



ISEL

INSTITUTO SUPERIOR DE ENGENHARIA DE LISBOA

Área Departamental de Engenharia Mecânica

Técnicas de Controlo Avançadas na Eficiência de um Sistema Térmico

FREDERICO MIGUEL BENITO CLEMENTE

(Licenciado em Engenharia Mecânica)

Trabalho Final de Mestrado para obtenção do grau de

Mestre em Engenharia Mecânica

Orientadores:

Doutor Pedro Miguel Abreu Silva

Doutora Cláudia Sofia Séneca da Luz Casaca

Jurí:

Presidente: Doutor João Manuel Ferreira Calado

Vogais: Doutor Paulo Jorge Sequeira Gonçalves

Doutor Pedro Miguel Abreu Silva

Dezembro de 2016

Dedicado ao meu avô António.

*Este documento não foi escrito
segundo o novo acordo ortográfico.*

"Man is still the most extraordinary computer of all."

J. F. Kennedy

Agradecimentos

Quero agradecer ao Prof. Pedro Silva, por toda a orientação prestada ao longo da elaboração deste trabalho.

À Prof.a Cláudia Casaca pelo apoio e disponibilidade prestados ao longo destes últimos meses.

Aos colegas Ana Balixa, Francisco Zdanowski, José Simões, Mariana Martins, Rúben Bernardino e Teresa Sousa pelo apoio e companheirismo prestados ao longo destes últimos dois anos.

E finalmente, à família e amigos, em especialmente ao meu pai e à minha mãe por todo o apoio prestado ao longo desta etapa e pela motivação transmitida.

Simbologia

T_x	Temperatura de x	$^{\circ}C$
ω_x	Humidade específica em x	kg/kg_a
C_x	Capacidade térmica de x	$kJ/^{\circ}C$
ρ_x	Massa específica de x	kg/m^3
C_{p_x}	Calor específico a pressão constante de x	$kJ/kg^{\circ}C$
C_{v_x}	Calor específico a volume constante de x	$kJ/m^3^{\circ}C$
CO_{2_x}	Concentração de CO_2 em x	kg/m^3
U_x	Coefficiente global de transferência de calor de x	$W/m^2^{\circ}C$
m_x	Massa de x	kg
\dot{m}_x	Caudal mássico de x	kg/s
ρ_x	Massa específica de x	kg/m^3
\dot{E}_x	Potência térmica entregue a x	W
$\dot{E}_{Ext.}$	Potência térmica exterior	W
Q_t	Ganho Térmico devido a pessoas e equipamentos	W
P_t	Taxa de evaporação no interior do espaço	kg/s
G_t	Geração ou consumo de CO_2 no interior do espaço	m^3/s
f_{sa}	Caudal de ar insuflado	m^3/s
A_p	Área da parede	m^2
V_z	Volume da zona	m^3
e_t	Erro da temperatura	$^{\circ}C$
$E_{rel.}$	Erro relativo	$\%$
$M_{T_{zona}}$	Média da temperatura da zona	$^{\circ}C$
$R_{consumo}$	Redução do consumo	$\%$

Subscrito

X_a	Ar
X_{ag}	Água
X_z	Zona
X_p	Parede
X_{sa}	Ar insuflado
X_{st}	Coisas (stuffs)
X_x	Substância x
X_{WB}	Bolbo húmido
X_{DB}	Bolbo seco
X_v	vapor
X_{Ext}	Exterior

Abreviaturas

ASHRAE	American Society of H eating R efrigeration, and A ir-Conditioning E ngineers
AVAC	Aquecimento Ventilação e Ar Condicionado
HAP	<i>Hourly Analysis Program</i>
I	Integral
MIMO	<i>Multiple Input Multiple Output</i>
P	Proporcional
PD	Proporcional e Derivativo
PI	Proporcional e Integral
PID	Proporcional, Integral e Derivativo
RMS	Root Mean Square
SIMO	<i>Single Input Multiple Output</i>
SISO	<i>Single Input Single Output</i>
UTA	Unidade de Tratamento de Ar
UTAN	Unidade de Tratamento de Ar Novo
LGR	Lugar Geométrico das R aízes

Resumo

A presente dissertação debruça-se sobre a eficiência energética dos sistemas de AVAC, estudando a introdução de técnicas de controlo avançadas naqueles equipamentos, mais concretamente, nas unidades de tratamento de ar.

Para tal, foi projectado um sistema constituído por uma unidade de tratamento de ar, um controlador e um espaço hipotético. Este espaço tem o objectivo de simular os ganhos e perdas térmicos de um local definido através de determinados parâmetros. Os ensaios foram realizados num modelo simplificado de uma unidade de tratamento de ar, integrando apenas uma bateria de arrefecimento e funcionando com um caudal de 100% de ar novo, com recurso ao *software* Simulink do MATLAB.

Numa primeira fase, o estudo consiste na comparação entre dois tipos de controladores, o PID e o Fuzzy, dividido por quatro grupos de simulação. Os grupos de análise consistem: Numa simulação com um caudal de ar de 300 l/s, dado um degrau unitário e uma temperatura exterior de 28 °C; Numa simulação com um regime de caudal variável (de 375 l/s, 225 l/s e 75 l/s) e nas mesmas condições de temperatura e degrau unitário da anterior; Numa simulação, com um *setpoint* fixo, uma temperatura exterior variável e um caudal de ar constante, estratificado nos caudais de 75 l/s, 150 l/s, 225 l/s, 300 l/s, 375 l/s e 450 l/s; Numa simulação com caudal de ar variável, controlado pelo sistema de controlo, temperatura exterior variável e *setpoint* constante. Posteriormente, concebe-se três versões diferentes do controlador Fuzzy, integradas num sistema SIMO, para efectuar o estudo comparativo, submetendo-as às mesmas condições de simulação (temperatura exterior variável e *setpoint* constante).

Nas simulações de um degrau unitário com caudais de ar constante e variável, verificou-se que a resposta do controlador Fuzzy, atinge a estacionariedade mais cedo que o controlador PID. No entanto, no regime transiente, verifica-se uma maior oscilação em torno do valor final. Na simulação com caudal de ar variável, constata-se, que o sistema regulado pelo controlador Fuzzy, tem um menor consumo energético, contudo permite uma maior oscilação da temperatura no interior do espaço.

Na simulação a temperatura exterior variável e caudal de ar constante, não são evidentes as vantagens da utilização de um sistema em detrimento do outro, pois observa-se por um lado, grandes períodos de saturação no sinal de saída do controlador PID. Mas por outro, ambas as acções de controlo, Fuzzy e PID, demonstram, um aumento da amplitude e da oscilação em torno do valor final, em função do incremento do caudal de ar. A simulação a caudal de ar e temperatura exterior variáveis, evidenciou as vantagens do controlador Fuzzy face ao controlo clássico, nomeadamente por demonstrar uma acção de controlo mais estável, e um consumo energético menor. Por último, na simulação comparativa entre versões, constata-se as vantagens da versão 3 comparativamente às restantes, principalmente pela estabilidade apresentada na regulação da temperatura na zona e pelo menor consumo energético global da unidade.

Palavras Chave: Aquecimento, Ventilação e Ar Condicionado (AVAC); Controlo; Controlador PID; Lógica Fuzzy; Unidade de Tratamento de Ar (UTA).

Abstract

This dissertation focuses the energy efficiency of HVAC systems, because this is an important part of energy consumption in buildings, by studying the introduction of advanced control techniques in those devices, more specifically, in the air handling units.

Of such, a system was designed consisting of an air handling unit, a controller and a hypothetical space. This space aims to simulate the thermal gains and losses of a location defined by certain parameters. The assays were performed on a simplified model integrating only one cooling battery and operating at a flow rate of 100% fresh air, using the software Simulink MATLAB

Initially, the study is the comparison between two types of controllers, PID and Fuzzy, divided by four simulation groups. The analysis groups consist of: In a simulation with a 300 l/s air flow, given a unit step and an outdoor temperature of 28°C; In a simulation with a variable flow system (375 l/s, 225 l/s and 75 l/s) and under the same conditions of temperature and unit step, of the previous simulation; In a simulation, with a fixed setpoint, an external temperature variable and constant air flow, stratified in 75 l/s, 150 l/s, 225 l/s, 300 l/s, 375 l/s and 450 l/s; In a simulation with variable air flow, controlled by the control system, outside temperature variable and constant setpoint. Later, conceived three different versions of the fuzzy controller, integrated in a SIMO system, to carry out a comparative study, subjecting them, to the same simulation conditions (outside temperature variable and constant setpoint).

In simulations of a unit step with constant and variable air flow rates, it was found that the response of the Fuzzy controller achieves the stationarity earlier than the PID controller. However, in the transient regime, there is a greater oscillation around the target value. In the simulation with variable air flow, it is noted that the system controlled by the Fuzzy controller has a lower energy consumption, however allows a greater temperature oscillation within the space. In the simulation, outside temperature variable and constant flow of air, are not evident the advantages of using one system over another, as observed by the extended periods of saturation in the PID controller output. But otherwise, both control actions, Fuzzy and PID demonstrate an increase of the amplitude and oscillation around the

final value, due the increase of airflow. The simulation, air flow and outdoor temperature variables, showed the advantages of the Fuzzy controller over the classic controller, demonstrating a more stable control action, and lower energy consumption. Finally, the comparative simulation between versions, notes the advantages of version 3 compared to the other, especially in the stability presented, on the regulation of temperature in the zone, and the lower overall power consumption of the unit.

Keywords: Heating, Ventilation and Air Conditioning (HVAC); Control; PID Controller; Fuzzy Logic; Air Handling Unit (AHU).

Índice

Agradecimentos	vii
Simbologia	ix
Abreviaturas	xi
Resumo	xiv
Abstract	xvi
Índice	xvii
Lista de Figuras	xix
Lista de Tabelas	xxi
1 Introdução	1
1.1 Enquadramento	1
1.2 Objectivos e Motivação	2
1.3 Estrutura	3
2 Controlo e Aplicações no AVAC	5
2.1 Sistemas de Climatização	5
2.2 Controlo Automático de Sistemas	12
2.2.1 Sistema de Controlo	12
2.2.2 Concepção e Modelação de Sistemas de Controlo	13
2.2.3 Modelação de Sistemas Mecânicos	14
2.2.4 Estabilidade	15
2.2.5 Controladores industriais	17
2.2.6 Parametização de um controlador PID	19
2.3 Lógica Fuzzy Aplicada ao Controlo	22

2.3.1	Linguagem	23
2.3.2	Conjuntos Fuzzy (<i>Fuzzy Sets</i>), Lógica Fuzzy e Matriz de Regras (<i>Base-Rule</i>)	24
2.3.3	Fuzificação (Fuzzification)	27
2.3.4	Motor de Inferência (<i>Inference mechanism</i>)	28
2.3.5	Desfuzificação (<i>Defuzzification</i>)	29
3	Caso de Estudo	31
3.1	Modelo da zona	32
3.1.1	Parâmetros do modelo da zona	35
3.1.2	Temperatura Exterior	36
3.2	Simulação	36
3.3	Controlo	42
3.3.1	Sistemas do tipo SISO	42
3.3.1.1	Controlador Fuzzy	42
3.3.1.2	Controlador PID	47
3.3.2	Simulação SIMO	49
3.3.2.1	Controlador Fuzzy	49
3.3.2.2	Controlador PID	53
4	Resultados	55
4.1	Resposta a um degrau unitário	55
4.1.1	Caudal Constante	56
4.1.2	Caudal Variável	58
4.2	Temperatura Exterior Variável	61
4.2.1	Caudal Constante	61
4.2.2	Caudal Variável	67
4.3	Sistema de Controlo Fuzzy	70
5	Conclusões	75
	Referências	79
	Anexos	83
A	Dados de Temperatura do mês de Julho	85

Lista de Figuras

2.1	Bateria de aquecimento, evolução psicrométrica.	7
2.2	Humidificação com vapor, evolução psicrométrica.	8
2.3	Arrefecimento com humidificação, evolução psicrométrica.	10
2.4	Arrefecimento sensível, evolução psicrométrica.	11
2.5	Arrefecimento sensível, evolução psicrométrica.	11
2.6	Sistema de controlo em anel fechado.	12
2.7	Sistema de controlo em anel aberto.	13
2.8	Organograma da concepção de um sistema de controlo automático.	13
2.9	Resposta de um sistema.	15
2.10	Sistema Estável.	16
2.11	Sistema Instável.	16
2.12	Controlador On-Off.	17
2.13	CrITÉrio de estabilidade de Ziegler-Nichols	21
2.14	Controlador Fuzzy.	23
2.15	Processo de controlo Fuzzy.	23
2.16	Função de pertença do subconjunto Fuzzy "baixo", var. "erro da temperatura".	24
2.17	Função de pertença $\mu_{\bar{A}_i^1}$ complementar de $\mu_{A_i^1}$, var. de entrada u_i	25
2.18	Fun. de pertença $\mu_{A_i^1 \cap A_i^2}$ da intersecção entre $\mu_{A_i^1}$ e $\mu_{A_i^2}$, var. de entrada u_i	25
2.19	Função de pertença $\mu_{A_i^1 \cup A_i^2}$ da intersecção entre $\mu_{A_i^1}$ e $\mu_{A_i^2}$, var. de entrada u_i	26
2.20	Função de pertença $\mu_{A_i^1 \cup \bar{A}_i^2}$ da intersecção entre $\mu_{A_i^1}$ e $\mu_{\bar{A}_i^2}$, var. entrada u_i	27
2.21	Função de pertença $\mu_{A_i^1 \cap \bar{A}_i^2}$ da intersecção entre $\mu_{A_i^1}$ e $\mu_{\bar{A}_i^2}$, var. entrada u_i	27
2.22	Ilustração gráfica do motor de inferência, utilizado no exemplo anterior.	29
2.23	Modelo gráfico do método COG.	30
3.1	Ambiente de simulação, degrau unitário a caudal constante, cont. Fuzzy.	38
3.2	Ambiente de simulação, degrau unitário a caudal variável, cont. Fuzzy.	39
3.3	Ambiente de simulação, temperatura exterior variável a caudal constante, cont. Fuzzy.	40

3.4	Ambiente de simulação, temperatura exterior e caudal variável, cont. PID.	41
3.5	Ambiente de simulação, temperatura exterior e caudal variável, cont. Fuzzy.	41
3.6	Funções de pertença do "erro da temperatura", em <i>Matlab</i>	43
3.7	Funções de pertença do caudal de água, em <i>Matlab</i>	44
3.8	Gráfico de actuação sobre o caudal de água, para o cont. Fuzzy SISO.	46
3.9	Ambiente gráfico em <i>Matlab</i> , da actuação do cont. Fuzzy do tipo SISO.	46
3.10	Ambiente de tuning no software <i>Matlab</i>	48
3.11	Funções de pertença do caudal de ar, em <i>Matlab</i>	49
3.12	Gráficos de actuação das versões 1, 2 e 3 do cont. Fuzzy do tipo SIMO.	51
3.13	Ambiente gráfico da actuação da versão 1 do cont. Fuzzy, tipo SIMO.	52
3.14	Sinais de saída dos controladores PID, versões 1, 2 e 3.	54
4.1	Temperatura da zona, degrau unitário e caudal de 300l/s.	57
4.2	Sinal de saída dos cont., degrau unitário e caudal de 300l/s.	58
4.3	Temperatura da zona, degrau unitário e caudal variável.	59
4.4	Sinal saída dos cont., degrau unitário e caudal variável.	59
4.5	Temperatura da zona para diferentes caudais de ar.	62
4.6	Sinal de saída dos controladores para diferentes caudais.	64
4.7	Temperatura da zona, sistema de controlo SIMO.	67
4.8	Sinal saída dos controladores, sistema de controlo SIMO.	68
4.9	Sinal saída do controlador PID, versão 2 (SIMO).	69
4.10	Sinal saída dos controladores Fuzzy versão 1, 2 e 3.	71
4.11	Temperatura da zona, controladores Fuzzy versão 1, 2 e 3.	72

Lista de Tabelas

2.1	Regras de Ziegler-Nichols.	21
3.1	Tabela resumo das simulações.	37
3.2	Matriz de regras, sistema SISO.	45
3.3	Parâmetros do controlador PID.	48
3.4	Matriz de regras versão 1, sistema SIMO.	50
3.5	Matriz de regras versão 2, sistema SIMO.	50
3.6	Matriz de regras versão 3, sistema SIMO.	50
3.7	Parâmetros do cont. PID, controlo da válvula de água fria.	53
3.8	Parâmetros do cont. PID, controlo do ventilador.	54
4.1	Parâmetros da resposta dos cont., temperatura da zona (Caudal 300 l/s).	57
4.2	Média e RMS da temperatura da zona.	60
4.3	Integração do sinal de saída dos controladores.	60
4.4	Parâmetros da resposta dos cont. PID e Fuzzy (caudais de 75 l/s, 225 l/s e 375 l/s).	61
4.5	Média, RMS e máximo da temperatura da zona.	63
4.6	Potências térmicas exterior e insuflada, no pico da temp. exterior (cont. PID).	65
4.7	Integração do sinal de saída dos controladores e redução do consumo.	66
4.8	Média e RMS da temperatura da zona.	68
4.9	Integração dos sinais de saída dos controladores e redução do consumo.	68
4.10	Integração do multi sinal de saída do controlador Fuzzy, Versão 1, 2 e 3.	71
4.11	Média da temperatura da zona e erro relativo, versões 1, 2 e 3.	73
4.12	Temperatura máxima da zona, versões 1, 2 e 3.	73
A.1	Dados de Temperatura mês de Julho HAP 4.80	85

Capítulo 1

Introdução

1.1 Enquadramento

O controlo de sistemas antecede à existência do homem, pois inúmeros sistemas de controlo biológicos foram criados antes dos primeiros sinais da humanidade [1]. A primeira aplicação humana na área do controlo de sistemas remonta a data de 300 a.c, através da invenção de um relógio de água por Ktesibios, no qual um processo de gotejamento constante permitia medir o tempo. Para tal, desenvolveu uma válvula flutuante aplicada ao tanque de abastecimento [2]. Já no século XVIII, James Watt, desenvolve o primeiro sistema de controlo automático para o controlo de velocidade de um motor a vapor [3].

Grande parte da teoria actualmente utilizada baseia-se no trabalho sobre a melhoria do desempenho de sistemas de controlo autónomo, de Nicholas Minorsky. O seu trabalho originou o desenvolvimento do controlador Proporcional Integral e Derivativo (PID), ainda hoje utilizados no controlo de sistemas lineares. O controlador é um mecanismo de controlo capaz de minimizar o erro, entre a variável do processo e o *setpoint* desejado, mediante o ajuste contínuo do atuador. Através de três tipos de acção, a proporcional, que permite ao sistema compensar proporcionalmente o valor do erro, a integral, que minimiza o erro cumulativo do sistema, e a derivativa, que através da análise da taxa da variação do erro permite ao controlador minimizar o erro futuro [4].

Mais tarde, e no seguimento do trabalho de Nicholas Minorsky, foram formuladas outras teorias do controlo de sistemas, com destaque para o trabalho de Nyquist, em 1932, sobre a estabilidade dos sistemas de controlo em anel fechado e o trabalho de Bode, no desenvolvimento de métodos de análise da resposta em frequência (ainda actualmente consultados, nomeadamente nas bibliografias [1; 5]).

Ziegler and Nichols foram responsáveis pela utilização em larga escala dos controladores PID, com

o desenvolvimento de técnicas de *tunning* deste tipo de controladores (em destaque na secção 2.2.6). Em 1948, Walter R. Evans desenvolveu uma metodologia gráfica, para desenhar as raízes da equação característica de um sistema, actualmente conhecida por *root locus*. Esta técnica ainda hoje utilizada, permitiu um grande avanço no controlo de sistemas (desenvolvida nas referências [1; 5]).

No final da década de 50, a utilização de sistemas MIMO (*multiple input multiple output*) com várias entradas e saídas, surge em resposta ao aumento da complexidade dos sistemas, decorrente de novas exigências a diversos níveis. Mas, só na década de 60, com a introdução de computadores e com o desenvolvimento de teorias no domínio do tempo, é que foram conseguidos avanços significativos neste tipo de sistemas. Durante as duas décadas seguintes, o controlo de sistemas sofreu uma grande evolução, ao nível da sua optimização e com a realização de testes com lógica Fuzzy, por parte de Lotfi A. Zadeh. No entanto, a primeira aplicação da lógica Fuzzy no controlo de sistemas remonta a 1987, onde foi utilizada para o controlo de velocidade na linha de transporte ferroviário de Sendai, no Japão [6].

1.2 Objectivos e Motivação

Na Europa, em 2013, cerca de 40% do consumo energético e 36% das emissões de CO_2 eram derivados dos edifícios. Em Portugal, estimava-se que no ano de 2005, o sector representava cerca de 30% do consumo de energia primária e 62% do consumo de energia eléctrica [7]. Entre 2010 e 2012, foram criadas directivas europeias para reduzir o consumo energético dos edifícios, com o objectivo de enfrentar os desafios resultantes do aumento da dependência das importações de energia, da escassez de recursos energéticos, da necessidade de limitar as alterações climáticas e de superar a crise económica [8]. O presente trabalho debruça-se sobre a análise de técnicas de redução do consumo energético dos equipamentos de Aquecimento Ventilação e Ar Condicionado (AVAC), responsáveis por uma grande percentagem do consumo energético dos edifícios. Concretamente, na aplicação de técnicas de controlo avançado, em unidades de tratamento de ar (UTA).

A análise do consumo de uma UTA é bastante complexa, devido a condições climáticas e ganhos internos mutáveis, responsáveis por delinear perfis de consumo variáveis. Uma solução para este problema, parte da simulação em software, de um modelo representativo do sistema, em que a unidade está integrada. Uma outra, é o recurso a ensaios laboratoriais da unidade nas mais variadas condições de funcionamento. Por motivos económicos, toda a análise realizada ao longo deste trabalho é feita com base nos resultados obtidos através de software. Nas unidades de tratamento de ar, é importante realizar uma análise conjunta do consumo energético e eficiência energética, nos mais variados regimes de funcionamento. Pois, em grande parte do seu período produtivo, as condições normais de

funcionamento diferem das condições nominais de projecto, o que é responsável por variações da eficiência e do consumo destes equipamentos.

Em suma, é no estudo das vantagens e desvantagens da aplicação de técnicas de controlo avançado, em unidades de tratamento de ar (UTA's), comparativamente às técnicas actualmente utilizadas no mercado, que o presente trabalho se foca, através da análise do comportamento de controladores do tipo Fuzzy e PID, sujeitos a condições ambientais próximas da realidade. Com o objectivo de perceber, por intermédio da análise dos perfis de consumo e eficiência energética, quais são os benefícios a curto e longo prazo, da aplicação de sistemas de controlo inteligentes.

1.3 Estrutura

O documento que a seguir se apresenta, está dividido em cinco capítulos. O capítulo 1 enquadra e introduz o tema, enunciando os objectivos propostos do estudo.

O segundo capítulo encontra-se dividido em três secções: A secção 2.1 onde são enunciados os princípios básicos associados à psicrometria. A secção 2.2 onde são abordados os princípios básicos do controlo clássico de sistemas. E a secção 2.3 onde são abordados os princípios básicos da lógica Fuzzy.

O capítulo 3 apresenta o caso de estudo, o qual é dividido em três secções principais. A primeira 3.1 é referente à modelação da dinâmica térmica de um espaço hipotético. Já na segunda secção 3.2 são apresentadas as simulações realizadas ao longo do estudo. Por último, são descritas as metodologias de *design* dos controladores PID e Fuzzy utilizados nas diferentes simulações (secção 3.3).

No capítulo 4 são apresentados e comentados os resultados obtidos das simulações. Neste capítulo são ainda tiradas conclusões preliminares em relação às simulações realizadas.

Por último, no capítulo 5 são resumidas as conclusões do estudo e é dado ênfase à conclusão final do trabalho, deixando espaço para referir os possíveis trabalhos futuros.

Capítulo 2

Controlo e Aplicações no AVAC

2.1 Sistemas de Climatização

Os equipamentos de AVAC são responsáveis pela regulação das condições de temperatura, humidade, velocidade e qualidade do ar, com objectivo de garantir conforto, qualidade e segurança ambientais no interior de um espaço. No entanto, em resposta a um crescente aumento dos padrões de conforto e segurança, têm sido desenvolvidas novas estratégias de controlo e concepção de produto, visando a melhoria da eficiência energética e a redução do consumo destes equipamentos [9].

É principalmente no desenvolvimento do produto que o mercado responde às exigências da sociedade, oferecendo um maior número de soluções de aquecimento, ventilação, ar condicionado, refrigeração, entre outras. Dentro de cada tipo de aplicação, é possível encontrar múltiplos sistemas, como por exemplo na área do ar condicionado, estão disponíveis unidades de tratamento de ar (UTA's), *rooftops*, unidades de volume de refrigerante variável (VRV's), *split's*, entre outros.

De todos os equipamentos de AVAC, actualmente disponíveis no mercado, optou-se no caso de estudo por abordar uma unidade de tratamento de ar (UTA). As UTA's podem assumir diferentes configurações, em função da sua aplicação, no entanto, os equipamentos que as constituem classificam-se em duas categorias, activos quando consomem energia da rede ou, passivos quando não necessitam de energia para desempenhar a sua função [10]. Em geral, uma UTA, é construída com um ou dois andares, com maior ou menor extensão, em função do número e do tipo de equipamentos que a integram. Por norma uma unidade é construída com dois andares, quando integra um sistema de recuperação de calor, por fluxos cruzados (componente passivo) ou por roda térmica (componente activo, uma vez que integra um motor). Estes sistemas beneficiam uma poupança significativa de energia, uma vez que permitem reaproveitar a energia presente no ar de retorno, através da permuta entre este e o ar de insuflação [10].

Nas condições em que o ar de retorno contém níveis de contaminação biológica e/ou de poeiras significativos, é necessário recorrer a unidades que trabalhem com 100% de ar novo, que se denominam unidades de tratamento de ar novo (UTAN). Contudo, todas as unidades têm sistemas de filtragem (responsáveis por evitar a insuflação de agentes contaminantes), estes componentes (passivos) classificam-se em G's (grossos), M's (médios) e F's (finos) em função do tamanho de partículas que retêm [11].

Os ventiladores, componente activo, são responsáveis pela movimentação do ar dentro da unidade e condutas. Estes permitem vencer as perdas de pressão, derivadas da resistência à passagem do ar nos equipamentos e condutas.

De acordo com as necessidades do projecto, uma UTA pode integrar um maior ou menor número de equipamentos, que são responsáveis por desenvolver processos psicrométricos¹ na unidade e têm o objectivo de alterar as condições do estado do ar. Um processo psicrométrico é definido pelo estado inicial e final do ar (à entrada e à saída do equipamentos) e utiliza-se com o intuito de compensar os ganhos térmicos associados a um espaço, que se distinguem segundo duas categorias: Ganhos Sensíveis, "que provocam uma variação da temperatura seca do ar húmido, e consequentemente da sua entalpia e humidade relativa, sem alteração da sua humidade específica"; Ganhos Latentes, "que provocam alterações da humidade específica, e consequentemente da sua entalpia e humidade relativa, sem variação significativa da temperatura seca" [12].

Os processos psicrométricos na unidade, são conseguidos por determinados equipamentos: As baterias de aquecimento, responsáveis por introduzir ganhos sensíveis no espaço, através do processo de aquecimento sensível; As baterias de arrefecimento, que por intermédio dos processos de arrefecimento com desumidificação, controlam os ganhos sensíveis e latentes, e arrefecimento sem desumidificação, compensam apenas os ganhos sensíveis; Os humidificadores, através da injeção de vapor no sistema, são responsáveis por aumentar a carga latente do espaço; Por fim, os lavadores, que com a injeção de água no sistema, descrevem um processo de arrefecimento com humidificação, capaz de reduzir a carga sensível e aumentar a carga latente do meio.

Aquecimento sensível

Num aquecimento sensível, a entrega de calor ao ar é conseguida por intermédio de uma bateria de aquecimento (a água aquecida ou a vapor de água), de resistências eléctricas, entre outras. Este processo pode ser integrado na unidade como um sistema de pré-aquecimento, com o objectivo de amenizar a temperatura do ar à entrada dos restantes equipamentos, ou apenas como sistema de

¹Psicometria é a área da engenharia que estuda as propriedades físicas e termodinâmicas associadas ao ar atmosférico

Humidificação com vapor

Este processo consiste na libertação de vapor para o ar, através de humidificadores de vapor do tipo de eléctrodos submersos ou, por injeção de vapor produzido num gerador. O seu objectivo é aumentar a carga latente no sistema, compensando assim os baixos níveis de humidade relativa (HR) e humidade específica (ω) no espaço. Na maioria dos casos, o processo, é controlado por uma válvula, que responde a um sensor de humidade colocado na conduta ou no espaço, que permite a injeção de vapor no pleno. O processo de humidificação com injeção de vapor, representado na Figura 2.2, ocorre a uma temperatura de bolbo seco aproximadamente constante, note o seguinte exemplo [12; 13; 14].

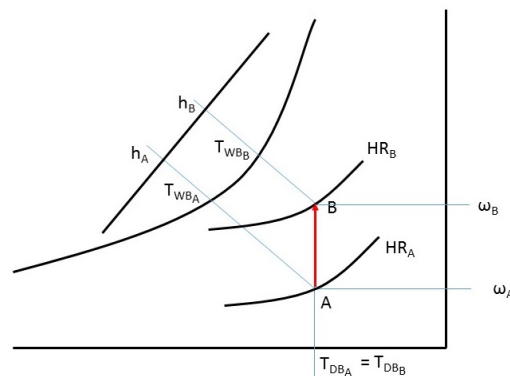


Figura 2.2: Humidificação com vapor, evolução psicrométrica.

Exemplo: Pretende-se aumentar a humidade relativa do ar húmido de 10% para 50%, à temperatura seca de 25°C, sendo o caudal mássico de 10 kg/s (à pressão absoluta de 101.325 kPa). O objectivo é determinar a quantidade de vapor de água a injectar. Da carta psicrométrica à pressão de 101.325 kPa, obtém-se:

$$h_{A@25^{\circ}C} = 30 \text{ kJ/kg}_a$$

$$\omega_{A@25^{\circ}C} = 2 \text{ g/kg}_a$$

Da mesma carta psicrométrica, obtém-se as condições de saída:

$$h_{B@25^{\circ}C} = 50.3 \text{ kJ/kg}_a$$

$$\omega_{B@25^{\circ}C} = 11 \text{ g/kg}_a$$

A quantidade de vapor de água necessária é calculada pelo balanço mássico do vapor transportado pela massa de ar seco entre a entrada e a saída do processo.

$$\dot{m}_{ag} = \dot{m}_a(\omega_B - \omega_A) = 10(0.011 - 0.002) = 0.09 \text{ kg/s} \quad (2.5)$$

Do exemplo, a massa de vapor de água a 100 °C é cerca de 1% da massa de ar seco à temperatura de 25 °C, assim, como a massa de ar seco é muito superior à de vapor de água não é errado desprezar o aumento da temperatura seca da mistura [12]. Por outro lado, as propriedades como, a humidade específica (ω), a humidade relativa (HR), a temperatura de bolbo húmido (T_{WB}) e a entalpia específica (h) em B são superiores comparativamente a A.

Aplicando o princípio da conservação da massa ao sistema, obtém-se as equações (2.6), (2.7) e (2.8), e através do balanço de energia obtém-se a equação (2.9).

$$\dot{m}_{aA} = \dot{m}_{aB} = \dot{m}_a \quad (2.6)$$

$$\dot{m}_{vA} + \dot{m}_{ag} = \dot{m}_{vB} \quad (2.7)$$

$$\dot{m}_{ag} = \dot{m}_a(\omega_B - \omega_A) \quad (2.8)$$

Onde: \dot{m}_a define o caudal mássico de ar seco (kg/s); \dot{m}_{ag} define o caudal água injectada (kg/s); ω define a humidade específica (kg/kg_a).

$$\dot{m}_a h_A + \dot{m}_{ag} h_{ag} = \dot{m}_a h_B \quad (2.9)$$

Onde: h define a entalpia específica (kJ/kg_a). O balanço mássico, demonstra que o caudal mássico de ar seco mantém-se constante ao longo do processo, no entanto, o caudal mássico de vapor de água à saída é igual à soma entre os caudais de vapor à entrada e o injectado no sistema. Por outro lado, o balanço energético exprime a potência à saída do processo pela soma entre a energia à entrada e a energia derivada do injeção de vapor no processo [14].

Arrefecimento com humidificação

Tendo por base o arrefecimento do ar através da vaporização de água no ar que atravessa o lavador, este processo classifica-se como sendo adiabático, pois a energia transferida do ar para a água, no arrefecimento sensível é igual à energia latente de aquecimento requerida para vaporizar a água, ou seja, acontece a uma temperatura de bolbo húmido constante (T_{WB}). Como as linhas de entalpia são quase coincidentes com as de temperatura húmida constante (T_{WB}), considera-se a entalpia específica (h) em A igual à de B. A Figura 2.3, ilustra de A para B, a evolução do processo psicrométrico de Arrefecimento com humidificação [12; 13].

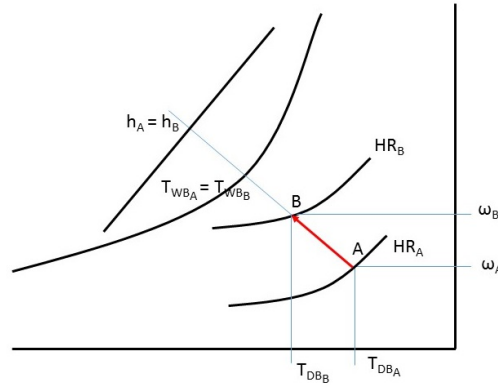


Figura 2.3: Arrefecimento com humedificação, evolução psicrométrica.

Como representado (Figura 2.3), o processo caracteriza-se por uma humidade relativa (HR) e uma humidade específica (ω) superior em B comparativamente a A. Dado um arrefecimento, a temperatura seca (T_{DB}) à saída do lavador (B) é inferior à temperatura seca à entrada (A). Aplicando a equação da conservação da massa ao sistema, obtém-se:

$$\dot{m}_{aA} = \dot{m}_{aB} = \dot{m}_a \quad (2.10)$$

$$\dot{m}_{vA} + \dot{m}_{ag} = \dot{m}_{vB} \quad (2.11)$$

$$\dot{m}_{ag} = \dot{m}_a(\omega_B - \omega_A) \quad (2.12)$$

Onde: \dot{m}_a define o caudal mássico de ar seco (kg/s); \dot{m}_v define o caudal mássico de vapor de água (kg/s); \dot{m}_{ag} define o caudal água injectada (kg/s); ω define a humidade específica (kg/kg_a). Do balanço mássico aplicado ao sistema, depreende-se que a variação do caudal mássico é consequência da injeção de água neste. Por outro lado, pelas razões enunciadas anteriormente, considera-se que entre a entrada e a saída, o processo é adiabático, como descrito na equação (2.13) [12; 14].

$$\dot{m}_a h_A = \dot{m}_a h_B \quad (2.13)$$

$$h_A \approx h_B \text{ ou } T_{WB_A} = T_{WB_B}$$

Onde: h define a entalpia específica (kJ/kg_a); T_{WB} define a temperatura de bolbo húmido ($^{\circ}C$).

Arrefecimento com ou sem desumidificação

O arrefecimento do ar é conseguido através de diferentes equipamentos, tais como, as baterias de arrefecimento com circulação de água arrefecida ou de fluido refrigerante e os *heat pipe*, entre outros. Os arrefecimentos com e sem desumidificação, estão representados nas Figuras 2.4 e 2.5, respecti-

vamente, caracterizam-se por temperaturas seca e húmida inferiores em B comparativamente a A, e uma humidade relativa do processo que aumenta da entrada (A) para a saída (B) [13].

O factor que diferencia um arrefecimento sensível de um arrefecimento com desumidificação é a temperatura equivalente da superfície da bateria (T_{ADP}). Como ilustrado pela Figura 2.4, no processo de arrefecimento sensível, a T_{ADP} tem um valor superior ao ponto de orvalho das condições do ar à entrada desta (A). Sendo este um processo a humidade específica (ω) constante, à semelhança do aquecimento simples, o processo de arrefecimento sensível, é caracterizado pelas equações (2.1) e (2.2), representativas da conservação da massa no sistema [12; 14].

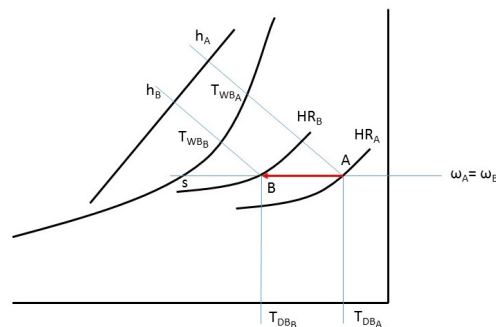


Figura 2.4: Arrefecimento sensível, evolução psicrométrica.

Por sua vez, a potência da bateria de arrefecimento é calculada através do balanço energético ao sistema, definido pela equação 2.14.

$$\dot{q} = \dot{m}_a(h_A - h_B) \quad (2.14)$$

A Figura 2.5 ilustra o processo de arrefecimento com desumidificação, pois a longo deste a humidade específica (ω) baixa, em consequência de uma temperatura equivalente da superfície inferior ao ponto de orvalho das condições do ar à entrada da bateria.

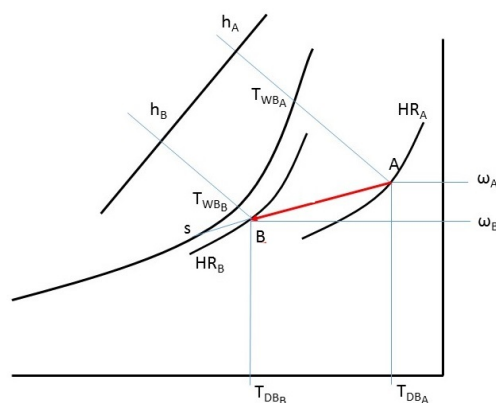


Figura 2.5: Arrefecimento sensível, evolução psicrométrica.

Através do balanço mássico ao sistema, caracteriza-se o processo de arrefecimento com desumidificação, por um caudal mássico de ar seco constante e por um caudal mássico de vapor de água inferior na saída comparativamente à entrada, devido à diminuição da humidade específica ao longo do processo, como demonstrado nas equações (2.15), (2.16) e (2.17).

$$\dot{m}_{aA} = \dot{m}_{aB} = \dot{m}_a \quad (2.15)$$

$$\dot{m}_{vA} = \dot{m}_{vB} + \dot{m}_{ag} \quad (2.16)$$

$$\dot{m}_{ag} = \dot{m}_a(\omega_A - \omega_B) \quad (2.17)$$

Onde: \dot{m}_a define o caudal mássico de ar seco (kg/s); \dot{m}_v define o caudal mássico de vapor de água (kg/s); \dot{m}_{ag} define o caudal de condensados (kg/s); ω define a humidade específica (kg/kg_a). Por sua vez, caracteriza-se o balanço energético ao sistema, através da equação (2.18).

$$\dot{m}_a h_A = \dot{m}_a h_B + \dot{q} + \dot{m}_{ag} h_{ag} \quad (2.18)$$

$$\dot{q} = \dot{m}_a (h_A - h_B) - \dot{m}_{ag} h_{ag} \quad (2.19)$$

Onde: h define a entalpia específica (kJ/kg_a).

2.2 Controlo Automático de Sistemas

2.2.1 Sistema de Controlo

Um controlador tem como função comparar os valores medidos à saída de um processo com os valores de referência na entrada, produzindo um sinal capaz de reduzir o desvio entre os dois, igualando-o a zero ou tão próximo quanto possível. A Figura 2.6 ilustra um sistema de controlo em anel fechado, constituído por um controlador, um atuador, um processo e um sensor. O atuador recebe o sinal do controlador, amplificado, e ajusta-se, permitindo que o processo atinja valores próximos do *setpoint*. O sensor lê o resultado do processo, decorrente da sua reacção à acção de controlo. O aparelho de medição transforma os resultados à saída do processo, no sinal de entrada do controlador.

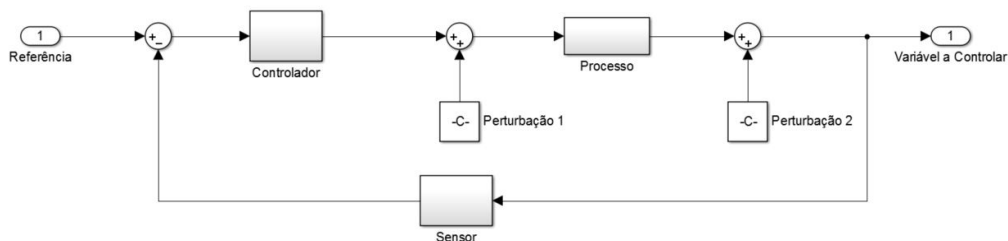


Figura 2.6: Sistema de controlo em anel fechado.

Em alternativa, o controlo do sistema pode ser feito em anel aberto, como ilustrado pela Figura 2.7, no qual, o sensor não é utilizado e o controlador não recebe informação sobre as condições de saída do processo. Neste tipo de controlo, é impossível ao controlador compensar as perturbações a que o processo está sujeito. Este tipo de controlo pode originar instabilidade no processo devido a esse facto.

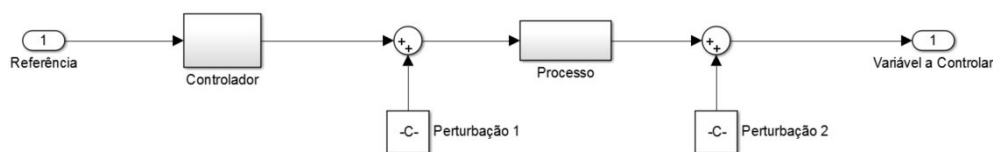


Figura 2.7: Sistema de controlo em anel aberto.

Desta forma, uma das vantagens do sistema de controlo em anel fechado é que permite compensar todas as perturbações introduzidas no sistema, através da comparação do sinal de saída do processo com o valor de referência. De um modo geral, um sistema de controlo em anel fechado tem uma melhor precisão e menor sensibilidade a perturbações que um em anel aberto, no entanto, é mais complexo e caro [1; 5].

2.2.2 Conceção e Modelação de Sistemas de Controlo

A concepção de um sistema de controlo automático, tem por base a sequência definida pela Figura 2.8. De uma forma simplista são apresentados os passos fundamentais para a concepção de um sistema de controlo, uma estrutura mais desenvolvida pode ser consultada nas referências [5] e [1].

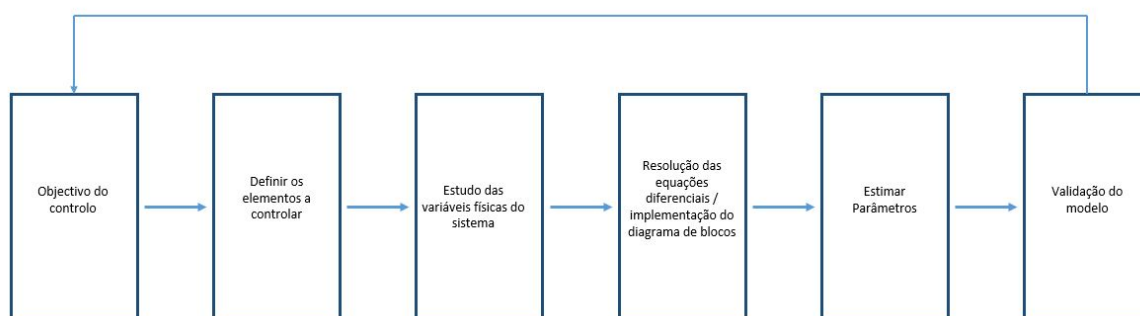


Figura 2.8: Organograma da concepção de um sistema de controlo automático.

Dado um sistema físico, é necessário definir qual o propósito do sistema de controlo, definindo-se o objectivo e as variáveis a controlar. Após a definição do sistema, segue-se a caracterização desse

mesmo sistema, através da análise das variáveis físicas e representação dinâmica, através da elaboração de um modelo físico do mesmo. É com base nas leis da física do movimento, termodinâmica e electricidade, como as leis de Newton, Kirchhoff's entre outras, que o modelo físico representativo da dinâmica do sistema é idealizado, de uma forma simplista ou mais complexa. É deste sistema, que surgirá um modelo matemático, para a resolução do problema de controlo. Este pode ser representado segundo dois domínios fundamentais, o da frequência e o do tempo, através das transformadas de Laplace e da representação em Espaço de Estado (*State Space*), respectivamente. Em função da complexidade do sistema, pode ser impraticável trabalhar o modelo através das opções supra mencionadas. O recurso às equações diferenciais pode solucionar o problema, mas apresenta problemas quanto à análise dinâmica do sistema. Por fim, após vários processos de simulação e ajuste, o modelo é estabelecido [1; 5].

Um modelo de um sistema dinâmico, nem sempre é descrito por um sistema de equações diferenciais linear e invariante no tempo, por vezes, é classificado como não linear. Um sistema linear obedece a duas propriedades, a sobreposição e a homogeneidade. A propriedade da sobreposição significa que "a resposta produzida pela aplicação simultânea de duas excitações diferentes é igual à soma das duas respostas individuais a cada uma das excitações" [10]. A propriedade da homogeneidade enuncia que a resposta do sistema é dada pela multiplicação entre o sinal de entrada e um escalar [1]. "Se um sistema opera em torno de um ponto de equilíbrio e se os sinais envolvidos são pequenos, então é possível aproximar um sistema não linear por um sistema linear" [5]. De um modo geral, é possível aproximar um sistema não linear por um sistema linear, num dado intervalo de operação. Por outro lado, um sistema pode ser classificado como invariável no tempo, quando os coeficientes das equações diferenciais são constantes ou não dependentes do tempo, ou variável no tempo, quando esses coeficientes são função do tempo [5].

2.2.3 Modelação de Sistemas Mecânicos

A Figura 2.9 ilustra a resposta de um sistema de controlo, classificada segundo dois regimes dinâmicos. Um regime transiente que representa a resposta inicial do sistema ao *input* e um regime estacionário que traduz a resposta do sistema a alcançar o *setpoint*.

A resposta transiente do sistema é definida pela velocidade e pela oscilação em reacção ao *setpoint*. Uma resposta classifica-se lenta, quando resulta numa reacção tardia e pouco oscilante em torno do *setpoint*. Uma resposta agressiva, deriva de um sistema mais expedito e oscilante. Em regime estacionário, a proximidade da resposta do sistema ao *setpoint* é definida pelo erro de estacionariedade. Tanto este erro como a resposta em regime transiente, são dependentes da estabilidade do sistema.

Dado que a análise à estabilidade de um sistema é um ponto fundamental na sua concepção, este tema será abordado no subcapítulo 2.2.4.

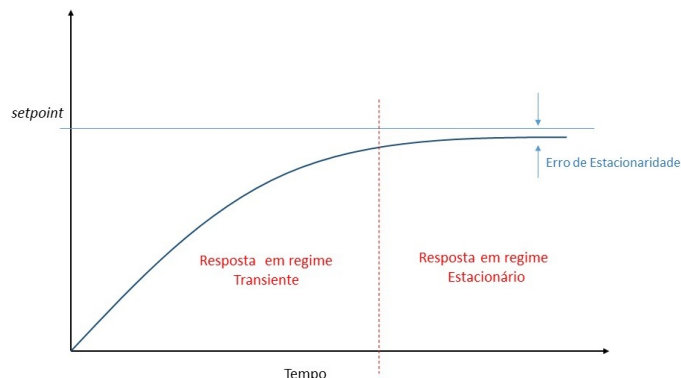


Figura 2.9: Resposta de um sistema.

Por outro lado, um sistema apresenta dois tipos de respostas, natural e forçada, sendo que, num sistema linear define-se que a resposta do sistema é igual à soma da resposta natural e da resposta forçada, como definido pela equação (2.20). A resposta natural é a resposta de um sistema às condições iniciais definidas, com todas as forças externas definidas como zero. Por outro lado, a resposta forçada é a resposta do sistema a um estímulo externo, com zero condições iniciais. Em muitos dos sistemas a resposta em regime transiente está directamente relacionada com a sua resposta natural, sendo que, à medida que o tempo avança, a resposta em regime transiente tende para zero, deixando apenas a resposta forçada [1; 5].

$$\text{Resposta Total} = \text{Resposta Natural} + \text{Resposta Forçada} \quad (2.20)$$

2.2.4 Estabilidade

Como referido anteriormente, garantir a estabilidade é o ponto mais importante na concepção de um sistema. Uma vez que um sistema instável não pode ser parametrizado segundo uma resposta transiente e um erro de estacionariedade. Quando a resposta do sistema em regime estacionário é definida pela sua resposta forçada, considera-se o sistema estável, ou seja, "um sistema é estável, quando a sua resposta natural aproxima-se de zero à medida que o tempo tende para infinito [1]. De um outro ponto de vista, um sistema linear e invariante no tempo é estável, se a função de resposta do impulso ($g(t)$) tende para zero à medida que o tempo tende para infinito (obedecendo à equação (2.21)). Note que a função de transferência ($G(s)$) é a transformada de Laplace da função de resposta do impulso (*impulse-response function* ou *weighting function*) [1; 5; 15].

$$\lim_{x \rightarrow \infty} g(t) = 0 \quad (2.21)$$

A Figura 2.10 ilustra um sistema estável, definido através da representação dos seu pólos no plano complexo e pela sua resposta no tempo.

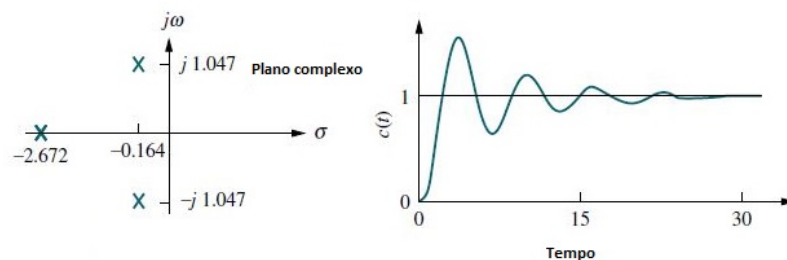


Figura 2.10: Sistema estável [1].

A análise dos pólos da função de transferência³ ($G(s)$) permite caracterizar a estabilidade do sistema (raízes da equação característica). Por outras palavras, um sistema é estável se as raízes do polinómio (s_i) da equação característica obedecerem a $s_i < 0$ para todo s_i ($i = 1, 2, \dots, n$) ou, se todos os pólos da função de transferência estiverem no lado esquerdo do plano complexo. Por outro lado, diz-se que "um sistema é instável quando a sua resposta natural cresce sem limites, à medida que o tempo tende para infinito" [1]. Ou, se pelo menos um pólo da função transferência pertence ao lado direito do plano complexo, ou ainda se, um pólo múltiplo pertence ao eixo imaginário do plano. Na Figura 2.11, através da representação dos pólos no plano complexo e da resposta do sistema no tempo, é ilustrado um sistema instável [1; 5; 15].

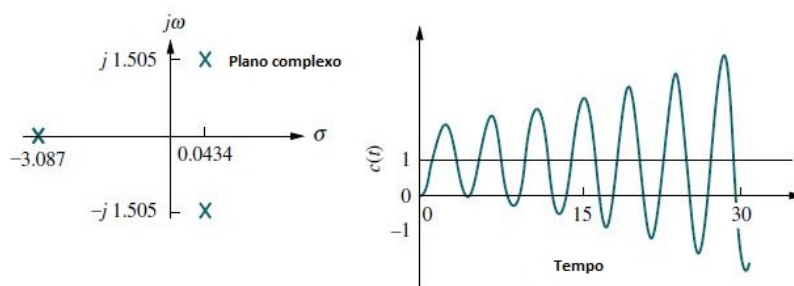


Figura 2.11: Sistema instável [1].

"Um sistema é marginalmente estável, quando a sua resposta natural, não decai ou cresce, mas mantém-se constante ou oscilante à medida que o tempo tende para infinito" [1]. O mesmo acontece, no caso de pelo menos um pólo pertencer ao eixo imaginário do plano complexo. No entanto,

³"A função de transferência define-se pela razão entre o *output* e o *input* do sistema, no domínio complexo, com condições iniciais definidas em zero"[16], isto é, do produto entre a função de transferência e o *input* do sistema resulta o *output* do sistema.

nenhum pólo pode pertencer ao lado direito, ou sendo múltiplo, não pode pertencer ao eixo imaginário do plano complexo [1; 5; 15].

Para além da análise dos pólos da função de transferência existem outras formas de analisar a estabilidade de um sistema, como o critério de *Routh-Hurwitz* [1; 5].

2.2.5 Controladores industriais

Os controladores industriais por norma são classificados em função do tipo de acção que desempenham, contudo também podem ser classificados segundo o tipo de sistema que utilizam na actuação. Neste último caso, podem-se realçar os controladores eletrónicos, hidráulicos e pneumáticos. Segundo o tipo de acção, os controladores podem classificar-se da seguinte forma:

Controladores On-Off - Os controladores On-Off têm apenas duas posições de funcionamento (completamente abertos ou completamente fechados). Este tipo de controladores são largamente utilizados em aplicações industriais e domésticas, uma vez que são relativamente fáceis de implementar e são mais baratos comparativamente a outro tipo de controladores. Considerando que o sinal de saída do controlador é $u(t)$ e o erro do sinal é $e(t)$, o sinal de saída $u(t)$ é máximo (U_1) se o erro do sinal for positivo, ou mínimo (U_2) se este for negativo, como definido pela seguinte equação [5].

$$u(t) = \begin{cases} U_1, & \text{se } e(t) > 0 \\ U_2, & \text{se } e(t) < 0 \end{cases}$$

A figura 2.10 representa o diagrama de actuação de um controlador On-Off. O *differential gap* representa o atraso do sinal de saída $u(t)$ à variação do erro $e(t)$, sem este atraso na resposta pode haver uma comutação excessiva no atuador [5].

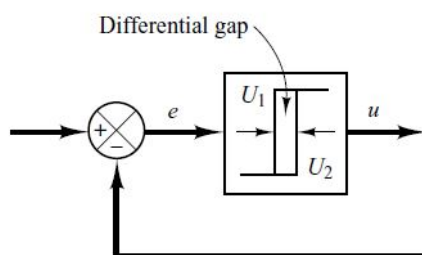


Figura 2.12: Controlador on-off [5].

Controladores Proporcionais - Os controladores com acção proporcional, relacionam o sinal de saída com o sinal do erro através de uma constante K_p (ganho proporcional). Estes controladores funcionam como um amplificador de sinal, com ganho ajustável.

$$u(t) = K_p e(t)$$

Os controladores proporcionais trazem vantagens na redução do erro de estacionariedade, permitindo que o sistema seja mais estável. Por outro lado, permitem ainda abrandar a resposta de um sistema super amortecido. Contudo, a presença destes controladores origina *offsets* e aumenta o *overshoot* do sistema [5; 17].

Controladores Integrais - Um controlador com acção integral varia o sinal de saída $u(t)$ a uma taxa proporcional ao integral do erro $e(t)$.

$$u(t) = K_i \int_t^0 e(t) dt$$

Onde, K_i é uma constante de ajuste. Este tipo de controladores permite levar a variável controlada de volta ao *setpoint*, com acréscimo de algum erro. No entanto, este tipo de controladores tendem a criar instabilidade no sistema, uma vez que a sua acção é relativamente lenta [5; 17].

Controladores Derivativos - Um controlador com acção derivativa nunca deve ser utilizado isoladamente, pois a sua acção introduz efeitos de saturação, amplifica o ruído do sinal e não favorece o erro de estacionariedade. Neste tipo de controlador, a acção derivativa varia o sinal de saída $u(t)$ a uma taxa proporcional à derivada do erro $e(t)$.

$$u(t) = K_d \frac{de(t)}{dt}$$

Onde, K_d é a constante de proporcionalidade. A sua principal vantagem é a melhoria da resposta transiente do sistema [5; 17].

Controladores PI - Um controlador proporcional integral é definido pela seguinte equação, onde T_i é chamado de tempo integral.

$$u(t) = K_p e(t) + \frac{K_p}{T_i} \int_t^0 e(t) dt$$

As vantagens e desvantagens deste controlador são a combinação dos benefícios e malefícios dos controladores proporcionais e integrais [5; 17].

Controladores PD - A actuação de um controlador proporcional derivativo é definida por:

$$u(t) = K_p e(t) + K_p T_d \frac{de(t)}{dt}$$

Onde, T_d é chamado de tempo derivativo. As vantagens e desvantagens deste controlador é a combinação dos benefícios e malefícios dos controladores proporcionais e derivativos [5; 17].

Controladores PID - Um controlador proporcional integral e derivativo permite agregar num só, as vantagens dos controladores anteriores. A equação que define a actuação deste controlador é dada por:

$$u(t) = K_p e(t) + \frac{K_p}{T_i} \int_t^0 e(t) dt + K_p T_d \frac{de(t)}{dt}$$

Onde, K_p é o ganho proporcional, T_i é o tempo integral e T_d é o tempo derivativo. As vantagens e desvantagens deste controlador são a combinação dos benefícios e malefícios dos controladores proporcionais, integrais e derivativos [5; 17].

2.2.6 Parametrização de um controlador PID

Actualmente os controladores PID continuam a ser largamente utilizados nos processos industriais. Isto deve-se a várias razões, tais como, a simplicidade do algoritmo, a robustez e a vasta aplicabilidade destes controladores. Ao longo dos anos têm sido propostos várias metodologias de parametrização (*tuning methods*), com o intuito de melhorar a resposta no controlo de sistemas. As metodologias propostas têm como objectivo melhorar os parâmetros que definem a resposta do sistema, como a percentagem de *overshoot*, o integral do erro absoluto, o tempo de estabilização, entre outros. Segundo a bibliografia [18], as metodologias de parametrização dos controladores PID, podem ser classificadas de acordo com os seguintes grupos:

- Métodos Analíticos - Nestes métodos, os parâmetros do controlador PID são calculados através da utilização das relações analíticas e algébricas, baseadas no modelo do sistema;
- Métodos heurísticos - É a partir de uma abordagem experimental e através de um processo de *tunning* manual, que são obtidos estes métodos;
- Métodos de Optimização - Estes métodos utilizam uma metodologia de optimização numérica, que de acordo com as características do problema procura a melhor solução a aplicar;
- Métodos de ajuste adaptativos - Este métodos utilizam uma parametrização automática a partir do ajuste em tempo real dos parâmetros do controlador, através da utilização de um ou mais métodos anteriormente mencionados;

É importante destacar que os métodos analíticos e heurísticos podem ainda ser classificados pelas categorias de metodologias de anel fechado e de anel em função do sistema de controlo.

Dado o caso de estudo, apenas faz sentido abordar metodologias de anel fechado. Estas metodologias têm por base "métodos que ajustam o controlador durante a operação em estado automático do processo, em anel fechado" [19]. "A colocação de um controlador PID, num anel fechado resume-se à colocação de zeros e pólos na função de transferência de malha aberta" [20]. As funções de transferência que definem um controlador PID são descritas pelas equações (2.22), (2.23) e (2.24), para controladores PD, PI e PID, respectivamente.

$$G_{PD}(s) = K_p(1 + T_d s) \quad (2.22)$$

Um controlador PD é responsável por colocar um zero em $-1/T_d$.

$$G_{PI}(s) = K_p(1 + \frac{1}{T_i s}) \quad (2.23)$$

Um controlador do tipo PI, permite colocar um zero em $-T_i$ e um pólo em 0.

$$G_{PID}(s) = K_p(1 + \frac{1}{T_i s} + T_d s) \quad (2.24)$$

Um controlador PID, coloca um pólo em 0 e zeros em:

$$s = \frac{1 \pm \sqrt{1 - 4 T_d \frac{1}{T_i}}}{2 T_d}$$

Das várias metodologias desenvolvidas para a parametrização dos controladores PID, destacam-se:

- Método de Ziegler-Nichols;
- Método de Ziegler-Nichols Modificado;
- Método de Tyreus-Luyben;
- Método da Oscilação Amortecida.

Das mencionadas, apenas será abordada a metodologia apresentada por Ziegler e Nichols, uma vez que é uma das mais conhecidas. No entanto, na bibliografia [19] pode ser encontrada a descrição das outras metodologias.

O Método de Ziegler-Nichols em Anel Fechado, foi apresentado pelos engenheiros John G. Ziegler e Nathaniel B. Nichols, com base no seguinte conceito de estabilidade. "A razão entre a amplitude dos

picos subsequentes (A_2/A_1) (devido a uma variação do *setpoint* no anel de controlo) é aproximadamente $1/4$ " [21]. Contudo, nada garante que após aplicado o método de Ziegler-Nichols, o rácio entre as amplitudes seja igual a $1/4$, no entanto, deverá ser próximo. A Figura 2.13, evidencia a relação entre amplitudes, através da ilustração da resposta de um sistema a uma variação do sinal de entrada.

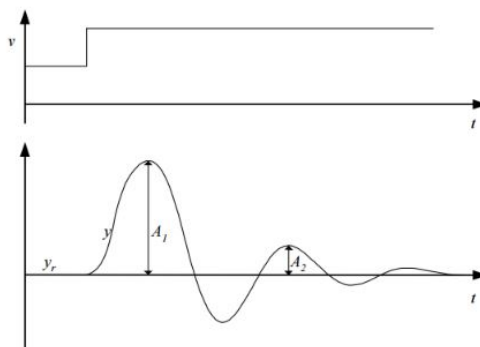


Figura 2.13: Critério de estabilidade de Ziegler-Nichols [21].

O método, de uma forma geral, consiste em ajustar o ganho integral e derivativo para zero. Após esse ajuste, o ganho proporcional é ajustado até atingir o ganho crítico (K_{cr}). Neste ponto o sinal de controlo consiste num sinal oscilante e consistente. K_{cr} e o período do sinal (P_{cr}) são utilizados para definir os parâmetros K_p , T_i e T_d do controlador.

Tabela 2.1: Regras de Ziegler-Nichols.

	K	T_i	T_d
P	$0,5 K_{cr}$	∞	0
PI	$0,45 K_{cr}$	$P_{cr}/1,2$	0
PID	$0,6 K_{cr}$	$0,5 P_{cr}$	$0,125 P_{cr}$

No caso de estudo, optou-se por utilizar o método de *tunning* automático do Matlab, que utiliza métodos de optimização para proceder à parametrização do controlador. Este processo, advém da linearização automática do modelo do processo, descrito pela combinação dos blocos no anel de controlo. Após isto, o software, admite uma parametrização inicial do controlador PID, tendo em conta a estabilidade do anel fechado, um desempenho e robustez adequados. A partir desta parametrização o software permite um ajuste dos parâmetros do controlador em função das opções do utilizador. Este método é vantajoso pela rapidez do processo de parametrização e pela facilidade em adaptar-se a sistemas com elevada complexidade [22; 23; 24; 25].

2.3 Lógica Fuzzy Aplicada ao Controlo

Os controladores Fuzzy foram desenvolvidos para simular as operações desempenhadas por um especialista. É com base na codificação do seu conhecimento através de regras linguísticas, e da lógica Fuzzy, que estes tornaram-se uma alternativa ao controlo convencional. A sua principal vantagem traduz-se na possibilidade de implementar a experiência, intuição e heurística humanas no controlador, conseguindo-se desta forma que o controlador Fuzzy tenha uma melhor resposta em sistemas não lineares. No entanto, este tipo de controladores apresentam problemas no tempo de computação, que comparativamente aos controladores PID é bastante superior, sobretudo resultante das operações de fuzificação (*fuzzification*) e desfuzificação (*defuzzification*). Um controlador Fuzzy, ilustrado pela Figura 2.14, é composto pelos seguintes elementos [26; 27]:

- Numa matriz de regras (*rule-base*) que define um conjunto de regras *If-Then*, que contêm a interpretação linguística do especialista de como atingir os objectivos do controlo, através da lógica Fuzzy;
- O motor de inferência (*inference mechanism*) é responsável por emular a tomada de decisão do especialista, na interpretação e aplicação do seu conhecimento, sobre a melhor forma de controlar o sistema;
- O interface de Fuzificação, que converte as entradas do controlador em informação que o motor de inferência utiliza para aplicar as regras;
- O interface de desfuzificação converte as ilações do motor de inferência em entradas para o processo.

A Figura 2.14 representa um diagrama de blocos simplificado de um controlador Fuzzy, integrado num sistema de controlo em anel fechado. Neste, o controlador recebe o sinal de referência (*setpoint*) e através do processo de fuzificação transforma-o num sinal com significado para o controlador. Em seguida, através do motor de inferência, o controlador compara a referência com o sinal proveniente do processo e produz um sinal de controlo do processo. Antes do sinal proveniente do processo, chegar ao motor de inferência, passa pela matriz de regra que define a acção de controlo. Nesta, são identificadas as regras que estão "activas" para aquele valor. Por fim, o controlador através do processo de desfuzificação transforma o sinal de controlo, num sinal perceptível pelo processo.

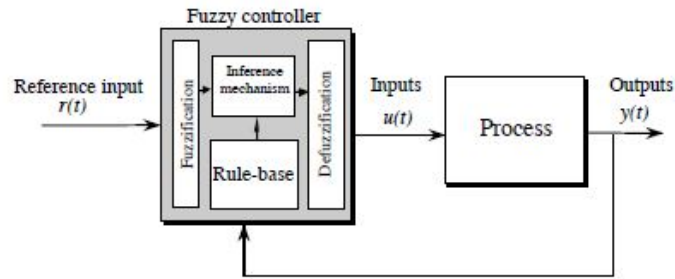


Figura 2.14: Controlador Fuzzy [26].

2.3.1 Linguagem

Um controlador Fuzzy actua num sistema, em função das variáveis de entrada que lhe chegam. Como ilustra a Figura 2.15, este pode conter um número finito de variáveis de entrada u_i , onde $i = 1, 2, \dots, n$ e por sua vez, pode produzir um número finito de variáveis de saída y_j onde $j = 1, 2, \dots, m$. Ao conjunto de variáveis de entrada (*inputs*) U_i e de saída (*outputs*) Y_j chama-se universo de discurso (*universe of discourse*) [26; 28].

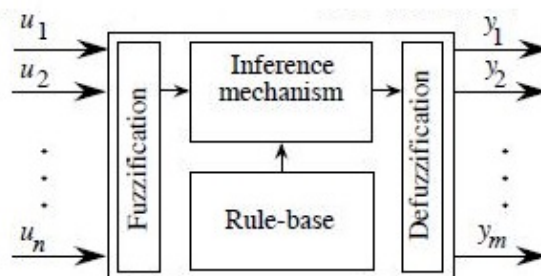


Figura 2.15: Processo de controlo Fuzzy [26].

Nos sistemas Fuzzy, a tomada de decisões é feita através da avaliação das regras constituintes da matriz de regras (*rule-base*), responsável por, em função das variáveis de entrada, produzir um efeito no sistema. Uma das particularidades do controlo Fuzzy, é a atribuição de variáveis linguísticas às variáveis de entrada e saída, com o objectivo de facilitar a tarefa do programador.

Linguisticamente uma variável de entrada u_i pode ser definida por \tilde{u}_i e uma variável de saída y_i por \tilde{y}_j . Como por exemplo, uma variável de entrada pode ser caracterizada por $\tilde{u}_1 = \text{"erro da temperatura"}$ ou $\tilde{u}_2 = \text{"erro da humidade"}$, no caso de ser uma variável de saída define-se $\tilde{y}_1 = \text{"actuação da válvula 1"}$. Tal como são atribuídas variáveis linguísticas às variáveis de entrada e saída, são conferidos termos linguísticos aos valores que as caracterizam, escrevendo-se \tilde{A}_i^n como sendo o n -ésimo valor

linguístico da variável linguística \tilde{u}_i . Os valores linguísticos por norma são adjetivos ou conjuntos de adjetivos, tais como, "positivo e elevado", "zero", "negativo e baixo". Voltando ao exemplo anterior, u_1 define o erro da temperatura, que pode ser quantificado como $\tilde{A}_1^1 = \text{"baixo"}$ e $\tilde{A}_1^2 = \text{"elevado"}$ [26; 28].

O controle Fuzzy, relaciona as variáveis de entrada com as de saída, segundo um conjunto de condições (*If-Then*) previamente definidas. Nestas condições, definidas de acordo com a equação (2.25), as premissas estão associadas às variáveis de entrada e as consequências às variáveis de saída. Com base nos exemplos anteriores, escreve-se: **If** "erro da temperatura" é "baixo" **Then** "actuação da válvula 1" é "zero" [26; 28].

$$\text{If premissa Then consequência} \quad (2.25)$$

2.3.2 Conjuntos Fuzzy (*Fuzzy Sets*), Lógica Fuzzy e Matriz de Regras (*Base-Rule*)

Os conjuntos e lógica Fuzzy são ferramentas utilizadas para quantificar as variáveis e as condições linguísticas especificadas pelo programador. Os conjuntos Fuzzy são definidos através das funções de pertença (*membership functions*) ($\mu_{(u_i)}$), que descrevem a certeza com que a variável de entrada u_i deve ser classificado linguisticamente como \tilde{A}_i^j .

Como ilustrado pela Figura 2.16, num exemplo, a função de pertença ($\mu_{(u_1)}$) descreve todos os graus de certeza (definidos pelo intervalo [0, 1]) com que a variável de entrada u_1 pode ser classificado como "baixo" (qualidade definida anteriormente por \tilde{A}_1^1). Na mesma ordem de ideias, define-se como um conjunto Fuzzy, todas os valores linguísticos (\tilde{A}_1^j , como exemplo $\tilde{A}_1^1 = \text{"baixo"}$ e $\tilde{A}_1^2 = \text{"elevado"}$) associados à variável de entrada \tilde{u}_1 (podendo esta ser definida como $\tilde{u}_1 = \text{"erro da temperatura"}$) [26; 28].

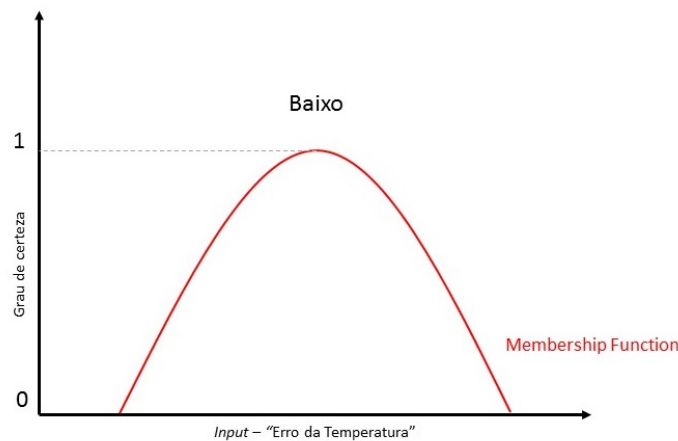


Figura 2.16: Função de pertença do subconjunto Fuzzy "baixo", para a var. "erro da temperatura".

Uma função de pertença pode tomar diferentes formas (função triangular, função normal, função trapezoidal, entre outras), dependendo do tipo de resposta que se pretende. Aplicando aos conjuntos A_i^j os conceitos associados à lógica Fuzzy, obtém-se as seguintes definições.

Complementar Fuzzy:

A Figura 2.17, ilustra um conjunto Fuzzy e o seu complementar, sendo que por definição, o complementar (\bar{A}_i^1) de um conjunto Fuzzy A_i^1 definido a partir da função de pertença $\mu_{A_i^1}(u_i)$ é dado por $\mu_{\bar{A}_i^1}(u_i) = 1 - \mu_{A_i^1}(u_i)$, com $u_i \in U_i$ [26; 29].

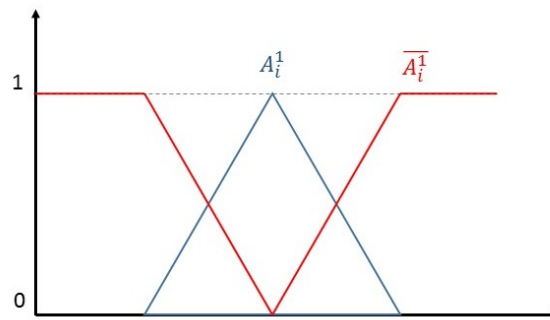


Figura 2.17: Função de pertença $\mu_{\bar{A}_i^1}$ complementar de $\mu_{A_i^1}$, para uma var. de entrada u_i .

Intersecção Fuzzy (AND):

Na Figura 2.18 ilustra-se a intersecção dos conjuntos A_i^1 e A_i^2 , do mesmo universo de discurso U_i . Esta escreve-se da forma $A_i^1 \cap A_i^2$ e caracteriza-se através de um conjunto Fuzzy definido pelo método *Minimum*. O método especifica a intersecção de dois conjuntos a partir do mínimo dos valores das funções de pertença, matematicamente representado pela equação (2.26) [26; 29].

$$\mu_{A_i^1 \cap A_i^2}(u_i) = \min\{\mu_{A_i^1}(u_i), \mu_{A_i^2}(u_i)\}, \text{ com } u_i \in U_i \quad (2.26)$$

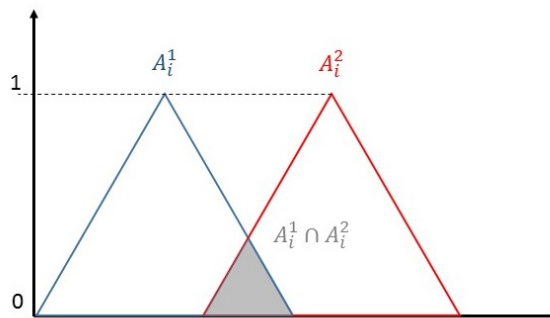


Figura 2.18: Fun. de pertença $\mu_{A_i^1 \cap A_i^2}$ da intersecção entre $\mu_{A_i^1}$ e $\mu_{A_i^2}$, para uma var. de entrada u_i .

União Fuzzy (OR):

A união de conjuntos Fuzzy A_i^1 e A_i^2 , definidos no mesmo universo de discurso U_i , escreve-se da forma $A_i^1 \cup A_i^2$ e são definidos pelo conjunto Fuzzy obtido pelo método *Maximum*, que define a união de dois conjuntos a partir do máximo dos valores das funções de pertença, matematicamente representada pela equação (2.27). A Figura 2.19, representa a união dos dois conjuntos [26; 29].

$$\mu_{A_i^1 \cup A_i^2}(u_i) = \max\{\mu_{A_i^1}(u_i), \mu_{A_i^2}(u_i), \text{ com } u_i \in U_i\} \quad (2.27)$$

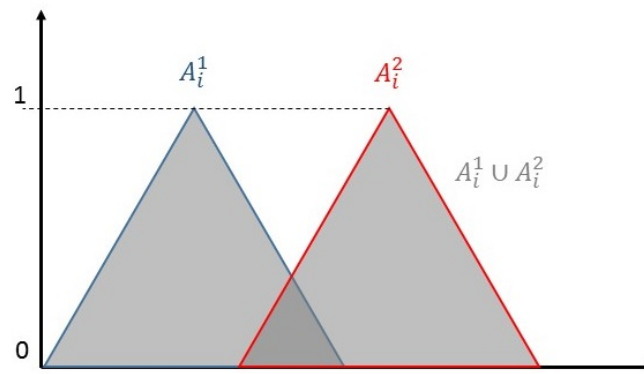


Figura 2.19: Fun. de pertinência $\mu_{A_i^1 \cup A_i^2}$ da intersecção entre $\mu_{A_i^1}$ e $\mu_{A_i^2}$, para um var. de entrada u_i .

Os métodos (**max-min**) apresentados para definir a união e a intersecção de dois conjuntos Fuzzy são dos mais utilizados, sendo que uma outra opção recaía sobre a aplicação de métodos probabilísticos, com consulta nas referências [26; 30], outros métodos podem ser consultados na referência [28].

Em concordância com a lógica clássica, na lógica Fuzzy também se aplicam algumas propriedades como a comutatividade, associatividade, distributividade, entre outras. Estas propriedades são importantes na manipulação matemática dos conjuntos Fuzzy e podem ser consultadas na referência [29]. Contudo existem duas propriedades da lógica Fuzzy que diferem da lógica clássica, são estas:

Regra do Terceiro excluído:

A união entre um conjunto Fuzzy A_i^1 e o seu complementar \bar{A}_i^1 não define o universo de discurso. Desta forma a função de pertinência da união dos dois conjuntos é diferente da unidade, como define a equação (2.28). A Figura 2.20, ilustra a cinzento a união dos dois conjuntos (A_i^1 e \bar{A}_i^1) [26; 29].

$$\mu_{A_i^1 \cup \bar{A}_i^1}(u_i) \neq 1, \text{ com } u_i \in U_i \quad (2.28)$$

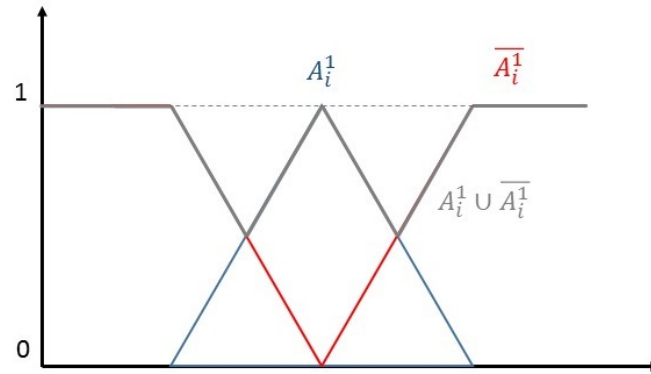


Figura 2.20: Função de pertinência $\mu_{A_i^1 \cup \overline{A_i^1}}$ da intersecção entre $\mu_{A_i^1}$ e $\mu_{\overline{A_i^1}}$, para uma var. entrada u_i .

Princípio da não contradição:

A intersecção entre um conjunto Fuzzy A_i^1 e o seu complementar $\overline{A_i^1}$, ilustrada pela Figura 2.21, não define um conjunto vazio. Desta forma define-se a função de pertinência da intersecção dos dois conjuntos através da equação (2.29) [26; 29].

$$\mu_{A_i^1 \cap \overline{A_i^1}}(u_i) \neq 0 \text{ com } u_i \in U_i \} \quad (2.29)$$

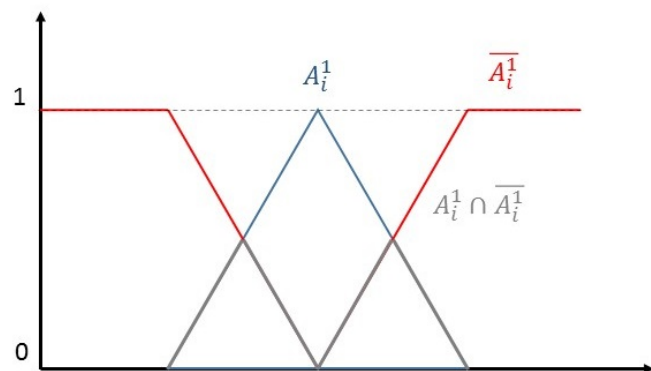


Figura 2.21: Função de pertinência $\mu_{A_i^1 \cap \overline{A_i^1}}$ da intersecção entre $\mu_{A_i^1}$ e $\mu_{\overline{A_i^1}}$, para um var. entrada u_i .

Na abordagem ao caso de estudo (3.3), serão utilizadas as formulações aqui apresentadas, para a concepção do controlador inteligente.

2.3.3 Fuzzificação (Fuzzification)

Antes de definir outros processos dentro de um controlador Fuzzy, é necessário traduzir o sinal medido, em linguagem perceptível pelo controlador. Desta forma define-se o processo que converte os

sinais de entrada em conjuntos Fuzzy, como fuzificação (*fuzzification*). De acordo com a bibliografia, "o leitor deve pensar no processo de fuzificação, como uma acção para obter o valor das variáveis de entrada, e encontrar os valores numéricos da(s) função(ões) de pertença que definem aquela variável" [26].

Existem dois tipos de fuzificadores (*fuzzifiers*) definidos como *singleton* e *nonsingleton*, sendo o primeiro o mais utilizado. Este tipo de fuzificador define um conjunto Fuzzy através de um único ponto, por sua vez a função de pertença que define este processo é descrita pela equação (2.30).

$$\mu_{\hat{A}_i^{fuz}}(x) = \begin{cases} 1 & x = u_i \\ 0 & \text{outros casos} \end{cases} \quad (2.30)$$

"Um *singleton fuzzifiers* é geralmente implementado quando não existe a presença de ruído no sinal de entrada, pois desta forma, tem-se a certeza que ao sinal de entrada u_i é atribuído o valor medido, e economiza-se tempo de computação devido à simplicidade da função" [26].

2.3.4 Motor de Inferência (*Inference mechanism*)

O motor de inferência (*inference mechanism*) é a parte do processo que reflete a base do conhecimento e raciocínio do especialista, através das regras integradas na matriz de regras, e traduz a solução de qualquer problema. Este processo é decomposto em dois passos: Em primeiro, comparam-se todas as premissas das regras constituintes da matriz de regras, com os valores de entrada. O objectivo deste processo é determinar a certeza com que cada regra se aplica. Sendo que quanto maior for a certeza associada a essa regra, maior é a certeza no resultado produzido por esta, este processo denomina-se de *matching*. A formulação apresentada no subcapítulo 3.3, tem por base a definição apresentada por *Mamdani*, que representa as partes antecedente e consequente das regras através de legendas linguísticas. Por fim, a conclusão à cerca de qual a acção a tomar, é determinada por intermédio das regras aplicadas para a dada situação. A acção é definida por um conjunto ou conjuntos Fuzzy, que representam a certeza da acção para aqueles valores de entrada. A Figura 2.22, ilustra o processo inerente ao motor de inferência, formulado para as variáveis de entrada x_1 e x_2 , segundo a aplicação das seguintes regra [26; 28; 29]:

- Regra 1: **IF** $x_1 \in A_1^1$ **AND** $x_2 \in A_2^1$ **THEN** $y^1 \in B^1$
- Regra 2: **IF** $x_1 \in A_1^2$ **AND** $x_2 \in A_2^2$ **THEN** $y_2 \in B^2$

Os resultados representados na Figura 2.22, derivam da aplicação do método de inferência (*inference method*) **max-min**, caracterizado pelas condições lógicas definidas na secção 2.3.2. Segundo este, na regra 1, define-se o peso da função de pertença (*membership function*) de saída μ_{B^1} , através do valor mínimo das funções de pertença que caracterizam as variáveis de entrada $\mu_{A_1^1}$ e $\mu_{A_2^1}$, como ilustrado na Figura 2.22. Note que o processo é idêntico na regra 2. Dado isto, a função de pertença que define o sinal de saída μ , resulta da conjugação das funções de pertença μ_{B^1} e μ_{B^2} .

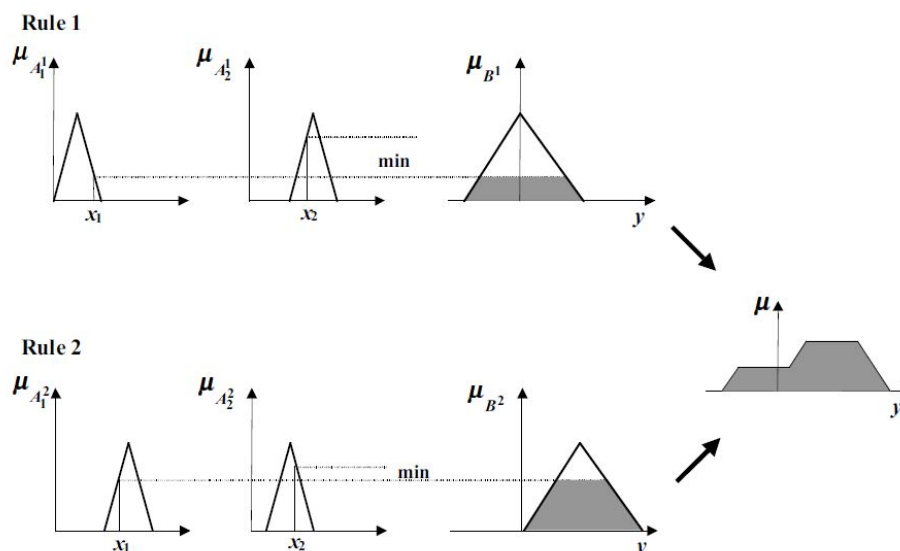


Figura 2.22: Ilustração gráfica do motor de inferência, utilizado no exemplo anterior [29]

2.3.5 Desfuzzificação (*Defuzzification*)

A Desfuzzificação (*Defuzzification*) é o processo que traduz os conjuntos Fuzzy, produzidos pelo motor de inferência, em valores numéricos com significado para o processo a controlar. Neste processo o objectivo é descobrir o valor de saída, que melhor representa as regras definidas pelas variáveis de entrada. Para o exemplo da Figura 2.23, as regras a avaliar correspondem às funções de pertença $\mu(1)$ e $\mu(2)$. Existem muitas metodologias que traduzem processos de desfuzzificação, algumas podem ser encontradas no artigo [31].

De todos os processos de desfuzzificação destacam-se dois, o método do centro de gravidade (COG) e o método da média da máxima (MeOM). O método COG define a o valor de saída (y_{output}) como o valor do centro de gravidade da função de pertença, que define o conjunto Fuzzy das regras em análise. Matematicamente define-se o valor de saída através da equação (2.31) [26; 28].

$$y_{output} = \frac{\sum_i b_i \int \mu(i)}{\sum_i \int \mu(i)} \quad (2.31)$$

Onde, b_i , define o centro da função de pertença consequente da regra (i), por outro lado $\int \mu(i)$, define

a área sobre a função de pertinência ($\mu(i)$). A Figura 2.23 caracteriza o processo de desfuzificação. Nesta definem-se as funções de pertinência μ_{B^1} e μ_{B^2} que caracterizam os valores de saída B^1 e B^2 , associados à variável de saída B. Através da equação (2.31), que define o método COG, obtém-se o valor de saída (y_{output}).

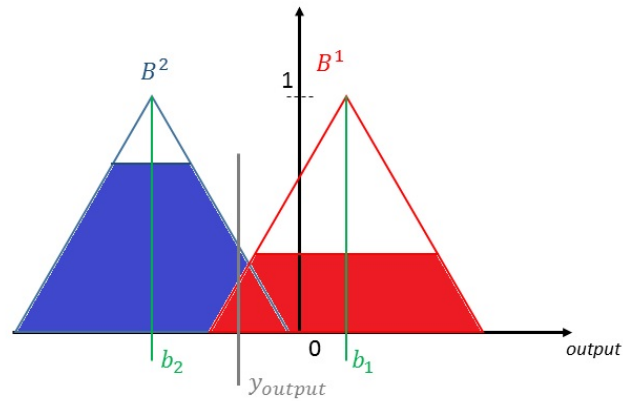


Figura 2.23: Modelo gráfico do método COG.

A aplicação do método COG, necessita de especial atenção sobre alguns aspectos. Em primeiro, a área da função de pertinência que define os valores de saída não pode ser infinita. Por outro lado, é necessária especial atenção às funções de pertinência dos valores de entrada (*inputs*) e de saída (*outputs*), uma vez que o somatório no denominador da equação (2.31) não poder ser nulo [26].

Capítulo 3

Caso de Estudo

Dado o objectivo do trabalho, o caso de estudo explora as vantagens e desvantagens da aplicação de um sistema de controlo inteligente (controlador Fuzzy), numa unidade de tratamento de ar. Numa primeira abordagem, o estudo foca-se na análise comparativa entre um controlador PID e um controlador Fuzzy, em diferentes condições de simulação. Numa outra, testa-se a integração de diferentes versões do controlador Fuzzy, num sistema SIMO.

Todo o estudo, terá por base os resultados produzidos por intermédio de simulação computacional, através da ferramenta *Simulink*. Para tal, é necessário modelar o sistema, que traduza as trocas térmicas e mássicas existentes num sistema real. A modelação do sistema tem por base definir matematicamente os processos termodinâmicos que envolvem todos os equipamentos e espaços constituintes do sistema. A primeira abordagem, parte da criação de um espaço que contabiliza os ganhos térmicos e mássicos ambientais. As considerações e equações que definem esse modelo estão presentes na secção 3.1. Por outro lado, a modelação do sistema envolve a modelação dos componentes que constituem a UTAN, de acordo com os processos psicrométricos que estes realizam. Por opção, o caso de estudo tem por base um sistema constituído por uma bateria de frio e um ventilador. No entanto, apenas a bateria de frio é modelada segundo o processo psicrométrico que descreve, desprezando-se assim o aquecimento sensível, por efeito de Joule, do ventilador. O sistema que descreve o processo psicrométrico inerente a uma bateria de frio é de todo um sistema não linear, pois não obedece às propriedades da sobreposição e homogeneidade. Dada esta característica, optou-se por recorrer a um modelo de uma bateria de frio, obtido experimentalmente, cujo seu desenvolvimento está descrito na referência bibliográfica [32].

Definidos todos os modelos dos componentes que constituem o sistema, segue-se a simulação do mesmo. Na secção 3.2 são resumidas as diferentes simulações efectuadas, referindo para cada caso o objectivo primordial da simulação.

Por fim, são enunciados os tipos de controladores utilizados, destacando os parâmetros de *design* dos mesmos.

3.1 Modelo da zona

Caracterizar termicamente um espaço, segundo uma abordagem teórica é impraticável, devido à complexidade que este apresenta. Por definição um sistema térmico é aquele que envolve transferência de calor de um meio para outro [5].

Com o intuito de simplificar o modelo da zona, optou-se por realizar uma modelação compacta (*lumped-parameter model*) em detrimento de uma modelação paramétrica (*distributed parameter model*), neste tipo de modelação assume-se que a diferença de temperatura dentro de cada grupo é desprezável [33]. Admite-se que as substâncias que são caracterizadas através da resistência ao fluxo de calor têm capacitância térmica desprezável, e que as substâncias que são caracterizadas pela capacitância térmica têm uma resistência ao fluxo de calor desprezável [5]. Existem três tipos de transmissão de calor entre corpos, dos quais apenas foram considerados no modelo a transmissão de calor por condução e por convecção, desprezando-se assim a radiação.

O modelo da zona é caracterizado por quatro variáveis de estado: A temperatura da zona (T_z [$^{\circ}C$]), a temperatura da parede (T_p [$^{\circ}C$]) a humidade específica do ar da zona (W_z [kg/kg_a]) e a concentração de dióxido de carbono do ar da zona (C_z [kg/m^3]). Com o intuito de simplificar o modelo assume-se uma distribuição de temperatura do ar uniforme e uma massa específica constante e não dependente da temperatura. Uma vez que não é contabilizada a transmissão de calor por radiação, o modelo não tem em conta a orientação das envolventes. Das fronteiras, desprezam-se os ganhos térmicos do solo e do tecto, contabilizando-se apenas os ganhos térmicos das paredes, cuja sua influência é igual entre si. Por outro lado, considera-se que o espaço é completamente estanque, por esse motivo não são contabilizadas perdas ou ganhos de pressão através de exfiltrações e infiltrações. São ainda contabilizados ganhos térmicos adicionais provenientes de pessoas, iluminação e equipamentos. As equações (3.1), (3.2), (3.7) e (3.8) são obtidas através da aplicação de um balanço térmico e mássico ao sistema, tendo em conta as simplificações descritas anteriormente.

Balanço energético

$$C_z \frac{\delta T_z}{\delta t} = f_{sa} \rho_a C_{pa} (T_{sa} - T_z) + 4U_p A_p (T_p - T_z) + Q(t) \quad (3.1)$$

$$C_p \frac{\delta T_p}{\delta t} = U_p A_p (T_z - T_p) + U_p A_p (T_o - T_p) \quad (3.2)$$

Onde: T_z define a temperatura da zona ($^{\circ}C$); T_{sa} define a temperatura do ar insuflado ($^{\circ}C$); T_p define a temperatura da parede ($^{\circ}C$); T_o define a temperatura exterior ($^{\circ}C$); $Q(t)$ define o ganho térmico devido a pessoas e equipamentos no interior do espaço (W); f_{sa} representa o caudal de ar insuflado no espaço (m^3/s); ρ_a representa a massa específica do ar (kg/m^3); Cp_a representa o calor específico do ar ($kJ/kg^{\circ}C$); C_z representa a capacidade térmica da zona ($kJ/^{\circ}C$); U_p representa o coeficiente global de transferência de calor ($W/m^2^{\circ}C$); A_p representa a área da parede (m^2); C_p representa a capacidade térmica da parede ($kJ/^{\circ}C$).

A capacidade térmica (C_x) é definida através da razão entre o calor entregue (ou removido) a um objecto e a variação de temperatura conseguida, esta tem unidades de $kJ/^{\circ}C$ e pode ser calculada através do produto entre o calor específico da substância e a sua massa (equação (3.3)) [34; 35; 36; 37; 38].

$$C_x = Cp_x * m_x \quad (3.3)$$

Onde: C_x define a capacidade térmica da substância x ($kJ/^{\circ}C$); Cp_x define o calor específico da substância x ($kJ/kg^{\circ}C$); m_x define a massa de substância x (kg).

Estimar capacidade térmica de uma sala, pode ser uma tarefa bastante complexa, visto que é necessário estimar a massa da sala, contabilizando todos os materiais constituintes desta. No caso de estudo, adaptou-se a metodologia de cálculo da capacidade térmica de uma sala, apresentada na bibliografia [38]. Esta considera para o cálculo, os contributos do volume de ar no espaço, das "coisas" (móveis, equipamentos, entre outros...) e das paredes exteriores. O cálculo da capacidade térmica da zona, no caso de estudo, não contabiliza o contributo das paredes, visto que as equações que definem o balanço energético da zona, caracterizam separadamente a capacidade térmica da zona (C_z) e a capacidade térmica das paredes (C_p). A capacidade térmica do ar na zona (C_{ar}), é calculada pelo produto entre o calor específico a volume constante do ar (Cv_a) e o volume da zona (V_z), como define a equação (3.4) [38; 39].

$$C_{ar} = Cv_a V_z \quad (3.4)$$

O cálculo da capacidade térmica das "coisas" (C_{st}), definido pela equação (3.5), é dado pelo produto entre o calor específico e a massa total de todas as "coisas" (m_{st}). Sendo que neste caso o calor específico das "coisas" aproximado pelo calor específico da água (Cp_{ag}) [38].

$$C_{ar} = Cp_{ag} m_{st} \quad (3.5)$$

A equação 3.6, define a capacidade térmica da zona, através das suposições realizadas anteriormente.

$$C_z = C_{v_a} V_z + C_{p_{a_g}} m_{st} \quad (3.6)$$

Onde: m_{st} representa a massa de todas as "coisas" (kg); C_{v_a} define o calor específico do ar a volume constante ($kJ/m^3 \cdot ^\circ C$); V_z representa o volume da zona (m^3); $C_{p_{a_g}}$ define o calor específico da água a pressão constante ($kJ/kg \cdot ^\circ C$).

Por outro lado, atribuiu-se um valor para a capacidade térmica da parede, na mesma ordem de grandeza do valor sugerido na referência [35] ($60 kJ/^\circ C$), por sua vez este deriva da equação (3.3), quando aplicada para a uma parede.

Em suma, a equação (3.1), define a taxa de energia trocada na zona, através da diferença entre a energia transferida para a zona, por condução e convecção, e a energia removida da zona, acrescida da energia gerada internamente, pela iluminação, pessoas e equipamentos. Por sua vez, a equação (3.2) define a taxa de energia trocada através da parede, mediante a diferença de temperatura entre as temperaturas da zona e do exterior.

Balanco mássico à humidade específica

$$V_z \frac{\delta \omega_z}{\delta t} = f_{sa} (\omega_{sa} - \omega_z) + \frac{P(t)}{\rho_a} \quad (3.7)$$

Onde: ω_z define a humidade específica da zona (kg/kg_a); ω_{sa} define a humidade específica do ar insuflado (kg/kg_a); $P(t)$ define uma taxa de evaporação no interior do espaço (m^3/s).

Segundo a equação (3.7), a variação da mistura no espaço é igual a diferença entre o vapor adicionado e removido, contabiliza-se ainda como ganho o vapor gerado no interior da zona [35; 36; 37; 38].

Balanco mássico à concentração de CO_2

Pelo princípio da conservação da massa, aplicado à concentração de dióxido de carbono, obtém-se a equação (3.8) [40].

$$V_z \frac{\delta CO_{2z}}{\delta t} = f_{sa} (CO_{2sa} - CO_{2z}) + G(t) \quad (3.8)$$

Onde: CO_{2z} define a concentração de CO_2 na zona (kg/m^3); CO_{2sa} define a concentração de CO_2 do ar insuflado (kg/m^3); $G(t)$ define a geração ou consumo de CO_2 no interior do espaço (kg/s).

3.1.1 Parâmetros do modelo da zona

Nesta secção são apresentados os valores atribuídos aos parâmetros que caracterizam o modelo da zona, anteriormente definidos.

- **Envolventes**

- Área da Parede (A_p) - Este parâmetro define a área total das envolventes, sendo que para o caso de estudo estipulou-se que as envolventes seriam todas iguais e tomam o valor de $1 m^2$ cada.

$$A_p = 1 m^2$$

- Coeficiente global de transmissão de calor da parede (U_p) - Este parâmetro define a capacidade de transferir calor através de uma serie de barreiras, condutivas e convectivas.

$$U_p = 1 W/m^2K$$

- Capacidade Térmica da parede (C_p) - Este parâmetro define a capacidade de armazenar calor na envolvente, sendo esta dependente da constituição da parede. O valor atribuído é meramente indicativo, no entanto foi tido em atenção a ordem de grandeza do valor de $60kJ/K$, referenciado na bibliografia [35].

$$C_p = 50 kJ/K$$

- **Ar**

As propriedades que definem o ar, foram especificadas para a temperatura de *setpoint* $24^\circ C$, considera-se este valor por ser impossível estimar com precisão a temperatura média no interior do espaço.

- Calor específico (C_{v_a}) - Define a quantidade de energia necessária, para elevar em um grau a temperatura de um quilograma de uma substância.

$$C_{v_a} = 1.29 kJ/m^3{}^\circ C$$

- Massa específica do ar (ρ_{ar}) - Define-se pelo quociente entre a massa e o volume de ar num espaço.

$$\rho_{ar @24^\circ C} = 1.1880 kg/m^3$$

- **Zona**

- Capacidade Térmica da Zona (C_z) - Este parâmetro define a capacidade de acumular calor no espaço. O valor atribuído tem por base a formulação apresentada na secção 3.1, equação (3.6). Para o efeito, considerou-se uma massa total das "coisas" de 10 kg.

$$C_z = C_{va} V_z + C_{pag} m_{st} = 1.29 \times 1 + 10 \times 4182 = 1290 + 41820 = 43110 \text{ J/K}$$

- Volume Zona (V_z) - Este parâmetro define o volume total do espaço (valor meramente indicativo).

$$V_z = 1 \text{ m}^3$$

Tratando-se de um caso de estudo hipotético, optou-se por atribuir valores meramente indicativos em certos parâmetros, como no volume da zona, na área das envolventes, no coeficiente global de transmissão de calor, na capacidade térmica da zona e na capacidade térmica da parede (contudo garante-se o significado físico dos parâmetros).

3.1.2 Temperatura Exterior

Uma vez que um dos objectivos da simulação dos controladores é prever a reacção do mesmo numa situação real, optou-se por aproximar as condições de temperatura exterior do modelo à realidade. Para esse efeito recorreu-se ao software *Hourly Analysis Program 4.80* da *Carrier*, que permite simular um dia típico de cada mês para todos os meses do ano, fornecendo dados da temperatura de bolbo seco e bolbo húmido, de todas as horas do dia.

Na simulação foram utilizados os valores de um dia típico do mês de Julho, disponíveis na tabela A.1 no anexo A, no entanto por opção, decidiu-se fazer corresponder cada segundo de simulação a dez segundos de tempo real. Esta abordagem, permite reduzir o tempo total da simulação computacional.

Por sua vez, dado que a variação da temperatura exterior é lenta, considera-se que o controlo consegue estabilizar a resposta ao longo destas pequenas variações. Com o intuito de representar este factor na simulação, permite-se através do tempo simulado que a resposta do controlador atinja sempre a estacionariedade entre as variações de temperatura.

3.2 Simulação

Para efeitos de simulação, construiu-se um sistema composto pelo sistema de controlo, pela bateria de frio e pela zona, simplificando bastante a complexidade de uma UTA. Em suma, o processo

caracteriza-se pela entrada de ar novo na UTAN, que atravessa a bateria de arrefecimento e que é insuflado no espaço à temperatura de saída da mesma. Com esta abordagem simplista, pretende-se facilitar o controlo do sistema, pois um maior número de componentes iria elevar a complexidade do sistema de controlo e dificultar a análise de resultados. Por outro lado, dada a constituição da unidade, apenas faz sentido simular condições de verão, cuja temperatura exterior é maioritariamente superior ao *setpoint* de temperatura no interior da zona, por este motivo optou-se por simular um dia típico de Julho em detrimento de um mês menos quente.

A partir dos modelos da bateria de frio e da zona foi construído o diagrama de blocos do sistema, optando-se por uma modelação em sistema de anel fechado, pois há necessidade de realizar um controlo rigoroso à temperatura no interior da zona. Atendendo às limitações do sistema, apenas faz sentido utilizar as equações que regem a variação da temperatura no interior da zona (equações (3.1) e (3.2)).

As simulações separam-se numa forma geral em dois grupos, num primeiro grupo compara-se a resposta de dois tipos de controladores diferentes, controlador Fuzzy e PID. Num segundo grupo deixa-se de lado a comparação entre os dois tipos de controladores e parte-se para uma análise direccionada apenas para o controlador inteligente (Fuzzy). A Tabela 3.1, resume o tipo de simulações realizadas, segundo as suas características e o tipo de controlo utilizado.

Tabela 3.1: Tabela resumo das simulações.

Tipo de Simulação	Características da Simulação	Controlo
PID vs Fuzzy	Entrada em Degrau, a Caudal Constante	Sistemas do tipo SISO
	Entrada em Degrau, a Caudal Variável	
	Temperatura Exterior Variável, a Caudal Constante (Sistema SISO)	
Fuzzy	Temperatura Exterior Variável, a Caudal Variável (Sistema SIMO)	Sistemas do tipo SIMO
	Fuzzy, Sistema SIMO	

As simulações realizadas têm o objectivo de explorar as respostas dos controladores quando submetidos a condições ambientais e parâmetros de design diferentes. Em todas, foram consideradas as mesmas condições iniciais, sendo estas definidas pelas temperaturas iniciais no interior da zona e da parede, admitindo-se uma temperatura de 24 °C em ambas as condições. Esta opção tem por base as condições de *setpoint* definidas para o controlador, e desta forma considera-se que o espaço está inicialmente em condições ideais.

Entrada em Degrau, a caudal constante

A Figura 3.1 ilustra o diagrama de blocos utilizado para a simulação no software Simulink do Matlab, construído com base num anel de controlo fechado. O sistema de controlo é composto por três elementos, o controlador que recebe a diferença entre o *setpoint* e a temperatura da zona, denominado erro da temperatura e, envia o sinal de regulação da válvula de água fria da bateria de arrefecimento. A bateria de arrefecimento, representada pelo bloco "CoolingCoilnew", recebe os sinais do controlo do caudal de água fria, da temperatura exterior e do caudal de ar, e em função destes gera o sinal da temperatura de insuflação. Ao longo da simulação, o caudal de ar e a temperatura exterior são mantidos constantes. E por último, o bloco "Temperature" representativo do modelo da zona (apresentado na secção 3.1). Este recebe os sinais do caudal de ar, da temperatura de insuflação, da temperatura exterior e da taxa de geração de calor no interior do espaço, e produz o sinal da temperatura da zona. Na secção 4.1.1 são detalhadas as condições de insuflação, de temperatura exterior e *setpoint* simuladas.

Com a simulação pretende-se conhecer e concluir sobre a evolução da resposta dos controladores Fuzzy e PID, quando submetidos a uma diferença de temperatura (entre o *setpoint* e a temperatura exterior) e caudal constantes. A análise dos resultados é fundamentada através dos parâmetros que a caracterizam, sendo estes o tempo de subida (*rise time*), tempo de acomodação (*settling time*) e o sobreimpulso (*overshoot*).

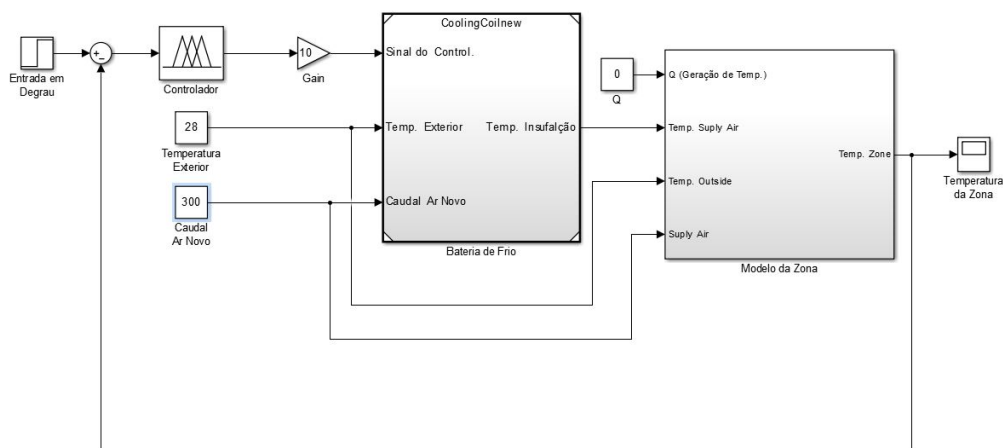


Figura 3.1: Ambiente de simulação, degrau unitário a caudal constante, cont. Fuzzy.

Através desta simulação, muito longe das condições reais de funcionamento do sistema, pretende-se dar a conhecer parâmetros como, o tempo necessário para que a resposta atinja o estado estacionário ou, o tempo da resposta em regime transiente ou ainda, a gama de temperaturas em que o sistema vai oscilar.

Entrada em Degrau, a caudal variável

Nesta simulação pretende-se observar o comportamento do sistema quando submetido a diferentes regimes de funcionamento, conseguidos através da variação do caudal de ar. Para tal, submete-se o sistema a um degrau unitário definido pelos parâmetros descritos na secção 4.1, faz-se variar o caudal de ar segundo três regimes, um baixo, um intermédio e um elevado, e em ambos a resposta atinge o estado estacionário. A Figura 3.2 ilustra o diagrama de blocos, utilizado na simulação em software, construído à semelhança do diagrama caracterizado na simulação anterior.

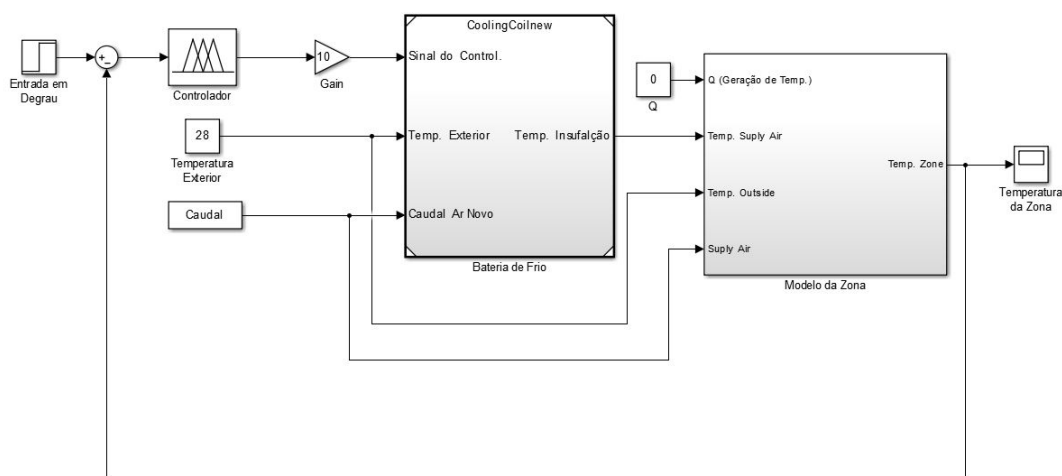


Figura 3.2: Ambiente de simulação, degrau unitário a caudal variável, cont. Fuzzy.

Esta simulação permite compreender, de um modo geral, como se desenvolve o controlo do caudal de água quando o sistema é sujeito a três regimes de funcionamento distintos. A variação nos regimes de caudal de ar tem o objectivo de criar alterações na dinâmica do sistema, obrigando o controlador a reagir de forma a atingir o *setpoint*.

Temperatura exterior variável, a caudal constante (SISO)

Seguindo a mesma análise comparativa entre os dois controladores, submete-se o sistema a condições de temperatura exterior variável, através da utilização dos dados obtidos no software *Hourly Analysis Program 4.80* da Carrier, referidos na secção 3.1.2. Nesta análise, o controlador está integrado num sistema do tipo SISO, deixando de parte a regulação do caudal de ar.

Como referido anteriormente na secção 3.1.2, a simulação decorre num período equivalente a 24 horas, mas para efeitos de simulação faz-se corresponder cada segundo simulado a dez segundos

reais. Com estas condições de simulação, pretende-se aproximar o sistema das condições de temperatura reais. A Figura 3.3 ilustra o diagrama de blocos, utilizado na simulação em software, em tudo semelhante ao diagrama caracterizado para a simulação "entrada em degrau, a caudal constante".

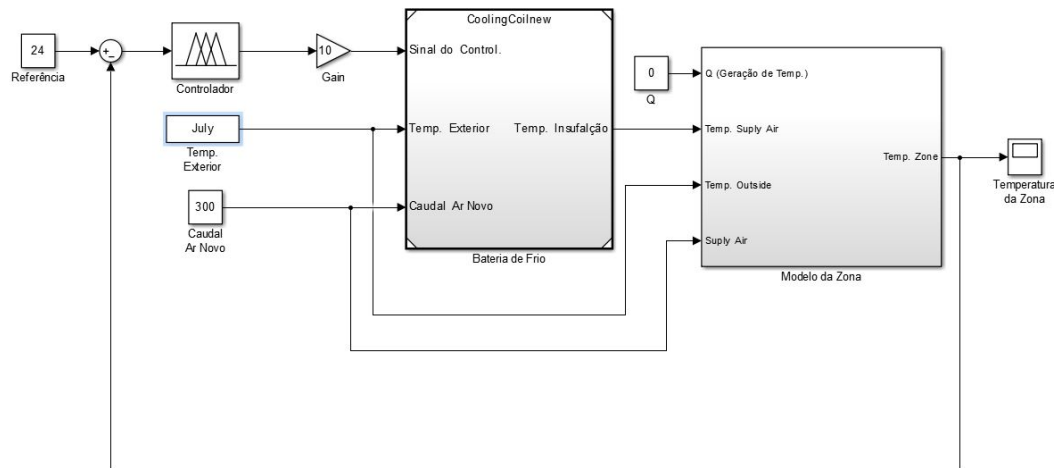


Figura 3.3: Ambiente de simulação, temperatura exterior variável a caudal constante, cont. Fuzzy.

O principal objectivo desta simulação é analisar o comportamento da acção de controlo sobre o caudal de água em função da variação do caudal de ar, para as mesmas condições de temperatura exterior.

Temperatura exterior variável, a caudal variável (SIMO)

Ao longo deste grupo de simulações têm sido testadas, de forma progressiva, condições cada vez mais semelhantes às condições reais de funcionamento de um sistema deste tipo. Nesta simulação, através do controlo simultâneo sobre os caudais de água e ar, que atravessam a bateria de frio, consegue-se um controlo total desta. No caso do controlo clássico, foi com o recurso a dois controladores PID integrados em dois anéis de controlo, um responsável pela regulação do caudal de água fria e outro, pelo caudal de ar (como ilustra a Figura 3.4). O controlador Fuzzy, ao contrário do anterior, permite regular ambos os caudais com o recurso a um só controlador.

Com esta simulação, pretende-se comparar as acções de controlo dos controladores Fuzzy e PID, em condições cujos resultados são facilmente extrapolados para a realidade. A Figura 3.4 ilustra o ambiente de simulação em software, semelhante ao descrito para as simulações anteriores, com excepção da introdução de um anel de controlo do caudal de ar. Como nota, o tempo de simulação é igual ao do teste Temperatura exterior variável, a caudal constante.

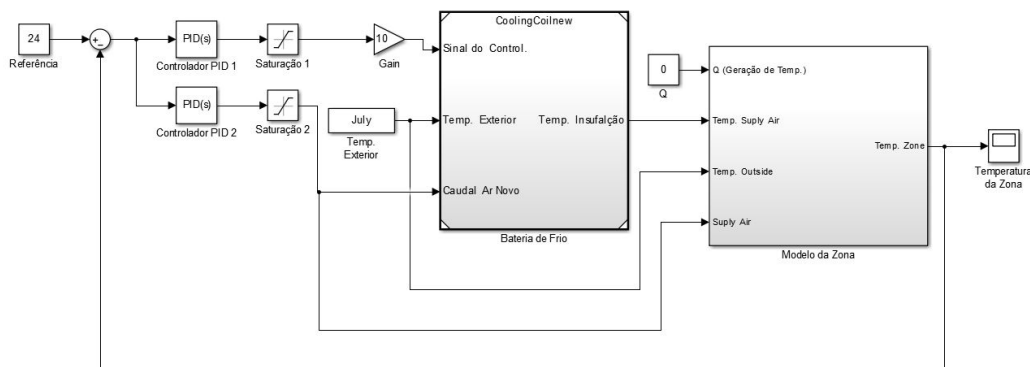


Figura 3.4: Ambiente de simulação, temperatura exterior e caudal variável, cont. PID.

Nesta simulação, acoplaram-se dois controladores PID, em dois anéis de controlo com a mesma entrada (erro da temperatura, representado na Figura 3.4). Após realizados testes de parametrização ao controlador, concluiu-se que esta solução, trás problemas de parametrização (*tunning*) aos controladores. Na secção secção 3.3.2.2 são referidos e analisados os problemas deste tipo de sistema.

Fuzzy, sistema SIMO

Nesta última simulação, o objectivo é avaliar diferentes configurações de design do controlador Fuzzy, quando submetidas às mesmas condições de simulação. Para tal, foram criadas diferentes matrizes de regras que definem diferentes acções de controlo, representadas na secção 3.3, pelas Tabelas 3.3, 3.4 e 3.5. No sistema em anel fechado, definido pela Figura 3.5, permite-se que o controlador Fuzzy tenha controlo total sobre a regulação da temperatura no interior do espaço, através da regulação do caudal de água fria e do caudal de ar, que atravessam a bateria de frio.

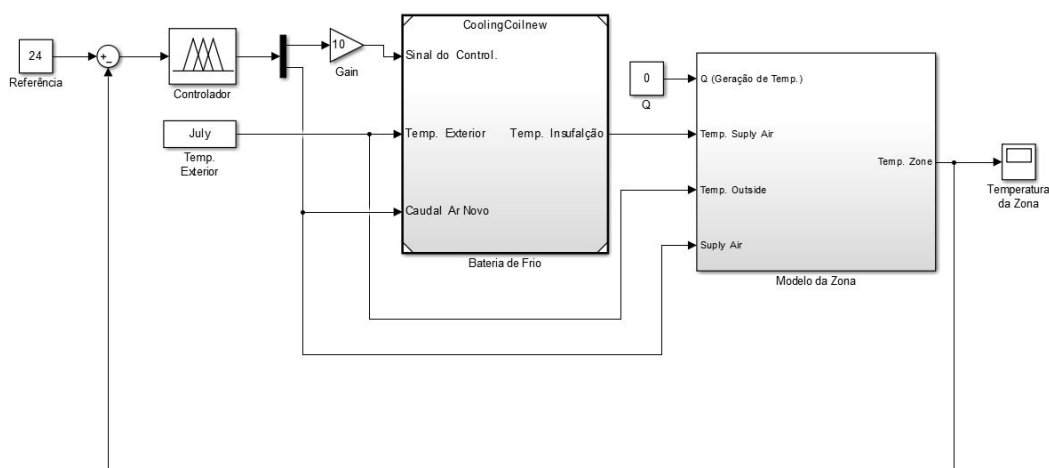


Figura 3.5: Ambiente de simulação, temperatura exterior e caudal variável, cont. Fuzzy.

Com esta simulação, pretende-se explorar as potencialidades de um controlador Fuzzy apenas com a alteração das regras que definem a acção de controlo. Sendo este controlador um sistema mais aberto, no sentido em que permite uma maior intervenção no seu *design* do que um controlador clássico, o estudo pode ser considerado limitado. No entanto, como demonstrado na secção 3.3, o seu *design* é bastante complexo, e desta forma, a análise do sistema de controlo pode tornar-se bastante difícil.

3.3 Controlo

O presente subcapítulo, dá a conhecer a abordagem utilizada no *design* dos controladores PID e Fuzzy, utilizados nas diferentes simulações e, para tal, concebeu-se dois tipos de controladores, um tipo para implementar nos sistemas SISO e outro para implementar nos sistemas SIMO.

3.3.1 Sistemas do tipo SISO

Dado o tipo de sistema, os controladores apresentados nas secções 3.3.1.1 e 3.3.1.2 serão aplicados nas simulações: Entrada em degrau a caudal constante, a caudal variável e a temperatura exterior variável a caudal constante.

3.3.1.1 Controlador Fuzzy

Na primeira abordagem ao controlador Fuzzy define-se quais as variáveis de entrada (*inputs*) e de saída (*outputs*) do controlador. Neste caso, definiu-se como variável de entrada, o erro da temperatura $e(t)$, formulado pela equação (3.9) e, como variável de saída, optou-se pelo controlo da válvula de água fria da bateria de arrefecimento.

$$e(t) = \text{Setpoint} - \text{Temperatura da Zona} \quad (3.9)$$

O próximo passo é decidir o tipo de funções de fuzificação (*fuzzification functions*) que serão utilizadas. Dado que, as variações de temperatura são pouco acentuadas no tempo, não existe a necessidade de utilizar funções de fuzificação complexas, pois aumentariam significativamente o tempo de computação e de implementação. Por este motivo, optou-se por utilizar funções do tipo trapezoidais e triangulares, como sugerido na referência [41]. Conhecidas as funções de fuzificação, são estabelecidas as variáveis linguísticas associadas às variáveis de entrada (*inputs*) e saída (*outputs*) do controlador. À variável de entrada erro da temperatura, foram associadas as seguintes variáveis linguísticas:

- EN - Elevado e Negativo;
- PN - Pequeno e Negativo;

- Z - Zero;
- PP - Pequeno e Positivo;
- EP - Elevado e Positivo.

Note que, quanto maior o número de variáveis linguísticas mais complexo, mas mais sólido, é o controlo do sistema. Dado isto, é importante ponderar, em função da aplicação pretendida, o número de variáveis linguísticas a atribuir às variáveis de entrada e saída. Pela complexidade do sistema, criaram-se variáveis linguísticas para a variável de entrada (*input*) de forma a garantir dois tipos de erro, positivo e negativo, especificados em dois níveis de certeza, pequeno ou elevado e, um tipo de erro neutro, o zero.

As variáveis linguísticas são bastante claras no sentido que se pretende, pois um erro pequeno e positivo traduz uma temperatura da zona menor que o *setpoint* e é caracterizado por uma amplitude de erro reduzida. Para o efeito, estabeleceu-se um intervalo de atuação do controlador, compreendido entre $[-5^{\circ}C, 5^{\circ}C]$. A Figura 3.6 ilustra o ambiente da *toolbox* Fuzzy no software Matlab, onde se caracterizam os valores linguísticos ("pequeno", "grande", "negativo", entre outros) e respectivas funções de pertença, associados às variáveis linguísticas de entrada ("erro da temperatura").

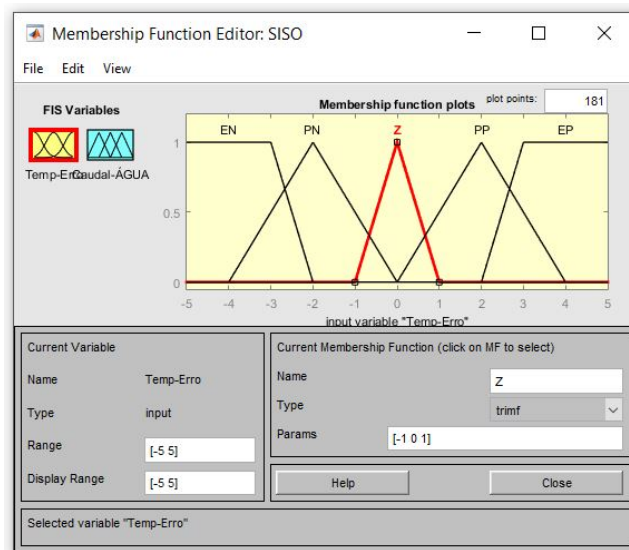


Figura 3.6: Funções de pertença do "erro da temperatura", em *Matlab*.

Em função das considerações supra mencionadas, definiram-se as funções de pertença da seguinte forma (a nomenclatura adotada para definir as funções é igual à utilizada em software, note a referência [42]):

- EN = função trapezoidal, definida pelos parâmetros [-5 -5 -3 -2];
- PN = função triangular, definida por [-4 -2 0];
- Z = função triangular, definida por [-1 0 1];
- PP = função triangular, definida por [0 2 4];
- EP = função trapezoidal, definida por [2 3 5 5].

Por outro lado, optou-se por caracterizar a variável de saída do controlador através das seguintes variáveis linguísticas:

- Z - Zero;
- B - Baixo;
- M - Médio;
- E - Elevado.

Desta forma, distingue-se a acção sobre a válvula de regulação do caudal de água, em quatro níveis. Sendo que, a variável linguística **Z** (Zero) compreende um caudal muito reduzido a nulo e as restantes traduzem caudais de acordo com o significado da palavra. Para o efeito, limitou-se a atuação do controlador através do intervalo [0, 1], mas como a válvula recebe uma tensão entre 0 e 10 volts é necessário aplicar um ganho de 10 à saída do controlador. A Figura 3.7, representa as funções de pertença que caracterizam a acção da regulação do caudal de água.

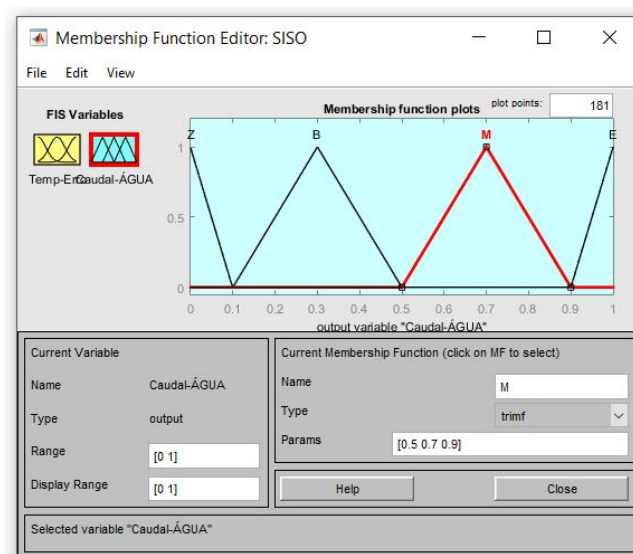


Figura 3.7: Funções de pertença do caudal de água, em *Matlab*.

Por sua vez, definiram-se as funções de pertença em *Matlab* da seguinte forma [42]:

- Z = função triangular, definida pelos parâmetros [0 0 0.1];
- B = função triangular, definida por [0.1 0.3 0.5];
- M = função triangular, definida por [0.5 0.7 0.9];
- E = função triangular, definida por [0.9 1 1];

O próximo passo do *design* é definir as regras do tipo *IF - THEN*, que caracterizam a acção de controlo, através da matriz de regras. Para a aplicação em causa, formulou-se o conjunto de regras caracterizado na Tabela 3.2. Dada a simplicidade do sistema e do controlo, não faz sentido utilizar condições lógicas através da aplicação das condições *OR* ou *AND*. Por isso, optou-se por fazer uma correspondência directa entre as variáveis linguísticas que definem a entrada e a saída.

Tabela 3.2: Matriz de regras, sistema SISO.

Bloco Precedente	Bloco Consequente
IF Erro é EN	THEN Caudal de água é E
IF Erro é PN	THEN Caudal de água é M
IF Erro é Z	THEN Caudal de água é Z
IF Erro é PP	THEN Caudal de água é Z
IF Erro é EP	THEN Caudal de água é Z

Para a construção da matriz de regras anteriormente definidas, foram feitas as seguintes considerações: Para reduzir um erro de temperatura negativo, que indica uma temperatura da zona superior ao *setpoint*, é necessário aumentar o caudal de água fria que atravessa a bateria de arrefecimento. Por outro lado, para atenuar um erro positivo é necessário cortar ou reduzir a alimentação de água fria à bateria de arrefecimento. Numa outra perspectiva, um erro quantificado por elevado, necessita de uma intervenção mais ríspida da acção de controlo, do que um erro quantificado como baixo.

De seguida, no processo de *design* define-se o método de desfuzificação, optando-se por utilizar o método do centro de gravidade (*centroid method*), descrito na secção 2.3.5. Dadas as condições de *design* definidas anteriormente, a acção de controlo é ilustrada pelo gráfico da Figura 3.8, que representa em função dos valores de entrada ("erro da temperatura"), os valores de saída ("caudal de água").

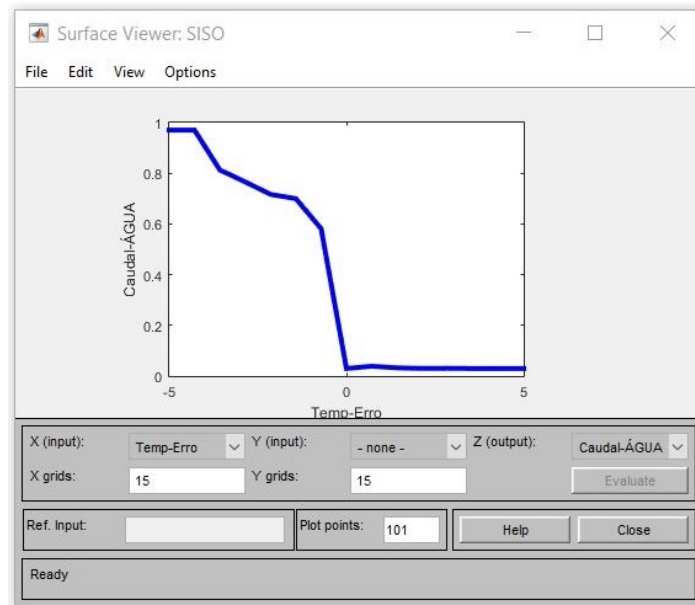


Figura 3.8: Gráfico de actuação sobre o caudal de água, para o cont. Fuzzy SISO.

Com o intuito de melhor compreender a acção de controlo, elabora-se de seguida um exemplo com base na Figura 3.9, ilustrativa dos processos inerentes ao motor de inferência.

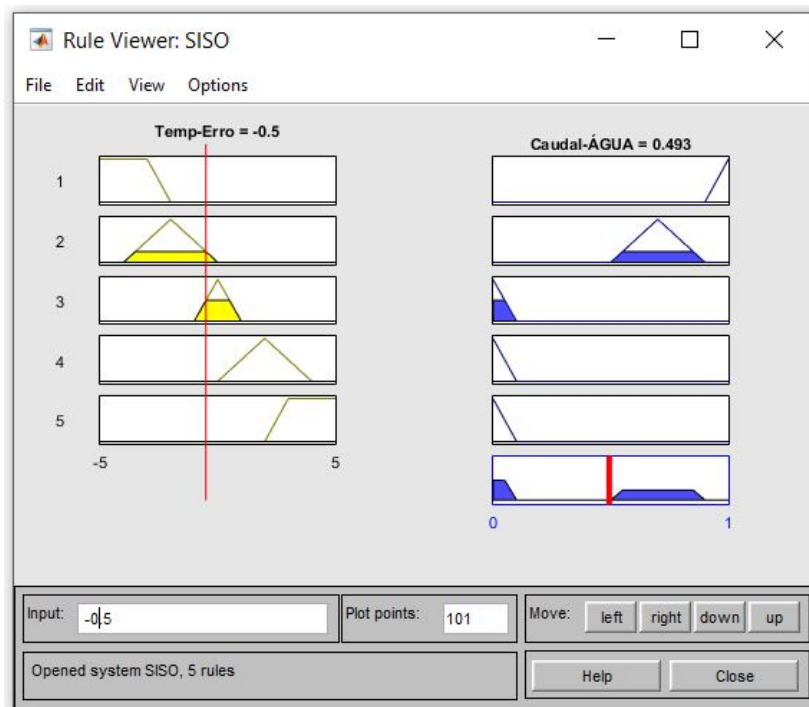


Figura 3.9: Ambiente gráfico em Matlab, da actuação do cont. Fuzzy do tipo SISO.

O controlador recebe um sinal de entrada com o valor de -0.5 e faz corresponder todas as funções de pertença definidas num intervalo que contenha esse valor. No exemplo, apenas as funções de pertença caracterizadas pelas variáveis linguísticas "Zero" (Z) e "Pequeno e Negativo" (PN) contêm esse valor,

sendo estas definidas entre os intervalos $[-4, 0]$ e $[-1, 1]$, respectivamente, e pelas seguintes funções triangulares:

- $PN = [-4 \ -2 \ 0]$;
- $Z = [-1 \ 0 \ 1]$.

A partir da matriz de regras, representada pela Tabela 3.2, a acção de controlo aplica as regras que caracterizam um erro PN e Z, seguidamente definidas:

- If Erro é **PN** THEN Caudal de água é **M**;
- If Erro é **Z** THEN Caudal de água é **Z**.

A partir da correspondência directa entre as funções de pertença de entrada PN e Z e as funções de pertença de saída M e Z, o sistema define a acção de saída. Note que, o peso das funções de entrada é igual ao das funções de saída. As funções de pertença de saída são definidas pelas funções triangulares:

- $M = [0.5 \ 0.7 \ 0.9]$;
- $Z = [0 \ 0 \ 0.1]$.

Definidas as funções de pertença de saída, é através da aplicação do método de desfuzificação, do centro de gravidade, que se obtém o valor de saída de 0.493.

3.3.1.2 Controlador PID

A parametrização (*tunning*) do controlador PID tem por base os parâmetros que caracterizam a simulação, temperatura exterior variável a caudal constante. Sendo esta definida por um *setpoint* de 24 °C, um caudal constante de 300 l/s, pelos parâmetros da zona enunciados na secção 3.1.1 e pelos dados de temperatura indicados na secção 3.1.2.

Dentro da gama de caudais simulados (75, 150, 225, 300, 375 e 450 l/s), optou-se para a parametrização do controlador, por um valor intermédio. No entanto, entre 225 l/s e 300 l/s, optou-se por um caudal superior, pois é expectável que quanto maior for este valor, maior é a dificuldade do controlador em estabilizar a resposta e, nesta perspectiva, espera-se uma acção de controlo mais estável em condições de maior caudal.

O processo de parametrização do controlador PID foi realizado através da *toolbox* do Matlab, que tem por base, um critério de optimização em função do *design* pretendido, como explicado na secção 2.2.6. No ambiente de parametrização em Matlab, ilustrado pela Figura 3.10, é possível ajustar os parâmetros do controlador em função da resposta pretendida, através do ajuste da velocidade e da agressividade ou robustez da resposta. A Figura 3.10 ilustra a resposta do controlador segundo os parâmetros de *tunning* do controlador definidos pela Tabela 3.3.

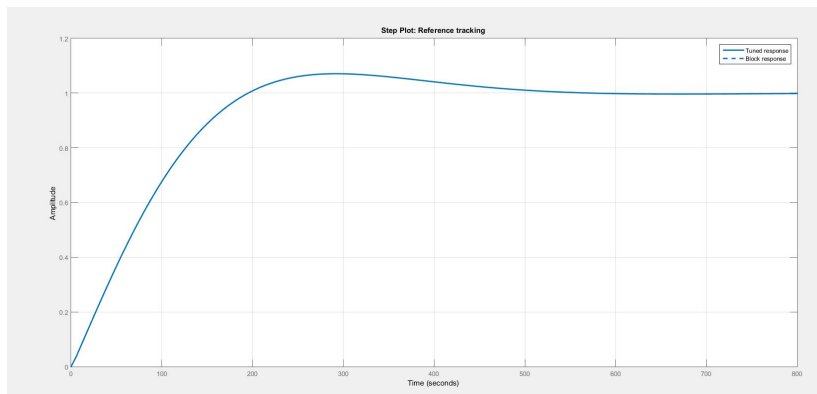


Figura 3.10: Ambiente de tuning no software *Matlab*.

O ajuste da acção de controlo teve por base dois factores, a oscilação da temperatura ao longo do dia e o número de ciclos da válvula de regulação do caudal de água fria. Dado que, as oscilações de temperatura ao longo do dia são bastante lentas, o controlador pode ter uma resposta lenta na mesma proporção. Por isso, optou-se por uma resposta que em 10 minutos atinja o estado estacionário. Por outro lado, para garantir um menor desgaste da válvula reguladora de caudal, optou-se por uma resposta mais robusta, com uma oscilação em torno do *setpoint* reduzida. A equação 3.10 define a equação do controlador, segundo os parâmetros de *tunning*, representados na Tabela 3.3.

$$P + I\frac{1}{s} + D\frac{N}{1 + N\frac{1}{s}} \quad (3.10)$$

A Tabela 3.3 define os parâmetros de *tunning* do controlador utilizados para parametrizar a acção de controlo nas simulações do tipo SISO.

Tabela 3.3: Parâmetros do controlador PID.

Parâmetros de <i>Tunning</i>	Valores
Ganho Proporcional (P)	- 0.1775
Ganho Integral (I)	- 0.0012
Ganho Derivativo (D)	- 5.8735
Coefficiente de Filtro (N)	1.2789

3.3.2 Simulação SIMO

Dado o tipo de sistema, os controladores apresentados nas secções 3.3.2.1 e 3.3.2.2 serão aplicados nas simulações: Temperatura exterior variável a caudal variável e Fuzzy sistema SIMO.

3.3.2.1 Controlador Fuzzy

O *design* do controlador Fuzzy difere do anterior na simulação do tipo SIMO, pois existe regulação do caudal de ar que atravessa a bateria de arrefecimento. Note que, os demais parâmetros, erro da temperatura e sinal de saída da válvula de regulação do caudal de água fria, se mantêm conforme a simulação do tipo SISO (secção 3.3.1.1).

Em função dos objectivos da simulação Fuzzy sistema SIMO, foram criadas diferentes versões do mesmo controlador. Cada versão tem um conjunto diferente de regras *IF - THEN* que constituem a matriz de regras apresentadas nas tabelas 3.3, 3.4 e 3.5 e que correspondem respectivamente, à versão 1, 2 e 3. Na concepção do novo controlador, atribuiu-se à variável de saída, caudal de ar, as variáveis linguísticas "Baixo" (B), "Médio" (M) e "Elevado" (E), que distinguem o caudal de ar em três níveis de intensidade. Tal como definido no caudal de água, atribuiu-se um intervalo compreendido entre [0, 1] para a regulação do caudal de ar. No entanto, dado que a unidade de tratamento de ar permite um caudal máximo de 450 l/s, é necessário introduzir um ganho de 450 à saída do controlador. A Figura 3.11 ilustra através da *toolbox* do Matlab, as funções de pertença que caracterizam a regulação do caudal de ar.

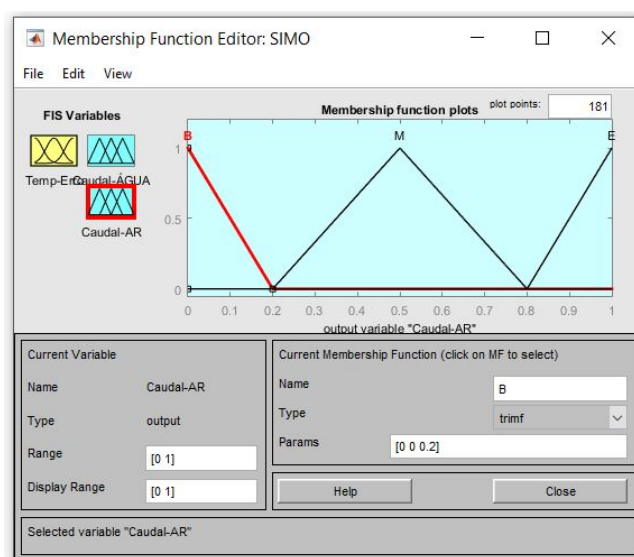


Figura 3.11: Funções de pertença do caudal de ar, em *Matlab*.

Definem-se as seguintes funções de pertença da saída através de funções triangulares, por não se justificar a utilização de funções com uma forma mais complexa, como sugerido na referência [42].

- B = função triangular, definida por [0 0 0.2];
- M = função triangular, definida por [0.2 0.5 0.8];
- E = função triangular, definida por [0.8 1 1];

O próximo passo do *design* do controlador, é a caracterização da acção de controlo, através de regras *IF-THEN*, constituintes da matriz de regras. Para tal, formulou-se conjunto de regras representado nas tabelas 3.4, 3.5 e 3.6, que definem a acção de controlo para as versões 1, 2 e 3 do controlador. Tal como no controlador do tipo SISO, adotou-se o método do centro de gravidade (*centroid method*), como método de desfuzificação.

Tabela 3.4: Matriz de regras versão 1, sistema SIMO.

Bloco Precedente	Bloco Consequente
IF Erro is EN	THEN Caudal de água é E AND Caudal de ar é M
IF Erro is PN	THEN Caudal de água é M AND Caudal de ar é B
IF Erro is Z	THEN Caudal de água é Z AND Caudal de ar é B
IF Erro is PP	THEN Caudal de água é Z AND Caudal de ar é B
IF Erro is EP	THEN Caudal de água é Z AND Caudal de ar é B

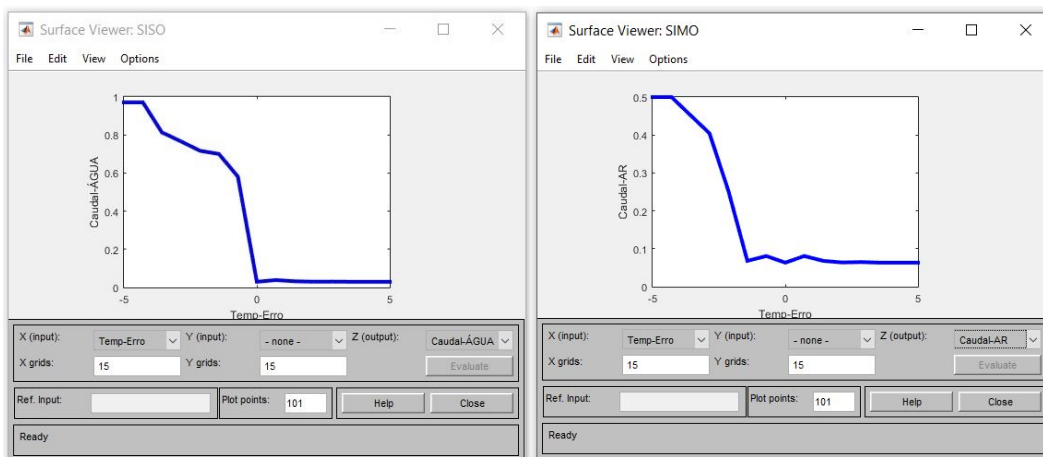
Tabela 3.5: Matriz de regras versão 2, sistema SIMO.

Bloco Precedente	Bloco Consequente
IF Erro is EN	THEN Caudal de água é E AND Caudal de ar é E
IF Erro is PN	THEN Caudal de água é M AND Caudal de ar é M
IF Erro is Z	THEN Caudal de água é Z AND Caudal de ar é B
IF Erro is PP	THEN Caudal de água é Z AND Caudal de ar é B
IF Erro is EP	THEN Caudal de água é Z AND Caudal de ar é B

Tabela 3.6: Matriz de regras versão 3, sistema SIMO.

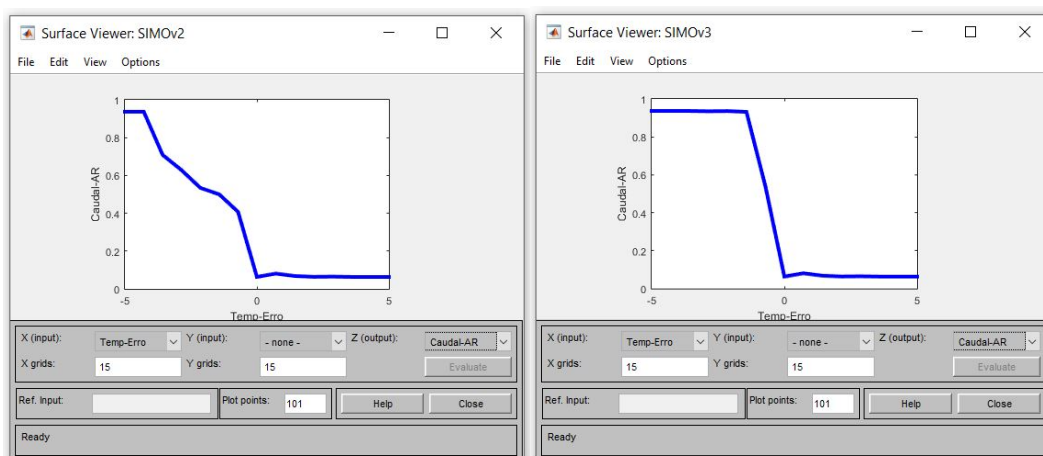
Bloco Precedente	Bloco Consequente
IF Erro is EN	THEN Caudal de água é E AND Caudal de ar é E
IF Erro is PN	THEN Caudal de água é M AND Caudal de ar é E
IF Erro is Z	THEN Caudal de água é Z AND Caudal de ar é B
IF Erro is PP	THEN Caudal de água é Z AND Caudal de ar é B
IF Erro is EP	THEN Caudal de água é Z AND Caudal de ar é B

Para as condições de design anteriormente descritas, a acção de controlo é definida pelos gráficos da Figura 3.12. Nos quais, a Figura 3.12a representa a acção de regulação da válvula de água fria, em função do valor do erro da temperatura, sendo esta igual em todas as versões do controlador. As Figuras 3.12b, 3.12c e 3.12d definem a acção de controlo do caudal de ar, em função do erro da temperatura para as versões 1, 2 e 3, respectivamente.



(a) Caudal de água, versões 1, 2 e 3.

(b) Caudal de ar, versão 1.



(c) Caudal de ar, versão 2.

(d) Caudal de ar, versão 3.

Figura 3.12: Gráficos de actuação das versões 1, 2 e 3 do cont. Fuzzy do tipo SIMO.

As diferentes versões diferem no controlo do caudal de ar, sendo que a versão 1 limita em 50% o caudal de ar permitido pela UTA, enquanto as versões 2 e 3 abrangem toda a gama. Por sua vez, as versões 2 e 3 distinguem-se através das variáveis linguísticas que definem as regras, pois para um erro da temperatura "Pequeno e Negativo", o controlador responde como "Médio" e "Elevado" nas versões 2 e 3, respectivamente. É de realçar que a versão 3 do controlador garante em toda a sua gama de actuação um maior caudal de ar, como é visível pelo declive mais acentuado da acção de controlo do gráfico 3.12d.

Com o propósito de fundamentar os processos intrínsecos ao sistema de controlo, formula-se um

exemplo aplicado à versão 1 do controlador Fuzzy, com base na Figura 3.13, que é representativa dos processos inerentes ao motor de inferência.

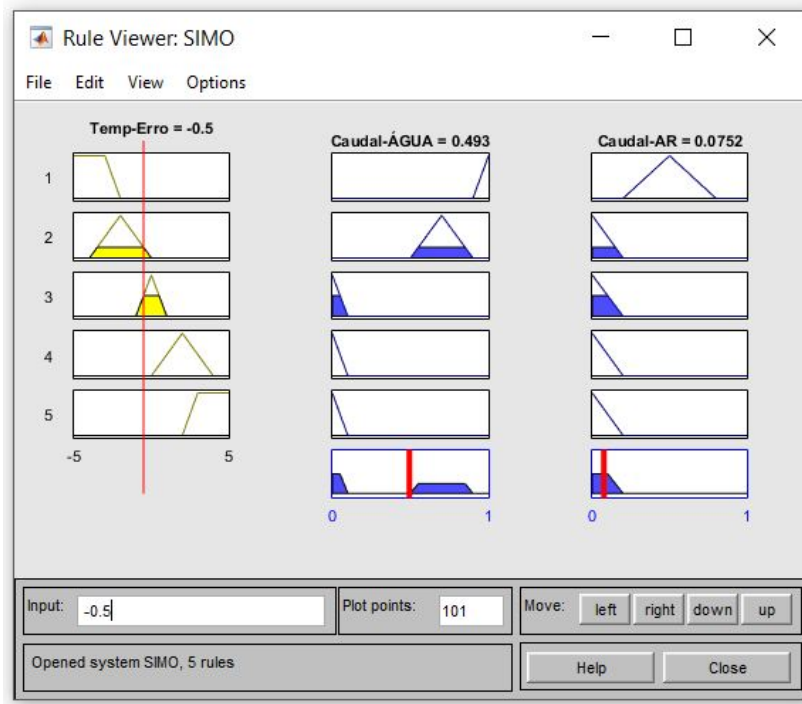


Figura 3.13: Ambiente gráfico, em Matlab, da actuação da versão 1 do cont. Fuzzy, tipo SIMO.

Dado um valor de entrada de -0.5, o controlador faz corresponder as funções de pertinência definidas num intervalo que contenha esse valor. Dado isto, o controlador identifica as funções de pertinência "Zero"(Z) e a "Pequeno e Negativo"(PN), definidas nos intervalos [-1, 1] e [-4, 0] e pelas funções triangulares [42]:

- $PN = [-4 \ -2 \ 0]$;
- $Z = [-1 \ 0 \ 1]$.

Com base na matriz de regras que define a acção de controlo da versão 1 do controlador, representada pela Tabela 3.4, aplicam-se as seguintes regras:

- IF Erro é PN THEN Caudal de água é M AND Caudal de ar é B;
- IF Erro é Z THEN Caudal de água é Z AND Caudal de ar é B.

Nas regras definidas anteriormente, a primeira faz corresponder a um valor de entrada definido como **PN**, um caudal de água **M** e um caudal de ar **B**. Por outro lado, a segunda regra define para um valor

de entrada **Z**, um caudal de água **Z** e um caudal de ar **B**. Note que o peso das funções de pertinência de entrada é igual ao peso das funções de pertinência de saída (define-se peso das funções de pertinência como a área amarela representada na Figura 3.13). Estas últimas, são caracterizadas pelas funções triangulares:

- $M = [0.5 \ 0.7 \ 0.9]$ (caudal de água);
- $Z = [0 \ 0 \ 0.1]$ (caudal de água);
- $B = [0 \ 0 \ 0.2]$ (caudal de ar);

Definidas as funções de pertinência de saída, é através da aplicação do método de desfuzificação, do centro de gravidade, que se obtém o valor de 0.493 para regulação do caudal de água e 0.0752 para regulação do caudal de ar, como representado na Figura 3.13.

3.3.2.2 Controlador PID

Introduzir controladores PID num sistema SIMO pode originar problemas no seu *tunning*. A forma como foram integrados os dois controladores PID na simulação, Temperatura variável a caudal variável (ilustrado pela Figura 3.4), obrigou a uma parametrização manual do controlador, segundo um processo de tentativa em erro, porque existe uma dependência entre a acção de controlo dos dois controladores e o erro da temperatura. Por este motivo não é possível aplicar métodos de *tunning*, nem recorrer à *toolbox* do Matlab, para encontrar uma solução óptima de parametrização.

No processo de tentativa em erro, testaram-se várias versões definidas por diferentes configurações dos parâmetros de *tunning*. Após múltiplos testes, chegou-se à conclusão que a utilização dos ganhos integral e derivativo não contribuía positivamente para a resposta da acção de controlo, sendo estes responsáveis por introduzir ruído na resposta. Nesta perspectiva, dadas as múltiplas opções possíveis testaram-se as versões definidas nas tabelas 3.7 e 3.8, que caracterizam diferentes configurações de parametrização dos controladores responsáveis pela regulação do caudal de água fria e ar, respectivamente.

Tabela 3.7: Parâmetros do cont. PID, acção de controlo da válvula de água fria.

Parâmetros de <i>Tunning</i>	Versão 1	Versão 2	Versão 3
Ganho Proporcional (P)	-80	-50	-50
Ganho Integral (I)	0	0	0
Ganho Derivativo (D)	0	0	0
Coefficiente de Filtro (N)	0	0	0

Tabela 3.8: Parâmetros do cont. PID, acção de controlo do ventilador.

Parâmetros de <i>Tunning</i>	Versão 1	Versão 2	Versão 3
Ganho Proporcional (P)	-50	-50	-80
Ganho Integral (I)	0	0	0
Ganho Derivativo (D)	0	0	0
Coefficiente de Filtro (N)	0	0	0

As Figuras 3.14a, 3.14b e 3.14c ilustram a acção de controlo das versões 1, 2 e 3 respectivamente, através da representação dos sinais de saída dos controladores PID, sendo estas obtidas em condições de simulação idênticas às de temperatura exterior variável a caudal variável. Dos gráficos obtidos realça-se em geral, os elevados valores de pico das respostas das diferentes versões. Em particular, distinguem-se pela negativa, as respostas das versões 1 e 3 do controlador, porque se por um lado, apresentam um elevado valor de pico na fase transiente da resposta, por outro, principalmente na versão 3, nos períodos de maior carga térmica exterior, destaca-se um elevado número de ciclos em torno do valor final e fases de saturação da resposta em regime transiente. A versão 2, comparativamente às outras versões, não apresentando valores de pico tão elevados, é a que apresenta na globalidade, uma melhor resposta da acção de controlo. É de realçar que o ganho proporcional tem o mesmo valor na acção de controlo do ventilador como na regulação do caudal de água fria, porque ambos os sinais são coincidentes.

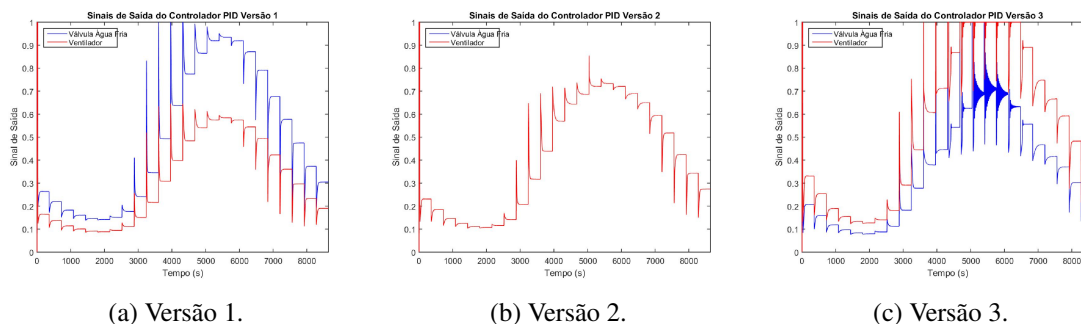


Figura 3.14: Sinais de saída dos controladores PID, versões 1, 2 e 3.

Na secção 4.2.2, é realizada uma análise comparativa entre a versão 2 do controlador PID e a versão 1 do controlador Fuzzy. Note-se que ao longo do documento este controlador é designado pela nomenclatura PID, apesar de apenas ser definido pelo ganho proporcional.

Capítulo 4

Resultados

No capítulo anterior, definiram-se os parâmetros de design dos controladores Fuzzy e PID (em 3.3), bem como, todos os parâmetros associados às simulações (em 3.2). Os demais parâmetros, como a temperatura exterior, o tempo de simulação e o caudal, variam em função dos objectivos de cada simulação.

Este capítulo organiza-se nos seguintes subcapítulos. No subcapítulo 4.1, pretende-se avaliar a resposta de ambos os controladores (PID e Fuzzy) quando sujeitos a um degrau unitário. Desta forma, é possível avaliar por um lado, os parâmetros que definem a resposta de um controlador (como o tempo de subida (*rise time*), o tempo de acomodação (*settling time*), o sobreimpulso (*overshoot*), entre outros) numa situação de caudal constante e, por outro, é possível avaliar a resposta do controlador num regime de caudal variável.

Com o intuito de aproximar a análise do sistema de controlo à realidade, ensaia-se os controladores em condições de temperatura exterior variável no subcapítulo 4.2. Os ensaios decorrem em condições de caudal de ar constante (em 4.2.1) e de caudal de ar variável (em 4.2.2).

4.1 Resposta a um degrau unitário

Este grupo de simulações tem como objectivo avaliar a resposta de ambos os controladores a um degrau unitário. As simulações processam-se com uma temperatura exterior constante, mas com diferentes regimes de caudal. Na secção 4.1.1, o caudal de ar insuflado é constante ao longo de toda a simulação. Na secção 4.1.2, o caudal de ar varia com o decorrer da simulação. Em ambos os testes, o degrau unitário foi definido pelos seguintes parâmetros: *Step time* = 1; *Initial value* = 0; *Final value* = 24.

4.1.1 Caudal Constante

Nesta simulação, a unidade insufla um caudal de ar de 300 l/s, com temperatura exterior de 28 °C e *setpoint* definido com os parâmetros referidos anteriormente. Foi realizada uma parametrização ao controlador PID, utilizando as definições de *auto-tuning* do *MATLAB* referidas na secção 3.3.1.2.

Tendo em conta as características da simulação, recorreu-se aos parâmetros Tempo de subida (*Rise time*), Tempo de acomodação (*Settling time*), Sobreimpulso (*Overshoot*) (definidos de seguida), entre outros, para caracterizar a resposta do controlador [26; 43].

- Tempo de subida (*Rise time*) - "Define o tempo necessário que o sinal demora a variar de 10 a 90% do seu valor final".
- Tempo de acomodação (*Settling time*) - "Estabelece o tempo necessário para que a resposta no regime transiente atinja $\pm 2\%$ do valor final do sinal".
- Sobreimpulso (*Overshoot*) - "Define a quantidade de onda que ultrapassa o valor estacionário, em percentagem do valor final".
- Tempo do primeiro pico (*Peak time*) - "Define o tempo necessário para atingir o primeiro pico do sinal".
- Valor de pico (*Peak*) - "Estabelece o valor absoluto da onda".
- Valor mínimo (*Settling min*) - "Define o valor mínimo da onda".
- Valor máximo (*Settling max*) - "Define o valor máximo da onda".

A Figura 4.1 ilustra a variação da temperatura da zona ao longo da simulação de uma entrada em degrau, a caudal constante. A análise à variação da temperatura da zona é complementada pelos parâmetros da resposta, descritos na Tabela 4.1 .

Dos resultados obtidos, destaca-se uma resposta mais expedita do controlador PID, que demora 0.028 segundos comparativamente a 4.715 segundos do controlador Fuzzy, na variação entre 10 e 90% do valor final da resposta. Por outro lado, para uma diferença de 4 °C entre a temperatura exterior (28 °C) e o *setpoint* (24 °C), verifica-se que o controlador Fuzzy é mais rápido a estabilizar a temperatura da zona, pois demora aproximadamente 6.5 min (389.5 seg.) a atingir 2% do valor final da resposta, comparativamente aos 10 min (620 seg.) do controlador PID. É de salientar que a resposta do controlador Fuzzy no regime estacionário, apresenta um erro em relação ao *setpoint*, consequência das opções tomadas no seu *design*, definidas na secção 3.3.1.1. A redução deste erro pode ser

conseguida com a reformulação das funções de pertença que definem a acção de controlo, contudo dada a amplitude do *offset* entre o *setpoint* e o valor final é pouco significativa optou-se manter esta configuração de *design*.

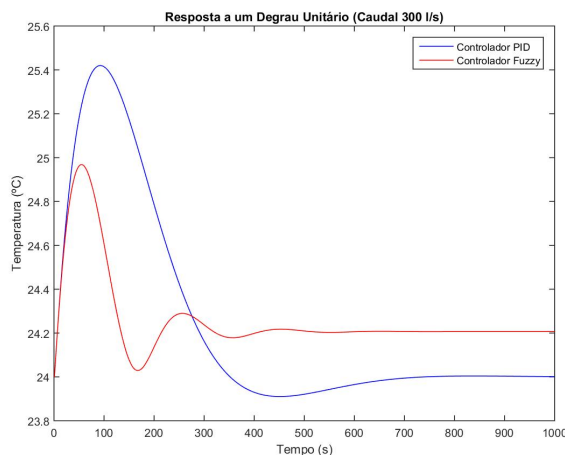


Figura 4.1: Temperatura da zona, em resposta ao degrau unitário para um caudal de 300l/s.

De um outro ponto de vista, destaca-se a resposta do controlador PID, cujos valores de pico (*peak*) e do sobreimpulso (*overshoot*) são mais elevados comparativamente ao outro controlador. Estes factores indiciam uma maior dificuldade deste em controlar o regime transiente da resposta e, que em condições ambientais mais rigorosas, é provável que o controlador exiba fenómenos de elevada oscilação em torno do *setpoint*.

Tabela 4.1: Parâmetros da resposta dos cont., referentes à temperatura da zona (Caudal 300 l/s).

	PID	Fuzzy
Rise Time	0,028	4,715
Settling Time	620,043	389,527
Settling Min	23,910	24,029
Settling Max	25,420	24,968
Overshoot	5,9103	3,146
Undershoot	0	0
Peak	25,420	24,968
Peak Time	93	55

A Figura 4.2 ilustra os sinais de saída dos controladores. Da sua análise, destaca-se a resposta mais agressiva por parte do controlador Fuzzy, demonstrada por uma maior oscilação em torno do valor estacionário. Pelo comportamento da resposta, verifica-se uma maior dificuldade deste controlador em atingir a estacionariedade. Também é possível verificar que a válvula de regulação do caudal

de água está sujeita a um maior número de ciclos, apesar destes serem suficientemente lentos para não causar danos significativos por fadiga ao equipamento. É de sublinhar que a oscilação inicial na origem é desprezada na análise.

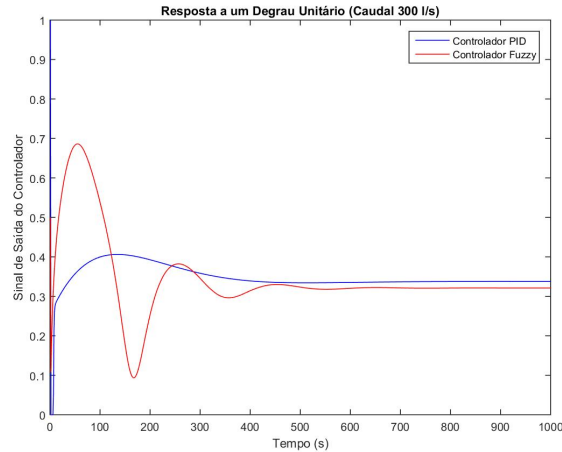


Figura 4.2: Sinal de saída dos cont., em resposta ao degrau unitário para um caudal de 300l/s.

4.1.2 Caudal Variável

Com o intuito de observar o comportamento dos controladores em diferentes regimes de caudal de ar, à temperatura exterior de 28 °C e *setpoint* definido pelo degrau unitário, ensaiou-se o sistema em três regimes de caudal diferentes (375 l/s, 225 l/s e 75 l/s), reduzindo gradualmente o caudal de ar a cada 2880 segundos, período no qual o sistema atinge o regime estacionário. Toda a análise é fundamentada pelos parâmetros que caracterizam a resposta dos controladores (Tabela 4.4), obtidos através da simulação de um degrau unitário (nas condições apresentadas na secção 4.1) para os caudais anteriormente definidos.

Da análise à Figura 4.3, representativa da variação da temperatura da zona ao longo do tempo, evidencia-se que para caudais elevados, o controlador Fuzzy tem uma maior dificuldade em controlar a resposta em regime transiente. Deste ponto de vista, verifica-se um aumento dos valores do tempo de acomodação (*settling time*), de pico (*peak*) e do sobreimpulso (*overshoot*) à medida que o caudal de ar aumenta (Tabela 4.4).

A resposta do controlador PID tem um comportamento semelhante à do outro, na medida que, verifica-se para caudais de ar inferiores uma melhoria na resposta em regime transiente, no sentido em que os valores de pico (*peak*) e do sobreimpulso (*overshoot*) são menores (ver Tabela 4.4). No entanto, evidencia-se uma maior dificuldade em responder ao decréscimo do caudal insuflado,

visto que a resposta demora mais tempo a atingir o regime estacionário, contrariamente à resposta do controlador Fuzzy (Figura 4.3).

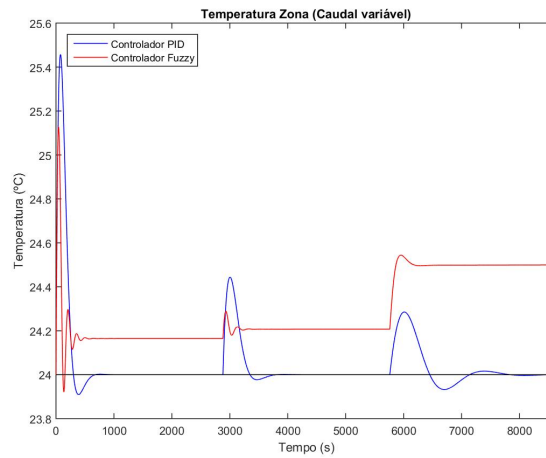


Figura 4.3: Temperatura da zona, em resposta ao degrau unitário para um caudal variável.

Por outro lado, a capacidade da unidade em retirar carga térmica do espaço é directamente proporcional aos caudais de água e de ar. Desta forma, observa-se na Figura 4.4, ilustrativa dos sinais de regulação dos caudais de água e ar dos controladores PID e Fuzzy, que em função da redução do caudal de ar insuflado, há um aumento gradual do caudal de água que atravessa a bateria. No entanto, focando a resposta do controlador Fuzzy, observa-se um aumento simultâneo do caudal de água e da temperatura da zona, representativo de um défice de potência da unidade. Este défice deve-se às restrições impostas no *design* do controlador, pois considera-se que variações de 1 °C são pouco significativas e atribui-se-lhes os valores linguísticos "Zero" e "Pequeno e Negativo" como descrito na secção 3.3.1.1.

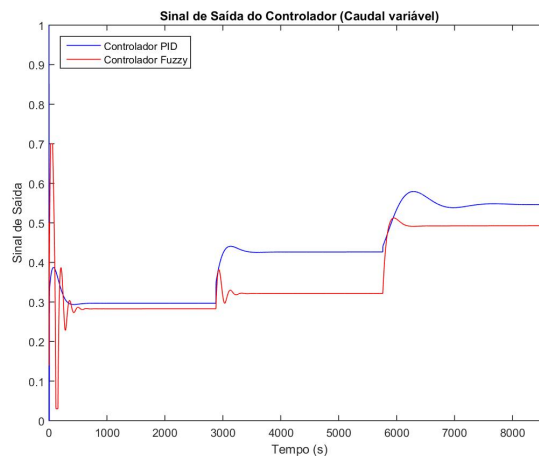


Figura 4.4: Sinal saída dos cont., em resposta ao degrau unitário para um caudal variável.

As equações (4.1) e (4.2) são representativas do cálculo do RMS¹ e da média da temperatura da zona. Um menor valor do RMS e da média da temperatura reflecte uma maior capacidade do controlador em garantir condições mais próximas do *setpoint*.

$$RMS_{T_{zona}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_{zona}^2} \quad (4.1)$$

$$m_{T_{zona}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_{zona}} \quad (4.2)$$

Os resultados da Tabela 4.2, representativos do cálculo da média e do RMS da temperatura da zona, verifica-se pelo maior valor de RMS do controlador Fuzzy, que este tem uma maior dificuldade em garantir as condições de *setpoint*, o que é expectável pelas características de *design* do controlador enunciadas anteriormente e caracterizadas na secção 3.3.1.1.

Tabela 4.2: Média e RMS da temperatura da zona.

	RMS	MED
PID	24,046	24,048
Fuzzy	24,297	24,297

Através do cálculo do integral, o sinal de saída do controlador é análogo ao trabalho do chiller, visto que, quanto maior o caudal de água fria requerido pela bateria de frio, maior é a necessidade de potência daquele para manter as condições de temperatura da água. Da análise dos sinais de saída dos controladores e dos perfis de temperatura no interior da zona, é expectável que o consumo energético do controlador Fuzzy seja menor. De acordo com os resultados da Tabela 4.3, representativos do cálculo do integral do sinal de saída dos controladores, o controlador Fuzzy tem um consumo energético de 2606 comparativamente a 2708 do controlador PID. Este comportamento vai ao encontro das directivas de redução do consumo energético dos sistemas de AVAC, concretamente nas unidades de tratamento de ar.

Tabela 4.3: Integração do sinal de saída dos controladores.

	<i>Int. Output Signal</i>
PID	2708,84
Fuzzy	2606,29

¹Define-se o RMS como a média aritmética de um conjunto de números elevados ao quadrado, dado pela equação (4.1)

A Tabela 4.4 representa os parâmetros da resposta dos controladores PID e Fuzzy, obtidos através de uma simulação com as condições de entrada em degrau a caudal constante, para os caudais de 75 l/s, 225 l/s e 375 l/s e para uma temperatura exterior de 28 °C.

Tabela 4.4: Parâmetros da resposta dos cont. PID e Fuzzy (caudais de 75 l/s, 225 l/s e 375 l/s).

	Controlador PID			Controlador Fuzzy		
	Caudal 75	Caudal 225	Caudal 375	Caudal 75	Caudal 225	Caudal 375
Rise Time	0,778	0,003	0,001	47,836	9,609	3,043
Settling Time	1875,410	763,105	541,557	367,483	397,765	400,765
Settling Min	23,708	23,924	23,910	24,449	24,198	23,942
Settling Max	25,234	25,398	25,4576	24,672	24,893	25,044
Overshoot	5,096	5,826	6,073	0,719	2,393	3,630
Undershoot	0	0	0	0	0	0
Peak	25,234	25,399	25,458	24,672	24,893	25,044
Peak Time	249	119	77	149	68	48

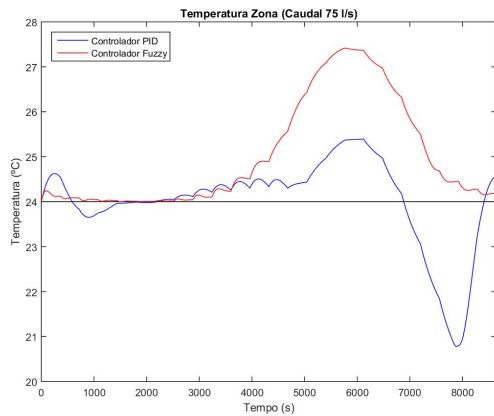
4.2 Temperatura Exterior Variável

Tal como no subcapítulo anterior, neste faz-se uma comparação entre os dois tipos de controladores, PID e Fuzzy, simulando-os em condições de temperatura exterior variável (descritas no subcapítulo 3.1.2). O primeiro ensaio desenrola-se num sistema do tipo SISO (*Single Input Single Output*), visto que o controlador recebe o valor do erro entre o *setpoint* e a temperatura da zona e, produz um sinal de saída para regular a válvula de água fria. Neste ensaio, as simulações decorrem com um caudal de ar constante. O segundo, integra os controladores num sistema do tipo SIMO (*Single Input Multiple Output*), visto que os caudais de ar e de água são regulados pelos controladores.

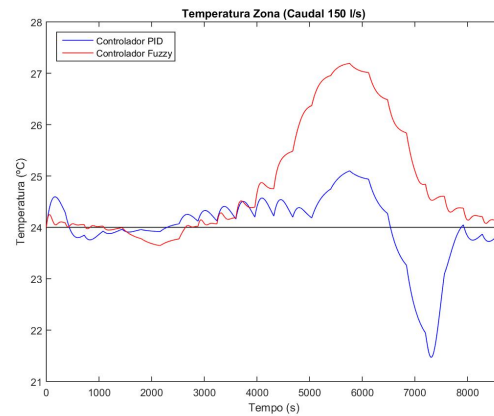
4.2.1 Caudal Constante

A Figura 4.5, mostra a variação da temperatura da zona ao longo do tempo, para os caudais de ar de 75 l/s, 150 l/s, 225 l/s, 300 l/s, 375 l/s e 450 l/s, ilustrados individualmente pelas Figuras 4.5a, 4.5b, 4.5c, 4.5d, 4.5e e 4.5f, respectivamente. De um modo geral, verifica-se tanto para o controlador Fuzzy como para o PID, um aumento da oscilação em torno do valor da temperatura final, à medida que o caudal de ar aumenta. Na resposta do controlador Fuzzy, destaca-se em particular, a variação da temperatura no interior da zona em concordância com a variação da temperatura exterior, sendo evidente em todos os regimes de caudal de ar simulados. Já na resposta do controlador PID, a concordância entre as variações de temperatura não acontece, sendo evidente que o sistema tende a variar a temperatura da zona em torno do *setpoint*, como se observa na Figura 4.5. No entanto, é de destacar que ao longo

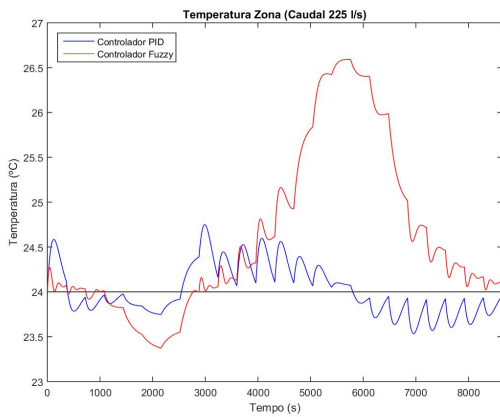
da simulação ambos os controladores demonstram dificuldade em manter uma temperatura estável no interior da zona e, por isso, são visíveis oscilações em torno do *setpoint*.



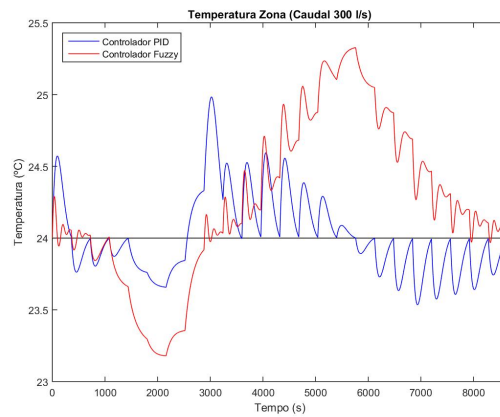
(a) Caudal 75 l/s.



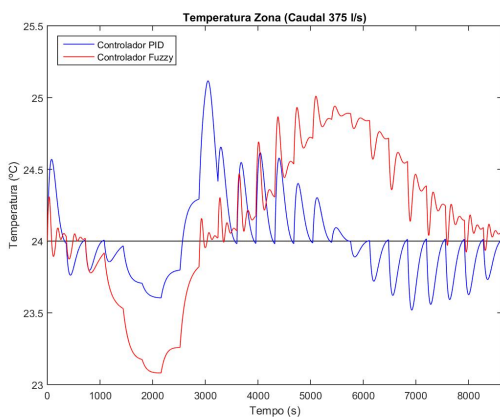
(b) Caudal 150 l/s.



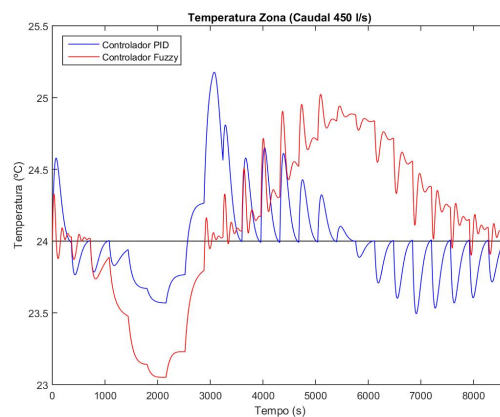
(c) Caudal 225 l/s.



(d) Caudal 300 l/s.



(e) Caudal 375 l/s.



(f) Caudal 450 l/s.

Figura 4.5: Temperatura da zona para diferentes caudais de ar.

Os resultados apresentados na Tabela 4.5 são relativos ao cálculo da média, do RMS e do valor máximo da temperatura, no interior da zona. Destes, destaca-se um valor da temperatura média superior, no sistema regulado pelo controlador inteligente comparativamente ao outro, nos mesmos

regimes de caudal. Este comportamento é resultado dos parâmetros de *design* especificados para o controlador (secção 3.3.1.1). Nestes define-se uma gama de actuação de $\pm 5^{\circ}\text{C}$, a qual traduz em função do valor do erro da temperatura, diferentes valores de saída para a regulação do caudal de água, dependentes do valor da variação de temperatura. Esta tipo de regulação é susceptível a uma maior variação da temperatura no interior da zona, comparativamente à regulação do controlador PID. Focando a análise nos valores do RMS de ambos os controladores destaca-se, de um modo geral, o seu decréscimo em função do incremento do caudal de ar insuflado, resultado da proporcionalidade directa entre a potência térmica entregue ao ar insuflado e o caudal de ar.

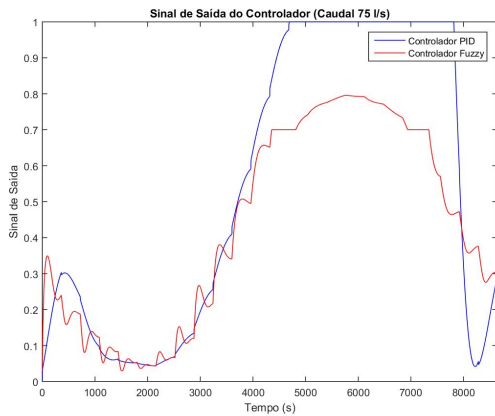
Tabela 4.5: Média, RMS e máximo da temperatura da zona.

Caudal (l/s)	PID			Fuzzy		
	MED	RMS	MÁX	MED	RMS	MÁX
75	24,018	24,038	25,393	25,016	25,044	27,417
150	24,024	24,034	25,100	24,847	24,872	27,191
225	24,020	24,022	24,750	24,607	24,625	26,591
300	24,016	24,017	24,983	24,254	24,260	25,337
375	24,014	24,015	25,116	24,146	24,151	25,010
450	24,013	24,016	25,176	24,135	24,140	25,023

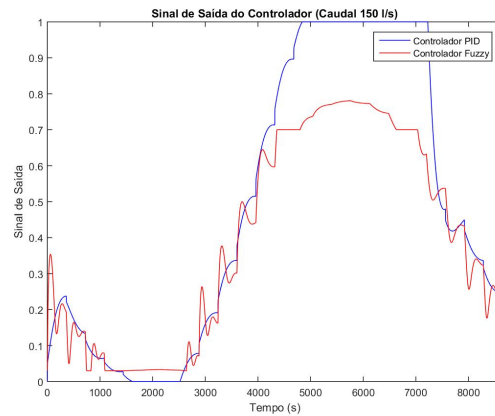
Segundo dados da American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers (ASHRAE), 80% dos ocupantes de um espaço considera uma gama de temperatura, compreendida entre 22.5°C e 26°C e uma humidade relativa de 60%, confortável em condições de Verão. Nesta perspectiva, ambos os sistemas garantem uma temperatura média dentro dos valores de conforto referidos, à excepção do controlador Fuzzy que, nos caudais de ar de 75 l/s, 150 l/s e 225 l/s e nos períodos de pico, não garante essas condições [44].

A Figura 4.6, ilustra o sinal de saída dos controladores PID e Fuzzy para os diferentes caudais de ar simulados, correspondendo os caudais de 75 l/s, 150 l/s, 225 l/s, 300 l/s, 375 l/s e 450 l/s, às Figuras 4.6a, 4.6b, 4.6c, 4.6d, 4.6e e 4.6f. Tal como referido anteriormente, verifica-se uma crescente fase transiente no sinal de saída dos controladores, à medida que o caudal de ar aumenta, visto que, com estas condições existe um aumento dos valores de pico, do sobreimpulso (*overshoot*), sendo de destacar uma elevada oscilação em torno do valor final. Por um lado, este comportamento resulta numa deterioração acentuada do tempo de vida do actuador e, por outro, origina uma elevada variação da temperatura no interior da zona, como é visível na Figura 4.5. Por sua vez, para os caudais de 75 l/s, 150 l/s e 225 l/s destaca-se a saturação do sinal de saída do controlador PID, no período de maior carga térmica exterior. Observa-se também, um maior período de saturação nos regimes de caudal mais baixos e verifica-se que o aumento do caudal de ar insuflado provoca um decréscimo

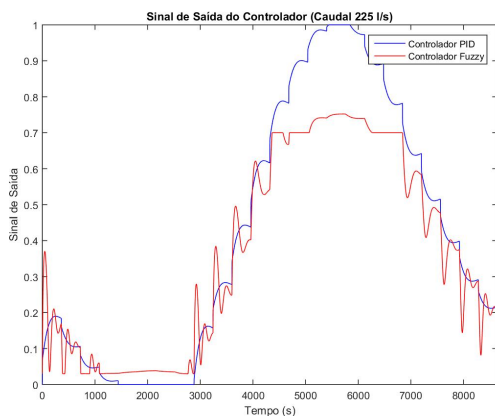
deste período, como ilustra a Figura 4.6. Este comportamento do sinal, revela uma maior dificuldade do sistema em garantir as condições de *setpoint* no interior da zona. Como demonstram as Figuras 4.5a, 4.5b e 4.5c, nos períodos de maior carga térmica exterior, constata-se que os valores de pico da temperatura da zona são mais elevados nos regimes de menor caudal de ar, ocorrendo o máximo para um caudal de 75 l/s.



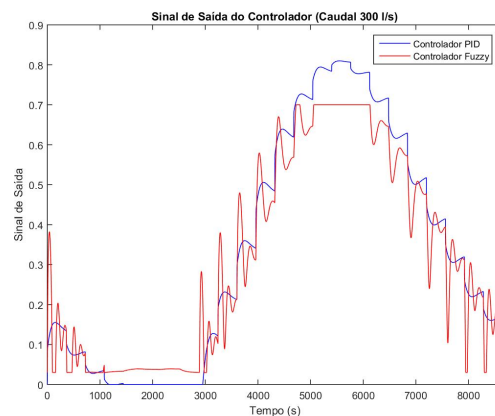
(a) Caudal 75 l/s.



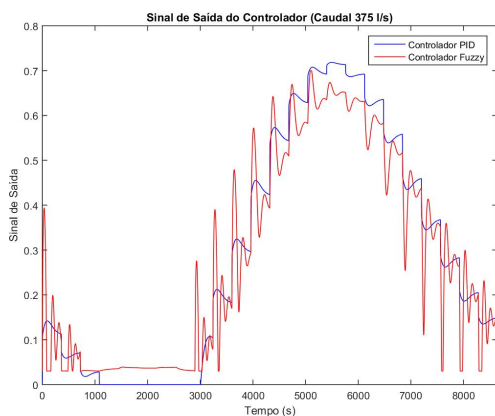
(b) Caudal 150 l/s.



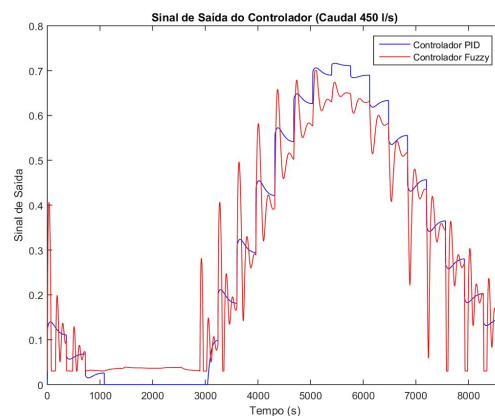
(c) Caudal 225 l/s.



(d) Caudal 300 l/s.



(e) Caudal 375 l/s.



(f) Caudal 450 l/s.

Figura 4.6: Sinal de saída dos controladores para diferentes caudais.

A Tabela 4.6 mostra para todos os regimes de caudal de ar simulados, os valores da potência térmica entregue ao ar insuflado pela unidade e da potência ganha pelo espaço, devido à carga térmica exterior. Os valores são referentes ao segundo 5760, correspondente às 15:59 horas, período na qual a temperatura exterior é máxima (33,9 °C) e, a resposta do sistema de controlo encontra-se estabilizada. Devido à dinâmica do sistema, é importante que o valor da potência térmica do ar insuflado corresponda a um período temporal onde é expectável que a resposta da acção de controlo seja estável. Caso contrário, os valores calculados, podem ser representativos da oscilação do sinal de controlo e, por isso, não traduzir a verdade.

Tabela 4.6: Potências térmicas exterior e insuflada, no pico da temperatura exterior (cont. PID).

Caudal (l/s)	Pot. Térm. Exterior	Pot. Térm. Insuflada
75	97,27	64,93
150	97,04	79,22
225	96,80	100,47
300	96,58	102,31
375	96,37	99,01
450	96,16	97,93

O cálculo das potências representadas na tabela 4.6, deriva das equações (3.1) e (3.2), representativas da dinâmica do espaço. A potência térmica entregue ao ar insuflado, é calculada pela equação (4.3), sendo os valores da temperatura da zona (T_z) e do ar insuflado (T_{sa}) obtidos durante a simulação, através da resolução das equações diferenciais (3.1) e (3.2).

$$\dot{E}_{sa} = f_{sa} \rho_a C p_a (T_z - T_{sa}) \quad (4.3)$$

Por sua vez, a potência térmica exterior é calculada através da equação (4.4), sendo os valores da temperatura da parede (T_p) e da temperatura da zona (T_z), calculados, no decorrer da simulação, através da resolução das equações diferenciais (3.1) e (3.2).

$$\dot{E}_{Ext.} = 4U_p A_p (T_p - T_z) + Q(t) \quad (4.4)$$

Como demonstram os valores da Tabela 4.6, a potência térmica insuflada não é suficiente para compensar os ganhos térmicos exteriores. Validando a análise anterior que, para os caudais de 75 l/s, 150 l/s e 225 l/s, alegava que o sistema não garantia as condições de *setpoint* no interior da zona, no período de maior carga térmica exterior. No entanto, verifica-se que a potência térmica insuflada

com o caudal de 225 l/s é superior à potência térmica exterior, donde se conclui que o sistema tem capacidade e responde eficazmente às necessidades.

Comparando o sinal de saída com o trabalho do *chiller*, podemos assegurar que quanto maior for a abertura da válvula, maior é o caudal de água fria e maior é o trabalho realizado pelo *chiller* para garantir as condições de temperatura da água à entrada da bateria de frio. E, na sequência, calculou-se o integral do sinal de saída, obtendo-se o correspondente ao trabalho do *chiller*. Calculou-se ainda a redução percentual do consumo do *chiller*, através da equação (4.5). Os valores da integração do sinal e da redução do consumo estão representada na Tabela 4.7.

$$R_{consumo} = \frac{Int.PID - Int.Fuzzy}{Int.PID} \times 100 \quad (4.5)$$

Tabela 4.7: Integração do sinal de saída dos controladores e redução do consumo.

Caudal (l/s)	PID	Fuzzy	R _{consumo} (%)
75	4665,2	3753,5	19,5
150	4207,6	3431,6	18,4
225	3667,2	3166,9	13,6
300	2910,5	2746,4	5,6
375	2560,1	2478,9	3,2
450	2539,2	2464,8	2,9

Com base nos resultados obtidos, conclui-se que o controlador Fuzzy exige um menor trabalho ao *chiller*, comparativamente ao controlador PID, nas mesmas condições de caudal de ar e temperatura exterior. Destacando-se uma redução máxima de 19,5% relativamente ao consumo do controlador PID. No entanto, a redução do consumo energético do *chiller* é atenuada à medida que o caudal de ar insuflado aumenta, como demonstram os valores de R_{consumo} na Tabela 4.7. Este comportamento é subjacente aos parâmetros de *design* definidos para o controlador, concretamente nos parâmetros que definem a gama de actuação dentro de um intervalo de ± 5 °C do erro da temperatura. Para um intervalo mais limitado, é expectável que a temperatura da zona sofra uma menor variação. Por outro lado, dado que a carga sensível retirada à zona é proporcional ao caudal de ar insuflado, é expectável uma redução do trabalho do *chiller* com o aumento do caudal de ar, facto evidenciado pelos dados da Tabela 4.7.

4.2.2 Caudal Variável

Nesta secção, são analisados e discutidos os resultados da simulação dos controladores PID versão 2 e Fuzzy versão 1, integrados num sistema SIMO. Todos os parâmetros que definem o *design* e *tunning* dos controladores PID e Fuzzy estão descritos nas secções 3.3.2.2 e 3.3.2.1, respectivamente. A simulação dos controladores ocorre nas condições de temperatura exterior variável (descritas em 3.1.2) e *setpoint* igual a 24 °C. Dado que os controladores são integrados num sistema do tipo SIMO, a regulação dos caudais de ar e água são realizadas pelo controlador.

Da análise gráfica da Figura 4.7, ilustrativa da variação da temperatura no interior da zona ao longo de um dia, destacam-se duas situações distintas. A primeira, na qual a temperatura ao longo da simulação é mantida constante e, a segunda, onde existe uma variação pouco significativa da temperatura, sendo cada qual representativa da acção dos controladores PID e Fuzzy.

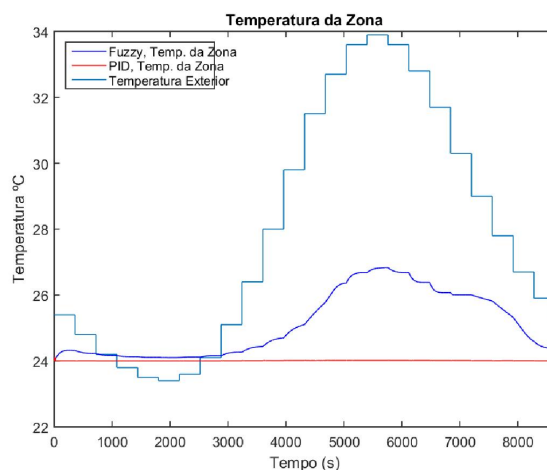


Figura 4.7: Temperatura da zona, sistema de controlo SIMO.

Os resultados da Tabela 4.8 são relativos ao cálculo do valor da média e do RMS da temperatura da zona. Este mostram que a temperatura média da zona difere do valor do *setpoint* em 83 milésimas de grau, o que é num modo geral um excelente resultado. Já o controlador Fuzzy permite um erro médio de 1.1102 °C. Na maioria das aplicações de equipamentos de AVAC variações médias de 1 °C são desprezáveis, em situações de conforto ou segurança ambiental. No entanto, em situações específicas, como laboratórios e blocos operatórios, variações desta ordem podem ser significativas, sendo nestes casos necessário um análise caso a caso. Tal como referido na simulação anterior, considera-se confortável uma gama de temperaturas compreendida entre 22.5 °C e 26 °C, em condições de verão e humidade relativa de 60%. Nesta situação, nos períodos de maior carga térmica, o controlador Fuzzy não garante estas condições de conforto, pois no pico do dia a temperatura no interior da zona regista 26.83 °C [44].

Tabela 4.8: Média e RMS da temperatura da zona.

	RMS	MED
Fuzzy	25,129	25,110
PID	24,008	24,008

No entanto, o sistema controlado pelos controladores PID, regista uma menor amplitude térmica ao longo da simulação, garantindo as condições de conforto indicadas. Dado o maior rigor, sobre a amplitude térmica no interior da zona, é previsível que o sistema controlado pelos controladores PID tenha um maior consumo energético comparativamente ao controlador Fuzzy. A Figura 4.8 ilustra os sinais de saída de regulação do caudal de ar e água no sistema, relativos aos controladores PID e Fuzzy.

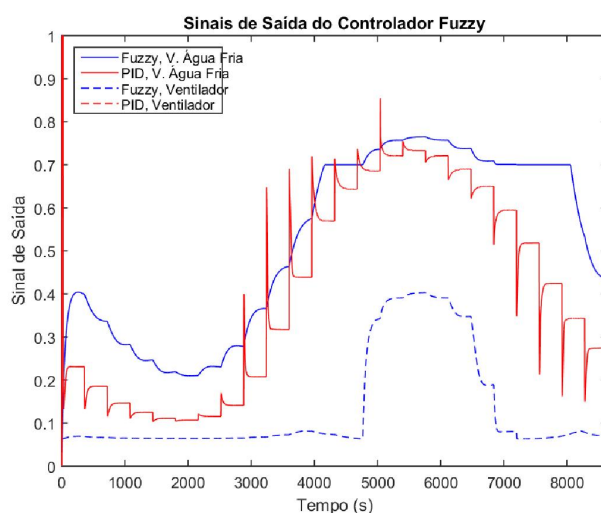


Figura 4.8: Sinal saída dos controladores, sistema de controlo SIMO.

O consumo energético do sistema pode ser analisado através do estudo dos sinais de saída dos controladores (ilustrados na Figura 4.8). Os valores da Tabela 4.9 foram obtidos através da integração dos sinais de regulação dos caudais de água e ar de cada controlador, representativos dos consumos energéticos das unidades *chiller* (unidade produtora de água arrefecida) e ventilador (unidade reguladora do caudal de ar insuflado). Ainda, através da aplicação da equação (4.5) sobre os valores Total da integração do sinal de saída dos controladores, calculou-se a redução do consumo energético da unidade de tratamento de ar.

Tabela 4.9: Integração dos sinais de saída dos controladores e redução do consumo.

	V. Água Fria	Ventilador	Total	R _{consumo} (%)
Fuzzy	4513,78	1167,21	5681	19,2
PID	3507,94	3507,94	7015,9	

Numa análise aos resultados obtidos, valida-se a apreciação preliminar que indicava um maior consumo por parte dos controladores PID, pois globalmente estes têm um consumo de 7015,9 comparativamente ao consumo de 5681 por parte do controlador Fuzzy, sendo esta representativa de uma redução de aproximadamente 19% do consumo energético da UTA. Esta diferença no consumo energético global, deriva da necessidade de maior potência térmica requerida pelos controladores PID à unidade, para garantir uma menor variação de temperatura no interior da zona (ilustrada pela Figura 4.7), comparativamente ao controlador Fuzzy. É devido às opções tomadas no *design* do controlador Fuzzy (descritas na secção 3.3.2.1), que obrigam a uma maior gama de actuação da válvula reguladora de água, comparativamente à regulação do caudal de ar, como ilustrado pelas Figuras 3.12a e 3.12a, que este evidencia um maior consumo por parte do *chiller* do que do ventilador. No sistema controlado pelos dois controladores PID, os consumos do *chiller* e do ventilador são iguais, devido à utilização do mesmo ganho proporcional em ambos os controladores (como descrito na secção 3.3.2.2, página 53).

Uma acção de controlo muito oscilante, origina uma redução significativa do tempo de vida de um actuador, visto que, ao longo do seu período produtivo, este terá uma situação propícia a falha por fadiga derivada do maior número de ciclos realizados. Na Figura 4.8 realça-se o elevado número e amplitude de picos no sinal de saída dos controladores PID. É com o intuito de analisar os danos no actuador, devido a esta anomalia no sinal de actuação, que se realizou uma simulação nas condições de: Degrau unitário (caracterizado pelos parâmetros definidos em 4.1), caudal de ar de 300 l/s e temperatura exterior de 28 °C, na qual é integrado um controlador PID, ajustado segundo os parâmetros definidos para a versão 2 do controlador PID, descritos na secção 3.3.2.2. A Figura 4.9 ilustra o sinal de saída do controlador PID, nas condições anteriormente descritas.

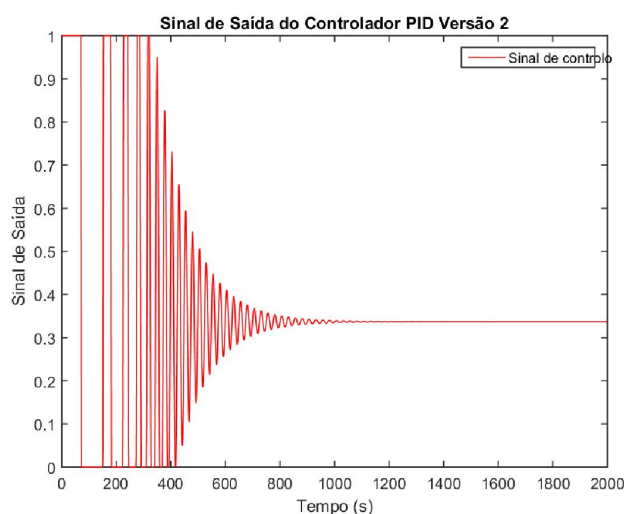


Figura 4.9: Sinal saída do controlador PID, versão 2 (SIMO).

Na Figura 4.9 está representada a resposta do controlador nas condições referidas anteriormente, observando-se uma elevada oscilação e um elevado número de ciclos no sinal do controlador, condições estas, que indiciam problemas de desgaste prematuro no actuador. Como o sinal de saída do controlador Fuzzy não apresenta picos ao longo da simulação, não faz sentido realizar este tipo de análise.

De um modo geral, o controlador Fuzzy, nas condições simuladas, apresenta um melhor desempenho no controlo de um sistema SIMO, devido aos melhores resultados no consumo energético da unidade e na acção de controlo. No entanto, existe alguma dificuldade em limitar a variação de temperatura no interior do espaço, devido às características de *design* do controlador. Por este motivo, é necessário uma maior número de testes para ajustar devidamente a acção do controlador e a variação de temperatura da zona.

4.3 Sistema de Controlo Fuzzy

Na anterior secção, exploraram-se as vantagens e desvantagens do controlo inteligente (controlador Fuzzy) comparativamente ao controlo clássico (controlador PID), quando submetidos a diferentes condições de simulação. Em função dos resultados obtidos na secção 4.2.2, favoráveis à aplicação de um controlador Fuzzy em sistemas SIMO, decidiu-se analisar diferentes configurações deste controlador, nas mesmas condições. Esta análise tem o objectivo de explorar as melhorias que a aplicação de técnicas de controlo inteligente podem trazer à eficiência energética em sistemas de AVAC. Para tal, são ensaiadas diferentes configurações do controlador Fuzzy, descritas na secção 3.3.2.1, integradas num sistema SIMO e sujeitas às condições de simulação especificadas em 3.2.

A análise de resultados, foca por um lado, o estudo da variação da temperatura no interior da zona ilustrada pela Figura 4.10 e, por outro, o estudo da eficiência energética da unidade, através dos sinais de saída do controlador representados pela Figura 4.11. Da análise à Figura 4.10, destacam-se dois comportamentos. O primeiro é caracterizado pelo aumento gradual dos caudais de ar e água, em função da variação positiva da temperatura exterior e, o outro, onde o caudal de água e ar têm um comportamento inverso. Este último deriva da equação (4.6), representativa do cálculo da potência térmica entregue ao ar insuflado (\dot{E}_{sa}). Sendo esta simultaneamente proporcional aos caudais de água e ar que atravessam a bateria de frio, é normal que, numa situação de potência constante, o aumento do caudal de ar que atravessa a bateria implique uma diminuição do caudal de água.

$$\dot{E}_{sa} = m_a C_{p_a} \Delta T_a + m_{ag} C_{p_{ag}} \Delta T_{ag} \quad (4.6)$$

Onde: \dot{E}_{sa} define a potência térmica entregue ao ar insuflado (W); \dot{m}_a define o caudal de ar (kg/s);

Cp_a define o calor específico do ar ($J/kg^{\circ}C$); ΔT_a define a variação de temperatura do ar, entre a entrada e a saída da bateria ($^{\circ}C$); \dot{m}_{ag} define o caudal de água (kg/s); Cp_{ag} define o calor específico da água ($J/kg^{\circ}C$); ΔT_{ag} define a variação de temperatura da água, entre a entrada e a saída da bateria.

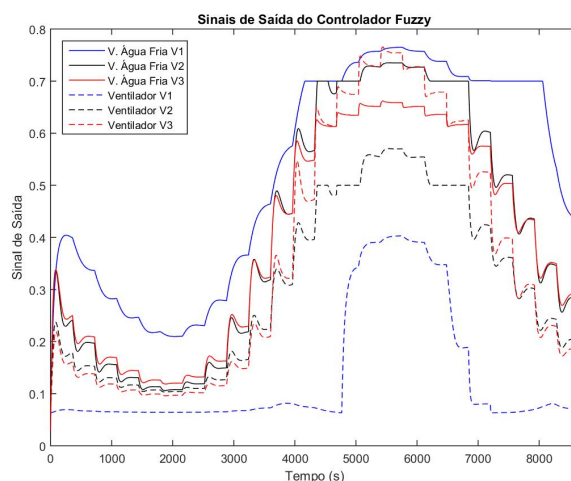


Figura 4.10: Sinal saída dos controladores Fuzzy versão 1, 2 e 3.

A Tabela 4.10 representa a integração dos sinais de saída das diferentes configurações do controlador, que traduz o consumo energético da unidade, por parte do *chiller* e do ventilador.

Tabela 4.10: Integração do multi sinal de saída do cont. Fuzzy, Versão 1, 2 e 3.

	V. Água Fria	Ventilador	Total
Versão 1	4514	1167	5681
Versão 2	3577	2639	6216
Versão 3	3415	3083	6498

Da análise aos dados da Tabela 4.10, salienta-se um comportamento distinto entre configurações. Dado que a versão 1, em todo os regimes de funcionamento, dá prioridade ao caudal de água em detrimento do caudal de ar, com consumos de 4514 e 1167, respectivamente. Já a versão 3 tem um comportamento inverso, com consumos de 3415 e 3083 para os caudais de água e ar, respectivamente. Este comportamento é derivado das opções tomadas na formulação da matriz de regras das diferentes versões do controlador. Uma vez que na versão 1, para um erro do tipo **Elevado e Negativo** faz-se corresponder um caudal de ar do tipo **Médio** (ver Tabela 3.4). Na versão 2, para um erro do tipo **Elevado e Negativo** faz-se corresponder um caudal de ar do tipo **Elevado**, apesar de um erro do tipo **Pequeno e Negativo** corresponder a um caudal de ar **Médio** (ver Tabela 3.5). Na versão 3, para

os erros **Pequeno e Negativo** e **Elevado e Negativo**, faz-se corresponder um caudal de ar **Elevado** (ver Tabela 3.6).

Nesta perspectiva, constata-se que, a energia consumida pelo ventilador na versão 3, é superior às outras, mas no entanto, o consumo do *chiller* é mais baixo. No entanto, supondo que o consumo energético do ventilador é muito inferior ao consumo de um *chiller*, dada a diferença de potências dos dois equipamentos, depreende-se que a versão 3 do controlador tem uma maior eficiência que as outras. A Figura 4.11 ilustra a variação da temperatura no interior da zona, ao longo da simulação das diferentes configurações do controlador, sendo também representada a variação da temperatura exterior.

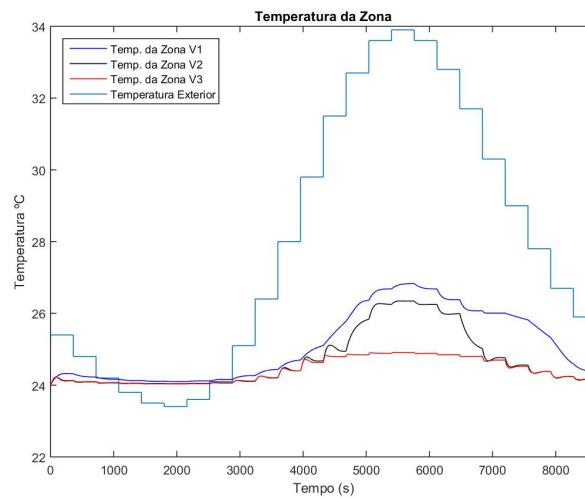


Figura 4.11: Temperatura da zona, controladores Fuzzy versão 1, 2 e 3.

De acordo com a equação (4.6), a potência térmica entregue ao ar insuflado (\dot{E}_{sa}) é função do caudal de ar e do caudal de água. Assim sendo, quanto maiores forem os caudais de ar ou água, maior é a energia acumulada no ar insuflado. Por este motivo e visto que a versão 3 do controlador apresenta um maior valor energético (ver Tabela 4.10) comparativamente aos restantes, a variação da temperatura no interior da zona é menor. Isto é comprovado, não só pela menor variação da temperatura ao longo da simulação (Figura 4.11), mas também, pelo erro relativo entre a média de temperatura no interior do espaço e o *setpoint* ser inferior, quando comparado com as outras versões (dados da Tabela 4.11). A Tabela 4.11, representa, para as diferentes configurações do controlador, a média e o erro relativo da temperatura da zona, observados ao longo da simulação, sendo estes calculados através das equações (4.2) e (4.7), respectivamente.

$$E_{rel.} = \frac{|Setpoint - M_{T_{zona}}|}{Setpoint} \times 100 \quad (4.7)$$

Tabela 4.11: Média da temperatura da zona e erro relativo, versões 1, 2 e 3.

	Média, °C	Erro Relativo, %
Versão 1	25.110	4.6
Versão 2	24.698	2.9
Versão 3	24.414	1.7

A análise à variação da temperatura no interior da zona pode ser feita com base numa situação de conforto. Com base nos dados da ASHRAE, considera-se satisfatória uma gama de temperaturas compreendida entre 22.5 °C e 26 °C em condições de verão e humidade relativa de 60% [44]. Relativamente à gama de temperaturas indicada, apenas a versão 3 do controlador garante em todo o período simulado as condições de conforto especificadas, visto que a temperatura máxima registada no interior da zona é de 24.91 °C, comparativamente a 26.34 °C e 26.83 °C nas versões 2 e 1 do controlador, ver Tabela 4.12. Na Tabela 4.12, são apresentados os valores da temperatura máxima registada ao longo da simulação das diferentes configurações.

Tabela 4.12: Temperatura máxima da zona, versões 1, 2 e 3.

	Temp. Máxima, °C
Versão 1	26.8327
Versão 2	26.3455
Versão 3	24.9129

As características do *design* do controlador, dificilmente asseguram as condições de conforto indicadas pela ASHRAE, visto que, o controlador regula a temperatura da zona a partir de um erro da temperatura definido num intervalo de -5 °C a 5 °C e as regras que definem a regulação do caudal de água podem não ser suficientemente severas. Neste último caso, a solução passa por editar as regras que definem a acção do controlador, definindo mais cedo condições mais severas. Para solucionar o primeiro problema, seria necessário redefinir o intervalo numa gama mais limitativa. Considerando da mesma forma, o *setpoint* de 24 °C, um possível intervalo seria [-2 °C, 2 °C] (correspondente a uma gama de temperaturas compreendida entre 22 °C e 26 °C). Com este ajuste conseguir-se-ia uma actuação mais sensível às variações de temperatura da zona, por parte do controlador.

Capítulo 5

Conclusões

O trabalho desenvolvido ao longo deste documento teve como objectivo principal explorar as vantagens da aplicação de um sistema de controlo inteligente, numa unidade de tratamento de ar. Através do estudo comparativo entre dois sistemas idênticos, que diferem no sistema de controlo, um regulado por um controlador PID e um outro por um controlador Fuzzy, submetidos às mesmas condições de simulação.

A abordagem ao controlo automático de sistemas, ao longo do meu percurso escolar, foi efectuada apenas de forma introdutória, neste sentido, optou-se por desenvolver um trabalho de menor complexidade, utilizando apenas uma bateria de arrefecimento, em detrimento de um sistema constituído por múltiplos equipamentos, que seria mais complexo. Dada a simplicidade do sistema, priorizou-se a simulação em condições de Verão, propícias a uma maior actividade da acção de controlo. A totalidade da análise foi realizada com o recurso à ferramenta computacional *Simulink* do *Matlab*.

Nas simulações, degrau unitário a caudal constante e a caudal variável, observa-se um comportamento semelhante de ambas as respostas dos controladores. Sendo que, no primeiro caso, observa-se uma resposta mais expedita do controlador Fuzzy, mas mais oscilante em torno do valor final. Na simulação a caudal variável, verifica-se o mesmo comportamento observado na simulação a caudal constante. Por outro lado, em ambos os controladores, verifica-se um decréscimo do período transitente da resposta em função da diminuição do caudal de ar. Este comportamento evidência uma maior dificuldade do sistema de controlo em estabilizar as condições de *setpoint*, à medida que o caudal de ar aumenta. No entanto, o comportamento da resposta de ambos os sistemas de controlo difere na forma como alcançam o *setpoint*, dado que o controlador Fuzzy desloca o valor final da resposta comparativamente ao *setpoint* definido, criando assim um *offset* entre o valor final e o *setpoint*, visível nas Figuras 4.1 e 4.3.

Na simulação temperatura exterior variável a caudal constante, verifica-se em ambos os sistemas de controlo o mesmo padrão realçado anteriormente, no qual, os sistemas têm uma resposta mais instável, nos regimes de maior caudal. Por outro lado, verifica-se através da integração do sinal de saída de ambos os sistemas de controlo, que o controlador Fuzzy tem um menor consumo energético, comparativamente ao outro. Este facto, deriva do *design* do controlador Fuzzy e, vai ao encontro da premissa que diferencia a forma como o sistema de controlo alcança o valor final, criando um *offset* em relação ao *setpoint*. Numa outra perspectiva, constata-se através dos valores de potência representados na Tabela 4.6 e através da saturação do sinal de saída do controlador, ilustrado nas Figuras 4.6a e 4.6b, que a unidade de tratamento de ar nas condições de maior carga térmica exterior e nos regimes de caudal de ar de 75 l/s e 150 l/s, não garante as condições de *setpoint* definidas. Nestes regimes, a potência entregue ao ar insuflado é inferior ao ganho de potência térmica do espaço e é visível um período de saturação do sinal de controlo. Relativamente ao controlador Fuzzy, esta análise não faz sentido, visto que o sinal de saída do controlador nunca alcança a saturação, devido aos parâmetros de *design* do mesmo.

Relativamente à simulação a temperatura e caudal variável, verificou-se um comportamento bastante moderado do controlador Fuzzy, observando-se uma boa conjugação entre as respostas da regulação do caudal de ar e água. Contudo, os sinais de saída do controlador PID demonstraram elevados valores de pico na fase transiente da resposta, evidenciando uma concepção do sistema menos conseguida. Em relação ao consumo energético do sistema, verifica-se um menor consumo do sistema regulado pelo controlador Fuzzy comparativamente ao outro.

De um modo geral, o controlador Fuzzy, da forma como foi desenhado, permite um menor consumo energético da unidade comparativamente ao outro sistema. No entanto, tirando o menor consumo energético e dadas as análises realizadas, o controlador Fuzzy, implementado num sistema do tipo SISO, não apresenta mais vantagens significativas em relação ao outro. Quando passamos para um sistema do tipo SIMO, o controlador Fuzzy apresenta uma melhor regulação do sinal de saída e verifica-se uma redução de aproximadamente 19% do consumo energético total da unidade. No sistema do tipo SIMO regulado pelos controladores PID, teria sido interessante analisar uma nova configuração do sistema optando, por exemplo, por uma configuração do tipo cascada. O interesse nesta nova configuração, advém das vantagens que esta traz ao processo de parametrização (*tuning*) dos controladores e, também, porque é a configuração mais utilizada neste tipo de sistemas.

Com intuito de explorar as vantagens, da utilização de um controlador Fuzzy num sistema do tipo SIMO, elaborou-se um estudo comparativo entre diferentes configurações do controlador. Este estudo foca a análise sobre o consumo energético da unidade nas diferentes versões. Dos resultados obtidos,

destacam-se os resultados produzidos pela versão 3 do controlador. Nesta versão, permite-se um maior caudal de ar em toda a gama de actuação comparativamente às outras versões, como é visível nas Figuras 3.12b, 3.12c e 3.12d. Nas unidades normalmente utilizadas no mercado, sabe-se que o seu maior consumo energético está associado à unidade produtora de água arrefecida, sendo o ventilador responsável por uma pequena parte de consumo daquela. Neste ponto de vista, dados os valores da Tabela 4.10, relativos ao consumo energético do ventilador e do *chiller*, conclui-se que a versão 3 do controlador garante um menor consumo energético, quando comparado com as outras versões.

Seria interessante num trabalho futuro: Explorar com maior detalhe diferentes configurações do controlador Fuzzy para tirar partido da versatilidade do controlador e tendo em vista a redução do consumo energético da unidade; Desenvolver uma análise em torno de uma unidade mais complexa, para tirar partido de um maior número de equipamentos, de sistemas de recuperação e/ou de mistura de caudais de ar, visto que, um sistema deste tipo exigiria um sistema de controlo mais complexo, mas permitiria uma análise mais próxima ao comportamento de uma unidade de tratamento de ar real; Aplicar o sistema de controlo numa unidade laboratorial para comparar os resultados laboratoriais com os obtidos computacionalmente, nas mesmas condições de teste/simulação.

Referências

- [1] Norman S. Nise. *Control Systems Engineering*. John Wiley & Sons, Inc., New York, NY, USA, 6rd edition, 2000. ISBN 0471366013. (cit. nas pág. 1, 2, 13, 14, 15, 16, 17)
- [2] Jeremy Norman's. The first truly automatic self-regulatory device. HistoryofInformation.com, 07 2016. URL <http://www.historyofinformation.com/expanded.php?id=2306>. Acedido em: 15 de Julho de 2016. (cit. na pág. 1)
- [3] Wikipedia. James watt — wikipedia, the free encyclopedia, 2016. URL https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=James_Watt&oldid=729040704. [Online; accessed 15-July-2016]. (cit. na pág. 1)
- [4] Araki M. Pid control. *Kyoto University, Japan*. (cit. na pág. 1)
- [5] Katsuhiko Ogata. *Modern control engineering*. Prentice-Hall electrical engineering series. Prentice-Hall, Englewood Cliffs (N.J.), 1970. ISBN 0-13-590232-0. (cit. nas pág. 1, 2, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 32)
- [6] Sam Kisko. Fuzzy logic and its practical use in mass transit systems, Junho 2005. URL <http://skisko.blogspot.pt/2005/06/fuzzy-logic-and-its-practical-use-in.html>. Acedido em: 15 Julho de 2016. (cit. na pág. 2)
- [7] Pedro Saldanha e Albuquerque. Eficiência energética nos sistemas de avac. In *13ª Jornadas de Engenharia de Climatização*, 2013. (cit. na pág. 2)
- [8] Directiva 2012/27/ue do parlamento europeu e do conselho de 25 de outubro de 2012, 14 de Novembro 2012. (cit. na pág. 2)
- [9] Tao Zhang (auth.) Xiaohua Liu, Yi Jiang. *Temperature and Humidity Independent Control (THIC) of Air-conditioning System*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1 edition, 2013. ISBN 978-3-642-42221-8,978-3-642-42222-5. (cit. na pág. 5)

- [10] João Duarte Barqueiro Pereira Marques. Ccontrol e optimização de sistemas avac recorrendo a técnicas de inteligência artificial. Master's thesis, Instituto Superior de Engenharia de Lisboa, 2015. (cit. nas pág. 5, 14)
- [11] 2009 fundamentals, air contaminants. (cit. na pág. 6)
- [12] João Frade. Climatização geral, 2006. Instituto Superior de Engenharia de Lisboa, Departamento de Engenharia mecânica. (cit. nas pág. 6, 7, 8, 9, 10, 11)
- [13] Refrigerating D P Gatley; American Society of Heating and Air-Conditioning Engineers. *Understanding psychrometrics*. ASHRAE, 2013. ISBN 9781936504312,1936504316. (cit. nas pág. 7, 8, 9, 11)
- [14] Sunil; Hussain Muhammed Iqbal Vedavarz, Ali; Kumar. *HVAC - The Handbook of Heating, Ventilation and Air Conditioning for Design and Implementation*. Industrial Press, 2007. ISBN 978-1-61344-309-5,978-0-8311-3163-0. (cit. nas pág. 7, 8, 9, 10, 11)
- [15] Christian Schimid. Stability of linear control systems. Course on Dynamics of multidisciplinary and controlled Systems, 2005. URL <http://virtual.cvut.cz/course/syscontrol/node36.html>. (cit. nas pág. 15, 16, 17)
- [16] Wikibooks. Control systems/transfer functions — wikibooks, the free textbook project, 2016. URL https://en.wikibooks.org/w/index.php?title=Control_Systems/Transfer_Functions&oldid=3084733. [Online; accessed 7-July-2016]. (cit. na pág. 16)
- [17] electrical4u. URL <http://www.electrical4u.com/types-of-controllers-proportional-integral-derivative-controllers/>. Acedido a: 14/04/2016. (cit. nas pág. 18, 19)
- [18] A. B. Campo. Pid ccontrol design. Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de São Paulo, Brazil. (cit. na pág. 19)
- [19] Mohammad Shahrokhi and Alireza Zomorodi. Comparison of pid controller tuning methods. Sharif University of Technology, Department of Chemical & Petroleum Engineering. (cit. na pág. 20)
- [20] *Controladores Industriais*, 2015. Instituto Superior de Engenharia de Lisboa. Secção de Controlo de Sistemas, Departamento de Engenharia Mecânica. (cit. na pág. 20)
- [21] Finn Haugen. Ziegler-nichols? closed-loop method. *TechTeach*, 2010. (cit. na pág. 21)

- [22] MathWorks. Pid controller tuning in simulink. Documentation MathWorks, 2016. URL <http://www.mathworks.com/help/slcontrol/gs/automated-tuning-of-simulink-pid-controller-block.html>. Acedido em: 18/07/2016. (cit. na pág. 21)
- [23] MathWorks. Automatically tune pid controller gains, . URL <http://www.mathworks.com/discovery/pid-tuning.html>. <http://www.mathworks.com/discovery/pid-tuning.html>, consultado a 07/ Julho de 2016. (cit. na pág. 21)
- [24] MathWorks. Introduction to automatic pid tuning in simulink. MathWorks, . URL <https://www.mathworks.com/help/slcontrol/ug/introduction-to-automatic-pid-tuning.html>. (cit. na pág. 21)
- [25] MathWorks. Pid tuning algorithm. MathWorks, . URL <https://www.mathworks.com/help/slcontrol/ug/pid-tuning-algorithm.html>. (cit. na pág. 21)
- [26] Kevin M. Passino and Stephen Yurkovich. *Fuzzy Control*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston, MA, USA, 1st edition, 1997. ISBN 020118074X. (cit. nas págs. 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 56)
- [27] Jelena Godjevac. Comparison between pid and fuzzy control. (cit. na pág. 22)
- [28] Bo Yuan George J. Klir. *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications*. Prentice Hall, 1995. ISBN 0131011715,9780131011717. (cit. nas págs. 23, 24, 26, 28, 29)
- [29] Mo Jamshidi Ali Zilouchian. *Intelligent control systems using soft computing methodologies*. CRC Press, 1 edition, 2001. ISBN 0849318750,9780849318757. (cit. nas págs. 25, 26, 27, 28, 29)
- [30] Franck Dernoucourt. Introduction to fuzzy logic. Massachusetts Institute of Technology, January 2013. (cit. na pág. 26)
- [31] Werner Van Leekwijck and Etienne E. Kerre. Defuzzification: Criteria and classification. *Fuzzy Sets Syst.*, 108(2):159–178, December 1999. ISSN 0165-0114. doi: 10.1016/S0165-0114(97)00337-0. URL [http://dx.doi.org/10.1016/S0165-0114\(97\)00337-0](http://dx.doi.org/10.1016/S0165-0114(97)00337-0). (cit. na pág. 29)
- [32] Pedro Miguel Abreu Silva. *Multiple-model structures applied to fault tolerant control in heating, ventilation and air conditioning systems*. PhD thesis, The University of Reading, 2011. URL <http://ethos.bl.uk/OrderDetails.do?did=1&uin=uk.bl.ethos.541957>. (cit. na pág. 31)

- [33] Ramallo Gonzalez. Lumped parameter models for building thermal modelling: An analytic approach to simplifying complex multi-layered constructions. *University of Bath*, 2013. (cit. na pág. 32)
- [34] Jearl Walker David Halliday, Robert Resnick. *Fundamentals of Physics*. Wiley, 9 edition, 2010. ISBN 9780470469088,0470469080. (cit. na pág. 33)
- [35] M. Al-Rousan Bourhan Tashtoush*, M. Molhim. Dynamic model of an hvac system for control analysis. *Energy*, 2004. (cit. nas págs. 33, 34, 35)
- [36] Ali Parvaresh Ahmad Parvaresh, Seyed Mohammad Ali Mohammadi. A new mathematical dynamic model for hvac system components based on matlab/simulink. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)*, 2012. (cit. nas págs. 33, 34)
- [37] Kazuyuki Kamimura Takanori Yamazaki, Yuji Yamakawa and Shigeru Kurosu. Air-conditioning pid control system with adjustable reset to offset thermal loads upsets. *Intech*, 2011. (cit. nas págs. 33, 34)
- [38] Daniel Ryder-Cook, Supervisor, David Prof, and Mackay. Thermal modelling of buildings. Supervisor : Prof David MacKay, May 2009. (cit. nas págs. 33, 34)
- [39] Jan F. Kreider. *Handbook of Heating, Ventilation, and Air Conditioning*. Handbook Series for Mechanical Engineering. CRC Press, 1 edition, 2000. ISBN 0849395844,9780849395840. (cit. na pág. 33)
- [40] Vivek Vasudevan Shankar; Sheikh Mohammad Samiur Rahman. Theoretical modeling and estimation of co2 concentration at cirs auditorium. *THE UNIVERSITY OF BRITISH COLUMBIA*, 2013. (cit. na pág. 34)
- [41] Ihekeremma A. Ejimofor Thomas A. Nwodoh. Implementation of fuzzy logic based temperature-controlled heat exchanger. *Nigerian Journal Of Technology*, 2010. (cit. na pág. 42)
- [42] MathWorks. Fuzzy logic toolbox, 2016. URL <http://www.mathworks.com/products/fuzzy-logic/>. Acedido a 17/08/2016. (cit. nas págs. 43, 45, 49, 52)
- [43] Stepinfo. <http://www.mathworks.com/help/control/ref/stepinfo.html>. Acedido em: 22-06-2016. (cit. na pág. 56)
- [44] Vaughn Bradshaw. *The Building Environment: Active and Passive Control Systems*. Wiley, 3 edition, 2006. ISBN 0471689653,9780471689652. (cit. nas págs. 63, 67, 73)

Anexos

Anexo A

Dados de Temperatura do mês de Julho

Tabela A.1: Dados de Temperatura mês de Julho HAP 4.80

Julho			
Hora	Segundos	Temp. B. Seco	Temp. B. Húmido
1	3600	24.8	17.7
2	7200	24.2	17.5
3	10800	23.8	17.3
4	14400	23.5	17.2
5	18000	23.4	17.2
6	21600	23.6	17.3
7	25200	24.1	17.4
8	28800	25.1	17.8
9	32400	26.4	18.2
10	36000	28	18.7
11	39600	29.8	19.3
12	43200	31.5	19.8
13	46800	32.7	20.2
14	50400	33.6	20.5
15	54000	33.9	20.6
16	57600	33.6	20.5
17	61200	32.8	20.2
18	64800	31.7	19.9
19	68400	30.3	19.5
20	72000	29	19
21	75600	27.8	18.7
22	79200	26.7	18.3
23	82800	25.9	18
24	86400	25.3	17.8