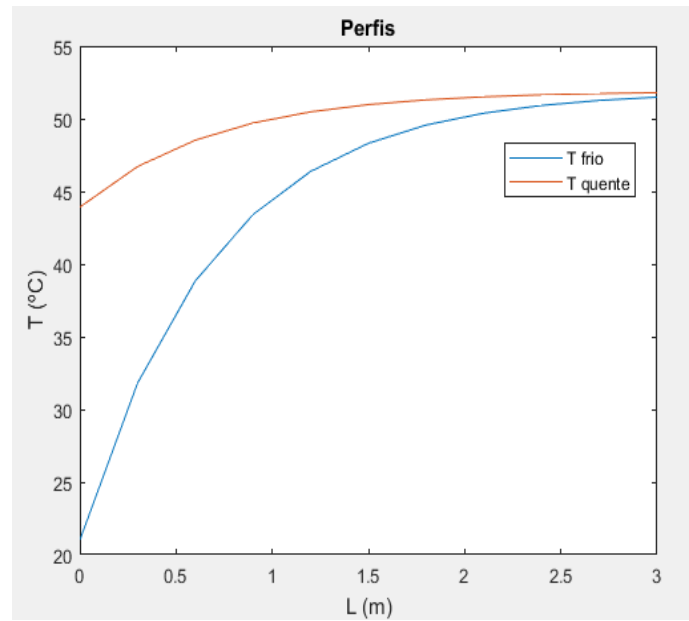


Figura 4.54- Perfis de temperatura em malha aberta, neste ensaio.

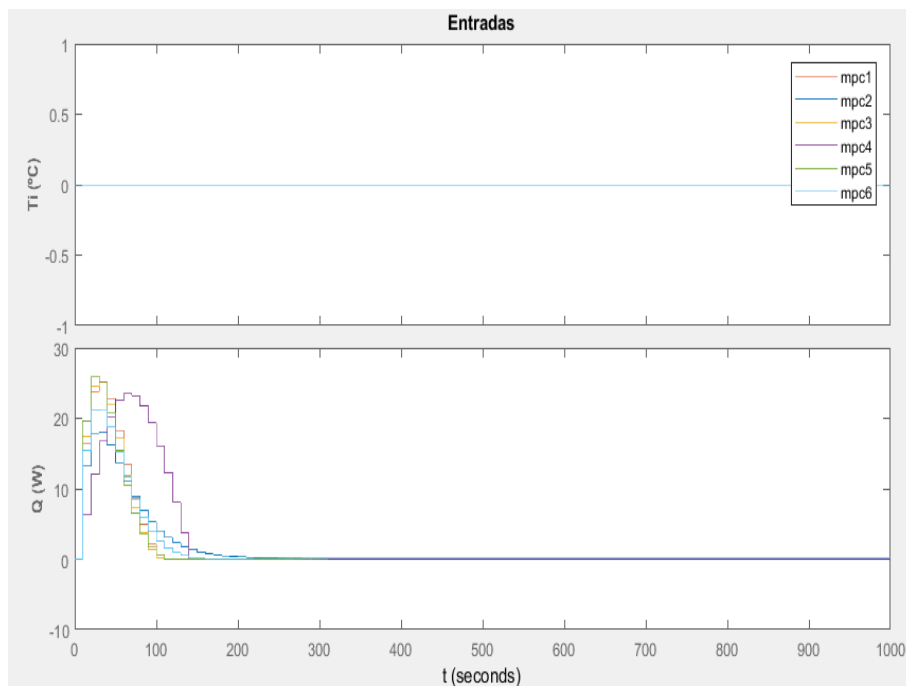


Figura 4.55- Variação da entrada e da perturbação, no terceiro ensaio.

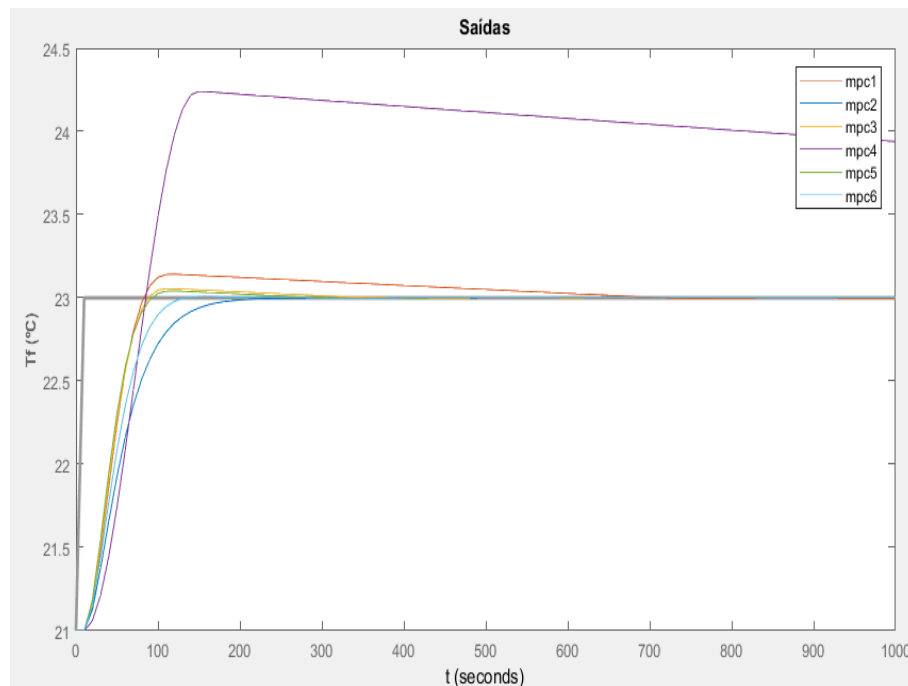


Figura 4.56-Variação da saída, no terceiro ensaio.

Após a análise das figuras 4.55 e 4.56, é perceptível que o comportamento dos controladores não muda, independente das mudanças que se realizam aos caudais. De forma análoga ao ensaio anterior, não se viu a necessidade de mostrar os resultados com predição, dado que eram idênticos aos resultados obtidos no primeiro ensaio.

4.4.5. Ensaio 5

Numa fase mais avançada do trabalho, caso fosse possível medir o valor da água a entrada e controlá-lo, procedeu-se então a um ensaio em que o valor inicial da água era de 26 °C, mantendo a condição fronteira de 21 °C, em que a resistência já teria fornecido energia, cerca de 100 W. Além da mudança de *setpoint*, considera-se que existe uma perturbação. Como tal, manteve-se as velocidades utilizadas anteriormente, bem como a temperatura inicial da água como uma perturbação não medida, ocorrendo uma perturbação.

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

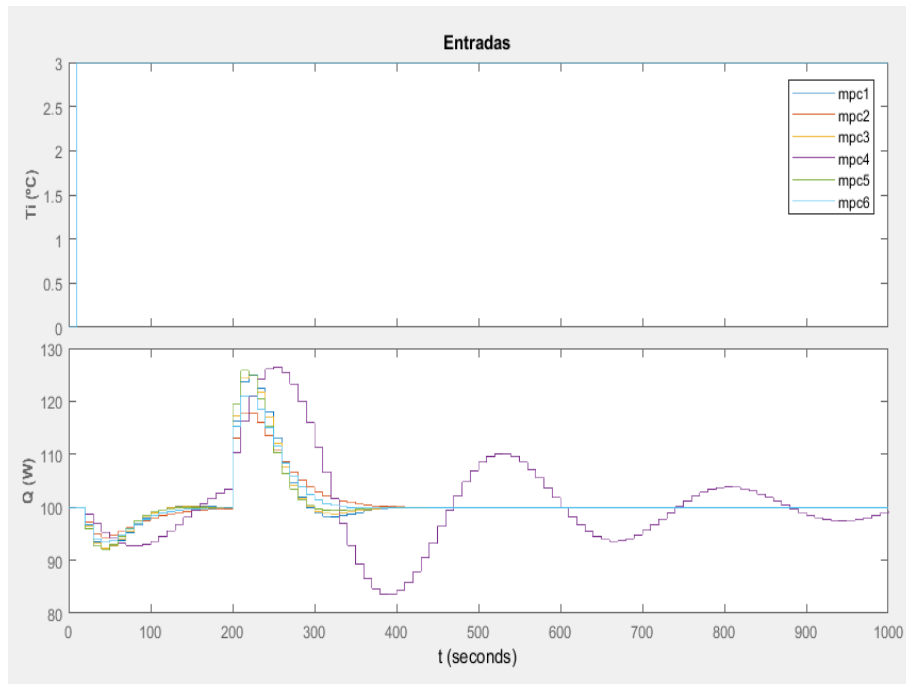


Figura 4.57- Variação da entrada e da perturbação, neste ensaio.

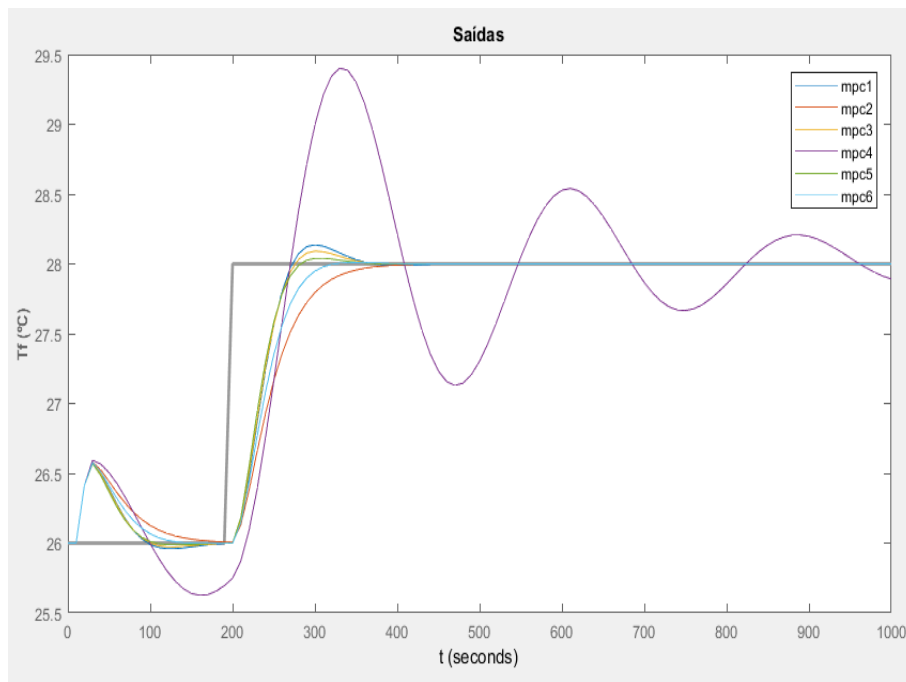


Figura 4.58- Variação da saída, neste ensaio.

Com este conjunto de dados e de condições, torna-se bastante perceptível que a escolha do horizonte de controlo e o horizonte de predição são bastante importantes. Caso os dois sejam demasiados baixos, existirá oscilações bastante acentuadas, o que não será benéfico para o sistema. Por outro lado, horizontes de predição elevados criam respostas mais lentas. O ideal seria o MPC6 que consegue ter dois termos médios com uma resposta rápida e com pouca oscilação.

4.4.6. Ensaio 6

Por fim, colocou-se então a temperatura inicial como perturbação medida. Neste ensaio manteve-se as velocidades utilizadas no ensaio anterior, sendo os resultados apresentados de seguida, tendo sido utilizado a predição de valores neste ensaio.

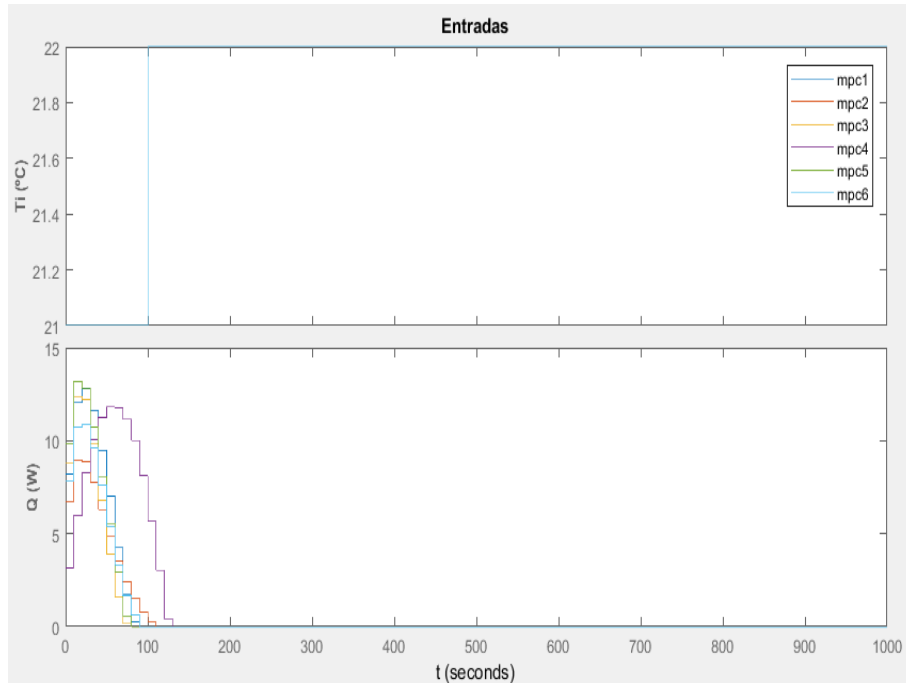


Figura 4.59- Variação da entrada e da perturbação, neste ensaio.

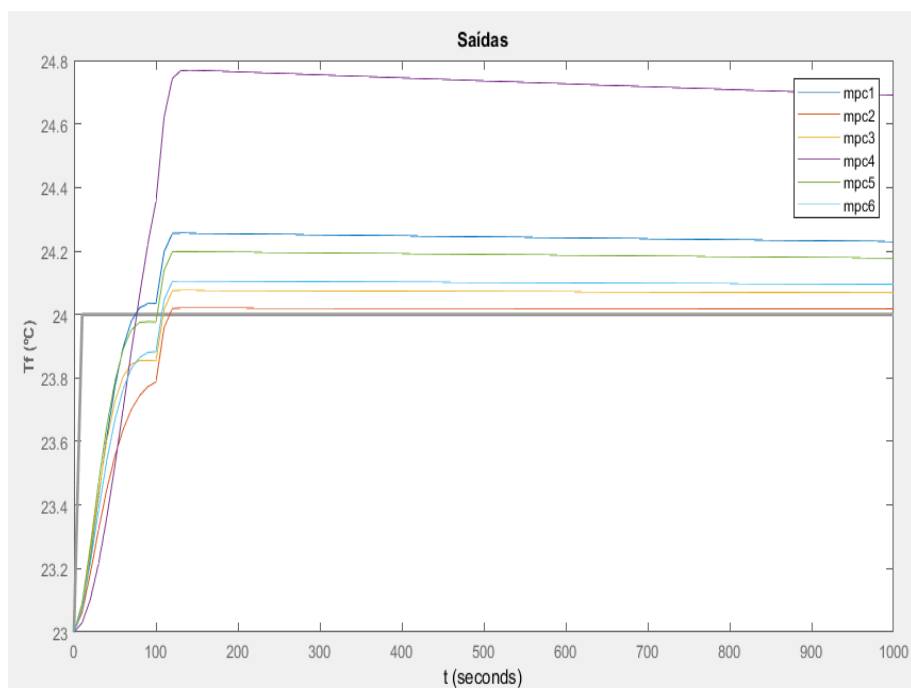


Figura 4.60- Variação da saída, neste ensaio.

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

A utilização da temperatura de entrada do fluido frio como perturbação medida causa bastantes problemas ao sistema. Assim, pela observação das figuras 4.59 e 4.60, é possível de reter que a ocorrência da perturbação cria problemas tão grandes ao sistema que não é possível o sistema estabilizar ao longo dos 1000 segundos de ensaio. O único que aparenta ter valores bastante perto do valor de *setpoint* é o MPC2, visto que este é o controlador com respostas mais lentas.

Com isto em mente, a utilização da temperatura de entrada deverá manter-se como uma perturbação não medida de forma a melhorar o processo, tornando este estável, com o modelo utilizado. Caso houvesse mudança do modelo, esta perturbação poderia passar a ser uma perturbação medida.

Capítulo 5

Conclusões e Trabalho futuro

5.1. Conclusão

No presente trabalho estudou-se um problema de controlo, em que este incidia num permutador de tubos concêntricos. No problema de controlo em questão, trabalhou-se com três tipos de controlo. Dois deles muito parecidos, sendo a base os algoritmos PID, enquanto que o outro bem diferente e mais complexo que os restantes, utilizando o algoritmo de controlo preditivo baseado em modelos. Os ensaios realizados foram ensaios físicos, tendo sido utilizado um permutador de calor da empresa Isi Impianti, de 1986.

Numa fase inicial, de forma a ter-se uma noção da dinâmica do permutador de calor, realizou-se um ensaio sem controlo. Após a realização foi possível de concluir que o sistema se aproximava de uma dinâmica de primeira ordem.

Os estudos que tiveram como base o algoritmo PID, sendo uma parte feita com um equipamento físico e outro à base de um programa de computador ligado ao sistema, mostraram diferenças entre os dois. As análises realizadas aos ensaios com o PID *hardware*, equipamento físico, mostraram-se bem mais coerentes e com resultados melhores que o PID *software*.

Os resultados obtidos através do PID *hardware* possuíam dinâmicas muito parecidas com o previsto, enquanto que, quando se utilizou o PID *software*, grande parte dos ensaios possuíam uma dinâmica diferente do expectável. No entanto, todos os ensaios que apresentavam esta dinâmica diferente estabilizaram em torno do valor de *setpoint*. Os últimos ensaios com esta modulação do algoritmo do PID já apresentavam respostas e dinâmicas muito próximas do que seria previsto nestes ensaios. O desafio da utilização de um *software* de computador para controlar um sistema físico foi concluído com sucesso, sendo ainda necessário algumas alterações aos parâmetros do PID de forma a obter resultados próximos do previsto. Com estes resultados, torna-se então possível a realização futura deste tipo de resolução para problemas de controlo.

Com todos os ensaios realizados com o controlo por PID, torna-se evidente que os melhores parâmetros para este tipo de controlo são ganhos proporcionais pequenos, tempos integrais superiores a 2 minutos, mas menores que 5 minutos, de forma a retirar grande parte das oscilações e que as respostas não se tornem demasiado lentas, e um tempo derivativo perto do valor de 45 segundos.

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

Quanto aos resultados obtidos por via do MPC, foi possível de se observar que o consumo de energia por parte da resistência diminui bastante, dada a disponibilidade do modelo matemático. Para além disso, os controladores com valores de horizonte de predição intermédios e de horizonte de controlo intermédios possuem respostas rápidas e sem oscilações, o ideal para este tipo de sistemas. No entanto, existem parâmetros deste controlador que tornam a resposta pior que a resposta do sistema com PID. Com isto em mente, é necessária uma sintonização dos parâmetros de controlo do MPC de forma a obter-se respostas melhores que os do controlo clássico.

Com estas simulações foi possível de perceber como um controlo por MPC responderia para este tipo de processo. Com isto em mente, a simulação realizada só é possível se for possível obter-se o modelo matemático do sistema. Caso não seja possível obter-se o modelo matemático, este sistema deverá ser controlado por um PID. De notar que o modelo usado para este MPC foi um modelo ideal. Uma maneira de complementar estes resultados seria a identificação de parâmetros do sistema em si de forma a conseguir-se uma simulação muito mais real ao que é aqui apresentada.

Por fim, o sistema aqui presente é um sistema muito simples, como se pode ver pelo modelo (duas entradas, uma saída), sendo que o controlo preditivo é um tipo de controlo muito mais complexo que pode não se adequar a este tipo de equipamento simples. No entanto, a sua utilização melhora a resposta do sistema e melhora a eficiência energética do mesmo. Assim sendo, o MPC deverá ser considerado para uma fábrica com este tipo de equipamento, de forma a aumentar os lucros e as eficiências térmicas.

5.2. Desafios Futuros

Numa perspetiva futura, utilizando a instalação do permutador de calor de tubos concêntricos aqui utilizada, possui-se como trabalhos possíveis:

- Simulação num programa dos valores obtidos dos PID de forma a comparar os valores obtidos no sistema físico e dos valores obtidos no simulador;
- Implementação de um algoritmo de controlo preditivo no sistema físico de forma a corroborar os valores obtidos por parte de simulação, motivando uma comparação de valores obtidos;
- Implementação de um sistema de recirculação de água em vez da utilização de água fornecida pela rede, motivando assim uma poupança de água e apelando a introdução de novas variáveis do processo, restrições ou perturbações, sendo uma simulação mais precisa de um ambiente industrial;
- Utilização de outros tipos de controlos preditivos mais avançados, como por exemplo, controlo preditivo adaptativo ou controlo preditivo explícito, de forma a saber se este tipo de controlo é viável para este tipo de instalação.

Referências Bibliográficas

- [1] Khare, Y. B., & Singh, Y. (2010). PID Control of Heat Exchanger System. *International Journal of Computer Applications*, 8(6), 22–27.
- [2] Costa, S.J. (2016) *Multi-Agent Model Predictive Control for Transport Phenomena Processes*. Lisboa: ISEL. Tese de doutoramento.
- [3] Arbaoui, M., Vernières-Hassimi, L., Seguin, D., & Abdelghani-Idrissi, M. (2007). Counter-current tubular heat exchanger: Modeling and adaptive predictive functional control. *Applied Thermal Engineering*, 27(13), 2332–2338.
- [4] Álvarez, J., Yebra, L., & Berenguel, M. (2007). Repetitive control of tubular heat exchangers. *Journal of Process Control*, 17(9), 689–701.
- [5] Christofides, P. D., Scattolini, R., Peña, D. M. D. L., & Liu, J. (2013). Distributed model predictive control: A tutorial review and future research directions. *Comp. Chem. Eng.*, 51, 21–41.
- [6] Heidarinejad, M., Liu, J., & Christofides, P. D. (2011). Economic model predictive control of nonlinear process systems using Lyapunov techniques. *AIChE J.*, 58(3), 855–870.
- [7] Ferreau, H. J., Bock, H. G., & Diehl, M. (2008). An online active set strategy to overcome the limitations of explicit MPC. *International J. of Robust and Nonlinear Control*, 18(8), 816–830.
- [8] Wolf, I. J., & Marquardt, W. (2016). Fast NMPC schemes for regulatory and economic NMPC – A review. *J. of Process Control*, 44, 162–183.
- [9] Stewart, B. T., Rawlings, J. B., & Wright, S. J. (2010). Hierarchical cooperative distributed model predictive control. *Proceedings of the 2010 American Control Conf.*
- [10] Lee, J. H. (2011). Model predictive control: Review of the three decades of development. *International J. of Control, Automation and Systems*, 9(3), 415–424.
- [11] Maciejowski, J. M. (2008). *Predictive control: with constraints*. Harlow: Prentice Hall.
- [12] Mosca, E., Lemos, J., & Zhang, J. (1990). Stabilizing I/O receding horizon control. *29th IEEE Conf. on Decision and Control*.
- [13] Khalil, H. K. (2014). *Nonlinear systems*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
- [14] Lundström, P., Lee, J., Morari, M., & Skogestad, S. (1995). Limitations of dynamic matrix control. *Comp. Chem. Eng.*, 19(4), 409–421.
- [15] Stout, T., & Williams, T. (1995). Pioneering work in the field of computer process control. *IEEE Annuals of the History of Computing*, 17(1), 6–18.
- [16] Propoi, A. I. (1963). Use of linear programming methods for synthesizing sampled-data automatic systems. *Automn. Remote Control*, 24(7), 837-844.
- [17] Lee, E. B., & Markus, L. (1986). *Foundations of optimal control theory*. Malabar, FL: Krieger.

- [18] Richalet, J., Rault, A., Testud, J. D., Papon, and J., (1978). Model predictive heuristic control: applications to industrial processes. *Automatica*, 14(5), 413-428.
- [19] Cutler, C. R., Ramaker B. L. (1980). Dynamic matrix control - a computer control algorithm. *Proc. Joint Automatic Control Conf.*, San Francisco, CA.
- [20] Garcia, C. E., & Morari, M. (1982). Internal model control 1. A unifying review and some new results. *Industrial & Eng. Chem. Process Design and Development*, 21(2), 308–323.
- [21] Garcia, C. E., & Morari, M. (1985). Internal model control. 3. Multivariable control law computation and tuning guidelines. *Industrial & Eng. Chemistry Process Design and Development*, 24(2), 484–494.
- [22] Clarke, D., Mohtadi, C., & Tuffs, P. (1987). Generalized predictive control—Part I. The basic algorithm. *Automatica*, 23(2), 137–148.
- [23] Clarke, D., Mohtadi, C., & Tuffs, P. (1987). Generalized predictive control—Part II. The basic algorithm. *Automatica*, 23(2), 149–160.
- [24] Lee, J. H., Morari, M., & Garcia, C. E. (1995). State-Space Interpretation of Model Predictive Control. *Methods of Model Based Process Control*, 299–330.
- [25] Muske, K. R., Rawlings, J. B. (1993). Model predictive control with linear models. *AIChE J.*,39(2), 262-287.
- [26] Beard, R. W., Saridis, G. N., & Wen, J. T. (1997). Galerkin approximations of the generalized Hamilton-Jacobi-Bellman equation. *Automatica*, 33(12), 2159–2177.
- [27] Kleinman, D. (1974). Stabilizing a discrete, constant, linear system with application to iterative methods for solving the Riccati equation. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(3), 252–254.
- [28] Kwon, W. H., & Pearson, A. E. (1977). A Modified Quadratic Cost Problem and Feedback Stabilization of Linear Discrete Time Systems.
- [29] Rawlings, J. B., Muske, K. R., (1993). The stability of constrained receding horizon control, *IEEE Trans. on Automatic Control*, 38, 1512-1516.
- [30] Gilbert, E., & Tan, K. (1991). Linear systems with state and control constraints: the theory and application of maximal output admissible sets. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 36(9), 1008–1020.
- [31] Keerthi, S. S., & Gilbert, E. G. (1988). Optimal infinite-horizon feedback laws for a general class of constrained discrete-time systems: Stability and moving-horizon approximations. *J. of Optimization Theory and Applications*, 57(2), 265–293.
- [32] Kučera, V. (1991). Algebraic Riccati Equation: Hermitian and Definite Solutions. *The Riccati Equation*, 53–88.
- [33] Chmielewski, D., & Manousiouthakis, V. (1996). On constrained infinite-time linear quadratic optimal control. *Systems & Control Letters*, 29(3), 121–129.

[34] Sznaier, M., & Damborg, M. (1990). Heuristically enhanced *feedback* control of constrained discrete-time linear systems. *Automatica*, 26(3), 521–532.

[35] Scokaert, P. O. M. , Rawlings, J. B.,(1998). Constrained linear quadratic regulation. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 43(8), 1163-1169.

[36] Polak, E., & Yang, T. H. (1993). Moving horizon control of linear systems with 0 saturation and plant uncertainty Part 1 and 2. Robustness. *International J. of Control*, 58(3), 613–638.

[37] de Oliveira, S. L., Kothare e Morari, M., (2000). Contractive model predictive control for constrained nonlinear systems. *IEEE Trans. on Automatic Control*, AC-45, 1053-1071.

[38] Scokaert, P., Rawlings, J., & Meadows, E. (1997). Discrete-time stability with perturbations: application to model predictive control. *Automatica*, 33(3), 463–470.

[39] Zafiriou, E. (1991). “On the closed-loop stability of constrained QDMC. *Proc. of American Control Conf.*, 2367–2372.

[40] Zafiriou, E., (1991). On the effect of tuning parameters and constraints on the robustness of model predictive controllers. Y. Arkun, W. Ray (Eds.), *Proc. of 4th International Conf. on Chem. Process Control - CPC IV*, South Padre Island, TX, 363-393.

[41] Lee, J. H., Yu, Z. H., (1994). Tuning of model predictive control for robust performance. *Comp. and Chem. Engr.*, 18, 15-37.

[42] Primbs, J., & Nevistic, V. (1998). A framework for robustness analysis of constrained finite receding horizon control. *Proceedings of the 1998 American Control Conf.. ACC (IEEE Cat. No.98CH36207)*.

[43] Campo, P. J., Morari, M., (1987). Robust model predictive control. *Proc. of the American Control Conf.*, 1021-1026.

[44] Allwright, J., & Papavasiliou, G. (1992). On linear programming and robust model-predictive control using impulse-responses. *Systems & Control Letters*, 18(2), 159–164.

[45] Lee, J., & Yu, Z. (1997). Worst-case formulations of model predictive control for systems with bounded parameters. *Automatica*, 33(5), 763–781.

[46] Scokaert, P., & Mayne, D. (1998). Min-max *feedback* model predictive control for constrained linear systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 43(8), 1136–1142.

[47] Kothare, M., Balakrishnan, V., & Morai, M. Robust constrained model predictive control using linear matrix inequalities. *Proceedings of 1994 American Control Conf. - ACC 94*.

[48] Wan, Z., & Kothare, M. V. (2003). Efficient robust constrained model predictive control with a time varying terminal constraint set. *Systems & Control Letters*, 48(5), 375–383.

[49] Mayne, D., Michalska, H., (1990). Receding horizon control of nonlinear systems. *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. AC-35, 814-824.

[50] Chen, H., Allgower, F., (1998). A quasi-infinite horizon nonlinear model predictive control scheme with guaranteed stability. *Automatica*, 14, 1205-1217.

- [51] Liu, L., Li, X., Wang, H., & Niu, B. (2015). Global asymptotic stabilization of stochastic feedforward nonlinear systems with input time-delay. *Nonlinear Dynamics*, 83(3), 1503–1510.
- [52] Choi, H. (2007). On asymptotic stabilization of *feedback* linearizable nonlinear systems with a delay in the input by using sliding-surface. 2007 *International Conf. on Control, Automation and Systems*.
- [53] Wu W. and Chou YS., (1996). Output tracking control of uncertain nonlinear systems with an input time delay. *IEE Proc Contr Theor Applic*, 143(3), 309–318.
- [54] Gao, H., & Chen, T. (2007). Stabilization of Nonlinear Systems Under Variable Sampling: A Fuzzy Control Approach. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 15(5), 972–983.
- [55] Lin, F., Hwang, W., & Wai, R. (1999). A supervisory fuzzy neural network control system for tracking periodic inputs. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 7(1), 41–52.
- [56] Chen, Y., Teng C., (1995). A model reference control structure using a fuzzy neural network. *Fuzzy Sets Syst*; 73(3): 291–312.
- [57] Cui, X., Shin K., (1993). Direct control and coordination using neural networks. *IEEE Trans Syst Man Cybern*, 23(3): 686–697.
- [58] Ichikawa, Y., & Sawa, T. (1992). Neural network application for direct *feedback* controllers. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 3(2), 224–231
- [59] Chang W., Hwang R., Hsieh J., (199) A single autotuning neural controller for nonlinear dynamic systems. *IEEE international Conf. on systems, man and cybernetics, Tokyo, Japan*, 461–465.
- [60] Wang L., (1997) A course in fuzzy systems and control. *Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall*.
- [61] Liu C., Lian K., Tsai P., (2006). LMI-based fuzzy model predictive control for output tracking systems. *CACS automatic control Conf.*, Taipei, Taiwan, 1225–1230.
- [62] Liu C., Lian K., Tsai P., (2006). Observer-based output tracking using fuzzy model predictive control. *14th National Conf. on fuzzy theory and its application*, Kaohsiung, Taiwan, 431–436.
- [63] Mollov, S., Babuska, R., Abonyi, J., & Verbruggen, H. (2004). Effective Optimization for Fuzzy Model Predictive Control. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 12(5), 661–675.
- [64] Bemporad, A., & Morari, M. (1999). Control of systems integrating logic, dynamics, and constraints. *Automatica*, 35(3), 407–427.
- [65] Bemporad, A., Morari, M., Dua, V., & Pistikopoulos, E. N. (2002). The explicit linear quadratic regulator for constrained systems. *Automatica*, 38(1), 3–20.
- [66] Bemporad, A., Borrelli, F., & Morari, M. (2000). Piecewise linear optimal controllers for hybrid systems. *Proceedings of the 2000 American Control Conf.*.
- [67] Johansen, T., & Grancharova, A. (2003). Approximate explicit constrained linear model predictive control via orthogonal search tree. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 48(5), 810–815.

[68] Tøndel, P., Johansen, T., & Bemporad, A., (2003). An algorithm for multi-parametric quadratic programming and explicit MPC solutions. *Proceedings of the 40th IEEE Conf. on Decision and Control*.

[69] Tøndel, P., Johansen, T., & Bemporad, A. (2003). Evaluation of piecewise affine control via binary search tree. *Automatica*, 39(5), 945–950.

[70] Bemporad, A., & Filippi, C. (2003). Suboptimal Explicit Receding Horizon Control via Approximate Multiparametric Quadratic Programming. *J. of Optimization Theory and Applications*, 117(1), 9–38.

[71] Johansen, T. A., Petersen, I., & Slupphaug, O. (2002). Explicit sub-optimal linear quadratic regulation with state and input constraints. *Automatica*, 38(7), 1099–1111.

[72] Canale, M., Fagiano, L., & Milanese, M. (2009). Set Membership approximation theory for fast implementation of Model Predictive Control laws. *Automatica*, 45(1), 45–54.

[73] Jones, C. N., & Morari, M. (2010). Polytopic Approximation of Explicit Model Predictive Controllers. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 55(11), 2542–2553.

[74] Rawlings, J. B., & Amrit, R. (2009). Optimizing Process Economic Performance Using Model Predictive Control. *Nonlinear Model Predictive Control Lecture Notes in Control and Information Sciences*, 119–138.

[75] Rawlings, J. B., Bonne, D., Jorgensen, J. B., Venkat, A. N., & Jorgensen, S. B. (2008). Unreachable *Setpoints* in Model Predictive Control. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 53(9), 2209–2215.

[76] Diehl, M., Amrit, R., Rawlings, J.B., (2011). A Lyapunov function for economic optimizing model predictive control. *IEEE Transaction on Automatic Control*, 56(3),703-707.

[77] Bittanni, S., Fronza, G., Guardabassi, G., (1973). Periodic control: A frequency domain approach. *IEEE Transaction on Automatic Control*, 18(1), 33-38.

[78] Rao, C. V., Wright, S. J., & Rawlings, J. B. (1998). Application of Interior-Point Methods to Model Predictive Control. *J. of Optimization Theory and Applications*, 99(3), 723–757.

[79] Pannocchia, G., Rawlings, J. B., & Wright, S. J. (2007). Fast, large-scale model predictive control by partial enumeration. *Automatica*, 43(5), 852–860.

[80] Ferreau, H. J., Bock, H. G., & Diehl, M. (2008). An online active set strategy to overcome the limitations of explicit MPC. *International J. of Robust and Nonlinear Control*, 18(8), 816–830.

[81] Wang, Y., Boyd, S. (2010). Fast model predictive control using on-line optimization. *IEEE Trans. on Control System Technology*, 18, 267-278.

[82] Qin, S. J., Badgwell, T. A., (1997) An overview of industrial model predictive control technology. *Proc. of Fifth Int. Conf. on Chem. Process Control, Tahoe City, CA, aiChE Symposium Series*, 93, 232-256.

[83] Qin, S. J., & Badgwell, T. A. (2003). A survey of industrial model predictive control technology. *Control Eng. Practice*, 11(7), 733–764.

- [84] Borrelli, F., Bemporad, A., Fodor, M., & Hrovat, D. (2006). An MPC/hybrid system approach to traction control. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 14(3), 541–552.
- [85] Giorgetti, N., Bemporad, A., Tseng, H., & Hrovat, D. (2005). Hybrid Model Predictive Control Application Towards Optimal Semi-Active Suspension. *Proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 2005. ISIE 2005*.
- [86] Richter, S., Mariethoz, S., & Morari, M. (2010). High-speed online MPC based on a fast gradient method applied to power converter control. *Proceedings of the 2010 American Control Conf.*
- [87] Rodriguez, J., Cortes, P., Kennel, R., & Kazmierkowski, M. (2009). Model predictive control -- a simple and powerful method to control power converters. *2009 IEEE 6th International Power Electronics and Motion Control Conf.*
- [88] Wong, W. C., & Lee, J. H. (2011). Post decision-State-Based Approximate Dynamic Programming for Robust Predictive Control of Constrained Stochastic Processes. *Industrial & Eng. Chem. Research*, 50(3), 1389–1399.
- [89] Åström K. J., & Hägglund T. (1995). *PID controllers*. Research Triangle Park, NC: International Society for Measurement and Control.
- [90] Seborg, D. E., Edgar, T. F., Mellichamp, D. A., & Doyle, F. J. (2004). *Process dynamics and control*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, Inc.
- [91] Wright, R., & Kravaris, C. (2000). *Two-degree-of-freedom output feedback controllers for nonlinear processes*. *Proceedings of the 2000 American Control Conference. ACC (IEEE Cat. No.00CH36334)*
- [92] Alfaro, V. (2016). *Model-reference robust tuning of PID controllers*. S.l.: Springer International PU.
- [93] Janna, W. S. (2009). *Engineering heat transfer*. Boca Raton: CRC.
- [94] Hesselgreaves, J. E., Law, R., Reay, D. A., & Heggs, P. J. (2017). *Compact heat exchangers selection, design and operation*. Amsterdam: Butterworth-Heinemann.
- [95] Khan, N. A., & Rahman, W. (2001). Modelling and Simulation of Plate Heat Exchanger. *International Journal of Mechanical Engineering*, 2(1), 22-30.
- [96] Igreja, J. M., Lemos, J. M., & Silva, R. N. (2007). Adaptive Control of Hyperbolic Systems: A CLF approach. *Proceedings of the European Control Conf.*, 2(5), 2332–2339.
- [97] Rice, R. G., & Do, D. D. (1995). *Applied mathematics and modeling for chemical engineers*. Hoboken, N.J: Wiley.
- [98] Zhang, J., He, Y., & Tao, W. (2009). 3D numerical simulation on shell-and-tube heat exchangers with middle-overlapped helical baffles and continuous baffles – Part I: Numerical

Controlo de Temperatura num Permutador de Calor de Tubos Concêntricos: Uma abordagem clássica vs uma abordagem preditiva

model and results of whole heat exchanger with middle-overlapped helical baffles. *International J. of Heat and Mass Transfer*, 52(23-24), 5371–5380.

[99] Bequette, B. W. (2003). *Process control modeling, design, and simulation*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall PTR.

[100] Stephanopoulos, G. (1983). *Chemical process control: an introduction to theory and practice*. Noida, India: Pearson India Education Services.

Anexos

Apêndice A- Rotinas MATLAB

A.1.- permutadorxxx.m

% Permutador em contracorrente

% Ricardo J. Ferreira Setembro 2018

L=3; % comprimento da tubagem [m]

u=1.2; % velocidade do fluido quente [m/s]

v=0.32; % velocidade do fluido frio [m/s]

a=0.2; % coeficiente exterior de permutação [1/s]

b=0.2; % coeficiente interior de permutação [1/s]

W1=50; % condição fronteira fluido quente [°C]

X0=21; % condição fronteira fluido frio [°C]

nl=10; % nº de troços

dz=L/nl;

alfa=-L*a/v;

beta=-L*b/u;

A=(alfa*W1-beta*X0*exp(alfa-beta))/(alfa-beta*exp(alfa-beta));

B=beta/alfa*(X0-A);

% Curvas de estado estacionário para o valor de referência

z=0:dz:nl*dz;

wref=A+B*exp((alfa-beta)*z);

xref=A+alfa/beta*B*exp((alfa-beta)*z);

figure(1)

plot(z,xref,z,wref)

% Matrizes auxiliares

A1=-eye(nl)+[zeros(nl-1,1) eye(nl-1,nl-1); zeros(1,nl)];

A2=[[zeros(1,nl-1) ; eye(nl-1,nl-1)] zeros(nl,1)];

A3=eye(nl)-[zeros(1,nl); eye(nl-1,nl)];

A4=[zeros(nl-1,1) eye(nl-1,nl-1) ; zeros(1,nl)];

B1=[1 zeros(1,nl-1)]';

B2=[zeros(1,nl-1) 1]';

B3=B2;

B4=-B1;

I=eye(nl);

x0=21*ones(1,nl);

w0=50*ones(1,nl);

[t,x]=ode23s(@permodxxx,[0 200],[wref(1:nl) xref(1:nl)
W1]',[],A1,A2,A3,A4,B1,B2,B3,B4,I,dz,a,b,v,u,nl,X0);

tau=100;

kh=0.2;

Ap=[(u/dz*A1-I*b) A2*b; A4*a -v/dz*A3-I*a];

Bp=[b*B1 u/dz*B2; -v/dz*B4 B3*a];

Apr=[Ap [u/dz*B2;B3*a]; [zeros(1,nl-1) 1]/tau zeros(1,nl) -1/tau];

Bpr=[b*B1 zeros(nl,1); -v/dz*B4 zeros(nl,1); 0 kh/tau];

Cpr=[zeros(1,nl) zeros(1,nl-1) 1 0];

sistper=ss(Apr,Bpr,Cpr,0);

spdisc=c2d(sistper,10,'zoh');

A.2.- permodxx.m

%Permutador em contracorrente

% Ricardo J. Ferreira Setembro 2018

function yp=permodxxx(t,y,A1,A2,A3,A4,B1,B2,B3,B4,l,dz,a1,b,v,u1,nl,X0)

w=y(1:nl);

x=y(nl+1:2*nl);

q=y(2*nl+1);

wp=(u1/dz*A1-l*b)*w+A2*b*x+b*B1*X0+u1/dz*B2*q;

xp=(-v/dz*A3-l*a1)*x+A4*a1*w+B3*a1*q-v/dz*B4*X0;

qp=(w(nl)+200/100-q)/100;

yp=[wp ; xp ; qp];

Apêndice B- Calibração dos sensores

B.1. Sensor C1, subsystem 1

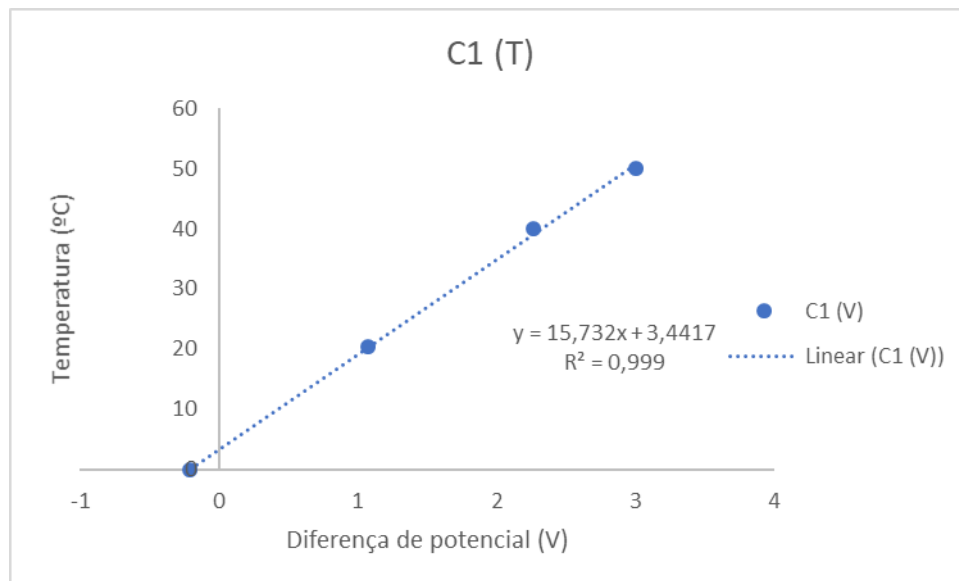


Figura B.1- Reta de calibração para o sensor C1.

B.2. Sensor C2, subsystem 2

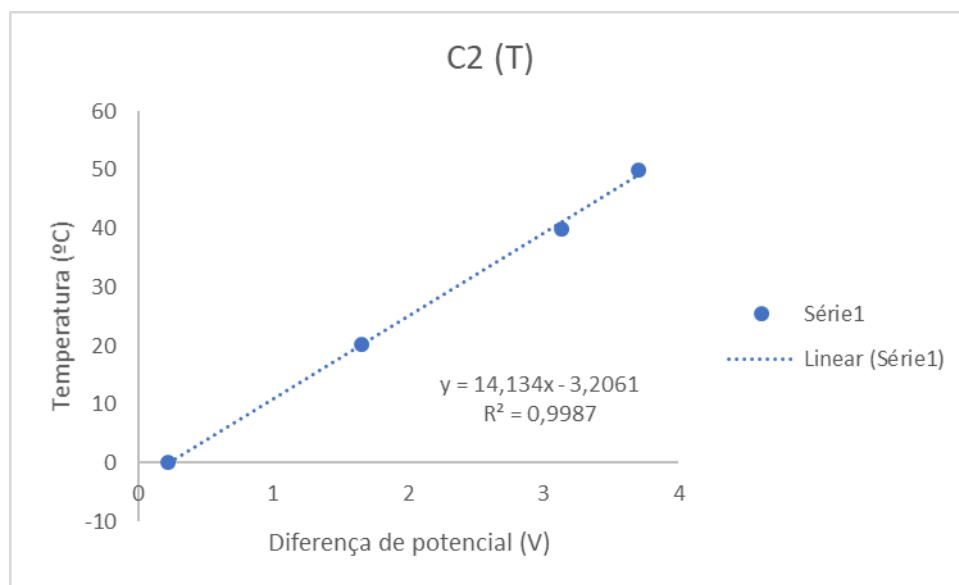
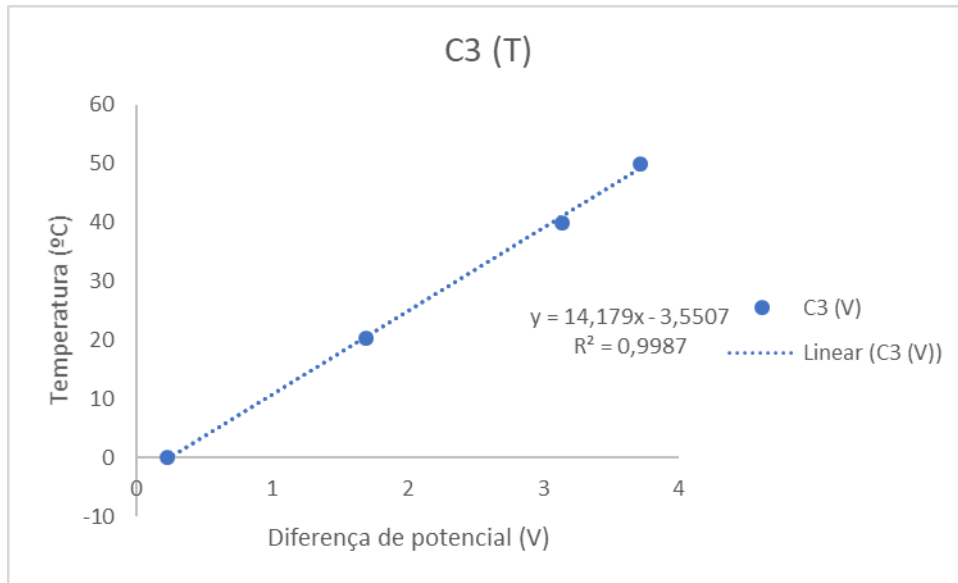
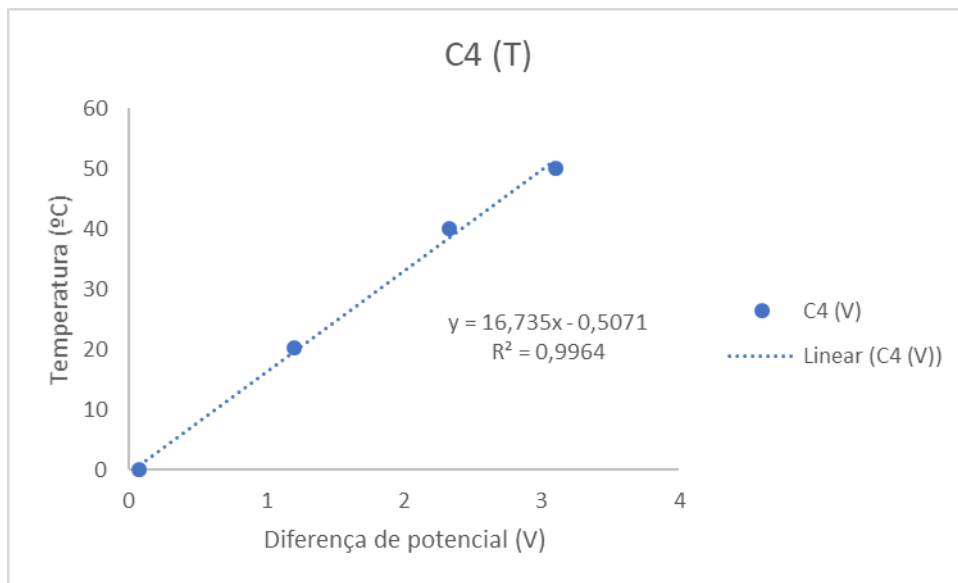


Figura B.2 Reta de calibração para o sensor C2.

B.3. Sensor C3, subsystem 3**Figura B.3-** Reta de calibração para o sensor C3.**B.4. Sensor C4, subsystem 4****Figura B.4-** Reta de calibração para o sensor C4.

B.5. Sensor F1, subsystem 5

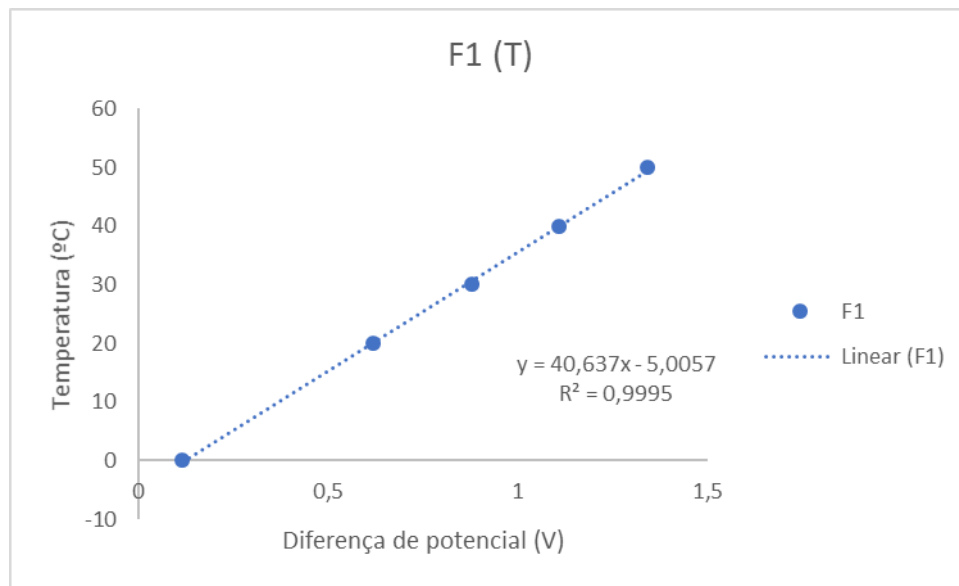


Figura B.5- Reta de calibração para o sensor F1.

B.6. Sensor F2, subsystem 6

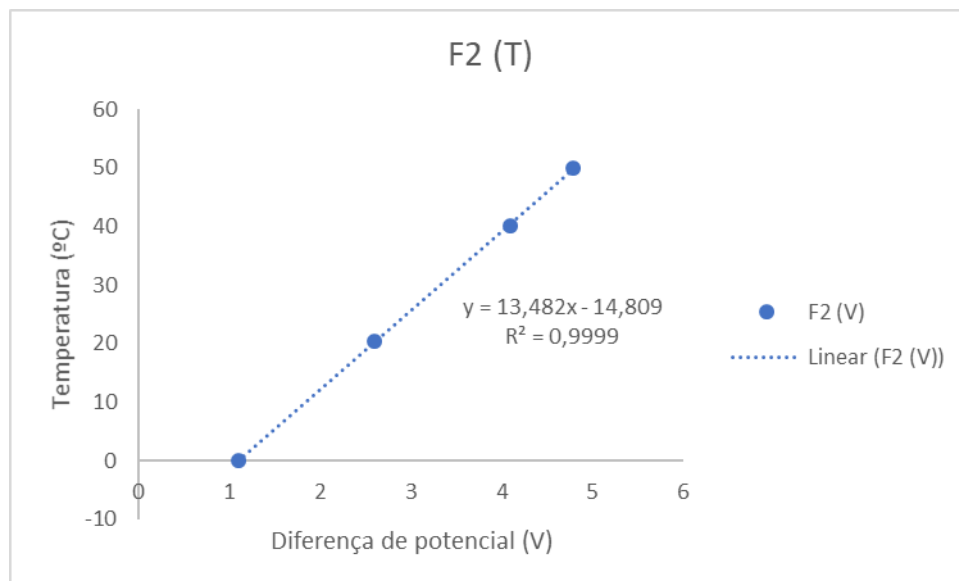
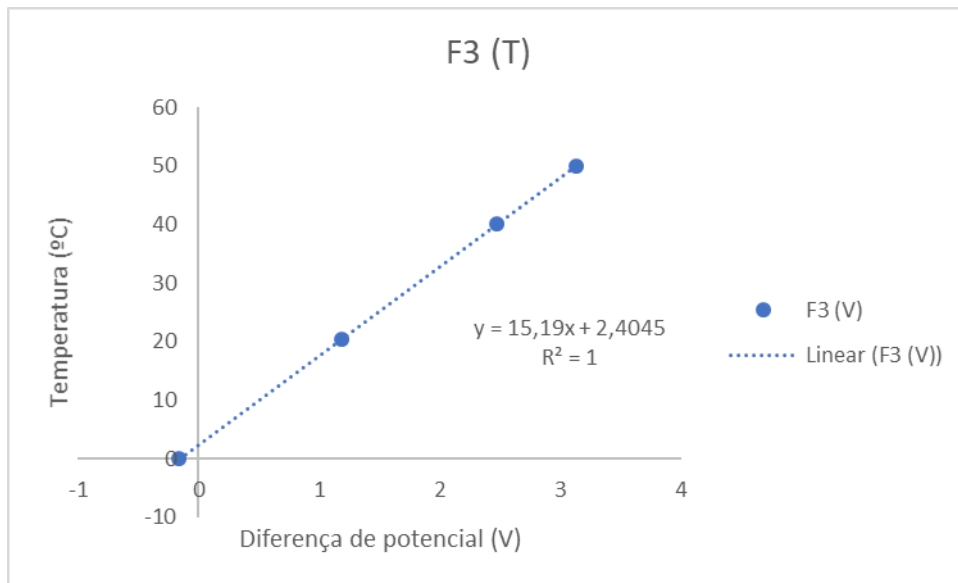
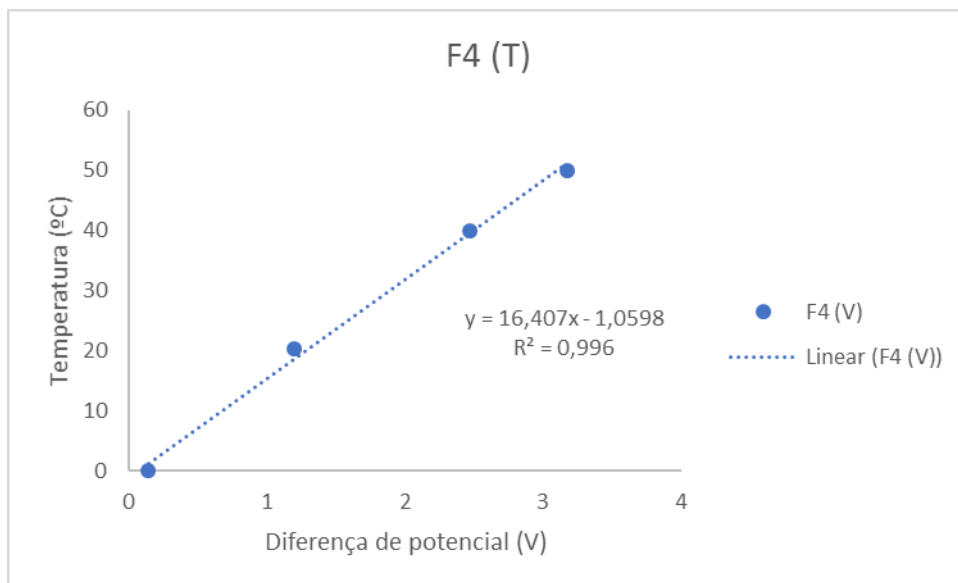


Figura B.6- Reta de calibração para o sensor F2.

B.7. Sensor F3, subsystem 7**Figura B.7-** Reta de calibração para o sensor F3.**Sensor F4, subsystem 8****Figura B.8-** Reta de calibração para o sensor F4.

Apêndice C- Esquema geral

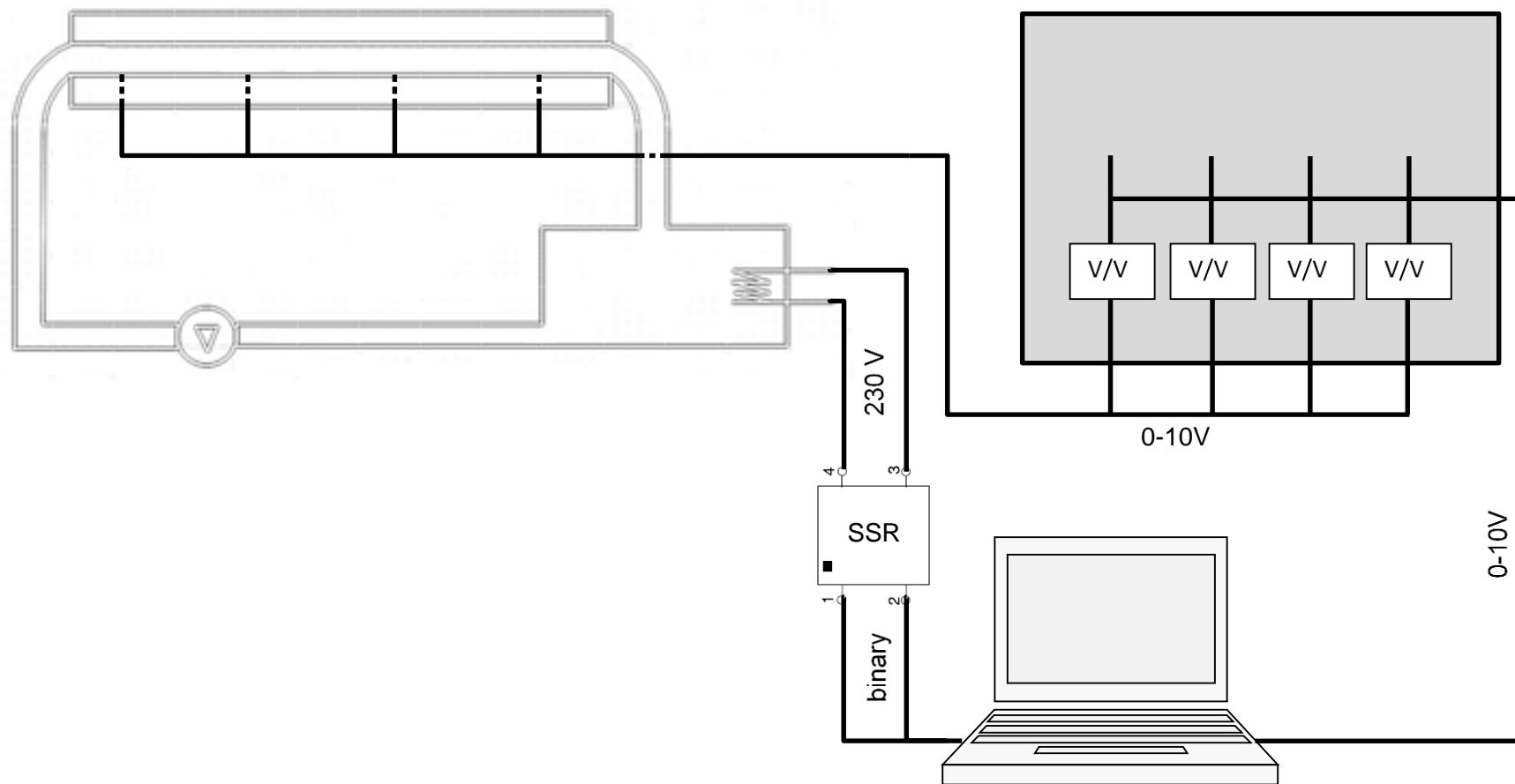


Figura C.1- Esquema geral do sistema de controlo mais a instalação.