



**Camila Nicola
Boeri**

**SECAGEM CONVECTIVA DE PRODUTOS
ALIMENTARES: OTIMIZAÇÃO E CONTROLO**



**Camila Nicola
Boeri**

**SECAGEM CONVECTIVA DE PRODUTOS
ALIMENTARES: OTIMIZAÇÃO E CONTROLO**

Tese apresentada à Universidade de Aveiro para cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de Doutor em Engenharia Mecânica, realizada sob a orientação científica do Professor Doutor Fernando José Neto da Silva, Professor Auxiliar do Departamento de Engenharia Mecânica da Universidade de Aveiro e do Professor Doutor Jorge Augusto Fernandes Ferreira, Professor Auxiliar do Departamento de Engenharia Mecânica da Universidade de Aveiro.

o júri

Presidente

Professora Doutora Maria Ana Dias Monteiro Santos
Professora Catedrática da Universidade de Aveiro

Professor Doutor António Carlos Mendes de Sousa
Professor Catedrático da Universidade de Aveiro

Professor Doutor António Rui de Almeida Figueiredo
Professor Associado com Agregação da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra

Professor Doutor Manuel José Cabral dos Santos Reis
Professor Associado com Agregação da Escola de Ciências e Tecnologia da Universidade de Trás-Os-Montes e Alto Douro

Orientador

Professor Doutor Fernando José Neto da Silva
Professor Auxiliar da Universidade de Aveiro

Coorientador

Professor Doutor Jorge Augusto Fernandes Ferreira
Professor Auxiliar da Universidade de Aveiro

Dedico aos meus pais, Jane e Wilson, exemplos de amor, carinho, confiança, incentivo e dedicação irrestrita.

“Bom mesmo é ir à luta com determinação, abraçar a vida com paixão, perder com classe e vencer com ousadia, por que o mundo pertence a quem se atreve. E a vida é muito para ser insignificante.” [Augusto Branco]

Agradecimentos

Aos meus orientadores, professor Fernando Neto da Silva e professor Jorge Ferreira, pela orientação, paciência, confiança e disposição durante todo o meu doutoramento.

Ao professor Jorge Saraiva e seus alunos Ângelo Salvador e Liliana Fidalgo, do Departamento de Química da Universidade de Aveiro, pela ajuda nas análises químicas das amostras de bacalhau.

À empresa João dos Santos Pires Lda., pelo fornecimento da matéria-prima para a realização dos ensaios experimentais desta pesquisa.

Aos engenheiros do Departamento de Engenharia Mecânica, por todo o auxílio na instalação experimental.

Ao Centro de Tecnologia Mecânica e Automação, do Departamento de Engenharia Mecânica, por proporcionar todas as condições para o desenvolvimento do meu trabalho.

À Fundação para a Ciência e a Tecnologia pela concessão da bolsa de doutoramento.

Aos colegas de laboratório, pela amizade e companhia durante este período.

Em especial aos meus pais, Jane e Wilson, e minha irmã Cristina, por todo o apoio, incentivo e amor durante toda a minha vida, por estarem sempre tão perto mesmo fisicamente longe. Amo vocês!

palavras-chave

Secagem de bacalhau, modelos matemáticos, redes neurais artificiais, controlo, otimização, lógica difusa.

Resumo

O presente trabalho tem como objetivo analisar a cinética de secagem do bacalhau salgado verde (*Gadus morhua*) em secador convectivo. É apresentada a análise da composição físico-química dos bacalhaus utilizados nos ensaios experimentais, bem como o estudo das isotermas de sorção do produto, através de experiências e modelação matemática. Dos modelos usados para o ajuste das isotermas de sorção do bacalhau salgado verde, o que melhor se adaptou aos resultados experimentais foi o modelo de GAB Modificado, com coeficientes de correlação variando entre 0,992 e 0,998. Para o controlo do processo de secagem (nomeadamente os parâmetros temperatura, humidade relativa e velocidade do ar) foi utilizada lógica difusa, através do desenvolvimento de controladores difusos para o humidificador, desumidificador, resistências de aquecimento e ventilador. A modelação do processo de secagem foi realizada através de redes neurais artificiais (RNA), modelo semi-empírico de Page e modelo difusivo de Fick. A comparação entre dados experimentais e simulados, para cada modelo, apresentou os seguintes erros: entre 1,43 e 11,58 para o modelo de Page, 0,34 e 4,59 para o modelo de Fick e entre 1,13 e 6,99 para a RNA, com médias de 4,38, 1,67 e 2,93 respectivamente. O modelo obtido pelas redes neurais artificiais foi submetido a um algoritmo de otimização, a fim de buscar os parâmetros ideais de secagem, de forma a minimizar o tempo do processo e maximizar a perda de água do bacalhau. Os parâmetros ótimos obtidos para o processo de secagem, após otimização realizada, para obter-se uma humidade adimensional final de 0,65 foram: tempo de 68,6h, temperatura de 21,45°C, humidade relativa de 51,6% e velocidade de 1,5m/s. Foram também determinados os custos de secagem para as diferentes condições operacionais na instalação experimental. Os consumos por hora de secagem variaram entre 1,15 kWh e 2,87kWh, com uma média de 1,94kWh.

Keywords

Codfish drying, mathematical models, artificial neural networks, control, optimization, fuzzy logic.

Abstract

This work aims to analyse about salted codfish (*Gadus morhua*) drying kinetics in convective dryer. It is presented the analysis of physical and chemical composition of codfish used in experimental tests, and the study of the sorption isotherms of the product through experimentation and mathematical modeling. The model used for the adjustment of the salted codfish sorption isotherms, which is best adapted to the experimental results was the Modified GAB model, with correlation coefficients ranging between 0.992 and 0.998. To control of drying process (namely the parameters temperature, relative humidity and air velocity) was used fuzzy logic, through the development of fuzzy controllers for the humidifier, dehumidifier, electrical resistances and centrifugal blower. The drying process modeling was carried out using artificial neural networks (ANN), semi-empirical Page's model and Fick's diffusion law. The comparison between experimental and simulated data for each model, presented the following errors: between 1.43 and 11.58 for the Page's model, 0.34 and 4.59 for the Fick's model and between 1.13 and 6.99 for RNA, with averages of 4.38, 1.67 and 2.93 respectively. The model obtained by neural networks was subjected to an optimization algorithm, in order to find the ideal parameters of drying which minimises the processing time and maximizes codfish water loss. The optimal parameters obtained for the drying process, carried out after optimization, to obtain a final dimensionless moisture of 0.65 were a total drying time of 68.6h, a temperature of 21.45°C, a relative humidity of 51.6% and air velocity of 1.5 m / s. The drying cost for different operating conditions in the experimental installation were also determined. Energy consumption per hour of drying varied between 1.15kWh and 2.87 kWh, with an average of 1.94 kWh

ÍNDICE

LISTA DE FIGURAS	25
LISTA DE TABELAS	31
LISTA DE SÍMBOLOS	33
CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO E OBJETIVOS	39
1.1. INTRODUÇÃO	39
1.2. ESTRUTURA DA TESE	35
1.3. OBJETIVOS	46
1.3.1. Objetivos Gerais	46
1.3.2. Objetivos Específicos	47
CAPÍTULO 2 – REVISÃO DE LITERATURA	49
2.1. INTRODUÇÃO	49
2.2. CONSERVAÇÃO DE ALIMENTOS	49
2.2.1. Conservação pelo controlo de humidade – desidratação	50
2.2.2. Conservação pelo calor	51
2.2.3. Conservação pelo frio	52
2.2.4. Conservação por defumação	53
2.2.5. Conservação pela salga	53
2.3. SECAGEM DE ALIMENTOS	54
2.3.1. Processo de secagem	54
2.3.2. Princípios básicos da secagem	57
2.3.3. Fatores que influenciam o processo de secagem	58
2.3.4. Secagem natural e secagem artificial	60

2.3.5. Escoamento de ar	62
2.3.6. Humidade relativa do ar	62
2.3.7. Teor de humidade	63
2.3.8. Humidade base húmida (b.u.) e humidade base seca (b.s.)	63
2.3.9. Atividade de água	64
2.3.10. Humidade de Equilíbrio	66
2.3.11. Teor de humidade livre	67
2.3.12. Evolução do estudo de secagem de peixe	67
2.4. BACALHAU	75
2.4.1. Aspetos gerais	75
2.4.2. Classificação	77
2.4.2.1. Bacalhau <i>Gadus morhua</i>	77
2.4.2.2. Bacalhau <i>Gadus macrocephalus</i>	78
2.4.2.3. Bacalhau <i>Gadus oca</i>	79
2.4.2.4. Peixe tipo bacalhau saithe (<i>Pollachius virens</i>)	79
2.4.2.5. Peixe tipo bacalhau ling ou lingue (<i>Molva molva</i>)	80
2.4.2.6. Peixe tipo bacalhau zarbo (<i>Brosme brosme</i>)	80
2.4.3. Composição e valor alimentício	81
2.4.4. Processamento do bacalhau	83
2.4.4.1. Bacalhau salgado verde	83
2.4.4.2. Bacalhau salgado semi-seco	83
2.4.4.3. Bacalhau salgado seco	84
2.4.4.4. Bacalhau salgado de cura amarela	84
2.4.4.5. Processo de salga do bacalhau	84

2.4.5. Características do bacalhau para comercialização	86
2.4.6. Situação nacional e internacional do bacalhau – Importância económica	87
2.5. MODELOS MATEMÁTICOS DE SECAGEM DE PESCADO	88
2.5.1. Modelos empíricos	88
2.5.2. Modelos semi-empíricos	89
2.5.3. Modelos teóricos	90
2.5.4. Redes Neurais Artificiais	91
2.5.4.1. Histórico das redes neuronais artificiais	93
2.5.4.2. Classificação das redes neuronais artificiais	94
2.5.4.3. Arquitetura e topologia das redes neuronais artificiais	96
2.5.4.4. Estrutura básica da rede neuronal artificial	99
2.5.4.5. Redes neuronais artificiais no processo de secagem	100
2.6. CONTROLO DO PROCESSO DE SECAGEM	103
2.6.1. Principais técnicas de controlo	104
2.6.2. Controlo Difuso (Fuzzy)	106
2.6.2.1. Variáveis linguísticas	109
2.6.2.2. Regras linguísticas	109
2.6.2.3. Funções de pertença	110
2.6.2.4. Conjuntos difusos	110
2.6.2.5. Estrutura do controlador difuso	111
2.6.3. Controlo difuso na secagem	114
CAPÍTULO 3 – DESCRIÇÃO METODOLÓGICA	117
3.1. INTRODUÇÃO	117

3.2. DESCRIÇÃO METODOLÓGICA	117
CAPÍTULO 4 – INSTALAÇÃO EXPERIMENTAL DE SECAGEM	121
4.1. INTRODUÇÃO	121
4.2. INSTALAÇÃO EXPERIMENTAL DE SECAGEM CONVECTIVA	121
4.3. PLATAFORMAS DE HARDWARE E SOFTWARE	124
CAPÍTULO 5 – CONTROLO DO PROCESSO DE SECAGEM	127
5.1. INTRODUÇÃO	127
5.2. DINÂMICA DO PROCESSO – ENSAIOS EM MALHA ABERTA	127
5.3. PROJETO DOS CONTROLADORES	128
5.3.1. Controlador difuso para o humidificador	131
5.3.2. Controlador difuso para o desumidificador	131
5.3.3. Controlador difuso para as resistências elétricas	131
5.3.4. Controlador difuso para o ventilador	132
5.4. RESULTADOS	132
5.4.1. Ensaio em malha aberta	132
5.4.2. Controladores	137
5.4.2.1. Controlador difuso para o humidificador (FUC-PD)	137
5.4.2.2. Controlador difuso para o desumidificador (FDC-PD)	138
5.4.2.3. Controlador difuso para as resistências elétricas (FERC-PD)	140
5.4.2.4. Controlador difuso para o ventilador (FBC-PD)	141
5.4.3. Resultados experimentais do controlo dos parâmetros de secagem	143

5.4.3.1. Controlo da temperatura do ar de secagem	143
5.4.3.2. Controlo da humidade relativa do ar de secagem	145
5.4.3.3. Controlo da velocidade do ar de secagem	147
CAPÍTULO 6 – METODOLOGIA EXPERIMENTAL	149
6.1. INTRODUÇÃO	149
6.2. MATÉRIA-PRIMA	149
6.3. ANÁLISES FÍSICO-QUÍMICAS DA MATÉRIA-PRIMA	150
6.3.1. Caracterização morfométrica	150
6.3.2. Análises químicas	150
6.4. RESULTADOS DAS ANÁLISES FÍSICO-QUÍMICAS	151
6.4.1. Caracterização morfométrica	151
6.4.2. Análises químicas	153
6.5. DETERMINAÇÃO EXPERIMENTAL DO TEOR DE HUMIDADE DE EQUILÍBRIO	154
6.6. MODELOS DE ISOTERMAS DE SORÇÃO	155
6.7. ANÁLISES ESTATÍSTICAS	157
6.7.1. Coeficiente de correlação de Pearson	157
6.7.2. Erro padrão médio	158
6.7.3. Desvio relativo médio	158
6.8. RESULTADOS E DISCUSSÕES DAS ISOTERMAS DE SORÇÃO	158
6.8.1. Resultados experimentais das isotermas de sorção	158
6.8.2. Influência da temperatura e da humidade relativa no teor de água de equilíbrio	160
6.8.3. Influência do sal no teor de água de equilíbrio	160

6.8.4. Ajuste dos modelos das isotermas de sorção	160
6.8.5. Análise estatística	163
6.9. METODOLOGIA EXPERIMENTAL PARA O PROCESSO DE SECAGEM	164
6.9.1. Obtenção das amostras	164
6.9.2. Planificação experimental	164
6.9.3. Determinação do teor de água inicial da amostra	165
6.9.4. Determinação do teor de água final da amostra	166
6.9.5. Determinação da perda de massa da amostra	166
6.9.6. Determinação do teor de água instantâneo da amostra	166
6.9.7. Determinação do teor de água adimensional	167
6.9.8. Determinação da variação da temperatura na amostra	167
6.9.9. Determinação da humidade absoluta do ar	168
6.10. PROCESSO DE SECAGEM CONVECTIVA	168
CAPÍTULO 7 – RESULTADOS E DISCUSSÃO	169
7.1. INTRODUÇÃO	169
7.2. RESULTADOS E DISCUSSÃO	169
7.2.1. Variação da temperatura no interior da amostra	169
7.2.2. Efeito da temperatura do ar nas curvas de secagem	171
7.2.3. Efeito da humidade relativa do ar nas curvas de secagem	173
7.2.4. Efeito da velocidade do ar nas curvas de secagem	176
7.2.5. Taxas de secagem	180
CAPÍTULO 8 – MODELAÇÃO DO PROCESSO DE SECAGEM	183
8.1. INTRODUÇÃO	183

8.2. SIMULAÇÃO DO PROCESSO DE SECAGEM ATRAVÉS DO MODELO DE PAGE	183
8.3. SIMULAÇÃO DO PROCESSO DE SECAGEM ATRAVÉS DO MODELO DIFUSIVO	185
8.4. SIMULAÇÃO DO PROCESSO DE SECAGEM ATRAVÉS DE REDES NEURONAIS ARTIFICIAIS	186
8.4.1. Arquitetura da rede neuronal artificial	186
8.4.2. Etapa de treino da rede neuronal	189
8.4.3. Etapa de validação da rede neuronal	194
8.5. ANÁLISES ESTATÍSTICAS	195
8.6. RESULTADOS E DISCUSSÕES	195
8.6.1. Resultados das simulações pelo modelo de Page	196
8.6.2. Resultados das simulações pelo modelo difusivo	196
8.6.3. Resultados das simulações pela rede neuronal artificial	197
8.6.3.1. Etapa de treino da rede	198
8.6.3.2. Etapa de validação da rede	200
8.6.4. Comparação entre os três modelos utilizados para a simulação do processo de secagem	201
8.6.5. Resultados das análises estatísticas para os três modelos utilizados nas simulações	205
CAPÍTULO 9 – OTIMIZAÇÃO	207
9.1. INTRODUÇÃO	207
9.2. OTIMIZAÇÃO DAS CONDIÇÕES DE SECAGEM	207
9.3. CONSUMO ENERGÉTICO NA INSTALAÇÃO DE SECAGEM	209
9.4. DETERMINAÇÃO DOS CUSTOS ENERGÉTICOS	209
9.5. OTIMIZAÇÃO DAS CONDIÇÕES DE SECAGEM PARA REDUÇÃO DOS CUSTOS ENERGÉTICOS	210

9.6. COMPARAÇÃO DE CUSTOS PARA DIFERENTES FORMAS DE HUMIDIFICAÇÃO	210
9.7. RESULTADOS E DISCUSSÕES	211
9.7.1. Resultado da otimização das condições de secagem	211
9.7.2. Funções custo por hora de secagem	212
9.7.3. Custos de secagem para diferentes condições operacionais	216
9.7.4. Resultados da otimização para os custos de secagem	221
9.7.5. Análise comparativa dos custos com diferentes tipos de humidificação	222
9.7.6. Custos finais considerando tempo de imobilização do produto e qualidade final para os diferentes ensaios experimentais	223
9.7.7. Custos finais considerando tempo de imobilização do produto e qualidade final com os valores ótimos estimados pelo algoritmo de otimização	225
CAPÍTULO 10 – CONCLUSÕES	227
REFERÊNCIAS	231
ANEXOS	245
ANEXO A	247
A.1. Nomenclatura para a definição das regras e conjuntos difusos dos controladores	247
A.2. Regras e conjuntos difusos para o controlo do humidificador	248
A.3. Regras e conjuntos difusos para o controlo do desumidificador	251
A.4. Regras e conjuntos difusos para o controlo das resistências elétricas	254
A.5. Regras e conjuntos difusos para o controlo do ventilador	256

ANEXO B	259
B.1. Parâmetros dos modelos matemáticos de isothermas de sorção	259
B.2. Simulações com diferentes modelos de isothermas de sorção	261
B.3. Análise estatística dos modelos de isothermas de sorção	273
ANEXO C	285
C.1. Variação da temperatura no interior da amostra	285
C.2. Condições experimentais dos diferentes ensaios de secagem	288
C.3. Efeito da temperatura do ar nas curvas de secagem	313
C.4. Efeito da humidade relativa do ar nas curvas de secagem	315
C.5. Efeito da velocidade do ar nas curvas de secagem	316
C.6. Taxas de secagem	317
ANEXO D	319
D.1. Algoritmos para treino e validação da rede neuronal para o processo de secagem	319
ANEXO E	322
E.1. Simulações pelo modelo de Page	322
E.2. Simulações pelo modelo difusivo	329
E.3. Simulações por redes neuronais artificiais	335
ANEXO F	343
F.1. Algoritmo de otimização das condições de secagem	343
F.2. Algoritmo de treino e validação da rede neuronal para o consumo energético	345
F.3. Algoritmo de otimização das condições de secagem para a redução do consumo energético	348
ANEXO G	351

G.1. Especificação dos equipamentos utilizados na estação de secagem

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Curva típica de secagem	55
Figura 2	Secagem natural de bacalhau	60
Figura 3	Local de secagem de bacalhau	61
Figura 4	<i>Gadus morhua</i>	76
Figura 5	Regiões de pesca do bacalhau	76
Figura 6	<i>Gadus macrocephalus</i> – bacalhau do Pacífico	78
Figura 7	Bacalhau tipo Saithe	80
Figura 8	Bacalhau tipo Ling	80
Figura 9	Bacalhau tipo Zarbo	81
Figura 10	Rede Neuronal do tipo Perceptron de Múltiplas Camadas	96
Figura 11	Funções de transferência utilizadas na construção de redes neuronais artificiais	98
Figura 12	Estrutura geral de uma rede neuronal artificial	99
Figura 13	Sistema em lógica difusa	107
Figura 14	Representação gráfica das operações do controlador difuso	113
Figura 15	Instalação experimental de secagem convectiva	122
Figura 16	Esquema da instalação experimental de secagem convectiva	123
Figura 17	Plataforma de hardware	124
Figura 18	Plataforma de software	125
Figura 19	Esquema do controlo difuso	130
Figura 20	Dinâmica dos parâmetros do processo de secagem quando o sinal de controlo do desumidificador é trocado	133
Figura 21	Dinâmica dos parâmetros do processo de secagem quando o sinal de controlo do humidificador é trocado	134
Figura 22	Dinâmica dos parâmetros do processo de secagem quando o sinal de controlo do ventilador é trocado	135
Figura 23	Dinâmica dos parâmetros do processo de secagem quando o sinal de controlo das resistências elétricas é trocado	136
Figura 24	Diagrama de blocos do controlador difuso para o humidificador	137

Figura 25	Superfície de saída do controlador difuso para o humidificador	138
Figura 26	Diagrama de blocos do controlador difuso para o desumidificador	139
Figura 27	Superfície de saída do controlador difuso para o desumidificador	139
Figura 28	Diagrama de blocos do controlador difuso para as resistências elétricas	140
Figura 29	Superfície de saída do controlador difuso para as resistências elétricas	141
Figura 30	Diagrama de blocos do controlador difuso para o ventilador	142
Figura 31	Superfície de saída do controlador difuso para o ventilador	142
Figura 32	Varição da temperatura ao longo do tempo – Ensaio: T=15°C; HR=40%; v=2m/s	143
Figura 33	Varição da temperatura ao longo do tempo – Ensaio: T=18°C; HR=50%; v=2m/s	144
Figura 34	Varição da temperatura ao longo do tempo – Ensaio: T=20°C; HR=50%; v=2m/s	144
Figura 35	Varição da temperatura ao longo do tempo – Ensaio: T=23°C; HR=45%; v=1,5m/s	145
Figura 36	Varição da humidade relativa ao longo do tempo – Ensaio: T=20°C; HR=60%; v=1,5m/s	145
Figura 37	Varição da humidade relativa ao longo do tempo – Ensaio: T=23°C; HR=45%; v=1,5m/s	146
Figura 38	Varição da humidade relativa ao longo do tempo – Ensaio: T=18°C; HR=55%; v=1,5m/s	146
Figura 39	Varição da humidade relativa ao longo do tempo – Ensaio: T=15°C; HR=65%; v=1,5m/s	147
Figura 40	Varição da velocidade ao longo do tempo – Ensaio: T=20°C; HR=60%; v=1,5m/s	147
Figura 41	Varição da velocidade ao longo do tempo – Ensaio: T=18°C; HR=65%; v=2m/s	148
Figura 42	Exemplo de bacalhau utilizado nas experiências	150
Figura 43	Câmara higrótérmica	154
Figura 44	Isotermas do bacalhau salgado verde e do bacalhau fresco	159
Figura 45	Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de GAB Modificado – Temperatura de 15°C	161
Figura 46	Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de GAB Modificado – Temperatura de 18°C	162

Figura 47	Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de GAB Modificado – Temperatura de 20°C	162
Figura 48	Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de GAB Modificado – Temperatura de 23°C	163
Figura 49	Esquema do corte do bacalhau	164
Figura 50	Varição da temperatura no interior da amostra na primeira hora de secagem – T=20°C; HR=50%; v=1,5m/s	170
Figura 51	Varição da temperatura no interior da amostra durante todo o ensaio – T=20°C; HR=50%; v=1,5m/s	171
Figura 52	Influência da temperatura – HR = 40%; v = 2m/s	172
Figura 53	Influência da temperatura – HR = 55%; v = 2m/s	172
Figura 54	Influência da temperatura – HR = 45%; v = 1,5m/s	173
Figura 55	Influência da humidade relativa – T = 20°C; v = 1,5m/s	174
Figura 56	Influência da humidade relativa – T = 20°C; v = 2m/s	174
Figura 57	Influência da humidade relativa – T = 18°C; v = 2m/s	175
Figura 58	Influência da humidade relativa – T = 23°C; v = 1,5m/s	175
Figura 59	Influência da velocidade do ar – T = 15°C; HR = 55%	177
Figura 60	Influência da velocidade do ar – T = 15°C; HR = 60%	177
Figura 61	Influência da velocidade do ar – T = 20°C; HR = 45%	178
Figura 62	Influência da velocidade do ar – T = 20°C; HR = 55%	178
Figura 63	Influência da velocidade do ar – T = 20°C; HR = 60%	179
Figura 64	Influência da velocidade do ar – T = 23°C; HR = 50%	179
Figura 65	Comparação entre taxas de secagem para diferentes humidades relativas – T = 15°C; v = 2m/s	181
Figura 66	Comparação entre taxas de secagem para diferentes humidades relativas – T = 18°C; v = 1,5m/s	181
Figura 67	Comparação entre taxas de secagem para diferentes humidades relativas – T = 20°C; v = 2m/s	182
Figura 68	Comparação entre taxas de secagem para diferentes humidades relativas – T = 23°C; v = 1,5m/s	182
Figura 69	Arquitetura da RNA proposta para o processo de secagem do bacalhau	187
Figura 70	Fluxograma do algoritmo de treino da rede neuronal artificial	194

Figura 71	Desempenho e reta de regressão para a rede com 9 neurónios	198
Figura 72	Desempenho e reta de regressão para a rede com 5 neurónios	199
Figura 73	Desvio relativo médio para os valores obtidos experimentalmente e os calculados pela rede neuronal	201
Figura 74	Comparação entre modelos de secagem – T=20°C; HR=45%; v=1,5m/s	202
Figura 75	Comparação entre modelos de secagem – T=18°C; HR=50%; v=2m/s	202
Figura 76	Comparação entre modelos de secagem – T=18°C; HR=55%; v=2m/s	203
Figura 77	Comparação entre modelos de secagem – T=20°C; HR=45%; v=2m/s	203
Figura 78	Comparação entre modelos de secagem – T=20°C; HR=65%; v=2m/s	204
Figura 79	Comparação entre modelos de secagem – T=15°C; HR=50%; v=2m/s	204
Figura 80	Fluxograma para o algoritmo de otimização das condições de secagem	208
Figura 81	Curva de custo de secagem em função da humidade relativa para temperatura de 15°C	212
Figura 82	Curva de custo de secagem em função da humidade relativa para temperatura de 18°C	212
Figura 83	Curva de custo de secagem em função da humidade relativa para temperatura de 20°C	213
Figura 84	Curva de custo de secagem em função da humidade relativa para temperatura de 23°C	213
Figura 85	Curva de custo de secagem em função da temperatura para humidade relativa de 50%	214
Figura 86	Curva de custo de secagem em função da temperatura para humidade relativa de 55%	214
Figura 87	Curva de custo de secagem em função da temperatura para humidade relativa de 60%	215
Figura 88	Curva de custo de secagem em função da temperatura para humidade relativa de 65%	215
Figura 89	Consumo energético para cada ensaio em kWh/g de água removida	217
Figura 90	Consumo energético para cada ensaio em kWh/% de humidade removida	217
Figura 91	Consumo energético para cada ensaio em Euros/g de água removida	218
Figura 92	Consumo energético para cada ensaio em Euros/% de humidade removida	218

Figura 93	Consumo energético para cada ensaio em kWh/t de secagem	219
Figura 94	Consumo energético para cada ensaio em Euros/t de secagem	219
Figura 95	Comparação entre custos com humidificação em kWh/h de secagem	222
Figura 96	Comparação entre custos com humidificação em kWh/% de humidade removida	223
Figura 97	Valores máximos e mínimos dos custos de secagem	225

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Redução da humidade relativa devido ao aumento da temperatura	63
Tabela 2	Classificação do bacalhau	75
Tabela 3	Composição nutricional do bacalhau	81
Tabela 4	Caracterização morfométrica dos bacalhaus utilizados nas experiências	152
Tabela 5	Resumo estatístico das medidas dos bacalhaus	152
Tabela 6	Medidas das amostras utilizadas nos experiências de secagem	152
Tabela 7	Variação das amostras pós-secagem (encolhimento)	153
Tabela 8	Caracterização química da matéria-prima	153
Tabela 9	Análise do teor de sal pré e pós secagem	153
Tabela 10	Modelos de isotermas de sorção	155
Tabela 11	Valores médios das humidades de equilíbrio em função da temperatura e da humidade relativa para o bacalhau salgado	159
Tabela 12	Valores médios das humidades de equilíbrio para o bacalhau fresco para a temperatura de 20°C	159
Tabela 13	Valores dos parâmetros estimados para o modelo de GAB Modificado para o teor de água de equilíbrio do bacalhau salgado	161
Tabela 14	Planificação experimental para avaliar a secagem de bacalhau	164
Tabela 15	Ensaio utilizados para validação das simulações	195
Tabela 16	Difusividades efetivas obtidas para cada ensaio	196
Tabela 17	Difusividades efetivas encontradas na literatura	197
Tabela 18	Parâmetros da configuração da rede neuronal escolhida para representar o processo de secagem de bacalhau	197
Tabela 19	Análise estatística da comparação entre dados experimentais e simulados para os diferentes modelos utilizados	205
Tabela 20	Componentes utilizados durante a secagem	209
Tabela 21	Condições de secagem convectiva para obter diferentes humidades adimensionais finais	211
Tabela 22	Potência média para diferentes ensaios experimentais	216
Tabela 23	Custo de secagem para remoção de 5g de água	219
Tabela 24	Condições de secagem convectiva para diferentes custos energéticos	222

Tabela 25	Custos finais da secagem de bacalhau em euros para diferentes condições operacionais	224
Tabela 26	Custos finais da secagem do bacalhau com os valores ótimos das condições de secagem	226

LISTA DE SÍMBOLOS

A	Constante de modelo	-
a_w	Atividade de água	-
B	Constante de modelo	-
B_C	Sinal do controlador para o ventilador centrífugo	
$b.s.$	Base seca	-
$b.u.$	Base húmida	-
b^1	Vetor <i>bias</i> da camada oculta da rede neuronal	-
b^2	Vetor <i>bias</i> da camada de saída da rede neuronal	-
C	Constante de modelo	-
C_B	Ventilador centrífugo	-
CD_i^j	Conjunto difuso	-
COG	Centro de gravidade	-
CO ₂	Dióxido de carbono	-
Cf	Função custo	-
D	Constante de modelo	-
D_C	Sinal de controlo do desumidificador	
D_{ef}	Difusividade efetiva	m ² /s
D_H	Desumidificador	-
DR	Desvio relativo médio	-
de_{RH}	Derivada do erro da humidade relativa	%
de_T	Derivada do erro da temperatura	°C
de_v	Derivada do erro da velocidade	m/s
EM	Erro médio	-
EP	Erro padrão médio	%
E_R	Erro quadrático médio	%
Exp	Experimental	-
e	Erro	-
e_{RH}	Erro da humidade relativa	%
e_T	Erro da temperatura	°C

e_v	Erro da velocidade	m/s
FBC-PD	Controlador difuso para o ventilador	-
FDC-PD	Controlador difuso para o desumidificador	-
FERC-PD	Controlador difuso para as resistências elétricas	-
FHRC-PD	Controlador difuso para o humidificador	-
f	Função de transferência da rede neuronal	-
H	Matriz hessiana	-
HA	Humidade absoluta do ar	g/m ³
HR	Humidade relativa do ar	%
I	Matriz identidade	-
IW	Matriz de pesos da camada oculta da rede neuronal	-
I_m^k	Valor linguístico da variável linguística u_i na lógica difusa	-
i	Número de variáveis de entrada da rede neuronal	-
J	Matriz jacobiana	-
j^n	Valor linguístico na lógica difusa	-
K_{FBC}	Variável da lei de controlo para o controlador difuso para o ventilador	-
K_{FDC}	Variável da lei de controlo para o controlador difuso para o desumidificador	-
K_{FERC}	Variável da lei de controlo para o controlador difuso para as resistências elétricas	-
K_{FHRC}	Variável da lei de controlo para o controlador difuso para o humidificador	-
k	Constante do modelo de Page	-
L	Espessura da amostra	M
$LVAR_i$	Variável linguística na lógica difusa	-
LV_i^j	Valor linguístico na lógica difusa	-
LW	Matriz de pesos da camada de saída da rede neuronal	-
m	Massa instantânea	G
m_0	Massa inicial	G
m_f	Massa final	G

m_s	Massa de matéria seca	G
m_u	Massa de matéria húmida	G
m_w	Massa de água	G
NaCl	Cloreto de sódio	g/100g
N_{co}	Número de neurónios na camada oculta da rede neuronal	-
N_i	Número de valores linguísticos em cada universo de discurso	-
n	Número de pontos	-
net	Rede a ser treinada	-
O_q^p	Valor linguístico da variável linguística y_i	-
P	Pressão de vapor do produto	Pa
P_{atm}	Pressão atmosférica	Pa
P_0	Pressão de vapor de água pura	Pa
P_{sat}	Pressão de saturação	Pa
P_v	Pressão parcial de vapor	Pa
P_{vs}	Pressão de vapor saturado	Pa
p	Matriz com o conjunto de treino da rede neuronal	-
R_C	Sinal do controlador para as resistências elétricas	
RH_R	Humidade relativa real	%
RH_{SET}	Humidade relativa desejada	%
$R_{1,2}$	Resistências elétricas 1 e 2 de 2 kW	-
R_{12C}	Sinal de controlo das resistências elétricas 1e 2	
$R_{3,4}$	Resistências elétricas 3 e 4 de 1kW	-
R_{34C}	Sinal de controlo das resistências elétricas 3 e 4	
S	Número de neurónios de saída da rede neuronal	-
T	Temperatura de secagem	°C
T_{amb}	Temperatura ambiente	°C
T_p	Temperatura do produto	°C
T_R	Temperatura real	°C
T_{SET}	Temperatura desejada	°C
$TeorH$	Matriz com as saídas desejadas da rede neuronal	-

T_{Ambiente}	Temperatura no exterior da instalação experimental	°C
$T_{\text{ating_Estação}}$	Temperatura atingida dentro da instalação experimental	°C
$T_{\text{des_Estação}}$	Temperatura desejada dentro da instalação experimental	°C
T_{Inferior}	Temperatura do termopar na posição inferior da amostra	°C
T_{Meio}	Temperatura do termopar no meio da amostra	°C
T_{Superior}	Temperatura do termopar na posição superior da amostra	°C
T	Tempo de secagem	H
$trainlm$	Algoritmo de treino de Levenberg-Marquardt	-
u_i	Variáveis linguísticas de entrada do controlador difuso	-
U	Humidificador	-
U_c	Sinal de controlo do humidificador	-
VO	Valor observado experimentalmente	-
\overline{VO}	Média aritmética dos valores observados	-
VP	Valor predito pelo modelo	-
\overline{VP}	Média aritmética dos valores preditos	-
V	Velocidade do ar de secagem	m/s
v_R	Velocidade real	m/s
v_{SET}	Velocidade desejada	m/s
W	Peso da rede neuronal artificial	-
W_i	Peso sináptico atual da rede neuronal	-
W_{ei}	Peso sináptico da próxima iteração da rede neuronal	-
W^T	Matriz com os pesos dos neurónios	-
X	Teor de humidade atual	% g _{água} /g
X_{Exp}	Teor de humidade de equilíbrio experimental	% g _{água} /g
X_{Sim}	Teor de humidade de equilíbrio simulado	% g _{água} /g
X_{bs}	Teor de humidade em base seca	% g _{água} /g
X_{bu}	Teor de humidade em base húmida	% g _{água} /g
X_{ad}	Teor de humidade adimensional	-
X_{ad_exp}	Teor de humidade adimensional experimental	-
X_{ad_sim}	Teor de humidade adimensional simulado	-

X_e	Teor de humidade de equilíbrio	% g _{água} /g
X_f	Teor de humidade final	% g _{água} /g
X_0	Teor de humidade inicial	% g _{água} /g
x	Vetor com os sinais de entrada da rede neuronal	-
y_i	Variáveis linguísticas de saída do controlador difuso	-
y_{ei}	Valor exato correspondente à saída da rede neuronal	-
y_s	Saída fornecida pela rede neuronal	-
Z	Constante do modelo de Page	-
z	Coordenada espacial	-

NOMENCLATURA

AOAC	<i>Association of official analytical chemists</i>
BET	<i>Brunauer, Emmett and Teller</i>
FAO	<i>Food and Agriculture Organization of the United Nations</i>
GAB	<i>Guggenheim-Anderson-deBoer</i>
MLP	<i>Perceptron de Múltiplas Camadas</i>
RNA	Redes Neurais Artificiais

LETRAS GREGAS

ρ	Coefficiente de correlação de Pearson	-
Φ_i	Universo de discurso da lógica difusa	-
μ	Constante do método de Levenberg-Marquardt	-

Capítulo 1

Introdução e Objetivos

1.1. INTRODUÇÃO

A conservação de alimentos vem sendo praticada pelo homem ao longo da História, associada à necessidade de sobrevivência humana. O conhecimento científico dos processos químicos e biológicos envolvidos neste processo foi elucidado com as pesquisas de Louis Pasteur, com a descoberta de que micro-organismos transformavam a uva em vinho. Desde então, sabe-se da existência de microrganismos capazes de deteriorar alimentos, os quais devem ser controlados.

O processo de conservação é um conjunto dos métodos que consiste em manter o alimento o mais estável possível, aumentando a sua durabilidade e evitando a deterioração do produto durante um determinado período, mesmo em condições nas quais isso não seria viável. O objetivo principal deste processo é evitar as alterações provocadas pelas enzimas próprias dos produtos naturais ou por microrganismos que, para além de causarem o apodrecimento dos alimentos, podem produzir toxinas que afetam a saúde dos consumidores. Mas também existe a preocupação em manter a aparência, o sabor e o conteúdo nutricional dos alimentos.

As técnicas de conservação têm vindo a ser aperfeiçoadas pelo homem até os dias de hoje e, de entre elas, encontram-se a conservação pelo calor, pelo frio, pelo controlo do teor de humidade, pela adição de solutos, por defumação e por fermentação.

Sabe-se que a estabilidade e a segurança dos alimentos melhoram se a atividade de água decresce. Existem vários processos de preservação de alimentos baseados na redução da água disponível para os micro-organismos e reações químicas e entre os

métodos comuns para o decréscimo da atividade de água dos alimentos, está a secagem (Lewicki e Lenart, 1995).

A secagem de alimentos é uma tecnologia antiga que vem sendo constantemente estudada e aperfeiçoada para obtenção de produtos com maior qualidade em menor tempo de processamento. A secagem é um processo na qual a água é removida para cessar ou diminuir o crescimento microbiano assim como diminuir as reações químicas dos alimentos.

A secagem pode ser realizada de duas formas: natural e artificial. A natural consiste na exposição do material húmido ao sol ou a permanência num ambiente seco, permitindo ao produto ceder ao ar uma parte da água em excesso. Devem ser tomados cuidados especiais para que os produtos não sofram aquecimento excessivo e para que a secagem ocorra do modo mais uniforme possível. A secagem natural é um método que depende das condições do ar ambiente que, muitas vezes, não são adequadas para a secagem.

A secagem artificial, que se faz por meio de secadores, é um processo que usa o ar como meio para conduzir o calor e transferir o excesso de água dos produtos para a atmosfera, ou seja, os dois mecanismos principais envolvidos são a transferência de calor e a transferência de massa. Esta técnica baseia-se na propriedade pela qual o aumento da temperatura do ar diminui a sua humidade e o torna capaz de absorver a humidade disponível no material a secar. O teor de humidade do produto acompanhará a diminuição de humidade do ar quando o submetemos a uma corrente de ar quente. Assim, na secagem ocorre uma perda de massa, que é o resultado da evaporação de parte da água existente no produto. O calor fornecido possibilita a migração da água à superfície carregada pelo fluxo de ar que flui pelos materiais. Observa-se que os transportes de calor e de massa ocorrem simultaneamente. Portanto, o ar de secagem deve possuir uma quantidade de calor a ceder ao produto e possuir condições de reter e transportar uma quantidade de massa de água na forma de vapor.

A etapa de secagem nas indústrias é, certamente, uma das operações que requer maior consumo de energia. No entanto, apesar dos elevados custos associados ao consumo de energia e à imobilização e movimentação de stocks, os procedimentos da secagem industrial de produtos agroalimentares baseiam-se ainda em considerações de natureza empírica, particularmente quando o processo de secagem se faz em “batch mode”, em que

o controlo dos parâmetros de secagem e a determinação da retirada ou permanência do produto no secador são deixados ao cuidado do operador. As barreiras principais à melhoria da eficiência energética das operações de secagem incluem a falta da compreensão dos fenómenos básicos, que lhe estão associados, e as limitações do equipamento de medida associado à operação de secadores. Assim, não surpreende o esforço disponibilizado em áreas da investigação associadas ao desenvolvimento de modelos de secagem e à melhoria de procedimentos de controlo durante as operações.

Entre os produtos de origem animal, o peixe é um alimento altamente perecível, sendo um dos mais suscetíveis ao processo de deterioração porque apresenta, já no momento da captura, uma microflora natural potencialmente deterioradora. O peixe, além de possuir uma grande quantidade de água na sua composição e também um pH próximo à neutralidade, tem uma elevada atividade de água nos tecidos, um elevado teor de nutrientes disponíveis para os microrganismos e para o teor de lipídeos insaturados, além de uma rápida ação destrutiva das enzimas naturalmente presentes nos tecidos e uma alta atividade metabólica (Leitão, 1983). Assim, a secagem torna-se necessária para garantir a sua maior durabilidade.

O peixe salgado seco é um alimento de grande procura em diversas partes do mundo, podendo constituir um produto nobre, de alto valor, como por exemplo, o bacalhau. De modo geral, estes produtos salgados desidratados não necessitam de refrigeração para a sua conservação, o que implica em uma redução de custos de transporte e armazenamento (Medina-Vivanco, 2003).

A secagem artificial do bacalhau vem apresentando bons resultados na sua conservação, porque possibilita um melhor controlo de temperatura e humidade em relação à secagem solar. Desta forma, este processo vem sendo estudado, tanto experimentalmente como teoricamente, onde o objetivo comum é a determinação das características envolvidas nos processos de secagem.

A correta definição de procedimentos de secagem de uma vasta gama de produtos tem-se revelado crucial na obtenção da minimização energética e na garantia da qualidade do produto final (Murugesan *et al.*, 2002). Para alguns materiais de utilização universal os mecanismos de secagem foram já identificados e são atualmente utilizados modelos de previsão bastante precisos dos fluxos energéticos e mássicos, da distribuição local de temperatura e de teor de água. A identificação de sistemas tem sido também utilizada para

a definição de estratégias de controlo de secagem (Yan *et al.*, 2001; Kowalsky and Rybicki, 1999, Lemaire *et al.*, 1997).

Em materiais agroalimentares, particularmente no bacalhau, determinado tipo de limitações associados à utilização de temperaturas acima de um determinado valor, limitam seriamente a quantidade de energia que pode ser transferida para um material e traduzem-se num aumento considerável do tempo requerido para a secagem.

O desenvolvimento e otimização de secadores e de sistemas de secagem requerem, assim, o estudo das propriedades físicas de cada produto, incluindo as suas curvas de secagem. A determinação da viabilidade da aplicação comercial dos sistemas de secagem e seu dimensionamento podem ser feitos por modelação matemática. Para a simulação, cujo princípio se fundamenta na secagem de sucessivas camadas delgadas do produto, utiliza-se um modelo matemático que representa satisfatoriamente a perda de humidade do produto durante o período de secagem.

Segundo Prado (2004), a conveniente modelação e simulação numérica dos perfis de humidade e temperatura no secador permite que se interprete e analise a influência das condições operacionais sobre o processo sem a necessidade de recorrer a um extensivo conjunto de testes experimentais. Para López *et al.* (1998), compreender melhor como ocorre a transferência de massa e de calor entre o fluido e o sólido contribui para o projeto e controlo de novos secadores e também para a otimização dos já existentes, de forma a obter um produto final em condições satisfatórias de armazenamento.

Conforme Borges (2002), o domínio e o aperfeiçoamento da tecnologia envolvida no projeto e monitorização de secadores, justificam a investigação em processos de secagem. O funcionamento ótimo dos secadores é gerido por um software, que recebe informações calculadas a partir dum modelo matemático. Para que possa ser utilizado, esse modelo precisa ter, pelo menos, duas qualidades: simplicidade e precisão. Como a secagem precisa ser feita num período de tempo limitado (para otimizar o tempo de uso do secador) é necessário otimizar a velocidade de deslocamento do produto dentro do secador e a temperatura do ar em cada instante. Para que o sistema de controlo do secador possa fazer os devidos ajustes é necessário que o software produza as informações necessárias em tempo real. A concordância entre os resultados calculados e os dados reais (principalmente em relação ao teor de humidade e à temperatura) garantirá a eficiência do sistema.

Uma das mais recentes áreas de investigação em aplicação de novas técnicas de modelação e simulação de processos é a de redes neuronais artificiais (RNA). A predição de comportamento de processos tecnológicos por redes neuronais tem mostrado excelentes coeficientes de correlação em comparação aos modelos matemáticos fenomenológicos. RNA são estruturas computacionais que simulam os cálculos sinápticos realizados pelo sistema nervoso biológico, tentando assim reproduzir a inteligência humana artificialmente. Formada por unidades básicas, os neurónios, a estrutura neuronal procura copiar a forma de ligação de um neurónio com outro no cérebro. É uma estrutura matemática capaz de aprender através de experiências passadas, ou seja, adaptativo o qual não necessita de conhecimento primário relacionado com o processo tecnológico em questão (Yamamoto, 1998; Eerikainen *et al.*, 1993). A sua característica mais interessante é que não dependem de um modelo matemático fenomenológico que relaciona a entrada do processo com a saída. A sua aplicação na tecnologia de alimentos tem vindo a tornar-se frequente como se pode verificar pelo número crescente de publicações na área.

As redes neuronais utilizam os modelos matemáticos empíricos como ferramenta para o ajuste de curvas. Mas existem algumas diferenças entre as redes neuronais e os típicos modelos empíricos. Segundo Baughman e Liu (1995), as RNA apresentam melhor capacidade de predição por conterem uma arquitetura paralela onde cada neurónio atua como um processador independente dos outros, enquanto os modelos empíricos dependem das variáveis independentes. Os modelos neuronais são mais adaptativos do que os modelos empíricos, pois apresentam algoritmos de treino específicos, onde o fator peso é ajustado entre neurónios até que o valor do modelo de entrada e saída seja obtido. Se as condições de entrada e saída mudarem, o modelo adapta-se novamente. A multiplicidade de variáveis dependentes e independentes, com que pode ser modelada uma rede neuronal, é uma outra vantagem relativamente aos modelos empíricos.

O sucesso da modelação e controlo de processos via RNA depende fortemente do conhecimento das principais variáveis do processo, além do conhecimento de uma base de dados de boa qualidade, ou seja, que contenha todas as informações importantes do processo e no domínio desejado. A técnica ideal para otimizar o processo consiste em varrer completamente o espaço das variáveis operacionais do processo e selecionar as condições de operação que efetivamente minimizam a função objetivo. Isso pode não ser conseguido devido a dificuldades na resolução do modelo matemático ou por restrições na

obtenção de dados experimentais. Num procedimento de otimização, uma rede neuronal leva vantagem em relação aos outros tipos de modelos matemáticos pelo fato de que o tempo de simulação é muito pequeno. Dada a velocidade de cálculo da rede, torna-se possível a busca exaustiva em sistemas multivariáveis de vários domínios.

Embora existam muitos tipos de redes neuronais, a rede mais utilizada na tecnologia e engenharia de alimentos é a rede multicamadas *Feedforward*, cuja informação segue uma única direção. As redes *Feedforward* possuem características de modelarem bem os processos estacionários possuindo boa estabilidade e relativa simplicidade enquanto que as redes recorrentes são melhores para modelar processos dinâmicos (Gontarski, 2000; Yamamoto, 1998). As etapas para o desenvolvimento de um modelo de rede neuronal podem ser descritas como: análise do processo e construção da base de dados; configuração de uma estrutura de rede neuronal, treino ou aprendizagem da rede e validação, com intuito de verificar a eficiência da rede com a apresentação de novos dados experimentais. A metodologia para a fase de treino das redes neuronais é conhecida como método de retropropagação (“algoritmo *Backpropagation*”).

Outro aspeto importante no que diz respeito à otimização do processo de secagem é o seu controlo. O controlo de secagem é provavelmente uma das áreas menos estudadas dos processos de controlo. O principal motivo apontado é a sua complexa modelação dinâmica, devido às suas equações diferenciais parciais altamente não lineares, que descrevem a cinética de transferência de calor e massa, envolvendo coeficientes de transporte e propriedades termo-físicas fortemente relacionadas com a temperatura e teor de humidade do material. A inexatidão dos modelos pode conduzir a desempenhos insatisfatórios se utilizado o modelo do processo na determinação dos parâmetros do controlador, o que potencia o uso da Lógica Difusa como método de controlo proeminente.

A Lógica Difusa é apropriada para a modelação e controlo de sistemas complexos altamente não lineares, porque é um sistema formal que permite imitar a forma como a mente humana lida com a imprecisão (Goldschmidt, 2010). Assim, um sistema de controlo difuso é proposto para o controlo de experiências de secagem, composto por quatro controladores: Controladores difusos proporcionais e derivativos para um Desumificador (FDC-PD), um Humidificador (FHRC-PD), um conjunto de Resistências Elétricas (FERC-PD) e um Ventilador (FBC-FD) utilizados numa instalação laboratorial de secagem convectiva.

1.2. ESTRUTURA DA TESE

Apesar da popularidade do bacalhau, os trabalhos sobre a secagem desta espécie são escassos. Neste contexto, o presente trabalho tem como objetivo fornecer informações sobre a cinética de secagem do bacalhau salgado verde em secador convectivo bem como fazer uso das redes neuronais artificiais como ferramenta para modelação deste processo.

Esta tese está estruturada da seguinte forma:

No capítulo dois é apresentada uma visão geral sobre o estado da arte. A revisão apresentada aborda inicialmente as características do processo de conservação de alimentos, onde é feita a agregação de informações necessárias para o entendimento do processo de secagem. Prosseguindo, analisam-se as características da secagem, seus princípios e os fatores que a influenciam. Na sequência é mostrada a evolução das pesquisas sobre a secagem de peixe. Posteriormente, volta-se ao estudo sobre as características do bacalhau, realçando os seus aspetos gerais quanto à constituição, características, composição, valor nutritivo, processamento e, por fim, a sua importância econômica. A revisão de literatura é então direcionada para os modelos matemáticos existentes para a secagem de alimentos, nomeadamente os modelos empíricos, semi-empíricos, teóricos e os baseados em redes neuronais artificiais. Por fim é apresentada uma análise sobre o controlo difuso e sua aplicação no processo de secagem.

A metodologia utilizada para a obtenção dos objetivos da tese é descrita no capítulo 3.

No capítulo 4 é feita a descrição da instalação experimental de secagem convectiva, o local onde foram realizados os ensaios de secagem do bacalhau, bem como dos detalhes das plataformas de hardware e software utilizadas.

O controlo do processo de secagem é descrito no capítulo 5. São apresentados os ensaios em malha aberta realizados e o projeto dos controladores, nomeadamente os controladores difusos desenvolvidos para o humidificador, desumidificador, resistências elétricas e ventilador, bem como os resultados experimentais obtidos para o controlo dos parâmetros de secagem na instalação.

No capítulo 6 é feita a análise da composição físico-química dos bacalhaus utilizados nos ensaios experimentais, nomeadamente a massa, comprimento, largura e espessura (físicas) e o teor de humidade, teor de sal e atividade de água (químicas). É também mostrado o estudo realizado sobre as isotermas de sorção do bacalhau. Os dados

experimentais da humidade de equilíbrio do bacalhau salgado e do bacalhau fresco são apresentados juntamente com as curvas simuladas por diferentes modelos matemáticos. Por fim é apresentada a metodologia experimental utilizada no processo de secagem convectiva, bem como os resultados obtidos e a influência da temperatura, humidade relativa e velocidade do ar nas curvas e nas taxas de secagem.

Os resultados obtidos na etapa experimental, nomeadamente sobre a influência da temperatura, humidade relativa e velocidade do ar nas curvas e nas taxas de secagem, são apresentados no capítulo 7.

As simulações utilizando diferentes modelos matemáticos são apresentadas no capítulo 8. São apresentados os resultados obtidos na simulação pelo modelo semi-empírico de Page, pelo modelo Difusivo bem como a modelação através de Redes Neurais Artificiais.

No capítulo 9 são apresentados os resultados da otimização das condições de secagem, de forma a obter os melhores parâmetros para atingir diferentes humidades adimensionais finais. São também apresentados os custos energéticos da secagem do bacalhau, mostrando o consumo energético da instalação experimental bem como a otimização das condições de secagem para a redução deste consumo.

As conclusões são mostradas no capítulo 10.

1.3. OBJETIVOS

1.3.1. Objetivos Gerais

Os objetivos principais da tese residem:

1. no desenvolvimento de um modelo passível de utilização na simulação da secagem convencional e artificial do bacalhau salgado verde capaz de prever a evolução da humidade média durante o processo de secagem;
2. na validação do modelo com recurso a dados experimentais obtidos laboratorialmente;
3. no desenvolvimento prévio de estratégias de secagem (definição das condições exteriores de temperatura, humidade, velocidade do fluido de

secagem) adequadas ao bacalhau, que possibilite a redução do tempo de secagem e a minimização dos requisitos energéticos do processo;

4. no desenvolvimento de uma estratégia de controlo automático adequada à prossecução dos objetivos de secagem;
5. na validação da estratégia de controlo desenvolvida com recurso a dados experimentais obtidos laboratorialmente.
6. na determinação dos custos energéticos associados à secagem do bacalhau.

1.3.2. Objetivos Específicos

Os objetivos específicos da tese consistem em:

1. caracterizar as amostras de bacalhau através de análises físicas e químicas;
2. obter experimentalmente as humidades de equilíbrio do bacalhau salgado verde e do bacalhau fresco;
3. determinar as curvas de isotermas de sorção do bacalhau salgado verde através de diferentes modelos matemáticos;
4. propor uma estratégia de controlo para a instalação de secagem convectiva, através de controladores para o humidificador, desumidificador, resistências elétricas e ventilador;
5. obter experimentalmente as curvas de secagem do bacalhau salgado verde;
6. analisar a cinética de secagem do bacalhau em relação à influência da temperatura, humidade relativa e velocidade do ar;
7. obter as taxas de secagem do bacalhau;
8. realizar simulações com modelos semi-empíricos, difusivos e baseados em redes neuronais artificiais;

9. treinar uma rede neuronal para a secagem convectiva com o objetivo de prever as melhores condições para minimizar o tempo de secagem do bacalhau salgado verde;
10. determinar os parâmetros ótimos da secagem do bacalhau;
11. determinar o consumo energético na instalação experimental para diferentes condições operacionais de secagem;
12. realizar a otimização das condições de secagem para reduzir o consumo energético.

Capítulo 2

Revisão de Literatura

2.1. INTRODUÇÃO

A revisão da literatura, a seguir apresentada, aborda inicialmente as características do processo de conservação de alimentos, onde é feita a agregação de informações necessárias para o entendimento do processo de secagem. Prosseguindo, analisam-se as características da secagem, especificamente sobre as formas deste processo e os princípios e os fatores que influenciam a secagem. Na sequência é mostrada a evolução da investigação sobre a secagem de peixe. Posteriormente, descrevem-se as características do bacalhau, realçando os seus aspetos gerais quanto à constituição, composição, valor nutritivo, tecnologia de processamento e, por fim, a sua importância económica. A revisão de literatura é então direcionada para os modelos matemáticos existentes para a secagem de alimentos, nomeadamente os modelos empíricos, semi-empíricos, teóricos e os baseados em redes neuronais artificiais. Por fim é feita uma análise sobre o controlo difuso e sua aplicação no processo de secagem.

2.2. CONSERVAÇÃO DE ALIMENTOS

A conservação consiste em manter o alimento o mais estável possível, mesmo em condições nas quais isso não seria viável, aparecendo como grande ícone do processamento tecnológico. Ao falar-se em conservar os alimentos é necessário pensar em três características: físicas, químicas e biológicas.

De acordo com Camargo (2007), conservar é manter as características do alimento estáveis, daí a importância de lembrar que o produto a ser conservado precisa de chegar a esta etapa com boa qualidade, uma vez que o processo de conservação não reverte o quadro de deterioração já iniciado, podendo apenas retardá-lo.

O peixe é tido como mais suscetível ao processo de deterioração do que outros produtos alimentares, pelos seguintes fatores: rápida ação destrutiva de suas enzimas, reação menos ácida da sua carne e facilidade de oxidação das gorduras naturalmente presentes. Para garantir a qualidade do pescado, é necessário um correto manuseamento desde a captura, acondicionamento, beneficiamento e comercialização, considerando, principalmente, a rapidez dos processos de degradação, a facilidade de contaminação e as modificações que podem ser introduzidas nas características sensoriais, em especial na cor.

Existem muitas técnicas consideradas boas para a conservação dos peixes. Entre os diferentes métodos de conservação temos a desidratação, conservação pelo calor, conservação a frio, defumação e a salga.

O ponto de partida para um processo de conservação ideal é o recebimento de matérias-primas de boa qualidade. Por exemplo, para produtos de origem vegetal, a qualidade física depende principalmente dos estágios finais do processo produtivo, além de suas condições de armazenamento antes e depois da ação das etapas conservativas.

2.2.1. Conservação pelo controle de humidade - Desidratação

A conservação através do controlo de humidade consiste na retirada de água do alimento, ou seja, a sua desidratação. Camargo (2007) afirma que o objetivo principal da redução da atividade de água de alimentos é a redução das taxas de alterações microbiológicas. Existem, ainda, outros objetivos adicionais, como a redução de alterações químicas, a redução de custos com embalagem, transporte e distribuição, além da conveniência.

A remoção de água dos alimentos pode ser feita através da secagem, liofilização, atomização (*spray-drying*) e desidratação osmótica.

A secagem convencional por ar aquecido é realizada em secadores cujo sistema se baseia na circulação de ar aquecido, ocorrendo, dessa forma, transferência de calor (aquecimento do produto) e de massa (remoção da humidade). Este método será estudado

mais detalhadamente no decorrer desta pesquisa. É usado na secagem de diferentes tipos de materiais biológicos, cerâmica, madeira, grãos, dentre outros.

A liofilização é um processo composto por duas etapas, congelamento rápido e sublimação da água presente no congelado a vácuo. A sublimação é alcançada devido à combinação de pressão e temperatura adequadas. O processo é rápido e causa poucas alterações de ordem sensorial e nutricional aos produtos devido, também, às baixas temperaturas requeridas. A principal limitação deste processo é a econômica, uma vez que este é o processo mais caro de entre os processos de desidratação. É muito utilizado na desidratação de frutas.

Quanto à atomização, esta envolve a pulverização de um alimento líquido, formando gotículas que são lançadas numa câmara fechada. As gotículas entram em contato com uma corrente de ar aquecido (em fluxo co-corrente ou contracorrente), que geram o calor necessário à evaporação, formando partículas secas. O diferencial deste processo é o tempo de permanência do produto no secador, de 5 a 100 segundos, o que é bom para produtos termosensíveis, principalmente produtos farmacêuticos.

Já a desidratação osmótica, muito utilizada em frutas, que consiste na imersão do alimento em solução supersaturada de soluto (que acaba capturando a água do produto), é usada mais como um pré-processo de desidratação, uma vez que a água removida é da ordem de 40% a 70%, utilizando a seguir um outro processo, de forma a diminuir os custos com energia.

2.2.2. Conservação pelo calor

O uso de calor para conservar alimentos tem por objetivo a redução da carga microbiana e a desnaturação de enzimas. Diversos tipos de tratamentos térmicos podem ser aplicados, os quais vão depender da termosensibilidade do alimento, da sua suscetibilidade à deterioração, bem como da estabilidade requerida do produto final. Um tratamento térmico seguro deve ser selecionado com base no binômio tempo-temperatura requeridos para inativar os micro-organismos patogênicos e deterioradores mais termorresistentes num dado alimento e na embalagem (Azeredo, 2004).

Entre os vários tipos de métodos de conservação pelo calor, utilizada em produtos alimentícios, encontra-se a pasteurização, a esterilização e o branqueamento.

A pasteurização, utilizada principalmente no leite, tem como objetivo destruir os micro-organismos patogênicos que estão associados ao alimento em questão, procurando também reduzir as taxas de alterações microbiológicas e enzimáticas, de forma a aumentar o tempo de duração do produto. Por vezes, a pasteurização também é utilizada em conjunto com a refrigeração. A esterilização, usada em alimentos enlatados, diz respeito a um tratamento térmico que inativa todos os micro-organismos patogênicos e deterioradores que possam crescer sob condições normais de armazenamento. A maior parte dos alimentos enlatados tem uma vida de prateleira de pelo menos dois anos. Mesmo após períodos mais longos de armazenamento a sua deterioração ocorre, geralmente, devido a alterações não microbiológicas. Por fim, o branqueamento, utilizado principalmente em frutas e hortaliças, é o tipo de tratamento que tem como finalidade inativar enzimas que poderiam causar reações de deterioração, como o escurecimento. As reações enzimáticas são responsáveis por alterações sensoriais e nutricionais, principalmente no período de armazenamento. O branqueamento tem, também, outros efeitos, como o de reduzir a carga microbiana inicial do produto e promover o amaciamento de tecidos vegetais.

2.2.3. Conservação pelo frio

A conservação pelo frio é uma das técnicas mais utilizadas no dia a dia da população. Os congelados têm vindo a tornar-se cada vez mais frequentes e a refrigeração doméstica é o principal recurso contra a deterioração dos alimentos e conseqüente desperdício. Na conservação pelo frio, o fator que é controlado é a proliferação microbiana e as reações químicas, como as reações enzimáticas. Assim, o princípio básico da conservação pelo frio é manter a temperatura abaixo da temperatura requerida para esse crescimento. Existem dois tipos de conservação pelo frio: a refrigeração e o congelamento, cada um adequado ao tipo de alimento e ao tempo de conservação que se deseja atingir.

A refrigeração ocorre quando os alimentos são mantidos sob temperaturas entre 0°C e 7°C. Neste caso os impactos sobre as propriedades nutricionais e sensoriais são menos acentuados, mas, com estas temperaturas, atingem-se menores tempos de conservação.

Já o congelamento, para que seja realmente eficiente, necessita de temperaturas de -18°C ou inferiores. Existem micro-organismos que ainda crescem a temperaturas de -10°C o que acarreta um perigo para o congelamento mal monitorizado. Sabe-se, porém, que sob temperaturas de -18°C ou menores ocorre a inibição total de micro-organismos.

2.2.4. Conservação por defumação

A defumação de pescado é um método tradicional de preservação feito mais para melhorar o sabor, do que para prolongar a conservação. O processo consiste em salgar ligeiramente o pescado, defumá-lo a baixa ou alta temperatura e logo depois secá-lo. Os vapores da fumaça têm caráter inibitório para o desenvolvimento das bactérias, devido ao seu conteúdo de aldeídos, ácidos orgânicos e fenóis (Sebastian *et al.*, 2005; Poligné *et al.*, 2001; Gibson, 1992).

De acordo com Evangelista (2000), o processo de conservação por defumação apresenta algumas vantagens. Durante o processo, a camada superficial do produto fica impregnada dos componentes da fumaça, que lhe dão certa proteção contra os micro-organismos; a combinação da fumaça e do elevado grau de calor, pode diminuir cerca de dez mil vezes a população bacteriana da superfície e o sal presente e a desidratação resultante da defumação, ajudam a conservação do alimento.

A fumaça líquida é atualmente a melhor forma de produzir alimentos defumados com melhor uniformidade e maior praticidade, além de ser mais higiênico. O uso da fumaça líquida elimina também a presença de altos níveis de elementos cancerígenos nos produtos defumados (Adicon, 1994).

2.2.5. Conservação pela salga

A salga é um dos mais tradicionais métodos de preservação de alimentos. A sua aplicação em peixes remonta às civilizações do Antigo Egito e da Mesopotâmia, há 4 mil anos A.C. Atualmente este processo tem ampla aplicação, tendo no Canadá, Islândia e Noruega os mais importantes produtores de pescado salgado.

Genericamente falando, a salga é um processo que visa a preservação do peixe pelo sal comum, tendo início na sua lavagem e evisceração, finalizando com a embalagem do produto salgado. Pode também ser considerada como um processo físico-químico no qual verifica-se a penetração do sal e a saída de humidade do músculo, produzindo uma perda de massa. À penetração do sal e à saída de água denomina-se processo osmótico, o qual termina quando não mais se verifica a ocorrência de ambos, dizendo-se que neste caso estabeleceu-se o equilíbrio osmótico do processo de salga, o que significa na prática, o seu fim. O período durante o qual o peixe permanece em contato com o sal em forma cristalina ou em solução salina é o tempo de salga ou tempo de cura pelo sal.

2.3. SECAGEM DE ALIMENTOS

2.3.1. Processo de secagem

No sistema produtivo e industrial, tem-se dado grande ênfase à investigação da secagem de produtos agroalimentares. Este é um processo de fundamental importância, pois prepara o produto para a armazenagem e exerce uma forte influência na manutenção da sua qualidade durante o período de conservação, visto que o baixo teor de humidade diminui a atividade físico-química do produto e inibe as atividades microbianas associadas. Assim, a correta definição de procedimentos de secagem de uma vasta gama de produtos tem-se revelado crucial na obtenção da minimização energética e na garantia da qualidade do produto final (Murugesan *et al.*, 2002). Apesar dos aspetos positivos, a secagem pode alterar as características sensoriais e o valor nutricional dos alimentos sendo a intensidade dessas alterações dependente das condições utilizadas no processo de secagem e das características próprias de cada produto.

Segundo Cassini (2004), quando um sólido húmido é submetido à secagem, dois processos ocorrem simultaneamente: transferência de energia (na maioria das vezes sob a forma de calor) do meio ambiente para evaporar a humidade presente na superfície do produto e transferência da humidade interna até à superfície do sólido e sua subsequente evaporação devido ao processo anterior. Ou seja, esse processo combina, dessa forma, transferência de calor (aquecimento do produto) e de massa (remoção da humidade).

Como resultado da secagem, tem-se a separação parcial entre a matéria sólida e a água contida no produto. A secagem é um processo que usa o ar como meio para conduzir o calor e transferir o excesso de água do sólido para a atmosfera. Esta baseia-se na propriedade pela qual o aumento da temperatura do ar diminui a sua humidade e o torna capaz de absorver a humidade disponível no produto. O teor de humidade deste acompanhará a diminuição de humidade do ar quando submetido a uma corrente de ar quente. Assim, na secagem ocorre uma perda de massa, que é o resultado da evaporação de parte da água existente no sólido. O calor fornecido ao produto possibilita a migração da água até a superfície. Portanto, o ar de secagem deve possuir uma quantidade de calor a ceder ao material e possuir condições de reter e transportar uma quantidade de massa de água na forma de vapor.

A condição necessária e suficiente para que um alimento seja submetido ao fenómeno de secagem é que a pressão parcial de vapor de água da superfície do produto seja maior que a pressão parcial de vapor do ar. Durante a secagem, para que haja a evaporação para o ambiente, a água deve ser transportada do interior até a superfície do produto. O processo de secagem, baseado na transferência de calor e de massa, pode ser dividido em três períodos (Sharma, 2000), de acordo com a figura 1, embora nem todos os materiais se comportem desta forma.

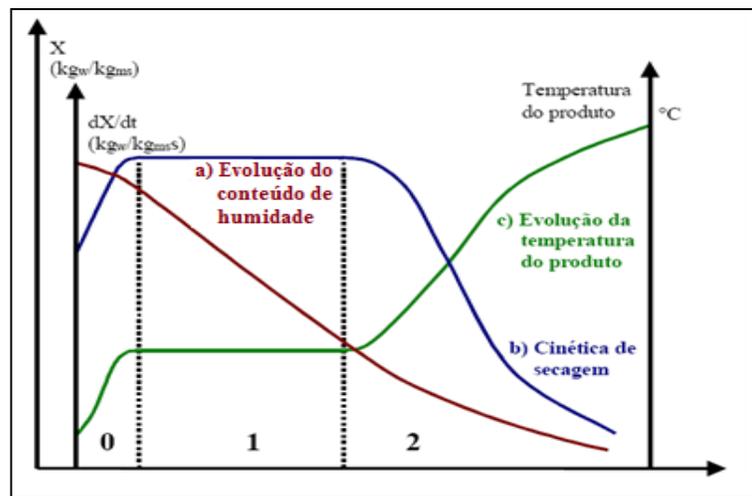


Figura 1: Curva típica de secagem (Fonte: Park, 1988 em Carneiro, 2003)

Segundo Carneiro (2003), a curva (a) representa a diminuição do teor de água do produto durante a secagem (teor de humidade do produto, $X = X_{bs}$, em relação à evolução

do tempo de secagem (t), isto é, a curva obtida medindo-se a massa do produto durante o processo numa determinada condição de secagem).

A curva (b) representa a velocidade (taxa) de secagem do produto (variação do teor de humidade do produto por unidade de tempo, dX/dt , em relação à evolução do tempo (t), que corresponde à curva obtida diferenciando a curva (a)).

A curva (c) representa a variação da temperatura do produto (T_p) em relação à evolução do tempo (t), isto é, a curva obtida medindo a temperatura do produto durante a secagem.

O período 0 representa o início da secagem, com elevação gradual da temperatura do produto e da pressão de vapor de água. Essa elevação de temperatura prossegue até ao ponto em que o calor transferido é o necessário para evaporar a água contida no sólido.

No período 1 a taxa de secagem é constante. A água evaporada corresponde à água livre. A transferência de massa e de calor são equivalentes e, portanto, a velocidade de secagem é constante. Enquanto houver água na superfície do produto suficiente para acompanhar a evaporação, a taxa de secagem será constante. Durante esse período, a superfície do pescado encontra-se húmida e a secagem depende apenas das condições do ar que circunda a matéria-prima, ou seja, a velocidade, temperatura e teor de humidade.

O conteúdo de humidade que divide as etapas 1 e 2 denomina-se humidade crítica de secagem. No período de velocidade constante, verifica-se que o peixe seca gradualmente; à medida que prossegue o processo de secagem a humidade de superfície vai sendo removida e reduzida, até que a superfície do pescado fique seca. A partir daí, a água evaporada provém de partes do peixe localizadas abaixo da superfície, o que torna o processo de secagem mais lento; tem então início o período de taxa de remoção da água decrescente.

Considerando que a superfície está seca, a água a ser evaporada terá que se deslocar dos pontos do interior do músculo, distantes da superfície, seguindo, portanto um caminho longo, fazendo com que o processo ocorra mais lentamente.

No período 2 a taxa de secagem é decrescente. A quantidade de água presente na superfície do produto é menor, reduzindo-se, portanto, a transferência de massa. O fator limitante nessa fase é a migração de humidade do interior para a superfície do produto. A temperatura do produto aumenta, uma vez que o calor fornecido excede o que é necessário para proceder à evaporação da água, atingindo-se a temperatura do ar de secagem. Quando

o produto atinge o ponto de humidade de equilíbrio em relação ao ar de secagem, o processo é parado.

2.3.2. Princípios básicos da secagem

De acordo com Alvarenga e Col (1980), são seis os mecanismos possíveis de transporte de água em sólidos:

- 1) difusão líquida, devido ao gradiente de concentração;
- 2) difusão de vapor, devido ao gradiente de pressão parcial de vapor;
- 3) fluxo de líquido e de vapor, devido a diferença de pressão externa, contração, alta temperatura e capilaridade;
- 4) escoamento por efusão, que ocorre quando o caminho livre das moléculas de vapor for igual ao diâmetro dos poros. Este mecanismo só é importante para condições de alto vácuo;
- 5) movimento de líquido devido à força gravitacional, que não influi significativamente na secagem de alimentos;
- 6) difusão superficial, que não é levada em consideração na maioria das teorias existentes, pelo fato de ser praticamente desprezável.

Para a secagem de peixe existem três processos típicos que podem ser utilizados (Doe, 1998):

- ar ou secagem de contato, onde o calor é transferido desde o ar ou desde uma superfície aquecida, usando-se uma movimentação do ar sobre a superfície do peixe para retirar a humidade.
- a secagem a vácuo, onde a principal vantagem é obter uma grande velocidade de evaporação de água desde o peixe a uma pressão reduzida, usando a condução ou radiação para evaporar a água a qual é retirada com uma bomba de vácuo.
- a secagem por congelamento realiza-se com aplicações de pressões muito baixas por bombas de vácuo altamente eficientes numa câmara selada que contém os peixes. Depois de entrar em contato com as superfícies congeladas

das placas e a pressões bem reduzidas, abaixo de 0,64 kPa, o gelo formado é sublimado e o vapor é removido pela bomba de vácuo.

2.3.3 Fatores que influenciam o processo de secagem

De acordo com Heldman e Hartel (2000), a secagem é influenciada por diversos fatores, que podem estar relacionados com as condições do processo ou com a natureza do produto.

Em relação à natureza do produto, o tempo de secagem do bacalhau é influenciado por vários fatores entre os quais se destacam os seguintes:

- Humidade do produto: Nos produtos frescos (antes de ser aplicada a salga), a concentração de humidade no músculo é da ordem de 79 a 85% (base húmida). Nos produtos salgados destinados à secagem, o seu conteúdo de humidade está em torno de 55%, tendo a matéria-prima fresca perdido uma quantidade substancial de humidade em função do seu tratamento com sal. O conteúdo de humidade do músculo do peixe após a salga tem grande importância no processo de secagem, considerando-se que, se o processo de salga não for tecnicamente adequado, o conteúdo de água residual do músculo será elevado e, portanto, influenciará o tempo de secagem.
- Tamanho e forma do peixe: quanto mais espesso for o músculo do peixe, maior será o seu tempo de secagem. Isto deve-se ao fato de que, durante a secagem, a água a ser evaporada tem que percorrer um caminho desde o centro até a superfície, caminho este que será menor nos peixes delgados.
- Teor de gordura: de acordo com Burgess (1971), a gordura do peixe retarda a difusão da água, o que torna a secagem do pescado gordo mais demorada do que a de um pescado magro da mesma espessura.
- Superfície: a superfície do pescado, as suas dimensões e a sua massa têm influência na secagem.
- Espaçamento da matéria-prima no secador: para uma secagem uniforme, os peixes devem ser dispostos no secador de forma a que não fiquem uns sobre os outros.

- Efeito de película: conforme Furuya (1958), o efeito de película influencia o processo de secagem porque consiste num endurecimento superficial da carne, que isola o músculo, ainda húmido, da corrente externa do ar. Tal endurecimento dá-se em virtude da desnaturação das proteínas, motivada por processo inadequado de salga e secagem.

A maioria dos alimentos é modelada como meio higroscópico capilar poroso, onde a água pode apresentar-se em três formas no interior do meio: água livre, água ligada e vapor, que coexistem em equilíbrio termodinâmico local (Doe, 1998; Guarda, 1989; Vidal, 1983).

No que diz respeito às condições termodinâmicas do processo, os fatores mais importantes que se destacam na secagem do bacalhau são a temperatura, a humidade relativa e a velocidade do ar circundante, que são as grandes variáveis a controlar neste processo:

- a) Temperatura: quanto maior a temperatura do ar de secagem, mais rápido ocorre o processo. Uma maior temperatura diminui a humidade relativa do ar de secagem, aumentando o gradiente de humidade entre a superfície do produto e o ar. Além disso, a temperatura influi diretamente na migração da humidade interna, pois quanto mais quente o ar, maior é a migração das moléculas de água do interior do produto;
- b) Velocidade do ar: um acréscimo na velocidade de escoamento do ar ocasiona um aumento na taxa de transferência de massa, ou seja, ela influencia a primeira etapa do processo de secagem, quando se dá a transferência da humidade da superfície do produto para o ar de secagem. Já na segunda etapa do processo de secagem, quando ocorre a migração interna de humidade, a velocidade do ar, por ser um fator externo, não tem influência significativa;
- c) Humidade relativa: na secagem como um todo, este parâmetro é fator determinante na humidade de equilíbrio, ou seja, no teor de humidade atingido pelo produto ao final do processo. Adicionalmente, quanto maior for a diferença de pressão parcial do vapor entre a atmosfera e a superfície, maior será a taxa de secagem.

2.3.4 Secagem natural e secagem artificial

A secagem pode ser dividida em duas formas: secagem natural e secagem artificial.

O processo de secagem natural após a salga é uma das mais primitivas técnicas de preservação dos alimentos, tendo sido responsável desde a Antiguidade por um dos recursos económicos mais importantes das populações, incrementando as trocas comerciais, proporcionando o aumento da produção alimentar a partir de economias de escala e, obviamente para o caso do pescado, sustentando o desenvolvimento da pesca.

Na secagem natural (figura 2) o peixe é exposto ao vento e ao sol, sendo estendido de manhã e recolhido ao fim do dia. Este processo é repetido até o peixe apresentar o grau de humidade permitido por lei (inferior ou igual a 47%). Entretanto, este é um processo demorado e sem qualquer tipo de controlo sobre as condições climáticas e higiénicas, apresentando como vantagem o fato de não gastar energia para o seu funcionamento, apenas mão de obra.



Figura 2: Secagem natural de bacalhau (Duarte, 2002).

A secagem artificial (figura 3), que substituiu a secagem natural, revolucionou a indústria do bacalhau, pois já não se dependia mais das condições climáticas para efetuar este processo. Outra vantagem é o fato de a secagem ocorrer em condições isoladas do meio ambiente, o que evita a contaminação do bacalhau por poeiras, insetos ou bactérias presentes no ar.



Figura 3: Local de secagem artificial de bacalhau (Duarte, 2002).

O aspeto fundamental que a secagem artificial pretende atingir é que a velocidade de evaporação da água seja apenas ligeiramente superior à velocidade de difusão no interior do peixe. Isto é, a velocidade do ar circulante não pode estar abaixo de um determinado limiar de tal forma que a evaporação não aconteça (ou seja mais lenta do que em condições normais ao ar livre), tal como também não pode ser excessiva, uma vez que nestas circunstâncias ocorre a cristalização do sal na superfície do bacalhau, impedindo a normal saída da restante água do seu interior.

Na secagem artificial, o peixe é colocado em tabuleiros e entra num túnel de secagem onde permanece entre 36 a 120 horas dependendo do seu tamanho e espessura. Esta operação é várias vezes intercalada por períodos de repouso durante os quais o peixe volta a ser empilhado sobre paletes. Este processo é fundamental para estabilizar o nível de humidade no peixe e conseguir, assim, uma secagem homogénea e com o teor de humidade permitido por lei.

Quando o ar utilizado é aquecido, atinge-se duas finalidades:

- a) a pressão do vapor da água existente no produto é aumentada pelo seu aquecimento, facilitando assim a saída da humidade. Parte do calor transferido a partir do ar proporciona um aumento da temperatura do produto (calor sensível) e parte é utilizado na evaporação da água contida no produto (calor latente);
- b) a humidade relativa do ambiente diminui e, conseqüentemente, a sua capacidade de absorver humidade aumenta.

2.3.5 Escoamento de ar

A água evaporada do sólido é retirada pelo fluxo de ar em movimento de modo que são modificadas quer a sua temperatura, quer a sua humidade relativa. Assim, à medida que se afasta do ponto de entrada no produto, o ar fica cada vez mais húmido e cada vez mais frio. A partir de um determinado ponto, em função da temperatura e da humidade relativa que o ar adquiriu na passagem pelo sólido, interrompe-se o processo de secagem, isto é, o ar, ainda que continue em movimento, não tem mais a capacidade de provocar a evaporação da água contida nesse material.

2.3.6. Humidade relativa do ar

A humidade relativa do ar é um dos elementos fundamentais dentro do processo de secagem. Esta mostra qual é a humidade contida a uma determinada temperatura, já que depende desta última a quantidade de vapor de água que uma massa de ar pode possuir.

A tabela 1 mostra a redução da humidade relativa devido ao aumento da temperatura, para diversas humidades relativas do ar de secagem.

Para determinada temperatura, o ar só pode conter uma quantidade de vapor de água. Quando esse valor é atingido, diz-se que o ar está saturado e a sua humidade relativa é de 100%. A humidade relativa (HR) é a relação entre a massa de vapor de água que o volume de ar contém e o que conteria se estivesse saturado. Ela pode ser expressa em percentagem de acordo com a fórmula:

$$HR = \frac{P_v}{P_{vs}} \cdot 100 \quad (1)$$

em que:

P_v é a pressão parcial de vapor, Pa;

P_{vs} é a pressão de vapor saturado, Pa.

Tabela 1: Redução da humidade relativa devido ao aumento da temperatura

Temperatura °C	Aumento da Temperatura °C									
	0	6	11	17	22	28	33	39	45	50
43	95	72	55	42	33	26	21	-	-	-
38	95	71	53	40	31	24	19	15	-	-
32	95	70	52	40	30	23	18	14	12	-
27	95	70	50	38	29	22	17	13	10	8
21	95	69	49	36	27	21	16	12	9	7
15	95	67	49	36	26	19	14	11	9	7
10	95	66	47	32	24	18	13	10	8	6
4	95	64	45	31	22	16	12	9	7	5

Fonte: Puzzi (1986)

2.3.7. Teor de humidade

A relação percentual existente entre a massa de água presente no sólido e a sua massa total corresponde ao teor de humidade.

Numa mistura de ar seco e vapor de água, cada um dos componentes exerce uma certa pressão sobre o outro, denominada de pressão parcial. A diferença entre as pressões parciais de vapor de água no ar e no produto é a força motriz para o processo de secagem. Na secagem, remove-se a humidade e, por consequência, aumenta-se a concentração de sólidos, o que provoca uma queda na pressão de vapor. Se o produto continua exposto ao ar de secagem, a sua superfície torna-se seca e a água passa a existir apenas no interior de capilares muito pequenos, entre pequenas partículas, entre moléculas e/ou ligadas a elas.

2.3.8 Humidade base húmida (b.u.) e humidade base seca (b.s.)

O teor de humidade de um produto é geralmente expresso em função de sua massa de matéria seca, já que esta permanece constante durante todo o processo de secagem, ao

contrário da massa do sólido húmido, a qual pode variar não sendo assim indicada para expressar o teor de humidade.

Desta maneira, o teor de humidade em base seca, X_{bs} , é expresso como sendo a razão entre a massa de água (m_w) presente no sólido e a massa de matéria seca (m_s):

$$X_{bs} = \frac{m_w}{m_s} \cdot 100 \quad (2)$$

O teor de humidade em base húmida, X_{bu} , é determinado através da razão entre a massa de água e a massa de matéria úmida (m_u) presente no sólido:

$$X_{bu} = \frac{m_w}{m_u} \cdot 100 \quad (3)$$

2.3.9 Atividade de água

Um dos principais componentes dos produtos alimentares é a água, a qual exerce uma influência relevante na conservação dos alimentos. Segundo Ditchfield (2000), a atividade de água - a_w - (termo criado para definir a água disponível para crescimento microbiano e reações que possam deteriorar o alimento) é uma das propriedades mais importantes para o processamento, conservação e armazenagem de alimentos, devido a sua relevância no que diz respeito à qualidade e estabilidade.

A atividade de água, dada pela relação entre a pressão de vapor de água em equilíbrio sobre o alimento, e a pressão de vapor de água pura, à mesma temperatura, também pode ser entendida como a humidade relativa em equilíbrio com o produto na temperatura considerada.

$$a_w = \frac{P}{P_0} \quad (4)$$

em que:

a_w é atividade de água;

P é pressão de vapor do produto, Pa;

P_0 é pressão de vapor de água pura, Pa.

Num espaço fechado contendo um material e uma parcela pequena de ar, pode-se relacionar a humidade deste ar com a quantidade de água presente no material. A atividade de água nada mais é do que o equilíbrio de humidade neste espaço fechado, mas não é indicado de 0 a 100% de humidade relativa, mas de 0 a 1 a_w . Considera-se 0 para materiais livres de água e 1 para a água na sua forma líquida. Já que a atividade de água é dependente da temperatura é necessário indicar sempre a temperatura de referência.

O bacalhau salgado ou qualquer outro produto conhecido e popularmente conservado com sal têm valores de atividade de água baixos o suficiente para prevenir a sua deterioração bacteriana.

Um valor elevado de atividade de água significa que o alimento possui água livre dentro da matriz; portanto, a camada de gás em equilíbrio com o alimento apresentará uma maior pressão parcial de vapor de água. Por exemplo, valores de a_w entre 0 e 0,20 indicam que a água está fortemente ligada, enquanto valores de a_w na faixa de 0,7 e 1,0 expressam que a maioria da água encontra-se livre. Quando existem sais ou açúcares dissolvidos na água, o valor da pressão parcial do vapor da água no sistema diminui e então a atividade de água fica reduzida (Velezmoro, 1999).

Alimentos de humidade intermédia são aqueles que têm alto conteúdo de humidade comparado com os alimentos secos e que são comestíveis sem reidratação. Eles são projetados para serem estáveis na vida de prateleira sem uso de refrigeração na sua distribuição. A atividade de água dos produtos de humidade intermédia encontram-se aproximadamente na faixa de 0,60 a 0,85, com uma atividade de água máxima de 0,85 o qual corresponde ao valor limite para inibir o crescimento do aeróbio *Staphylococcus aureus* (Chirife e Favetto, 1992).

Ferro Fontan *et al.* (1981) assumem que atividades de água entre 0,65 e 0,90 correspondem a alimentos de humidade intermédia. O ajuste de a_w pela adição de humectantes, nestes tipos de alimentos, é limitado por fatores de segurança, concentrações efetivas, compatibilidade com a natureza do alimento e mudança no sabor ou na cor nas concentrações usadas (Troller, 1989). As substâncias mais utilizadas para reduzir a atividade de água são: glicerol, cloreto de sódio, propileno glicol e vários açúcares como

frutose, sacarose e xarope de milho. O controlo da atividade de água pode também ser obtido por combinação dos solutos mencionados.

2.3.10 Humidade de Equilíbrio

No processo de secagem, a humidade de equilíbrio é a humidade final que o produto pode atingir se o processo for conduzido num longo período de tempo. Ela corresponde ao equilíbrio entre as pressões de vapor de água no produto e na vizinhança, quando este é submetido a uma determinada temperatura, humidade relativa e pressão. Isso significa que ele não pode perder uma quantidade de água maior que aquela que tem em equilíbrio com o ar de secagem, isto é, não pode ter um teor de humidade menor que o de equilíbrio. Dessa forma, mesmo que não se interrompa o processo de secagem, o teor de humidade permanecerá constante.

Isotérmica de sorção ou curva de humidade de equilíbrio de um produto é a representação gráfica entre a humidade de equilíbrio e a humidade relativa do ar sob temperatura constante, ou seja, ela indica a quantidade de água retida pelo produto em função da humidade relativa do ambiente que o cerca. Leve-se em conta que a humidade de equilíbrio varia com a temperatura e a humidade do meio de secagem. O conhecimento sobre as isotermas de cada alimento é muito importante para estudar a estabilidade destes durante o seu armazenamento e transporte.

No processo de secagem as isotermas são usadas quer na escolha do ponto final de processamento, quer no dimensionamento do próprio secador, quer no cálculo do tempo de secagem. Mediante a isoterma de sorção de um produto é possível, dado o seu conteúdo de humidade, saber a sua atividade de água.

Existem duas formas para o produto chegar à humidade de equilíbrio: uma quando este absorve água do meio ambiente (isoterma de adsorção) e a outra quando perde água para o meio ambiente (isoterma de dessorção). O teor de humidade de equilíbrio do produto que absorve água é menor que a do produto que perde água. Dessa forma, a secagem é considerada um processo de dessorção.

2.3.11 Teor de humidade livre

É a humidade em excesso à humidade de equilíbrio, sendo dada, portanto, pela diferença entre o teor de humidade inicial do sólido e o teor de humidade de equilíbrio ($X_0 - X_e$).

2.3.12 Evolução do estudo de secagem de peixe

A secagem de peixe vem sendo muito estudada ao longo dos anos. Apresenta-se, a seguir, uma evolução nos estudos dessa área.

Conforme Bastos (1977), a secagem artificial de peixes iniciou-se em 1940, através da Torry Research Station – Inglaterra, com o uso de equipamento com condições termodinâmicas controladas. Para alcançar o objetivo, foram experimentados vários modelos de secadores, citando-se entre eles os de camisa de vapor, de rolos e secadores providos de ar quente.

O processo de encolhimento em filés de bacalhau durante a secagem foi analisado por Jason (1958). Ele apresentou o processo de encolhimento em três dimensões, com gráficos onde este encolhimento não é apresentado como uma função linear do conteúdo de humidade.

Jason (1965) considerou o músculo de peixe como sendo gel, possuindo propriedades isotrópicas a qualquer conteúdo de humidade. Comentando a evaporação superficial, o autor cita a influência da espessura da camada limite do ar que controla a difusão de água na superfície, sendo facilmente verificada no início do processo de secagem. O autor apresenta equações empíricas para prever a evaporação de água em função da diferença da temperatura do ar e da temperatura de bulbo húmido.

Para Chupakhin e Dormenko (1965), a secagem de pescado não deveria ser realizada com temperaturas acima de 40°C, para não prejudicar a qualidade final do produto. Os autores também realizaram cálculos de dimensionamento de secadores com velocidade do ar de secagem igual a 1m/s.

Peters (1966), afirmou que a humidade relativa tem um maior efeito quando a velocidade do ar está abaixo de 3m/s. O tempo de secagem com humidades relativas acima de 60% aumentou consideravelmente, mesmo fazendo-se uso da velocidade do ar acima de

6m/s. O autor concluiu que a humidade relativa e a velocidade do ar exercem um considerável efeito sobre a secagem do pescado com salga leve e um efeito menor sobre o pescado com salga forte. Afirma também que, para a secagem, a velocidade do ar no início deve ser no mínimo de 3m/s, a fim de evitar deterioração.

Wirth et al. (1975), verificaram ser possível submeter a carne de cação salgado (*Mustelus Shimitti*, *Galeorhinus Vitaminicus* e *Cynoscion Striatus*) a temperaturas até 35°C, obtendo-se em todos as experiências produtos finais secos, não cozidos e de completa reconstituição, com uma velocidade do ar entre 1 e 3m/s e humidade relativa em torno de 50-55%. Os autores afirmaram que a secagem é mais lenta a menores velocidades, mas não muito mais rápida a velocidades maiores, o que implica um gasto maior de energia.

Para Bastos (1977), a humidade relativa do ar no secador deverá ser entre 45-55%, com velocidades entre 1 e 3 m/s e a temperatura na faixa de 30-40°C. O tempo de secagem variará de acordo com a humidade inicial do peixe, seu tamanho e forma, espaçamento entre as amostras no secador e condições do ar de secagem.

Segundo Waterman (1978), em zonas temperadas, a velocidade do ar deverá ser entre 1 e 2m/s. Ele afirma que uma velocidade maior melhora o grau de secagem inicial, mas reduz o período de velocidade constante, não influenciando o tempo de secagem total. Para isso, a temperatura do ar deverá estar entre 25 e 30°C, sendo o ideal em torno de 27°C, com humidade relativa entre 45-55%. Conforme esse autor, uma humidade relativa menor poderá resultar num endurecimento superficial do pescado e o seu aumento reduz o grau de secagem.

Madrid e Copriva (1984) incentivam a secagem natural, com a utilização dos raios solares, se as condições ambientais forem favoráveis, ou então, o uso de secadores industriais para a secagem de peixe. Segundo os autores, a temperatura não deve passar de 28°C, embora, para peixes tropicais, ela possa chegar a 40°C, com a humidade relativa do ar entre 35 e 60%.

Cornejo (1987) estudou os parâmetros de secagem e construção de um secador de baixo custo para filés salgados de cação. O autor utilizou ar de secagem com temperaturas entre 35 e 40°C, humidade relativa variando de 40 a 50% e velocidade do ar entre 0,5 e 1m/s. Verificou que a secagem do filé salgado de cação não apresenta período de taxa constante de secagem e indica que a cinética de secagem foi perfeitamente previsível

através da equação (Série de Fourier) proposta por Lewis-Sherwood utilizando os cinco primeiros termos da série. Observou, também, que para o dimensionamento do secador, não há necessidade de considerar o efeito de encolhimento.

A melhoria do processo de salga e secagem da tilápia de Zanzibar (*Sarotherodon Hornorum*) foi estudada por Sales (1988). Os ensaios foram conduzidos no sentido de avaliar os efeitos dos seguintes fatores na qualidade do produto final: concentração ideal de sal em relação à massa do peixe limpo; tempo de cura após a salga; tempo de secagem em condições naturais e estabilidade do produto salgado-seco armazenado à temperatura ambiente. A secagem foi realizada ao sol direto, sobre tendais de madeira e tela, elevados cerca de 90cm acima do solo. O tempo de exposição ao sol variou de 4 a 6 horas, até se obter um teor de humidade no produto final de 40 a 45%. Conforme o autor, os resultados demonstraram que pode ser obtido um bom produto salgado-seco com a utilização de uma concentração de sal de acordo com a espécie a ser processada, em relação à massa do peixe limpo, durante 20-24 horas de cura e 4-6 horas de secagem ao sol.

A secagem de filés de tambacu (*Colossoma macroporum*), previamente salgados e defumados com extrato vegetal de noqueira líquido, foi estudada por Rodrigues (1996). O trabalho, experimental e matemático, investigou o processo de secagem, baseando-se no modelo de difusão de Fick, considerando a difusividade efetiva constante e velocidade do ar de 1,5m/s. O modelo difusivo de secagem utilizado ajustou-se aos dados experimentais com coeficiente de correlação de 0,97, mostrando ser adequado ao caso estudado.

Park (1998) determinou um modelo difusivo, com e sem encolhimento da amostra, para a secagem de cação salgado. O autor trabalhou com três combinações entre temperatura e humidade relativa do ar (20°C – 40%; 30°C – 30%; 40°C – 45%) para duas velocidades do ar (0,5 e 3m/s). O encolhimento do material foi considerado como sendo uma função linear entre a dimensão da amostra e o teor de humidade. O valor da difusividade efetiva variou entre $1,50 \times 10^{-10} \text{m}^2/\text{s}$ e $2,85 \times 10^{-10} \text{m}^2/\text{s}$ para o processo de secagem sem considerar o encolhimento e entre $0,87 \times 10^{-10} \text{m}^2/\text{s}$ e $1,61 \times 10^{-10} \text{m}^2/\text{s}$ considerando o encolhimento da amostra.

Bala e Mondol (2001) realizaram uma investigação experimental sobre a secagem solar de peixe, usando um túnel solar de secagem. A temperatura do ar de secagem na saída do coletor variou de 35,1°C a 52,2°C durante o processo. Verificaram também que,

para um mesmo tempo de secagem, o método solar deixa a amostra com menor teor de água final quando comparado ao método tradicional.

Bellagha et. al (2002) analisaram a cinética de secagem de sardinha levemente salgada (*Sardinella aurita*), usando três temperaturas do ar (35, 40 e 45°C) e três velocidades do ar (0,5 m/s, 1,5 m/s e 2 m/s). Segundo os autores, para materiais biológicos, a temperatura é o principal fator na cinética de secagem. Os autores observaram dois períodos de taxa de secagem decrescente, a partir das curvas de secagem obtidas experimentalmente e obtiveram uma equação empírica para prever os dados da cinética de secagem.

Prachayawarakorn et. al (2002) determinaram as isotermas de desorção e as características da secagem de camarão em vapor superaquecido e em ar quente. As isotermas foram estudadas para temperaturas de 50, 60, 70 e 80°C e as características da secagem foram verificadas para uma faixa de temperatura entre 120 e 180°C para vapor superaquecido e entre 70 e 140°C para ar quente. A taxa de secagem e a difusividade efetiva foram usadas para quantificar a diferença entre a secagem por vapor superaquecido e a secagem por ar quente. Segundo os autores, a influência do parâmetro temperatura na taxa de secagem e difusividade efetiva nota-se mais na secagem por vapor superaquecido do que na secagem por ar quente. Quando comparada com a secagem por ar quente, a secagem com vapor superaquecido mostrou um menor grau de encolhimento do camarão. As curvas de secagem simuladas foram obtidas através do modelo de difusão de Fick, para uma geometria esférica.

A secagem de filé de tilápia (*Oreochromis niloticus*) foi analisada por Medina-Vivanco (2003). As amostras foram previamente desidratadas osmoticamente em soluções binárias de cloreto de sódio e ternárias (NaCl-água-sacarose) em dois tempos diferentes (5 e 10 horas). Foi observado que as taxas de secagem foram influenciadas pela presença de sacarose. O melhor ajuste do modelo aos dados experimentais foi o que considerou a difusividade aparente como função linear da humidade.

A fim de analisar a influência do processo de salga sobre o rendimento e características do bacalhau durante o seu processamento, Andrés et. al (2005) realizaram também ensaios de secagem. Eles utilizaram as seguintes condições operacionais: temperatura do ar igual a 15°C, velocidade de 1,2m/s e humidade relativa entre 50 e 65%, secando o bacalhau até que ele atingisse um teor de humidade de 47%. De acordo com os

testes realizados, temperaturas acima de 15°C favoreciam o endurecimento da superfície da amostra, o que limitava a saída de água.

Duan et. al (2005) analisaram as características da secagem de carpa (*Aristichthys nobilis*) em micro-ondas. Os resultados mostraram que o teor de humidade diminui com o aumento do tempo de secagem no micro-ondas, quando a taxa de fornecimento de energia é constante. A taxa de secagem é inicialmente rápida e depois cai lentamente.

Ribeiro (2005) e Simões (2007) estudaram a influência da desidratação osmótica utilizando soluções binária (água + NaCl) e ternárias (água + NaCl + sacarose e água + NaCl + xarope de milho) respetivamente, na secagem convectiva de mapará (*Hypophthalmus edentatus*) e na secagem de filés de tilápia do Nilo (*Oreochromis niloticus*) da variedade tailandesa. Para os pré-tratamentos foi avaliada a influência da temperatura, concentração de NaCl, concentração de açúcar e tempo de imersão, nas respostas perda de peso, perda de água, ganho de sólidos, número de ácido tiobarbitúrico (TBA), ganho de sólidos / perda de água (GS/PA) e atividade de água, através da Metodologia de Superfície de Resposta. Para cada solução, foi escolhida uma condição para proceder à secagem convectiva e esta condição foi determinada pelos menores valores de razão GS/PA e TBA. Para a secagem do mapará, as condições escolhidas foram: temperatura de 46°C, concentração de sal de 22% e tempo de imersão de 7 horas para desidratação com solução de NaCl; 42°C de temperatura, 11,5% de concentração de sal, 30% de concentração de açúcar e tempo de 8 horas, para desidratação com solução de NaCl + sacarose e 46°C de temperatura, 13% de concentração de sal, 32,5% de concentração de açúcar e tempo de 6 horas para desidratação com solução de NaCl + xarope de milho. As curvas de secagem convectiva foram obtidas a 40, 50 e 60°C de temperatura e velocidade do ar de secagem de 1,5m/s. Para a secagem dos filés de tilápia, as condições escolhidas foram: temperatura de 34°C, concentração de NaCl de 24,6% p/p e tempo de imersão de 230min para a desidratação osmótica com solução de NaCl. Para a desidratação osmótica com solução de NaCl + sacarose as condições escolhidas foram: temperatura de 34°C, concentração de NaCl de 13% p/p, tempo de 185min e concentração de sacarose de 37% p/p. Para as melhores condições de desidratação osmótica obtida para cada solução, foram determinadas cinéticas de desidratação osmótica. No segundo tratamento foi avaliada a influência da temperatura de secagem e da concentração da fumaça líquida no processo de defumação do filé de tilápia. A condição escolhida foi a de

40°C de temperatura e concentração de fumaça de 15% p/p. As curvas de secagem convectiva para os dois tratamentos foram obtidas a 40°C, 50°C e 60°C de temperatura e 1,5m/s de velocidade do ar de secagem. Para o ajuste dos dados experimentais foram utilizados o modelo difusivo baseado na Lei de Fick e o modelo de Page. Os valores de difusividade efetiva obtidos foram da ordem de 10^{-10} m²/s. O modelo de Page apresentou melhor ajuste em relação ao modelo difusivo.

A influência da frescura do bacalhau sobre os processos de salga, secagem e dessalinização foi investigada por Barat et. al (2006). O processo de secagem foi conduzido num forno industrial de secagem, seguindo os padrões industriais. Cada ensaio teve a duração de 120h, modificando-se as condições operacionais quando o tempo atingia 24h de secagem. Assim, as condições para temperatura, humidade relativa do ar e velocidade, foram, respetivamente: 20°C - 50% - 1,9m/s; 20°C - 50% - 2,13m/s; 22°C - 45% - 2,13m/s; 24°C - 40% - 2,4m/s; 26°C - 35% - 2,4m/s. Os autores verificaram que a massa total e perda de água no processo de secagem são praticamente os mesmos, independentemente do tempo de armazenamento da matéria-prima.

Jain (2006) determinou os coeficientes de transferência de calor por convecção e de massa para a secagem solar de peixes, utilizando como matéria-prima camarão (*Macrobrachium lamarrei*) e carpa (*Oxygaster bacaila*). O autor observou que os coeficientes de transferência de calor e de massa são dependentes, principalmente, da taxa de transferência de humidade durante o processo de secagem. Verificou também que os valores dos coeficientes são afetados significativamente pelo tipo de peixe, devido à porosidade, forma, tamanho e teor de humidade inicial.

Pezantes (2006) analisou o processo de secagem de filés de bonito (*sarda sarda*). A etapa da pré-secagem determinou-se para um tempo de 40 minutos a uma temperatura de 30°C usando uma velocidade de ar neste período de 0,5m/s. O estudo da cinética de secagem foi realizado de acordo com o estabelecimento das condições desse processo. Os dados experimentais foram ajustados aos modelos de Fick e Page, sendo este o que apresentou melhor ajuste, podendo ser utilizado para a predição da cinética de secagem do Bonito salgado e defumado. Os valores da difusividade efetiva encontrados para o processo de secagem são concordantes com os reportados na literatura.

Pinto e Tobinaga (2006) utilizaram como matéria-prima para os ensaios de secagem, amostras de pescada (*Merluccius merluccius*) e sardinha (*Sardinella*

brasiliensis). As temperaturas do ar de secagem foram 30, 35 e 40°C, para velocidade igual a 1,2m/s. Foi observado que a temperatura do ar teve um efeito maior durante a primeira fase da taxa de secagem decrescente, onde a temperatura do material começa a aumentar para perto da temperatura do ar de secagem. A existência de um período de velocidade de secagem constante foi observada para todas as amostras investigadas devido ao alto teor de humidade inicial dos filés de peixe, sendo que a duração desse período variou de 3 a 6h, dependendo da amostra e das condições do ar utilizado. Os autores propuseram a utilização de um modelo adimensional difusivo, que considerava o encolhimento da amostra e a difusividade efetiva variável e obtiveram boa concordância entre dados experimentais e simulados.

Bellagha et. al (2007) estudaram a secagem de sardinha (*Sardinella aurita*), para uma temperatura do ar de 40°C, humidade relativa de 15% e velocidade de 1,5m/s, não tendo detetado qualquer período de taxa de secagem constante.

Os efeitos da salga e secagem da carne de tubarão (*Carcharhinus sorrah*) foram estudados por Guizani et. al (2008). De acordo com os autores, a perda de água durante a etapa de salga era mais rápida com a salga seca do que com a salga com salmoura. No entanto, ambos os métodos levaram ao mesmo teor de água final, ao término do processo de secagem.

Veja-Gálvez et. al (2008) estudaram a cinética de secagem de lagosta (*Cervimunida johni*), na faixa de temperatura entre 50 e 90°C. Os autores utilizaram quatro modelos semi-empíricos (Newton, Henderson–Pabis, Page Modificado, Wang–Singh) e um novo modelo empírico proposto para simular a secagem e comparar com os resultados experimentais. Esse novo modelo quadrático $(n+kt)^2$ foi escolhido por possuir apenas dois parâmetros, o que o torna simples para determinar o tempo de secagem do material. As análises mostraram que o modelo de Page Modificado é o que melhor descreve o comportamento da secagem da lagosta.

Djendoubi et. al (2009) realizaram experiências e simulações sobre a secagem de sardinha (*Sardina pilchardus*). A cinética de secagem foi analisada para cinco temperaturas do ar (40, 50, 60, 70 e 80°C), duas humidades relativas (40% para as temperaturas de 40°C e 50°C e, para as outras, humidade ambiente) e velocidade do ar constante de 1,5m/s. A cinética de secagem da sardinha foi acelerada pelo aumento da temperatura do ar, apresentando comportamento contrário quando se aumenta a humidade do ar. As curvas de

secagem foram comparadas a resultados simulados obtidos através de modelos semi-empíricos. O modelo de Page foi o que permitiu obter melhores resultados comparativamente com os de Newton, Henderson e Pabis.

Kilic (2009) verificou o comportamento da secagem de truta (*Oncorhynchus mykiss*), utilizando baixa temperatura e velocidade alta. As seguintes condições foram testadas: temperatura do ar igual a 4, 10, 15 e 20°C, velocidade do ar de 7m/s e umidade relativa compreendida entre 40 e 50%. Os testes mostraram que a secagem realizada a 4°C foi a que apresentou melhor resultado na qualidade final do produto.

Kituu et al. (2010) estudaram a secagem de tilápia (*Oreochromis niloticus*) num secador solar e desenvolveram modelos matemáticos para prever a temperatura da câmara de secagem, bem como da perda de umidade do peixe, comparando os resultados obtidos com os dados experimentais. Os autores observaram que a secagem de peixe no secador solar foi influenciada pela temperatura da câmara, além do teor de umidade, densidade, espessura e difusividade do peixe. O modelo difusivo de Fick foi utilizado para simular os dados de secagem, obtendo-se uma alta correlação (0,995) na comparação com os dados experimentais.

Duan *et al.* (2010) estudaram o efeito do aquecimento do ar quente e micro-ondas sobre as características de secagem e qualidade de filés de peixe de tilápia fresca. Curvas experimentais de secagem foram obtidas em três potências de micro-ondas (200, 400 e 600 W), após secagem com ar quente a duas temperaturas do ar (40 e 50°C) e uma velocidade de ar constante de 1,5 m/s. Os resultados mostraram que um aumento na potência de micro-ondas resultou numa diminuição do teor de umidade final, quando a secagem era realizada para o mesmo período de tempo. Quanto maior a temperatura do ar quente, maior a taxa de desidratação. Os autores verificaram que menores temperaturas do ar quente e menores potência de micro-ondas são mais benéficas para a qualidade dos filés de tilápia.

A secagem de bagre africano (*Clarias gariepinus*) foi analisada por Sobukola e Olatunde (2011). Os autores estudaram a influência da salga seca e da salga por salmoura na cinética de secagem, com experiências realizadas num secador de ar quente, a uma temperatura de 60°C e velocidade do ar de 1,5m/s. Os autores observaram que a secagem é mais rápida para as amostras que passaram pela salga seca do que as que passaram por salmoura. Utilizaram os modelos de Page (Page, 1949), Page Modificado (Overhults *et al.*,1973)), Wang and Singh (Wang and Singh, 1978) e de Fick (Diamante and Munro,

1991) para simulação, obtendo melhores resultados com os dois primeiros, quando comparados aos dados experimentais.

2.4. BACALHAU

2.4.1. Aspectos gerais

Bacalhau é o nome comum para os peixes geralmente do gênero *Gadus*, pertencente à família *Gadidae*, cientificamente designado de *Gadus morhua*.

Do ponto de vista técnico, entende-se por bacalhau - peixe salgado e seco - o produto elaborado com peixe limpo, eviscerado, com ou sem cabeça e convenientemente tratado pelo sal (cloreto de sódio), devidamente seco.

Cientificamente, o bacalhau apresenta a classificação mostrada pela tabela 2:

Tabela 2: Classificação do bacalhau

Reino	Animalia
Filo	Chordata
Classe	<u>Actinopterygii</u>
Ordem	Gadiformes
Família	Gadidae
Gênero	Gadus
Espécie	Gadus morhua

Fonte: Cohen *et al.* (1990)

A espécie *Gadus morhua* é mostrada pela figura 4:



Figura 4: *Gadus morhua* (Fonte: Marine Species Identification Guide, 2009)

Em várias regiões do mundo, o bacalhau possui grande importância econômica. Os locais de pesca do bacalhau são mostrados na figura 5:

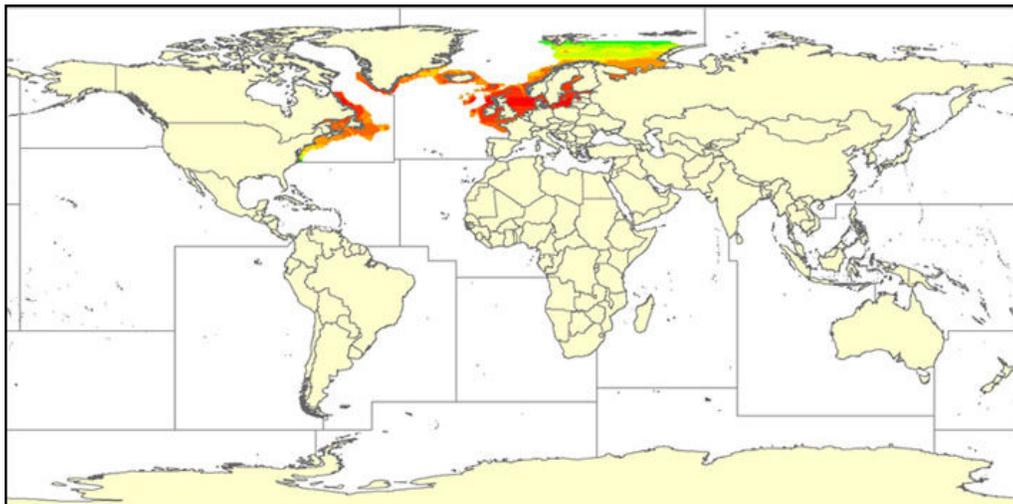


Figura 5: Regiões de pesca do bacalhau (Fonte: Cohen *et al.*, 1990)

Gadus morhua é encontrado nos límpidos e gelados mares do Círculo Polar Ártico, com a maior parte da sua população mundial distribuindo-se pelos mares atlânticos da Noruega, Islândia, Rússia, Gronelândia e Canadá (Terra Nova e península do Labrador).

Peixe dotado de esqueleto ósseo (osteíctio), o bacalhau possui o corpo comprimido lateralmente, com três barbatanas dorsais arredondadas e duas ventrais, onde a barbatana caudal é ligeiramente côncava ou chanfrada.

De acordo com Brandão (2008), este peixe vive em grandes profundidades (de 60 a 500 metros) e ascende de forma periódica, apesar de nunca se aproximar muito da superfície. Apesar dos dois grandes olhos, o bacalhau quase não enxerga, como acontece

com todos os seres que vivem em águas profundas. Mesmo assim, ele é um exímio caçador, já que a natureza o dotou de mecanismos compensatórios. O primeiro deles é o barbilho, um apêndice carnudo, tátil e gustativo, localizado na sua proeminente mandíbula inferior, que é útil na detecção de presas. Outro, é uma linha lateral bem perceptível, que se estende ao longo do corpo, que é um órgão sensorial, constituído por células que comunicam com o exterior através de pequenos poros. Funciona como uma espécie de tato à distância, proporcionando informações sobre o que se passa à sua volta.

A sua cor varia consideravelmente, do amarelo ao castanho ou do verde ao cinza, pois o bacalhau adapta-se às condições das áreas em que vive: no mar escuro próximo à Islândia, eles são marrons com manchas amarelas; mas, em apenas dois dias, nadando num oceano iluminado, eles ficam tão claros que até parecem albinos. Nas zonas costeiras e de algas, são avermelhados ou ligeiramente pardos; em zonas de ervas marinhas, esverdeados, e cinza claro ou acastanhados nos fundos de areia e zonas rochosas muito profundas. O dorso e os lados do corpo têm numerosas e pequenas manchas arredondadas, acastanhadas avermelhadas e o ventre é pálido (Brandão, 2008).

A Noruega é o principal e mais tradicional produtor de bacalhau do mundo. O bacalhau da Noruega, também conhecido como bacalhau-do-Atlântico, representa 50% do bacalhau à venda no mercado mundial hoje. Textura, sabor, aroma prolongado, entre outras propriedades, fazem dele um produto altamente apreciado e utilizado nas confeções culinárias de diversas culturas. A cidade norueguesa de Aalesund (conhecida como a capital mundial do bacalhau), aloja as maiores indústrias de transformação, sendo um dos principais portos de exportação.

2.4.2. Classificação

Existem seis tipos diferentes de peixes salgados secos no mercado: Bacalhau *Gadus morhua*, Bacalhau *Gadus macrocephalus*, Bacalhau *Gadus ogac* e os derivados Saithe, Ling e Zarbo.

2.4.2.1. Bacalhau gadus morhua

Conhecido também como bacalhau do Porto ou Imperial, nome derivado do fato da cidade do Porto ter sido a primeira cidade a receber e a preparar o bacalhau que os

pescadores portugueses pescavam nas águas geladas da Terra Nova, Islândia e Groenlândia.

Pescado no Atlântico Norte, habita as costas da Noruega, Islândia, Groenlândia, Mar de Barents, Labrador, Terra Nova, Nova Escócia e também as costas americanas. Esse bacalhau possui linha lateral branca, peritoneu prateado e barbatana caudal ligeiramente côncava ou chanfrada. Tem postas altas, largas e coloração “palha” (cor mais ou menos acastanhada) e uniforme, quando salgado e seco.

2.4.2.2. *Bacalhau gadus macrocephalus*

O bacalhau *gadus macrocephalus* pertence à ordem dos Gadiformes, família Gadidae, género Pollachius (figura 6). Conhecido como "Bacalhau do Pacífico", o *Gadus macrocephalus* distribui-se extensamente nas regiões mais frescas dos mares do Pacífico - do Japão ao mar de Bering, até ao Norte da Califórnia. O peixe fresco tem o corpo escuro sem manchas, a cabeça relativamente grande e o maxilar superior maior que o inferior.

No aspeto, depois de processado, é muito semelhante ao bacalhau *Gadus morhua*, o que confunde boa parte dos compradores. É preciso, portanto, ficar bem atento pois as diferenças da carne dos dois, depois de cozidas, são bem grandes: o *macrocephalus* não se desmancha em lascas (mas pode ser facilmente desfiada), é fibroso e não tem o mesmo paladar - o que faz dele um peixe mais barato. Esse tipo de bacalhau possui a zona ventral mais escura que o bacalhau *Gadus morhua*, a zona das barbatanas muito larga e o peritoneu muito preto.

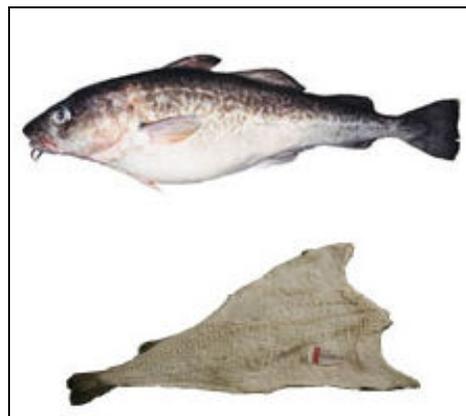


Figura 6: *Gadus macrocephalus* – bacalhau do Pacífico (Fonte: Lamosa, 2008)

2.4.2.3. Bacalhau *Gadus ogac*

O bacalhau *Gadus ogac*, também conhecido como bacalhau da Gronelândia, é pescado no país de mesmo nome. Eles são peixes de fundo, que habitam águas costeiras e plataformas continentais, até profundidades de 200m.

A cor do bacalhau da Gronelândia é geralmente escura, vai desde o castanho ao prateado. Sua aparência é semelhante ao das outras espécies de bacalhau, geralmente alongado, com um pedúnculo caudal robusto. Eles podem crescer até um comprimento de 80 cm.

Sua carne saudável é esbranquiçada e escamosa, mais firme, mais resistente e menos saborosa do que a do bacalhau do Atlântico. O estoque de Bacalhau da Gronelândia tem sido fortemente reduzido nos últimos anos.

2.4.2.4. Peixe tipo bacalhau saithe (*Pollachius virens*)

Da ordem dos Gadiformes, família Gadidae, género *Pollachius*, o saithe (figura 7) é o nome pelo qual é conhecido internacionalmente o peixe escamudo, tão tradicional em Portugal. Tem uma coloração esverdeada mais ou menos escura na região dorsal, amarela ou esverdeada nos lados do corpo, prateada na região ventral e não possui manchas. O maxilar superior é menos saliente do que o inferior. Quando processado, possui as seguintes características: barbatana caudal bifurcada, com o vértice bem definido; barbatanas ventrais muito pequenas e finas e escamas grossas.

Vive nas mesmas águas que o *Gadus morhua* (entre 100 e 300 metros de profundidade) e atinge dimensões idênticas, sendo, também, rico em vitamina B12, selênio, potássio e sódio. No entanto, não é um peixe migratório, vive nas áreas onde nasce e cresce, não se deslocando propositadamente para desovar. É uma das espécies comercialmente mais importantes na Noruega, sendo pescado desde as Ilhas Lofoten até ao Mar do Norte.



Figura 7: Bacalhau tipo Saithe (Fonte: Lamosa, 2008)

2.4.2.5. Peixe tipo bacalhau ling ou lingue (*Molva molva*)

Pertencente à ordem dos Gadiformes, família Lotidae, género *Molva*, o peixe fresco (figura 8) tem cor castanha avermelhada no dorso e branca na face ventral, barbatanas com uma linha escura com as pontas brancas. Possui o maxilar superior maior que o inferior, cabeça pequena e apenas duas barbatanas dorsais.

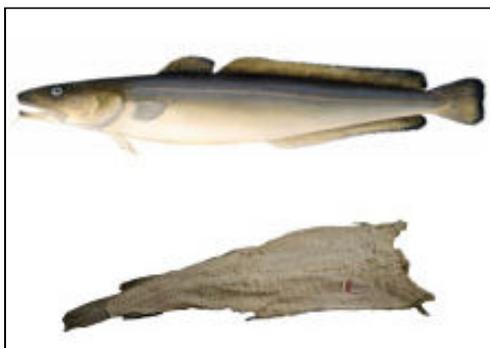


Figura 8: Bacalhau tipo Ling (Lamosa, 2008)

2.4.2.6. Peixe tipo bacalhau zarbo (*Brosme brosme*)

O zarbo (figura 9) faz parte da ordem dos Gadiformes, família Lotinae, género *Brosme*. Zarbo é o nome pelo qual é conhecido internacionalmente o peixe bolota, também muito tradicional em Portugal. São peixes geralmente menores que os dos outros tipos. A cor varia desde o castanho avermelhado ao castanho esverdeado ou amarelo. O

corpo é alongado e as escamas são muito pequenas em todo o corpo. O maxilar superior é levemente mais saliente do que o inferior. Encontra-se entre os 100 e os 400 metros de profundidade, podendo ir até aos 1000 metros. É o mais popular entre os peixes tipo bacalhau.

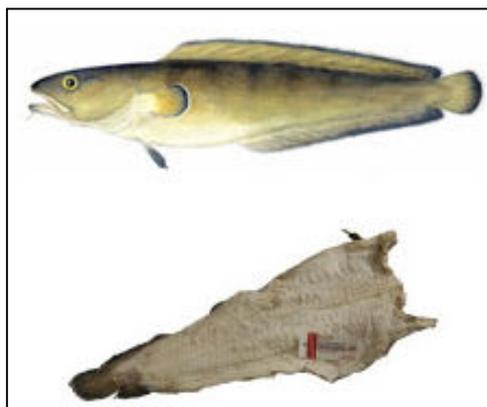


Figura 9: Bacalhau tipo Zarbo (Fonte: Lamosa, 2008)

2.4.3. Composição e valor alimentício

O bacalhau salgado seco, conserva todas as propriedades do peixe fresco. É nutritivo, saboroso, de fácil digestão, rico em minerais (ferro, fósforo, magnésio) e vitaminas (A, E, D, niacina) e apresenta uma baixa taxa de colesterol e gorduras, conforme tabela 3. Deve, entretanto, ser consumido com moderação e em pequenas quantidades, uma vez que, depois de processado é bastante rico em sódio.

Tabela 3: Composição nutricional do bacalhau (100g)

Componente	Valor
Proteína	± 38 %
Água	47 %
Gordura	± 0,6 %
Carboidratos	0
Cálcio	60 mg
Fósforo	225 mg
Ferro	2 mg

Magnésio	42 mg
Iodo	100 mg
Vitamina PP	1,2 mg
Vitamina B1	6 mg
Vitamina B2	42 mg
Zinco	1700 mg
Sódio	9168 mg
Potássio	612 mg
Tiamina	0,01mg
Riboflavina1	0,20mg
Niacina (vitamina B3)	2,4mg
Fibras	0
Calorias	170 kcal

Fonte: Tuley (1995)

O bacalhau possui proteínas de alto valor biológico na sua composição, e, como é um alimento seco, as proteínas estão presentes em maior quantidade quando comparado a um peixe fresco. Também é considerado uma boa fonte de ácidos gordos do tipo ômega-3, um ácido gordo poli-insaturado que favorece o desenvolvimento do sistema imunológico e contribui para a redução dos níveis de colesterol e triglicerídeos (moléculas de gordura que têm como principal função a produção de energia para uso imediato ou posterior armazenamento no organismo), atuando favoravelmente na coagulação sanguínea. O ômega-3 está relacionado com a redução do risco de doenças cardiovasculares e das dislipidemias (alterações metabólicas lipídicas decorrentes de distúrbios em qualquer fase do metabolismo lipídico). Um quilo de bacalhau tem o valor nutritivo equivalente a 3,2 kg de peixe fresco, sendo mais nutritivo do que a carne de vaca e de frango, com 38g de proteínas por cada 100 g. É também o animal com a maior percentagem de partes comestíveis, cerca de 85%. É saudável e totalmente natural.

2.4.4. Processamento do bacalhau

Como todo o pescado, o bacalhau é um peixe suscetível ao processo de deterioração. Inúmeros fatores contribuem para isso: rápida ação destrutiva das enzimas, oxidação dos lipídeos, pH elevado, elevada atividade de água e teores acentuados de substâncias nitrogenadas não protéicas (FAO, 2002). Nestas condições, torna-se de crítica importância a adoção de medidas que assegurem a sua perfeita conservação imediatamente após a captura.

Secar, salgar e defumar são processos que podem ser usados em várias combinações para produzir uma variedade de produtos de peixe com longo período de conservação necessário para o transporte e a distribuição. Tais métodos combinados baseiam-se também na redução do conteúdo de água.

O bacalhau chega aos mercados consumidores em várias condições. De acordo com a legislação portuguesa, o bacalhau pode ser comercializado nas seguintes condições: salgado verde, salgado semi-seco, salgado seco e salgado seco de cura amarela. Dependendo da condição em que será vendida, existe uma técnica para o seu processamento.

2.4.4.1 Bacalhau salgado verde

É o produto que tenha sido sangrado, eviscerado, descabeçado, escalado ou filetado e que, após maturação físico-química pelo sal, apresenta um teor de sal igual ou superior a 16% (g de NaCl / 100g), e um teor de humidade superior a 51% e inferior ou igual a 58%.

2.4.4.2 Bacalhau salgado semi-seco

É o produto que tenha sido sangrado, eviscerado, descabeçado, escalado e lavado e que:

- i. após maturação físico-química pelo sal, apresenta um teor de sal igual ou superior a 16% (g de NaCl / 100g);
- ii. após lavagem e posterior secagem por evaporação natural ou artificial, possui um teor de humidade superior a 47% e inferior ou igual a 51%.

2.4.4.3 Bacalhau salgado seco

É o produto que tenha sido sangrado, eviscerado, descabeçado, escalado e lavado e que:

- i. após maturação físico-química pelo sal, apresenta um teor de sal igual ou superior a 16% (g de NaCl / 100g);
- ii. após lavagem e posterior secagem por evaporação natural ou artificial, possui um teor de humidade inferior ou igual a 47%.

2.4.4.4 Bacalhau salgado seco de cura amarela

É o produto que tenha sido sangrado, eviscerado, descabeçado, escalado e lavado e que:

- i. após maturação físico-química pelo sal, apresenta um teor de sal igual ou superior a 12% e inferior a 16% (g de NaCl / 100g);
- ii. após lavagem e posterior secagem por evaporação natural ou artificial, possui um teor de humidade igual ou inferior a 45%;
- iii. apresenta uma coloração amarelada característica.

2.4.4.5 Processo de salga do bacalhau

A salga de pescado é um dos métodos mais antigos usados para preservar este tipo de produto. Ela assegura, entre outras coisas, que durante a secagem os micro-organismos na superfície sejam inibidos e mantidos afastados. Tradicionalmente tem-se usado níveis altos de sal, com o objetivo de reduzir a atividade de água e estabilizar o produto do ponto de vista microbiano. Além do efeito na a_w , o cloreto de sódio também exerce efeitos nocivos para os micro-organismos, dentre os quais:

- ao ionizar-se, o sal libera iões cloretos de caráter tóxico para os micro-organismos;
- redução da solubilidade do oxigênio nas soluções;
- maior sensibilidade das células ao CO₂;
- interferências na atividade das enzimas proteolíticas.

De acordo com Vaz et. al (2007), a salga dos alimentos pode ser feita a seco ou através de salmoura. Na salga a seco, o sal é aplicado na superfície da carne e tende a retirar a humidade e penetrar até que a concentração de sal (igual ou superior a 16%) seja praticamente uniforme em todo o produto. Na salga em salmoura, usa-se imersão do produto em solução salina, podendo também auxiliar a penetração através de injeções de sal de cura. Pode-se também, usar o sistema misto (passar o alimento em uma salmoura primeiro e em seguida utilizar a salga a seco). Os microrganismos mais problemáticos para os alimentos salgados são os halofílicos. Estas bactérias vêm com o próprio sal utilizado e produzem nos alimentos o "vermelhão". É importante, portanto, a utilização de um sal de boa qualidade.

A velocidade de penetração do sal no peixe é definida como a quantidade de sal que penetra nos músculos do pescado, durante um determinado período de tempo e depende de vários fatores, tais como:

- teor de gordura: quanto menor o teor de gordura, maior a velocidade de penetração do sal no pescado. A troca osmótica processa-se mais lentamente em peixes mais gordurosos. Também a pele pode dificultar a penetração do sal.
- temperatura: quanto mais elevada for a temperatura ambiente, dentro de certos limites, maior será a velocidade de penetração do sal.
- tamanho ou espessura: quanto mais fino for o peixe, maior será a velocidade de penetração do sal.

De maneira geral, o processo de transformação do pescado inclui as seguintes fases:

1. remoção da cabeça, das vísceras e a abertura do corpo, dando ao peixe o aspeto triangular.
2. lavagem para eliminar resíduos de sangue, em tanques com água do mar, num trabalho totalmente manual.
3. empilhamento do peixe em sal grosso, dentro de grandes recipientes, onde ficam semi-submersos na água que a própria carne vai soltando, por cinco a sete dias.
4. retirada dos peixes dos tanques e, depois de bem escorridos, empilhamento dos mesmos sobre paletes de madeira, intercalados com camadas de sal

grosso - dessa vez, menos do que na primeira etapa, onde descansarão por mais 20 dias. Conforme o tamanho e a espessura do peixe, chega-se a trocar o sal mais de uma vez.

5. após esses dois processos de salga, o peixe é desidratado. Em muitos casos, essa etapa de secagem acontece no país comprador.
6. seco o peixe, ele segue para o controlo de qualidade onde é pesado, embalado e exportado em contentores refrigerados entre 2 e 4 graus.

Todo o processo de transformação é natural, não utilizando nenhum produto químico ou conservante, o que permite a conservação integral de seus nutrientes. A utilização do processo de desidratação osmótica como pré-tratamento à secagem em ar quente tem sido sugerido por diversos investigadores, de forma a diminuir o tempo de residência do produto no secador. Esta diminuição permite a redução do consumo energético do processo e aumenta a qualidade do produto final (Ponting, 1996; Torreggiani, 1993).

A salga juntamente com a secagem, permite conservar o bacalhau muito tempo a uma temperatura ambiente. Antes de cozinhar o bacalhau, é preciso demolhar o peixe em água para retirar o sal e hidratar a carne novamente. Também é importante salientar que, após a retirada do sal dos alimentos, o mesmo se torna suscetível ao ataque dos demais microrganismos, pois a atividade de água deixou de ser limitante, motivo pelo qual o alimento deverá ser rapidamente consumido ou processado.

2.4.5. Características do bacalhau para comercialização

No que refere-se ao bacalhau, as denominações comerciais permitidas, de acordo com as respetivas espécies, são as seguintes:

- i. Bacalhau ou bacalhau do Atlântico (*Gadus morhua*);
- ii. Bacalhau da Gronelândia (*Gadus ogac*);
- iii. Bacalhau do Pacífico (*Gadus macrocephalus*).

Em relação às temperaturas de armazenamento e de exposição para venda, o bacalhau deverá ser mantido dentro dos seguintes valores:

- a) Na armazenagem:

i) 4°C, o bacalhau salgado, verde e semi-seco, e respectivos subprodutos;

ii) 7°C, o bacalhau salgado seco, e respectivos subprodutos.

b) Na exposição para venda:

i) 4°C, o bacalhau salgado, verde e semi-seco, e respectivos subprodutos;

ii) 7°C, o bacalhau salgado seco, quando sejam comercializados pré-embalados ou não pré-embalados em postas.

2.4.6. Situação nacional e internacional do bacalhau – Importância Económica

De acordo com Dias et al. (2001), Portugal é o quarto maior consumidor de peixe do Mundo, com mais de 66kg per capita, logo a seguir às Ilhas Seychelles, Islândia e Japão. Esse enorme mercado, em quantidade maior que o do Reino Unido com apenas 8kg per capita, é abastecido em cerca de 40% por bacalhau salgado seco. A fidelidade do consumidor português a este produto tem sido o porto seguro da atividade nacional de salga e secagem (praticamente restrita ao bacalhau) que representa hoje mais de 50% (em valor) da indústria de transformação de pescado.

Deste modo, em termos de importação mundial, Portugal encontra-se no 1º lugar no bacalhau salgado verde com 42%, no 2º lugar no bacalhau congelado com 13% e no 2º lugar no bacalhau salgado seco com 27%. A Noruega é o maior exportador mundial em todas essas apresentações e, curiosamente, é o maior importador de bacalhau congelado. A exportação do bacalhau é a segunda maior atividade económica da Noruega, ficando atrás apenas da exploração e comercialização do petróleo.

Hoje, a maior parte do bacalhau que os portugueses comem à mesa é pescado por países nórdicos como a Noruega, Islândia e Rússia. As importações são realizadas quase sempre em estado “verde” ou congelado. A espécie *gadus morhua* continua a ser a espécie com maior peso nas importações. Por volta de 1990, Portugal gastava cerca de 80 mil toneladas/ano. Em 2006, de acordo com a Associação dos Industriais de Bacalhau, cujos associados detêm 75% do volume de negócios do setor, os portugueses consumiram cerca de 60 mil toneladas de bacalhau, de preferência salgado seco.

2.5. MODELOS MATEMÁTICOS DE SECAGEM DE PESCADO

O estudo de sistemas de secagem, o seu dimensionamento, otimização e a determinação da viabilidade de sua aplicação comercial podem ser feitos por simulação matemática (Afonso Júnior e Corrêa, 1999). Para a simulação, utiliza-se um modelo matemático que representa satisfatoriamente a perda de humidade do produto durante o período de secagem, bem como, pode também simular-se a evolução de outros parâmetros com modelos mecanísticos ou teóricos, tais como temperatura, taxa de humidade local, pressões parciais ou totais, entre outros.

2.5.1. Modelos Empíricos

Os modelos puramente empíricos são obtidos por ajustes estatísticos de resultados obtidos experimentalmente em diferentes condições externas de temperatura, humidade e velocidade do ar de secagem e negligenciam a resistência interna à transferência de massa e de calor, o que permite considerar a humidade e a temperatura constantes para todo o material. Estes modelos relacionam o teor de humidade e o tempo de secagem com dados obtidos experimentalmente para várias temperaturas, mas não podem dar uma visão clara e exata dos processos que ocorrem durante a secagem. Um exemplo de utilização de modelação empírica é representado pelo modelo de Wang e Singh (1978), do tipo $X_{ad} = 1 + at + bt^2$, onde t é o tempo de secagem (h) e a e b são constantes do modelo.

A simulação da cinética de secagem de sardinha salgada através de modelos empíricos foi realizada por Bellagha *et al.* (2007), utilizando o modelo de Jason (1965) modificado por Wuttijummong (1987). Os resultados experimentais foram usados para verificar o desempenho do modelo de dois parâmetros, verificando-se que este descreve satisfatoriamente as curvas de secagem da sardinha salgada.

Vega-Gálvez *et al.* (2009) utilizaram dois modelos empíricos para simulação da secagem de lagosta, juntamente com outros três modelos semi-empíricos. Os autores utilizaram o modelo empírico de Wang-Singh e propuseram um novo modelo do tipo $X_{ad} = (n + kt)^2$, onde k é um parâmetro cinético do produto (/min) e n é um parâmetro empírico do modelo. Entretanto, o modelo proposto pelos autores não apresentou os melhores resultados quando comparado aos dados experimentais, com um coeficiente de

correlação de 0,93, enquanto que o melhor modelo (Page Modificado) apresentou uma correlação de 0,99.

2.5.2. Modelos Semi-Empíricos

Os modelos semi-empíricos oferecem um compromisso entre a teoria e a aplicação, porém não consideram toda a complexidade do fenômeno. Estes modelos são conhecidos como leis exponenciais de secagem e baseiam-se, de modo geral, na analogia com a lei de arrefecimento de Newton, considerando-se que a taxa de secagem é proporcional à diferença entre o teor de água atual e o teor de água em equilíbrio, $\frac{\partial X}{\partial t} \propto (X - X_e)$. Quando se aplica esta lei, presume-se que as condições sejam isotérmicas e que a resistência à transferência de humidade se restrinja apenas à superfície do produto (Brooker *et al.*, 1992). A sua utilização é frequente na modelação de secagem de produtos agroalimentares. Entre os modelos semi-empíricos, o modelo de Dois Termos, o de Henderson e Pabis, o de Lewis, o de Page e o de Page Modificado, têm sido amplamente utilizados (Panchariya *et al.*, 2002).

Simões (2007) utilizou o modelo de Page para ajustar os dados experimentais obtidos na secagem convectiva de filé de Tilápia do Nilo (*Oreochromis niloticus*). Comparando-o aos resultados obtidos por simulação com o modelo de difusão, o modelo de Page obteve melhor ajuste, apresentando um erro inferior a 11,37% e coeficiente de correlação de Pearson superior a 0,97.

Duan *et al.* (2005) realizaram simulações com modelos semi-empíricos comparando os resultados obtidos com os dados experimentais recolhidos durante a secagem de carpa (*Aristichthys nobilis*) por micro-ondas e combinação de ar quente e micro-ondas. Os autores utilizaram os modelos semi-empíricos de Lewis, Henderson-Pabis, Page e Page Modificado, concluindo que o modelo de Henderson-Pabis é o que melhor descreve a secagem de carpa por micro-ondas ou a secagem convectiva-micro-ondas.

O modelo semi-empírico utilizado por Ozbalta and Tiris (1991), foi empregue por Kilic (2009) para descrição das curvas de secagem de truta salgada (*Oncorhynchus*

mykiss), a baixas temperaturas e alta velocidade, obtendo-se boa concordância entre valores experimentais e simulados.

2.5.3. Modelos Teóricos

Os modelos teóricos consideram o transporte de massa e calor dentro do produto e consistem em sistemas de equações diferenciais resultantes da aplicação de princípios de conservação de massa, energia e espécie química e de modelos de transporte no interior do material a secar. No entanto a sua utilização pressupõe o conhecimento das propriedades termofísicas relevantes dos produtos a secar bem como a sua dependência funcional em função da temperatura e do teor de água neles contido, o que nem sempre é conhecido para o produto em questão. Os modelos teóricos que descrevem a taxa decrescente de secagem de um sólido consideram, geralmente, como mecanismo principal, a difusão baseada na segunda Lei de Fick, que expressa que o fluxo de massa por unidade de área é proporcional ao gradiente de concentração de água (Romero-Peña e Kieckbusch, 2003; Park *et al.*, 2002).

Park (1998) realizou simulações com dois modelos difusivos (com e sem encolhimento) para a secagem de cação salgado. Considerando a amostra uma placa plana, realizou as simulações considerando um, três, cinco e vinte termos da série de Fourier, obtendo valores de desvio-padrão não superiores a 3,61%. O autor verificou, também, que com a utilização de apenas cinco termos da série de Fourier se obtém os melhores resultados para a simulação da secagem.

A cinética de secagem de camarão foi simulada por Prachayawarakorn *et al.* (2002), utilizando a segunda Lei de Fick e considerando a amostra com geometria esférica. Os autores realizaram ensaios para secagem com vapor superaquecido e ar quente, obtendo coeficientes de correlação superiores a 0,97.

A segunda Lei de Fick foi utilizada por Ardito (2005) na simulação da secagem de cação. Considerando a amostra como uma placa plana e resolvendo numericamente a equação unidimensional, o autor obteve uma boa concordância entre os dados simulados com os resultados obtidos experimentalmente, com desvios relativos variando entre 3,84% e 6,51% na comparação entre estes.

Um modelo difusivo adimensional, considerando o encolhimento na espessura da amostra, foi apresentado para o estudo da secagem de filletes de peixe por Pinto e Tobinaga (2006). Curvas experimentais de secagem foram comparadas com os resultados numéricos obtidos pelo modelo proposto, observando-se uma boa concordância em todas as situações analisadas, conforme foi mostrado nos gráficos comparativos.

Hadrich *et al.* (2008) realizaram simulações, com um modelo teórico tridimensional, para a cinética de secagem de sardinha (*Sardinella aurita*). Curvas experimentais da secagem de músculos de sardinha, na forma de paralelepípedo, foram obtidas para diferentes condições de temperatura e velocidades do ar e um modelo difusivo tridimensional foi criado para descrever as curvas de secagem, obtendo-se uma boa concordância entre dados experimentais e simulados, com erros quadráticos médios variando entre 2,22% e 9,33% na comparação entre estes dados.

2.5.4. Redes Neurais Artificiais

As Redes Neurais Artificiais (RNA) são modelos matemáticos que se assemelham a estruturas neuronais biológicas e que têm capacidade computacional adquirida por meio de aprendizagem e generalização (Karrer *et al.*, 2005).

A modelação através da utilização de RNA surgiu como alternativa para processos onde o enfoque fenomenológico era considerado complexo. Inicialmente, as RNA foram utilizadas como reconhecedoras de padrões, com capacidade de reconhecer dados que até então não lhe foram apresentados. A previsão de comportamento de processos tecnológicos por redes neuronais tem mostrado excelentes coeficientes de correlação em comparação com modelos matemáticos fenomenológicos. A sua aplicação na tecnologia de secagem de alimentos tem vindo a tornar-se frequente como se pode verificar pelo número crescente de publicações na área.

Uma característica dos processos em engenharia de alimentos é que a maioria apresenta fortes não linearidades que dificultam bastante a obtenção de modelos fenomenológicos, a ponto de em alguns casos conseguir-se apenas um modelo extremamente simplificado de validade em condições específicas. É exatamente neste nicho que as redes neuronais surgem como uma técnica interessante de ser utilizada devido à sua característica de “aprender”. Entretanto, o sucesso da modelação e controlo de

processos via RNA depende fortemente do conhecimento das principais variáveis do processo, além de ser necessário possuir uma base de dados de boa qualidade no domínio desejado (Yamamoto, 1998).

As RNA caracterizam-se pela aprendizagem por meio de exemplos. Para um determinado conjunto de dados, o algoritmo de aprendizagem deve ser responsável pela adaptação dos parâmetros da rede, de maneira a que, num número finito de iterações do algoritmo, haja convergência para uma solução. O critério de convergência varia de acordo com o algoritmo e com o paradigma de aprendizagem, mas pode envolver, por exemplo, a minimização de uma função-objetivo, a variação do erro de saída ou mesmo a variação das magnitudes dos vetores de peso da rede. Basicamente, considera-se que o processo de aprendizagem tem como característica a ocorrência de estímulo da rede pelo meio externo através da apresentação do conjunto de dados. Como consequência deste estímulo, o algoritmo de aprendizagem provoca mudança nos parâmetros da rede e, finalmente, a mudança nos parâmetros acarreta uma mudança no comportamento da RNA. Espera-se que a mudança gradual no comportamento da rede resulte numa melhoria gradual do seu desempenho. Segundo Kovacs (1996), a modificação do processamento ou da estrutura de conhecimento de uma rede neuronal envolve a alteração do seu padrão de interconexão. Em princípio, isto pode ser feito de três maneiras: desenvolvimento de novas conexões; perda de conexões existentes na rede ou modificação dos pesos das conexões já existentes. O objetivo principal da aprendizagem em redes neuronais é a obtenção de modelos com boa capacidade de generalização tendo como base o conjunto de dados.

De acordo com Karrer (2005), para o desenvolvimento de um modelo ou projeto baseado em redes neuronais artificiais são necessárias diversas etapas: definição do problema; recolha dos dados de treino e de teste; pré e pós-processamento dos dados; projeto da estrutura da rede; treino; teste e validação.

Na elaboração do projeto da RNA para solucionar um determinado problema, uma das tarefas mais complicadas é determinar o número de elementos de processamento da camada oculta, bem como o número de camadas ocultas (camadas intermediárias ou ocultas são as camadas onde é feita a maior parte do processamento, através de conexões ponderadas). Não existem regras para isto, entretanto, estudos como o Teorema de Kolmogorov demonstraram que uma única camada oculta é suficiente para representar qualquer função ou para resolver a maioria dos problemas de generalização.

2.5.4.1. Histórico das Redes Neurais Artificiais

As redes neurais artificiais têm sua evolução baseada na contribuição individual de inúmeros investigadores, sendo que estes trabalhos introduziram o primeiro modelo de redes neurais simulando “máquinas”, o modelo básico de rede de auto-organização e o modelo Perceptron de aprendizagem supervisionada.

- Em 1943, McCulloch e Pitts descreveram o primeiro modelo de cálculo lógico de uma rede neuronal. McCulloch foi um psiquiatra e neuroanatomista, tendo passado cerca de 20 anos refletindo sobre a representação de um evento no sistema nervoso. Pitts foi um prodígio matemático que se associou a McCulloch em 1942. O modelo publicado em 1943 ajudou investigadores que desenvolverem trabalhos na área da inteligência artificial e cibernética (Haykin, 2001). A partir daí o desenvolvimento da medicina, da matemática, da física e computação contribuíram bastante para que a formulação das redes se desenvolvesse.
- Donald Hebb, em 1949, apresenta o modelo básico de rede de auto-organização.
- Em 1956, Albert Utlley publica “Informons”, onde apresenta o separador linear que ajusta os parâmetros de entrada da rede.
- Roseblatt, em 1958, publicou um trabalho no qual apresenta uma unidade de reconhecimento padrão, “perceptron”, que é a base para um neurônio.
- Bernard Widrow e Marcian Hoff (Stanford University), em 1959, publicam “Adaline and Madaline” - Perceptrons melhorados.
- Em 1969 Minsky e Pappert fizeram publicações sobre as limitações dos perceptrons isolados. A década de 1970 foi um período de pouco desenvolvimento visto que os as instituições de investigação se desencorajaram a investir nesta área, devido ao alto custo da computação para aquela época.
- Rumelhart e McClelland, em 1986, publicaram o livro de 2 volumes “Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition”. A partir desta data o estudo de redes disseminou-se pelo mundo inteiro (Yamamoto, 1998).

2.5.4.2. Classificação das Redes Neurais Artificiais

De acordo com Padilha (2007), existem várias maneiras de classificar os diferentes tipos de redes neuronais, sendo a forma mais comum através do método de aprendizagem: dinâmico ou estático, supervisionado ou não supervisionado. Os termos estáticos ou dinâmicos referem-se à forma como a rede altera o seu comportamento em função do tempo.

Redes estáticas têm o seu comportamento congelado, isto é, os pesos da rede são determinados na implementação e não se alteram à medida que novos valores são introduzidos (Silva, 1998).

De acordo com Kovacs (1996), as redes dinâmicas mudam o seu comportamento temporalmente e provavelmente são as redes mais usadas. Estas redes também podem ser classificadas como redes não supervisionadas ou supervisionadas, dependendo de como são condicionadas. Aprendizagem supervisionada é a forma mais usada de aprendizagem em redes neuronais, normalmente feita pelo algoritmo de retropropagação. Para se ter a aprendizagem supervisionada são necessárias amostras conhecidas. As saídas são calculadas de acordo com as entradas fornecidas à rede. O supervisor compara a saída da rede com a saída desejada e determina em que nível a rede deve ser “excitada” ou “inibida”. Então a rede modifica o seu comportamento de acordo com a estratégia de supervisionamento.

O algoritmo de retropropagação usa este conceito na forma de um gradiente regressivo. O algoritmo move a rede de uma superfície de erro desconhecido para um mínimo local ou global. O gradiente e sua direção são determinados por cálculo através de uma função de erro. Este erro é retropropagado através da rede para determinar como os pesos devem ser ajustados para um melhor comportamento. O nome retropropagação deve-se a este algoritmo (Padilha, 2007).

Conforme Bullock *et al.* (1992) as RNA normalmente são desenvolvidas, treinadas e uma vez validadas, tem o seu treino interrompido e o comportamento congelado em relação ao tempo. Através da construção da rede e da seleção dos seus pesos, qualquer função multidimensional ou associação entre entradas e saídas da rede pode ser aprendida pela mesma.

A propriedade mais importante das redes neuronais é a habilidade de aprender com o seu ambiente e com isso melhorar seu desempenho. A aprendizagem da rede

(treino) é realizada através de um processo iterativo de ajuste dos seus pesos. A aprendizagem ocorre quando a rede neuronal atinge uma solução generalizada para uma classe de problemas.

De acordo com Silva (1998) denomina-se algoritmo de aprendizagem um conjunto de regras bem definidas para a solução de um problema de aprendizagem. Existem muitos tipos de algoritmos de aprendizagem específicos para determinados modelos de redes neuronais. Estes algoritmos diferem entre si principalmente pelo modo como os pesos são modificados.

Segundo Ramos (2001), a rede neuronal baseia-se nos dados para extrair um modelo geral. Todo o conhecimento de uma rede neuronal está armazenado nas sinapses, ou seja, nos pesos atribuídos às ligações entre os neurónios. De 50 a 90% do total de dados devem ser separados para o treino da rede neuronal, dados estes escolhidos aleatoriamente, a fim de que a rede aprenda as regras e não decore exemplos. Os restantes dados só são apresentados à rede neuronal na fase de testes a fim de que ela possa "deduzir" corretamente o inter-relacionamento entre os dados.

Uma das redes mais utilizadas é a Perceptron, que é uma rede com os neurónios dispostos em várias camadas. Os neurónios que recebem diretamente as entradas da rede constituem o que se chama de camada de entrada (Rosenblatt, 1957).

Os neurónios que recebem como entradas as saídas da camada de entrada constituem a segunda camada e assim sucessivamente até a camada final que é a camada de saída. As camadas internas que não são nem a de entrada e nem a de saída são geralmente referidas como camadas intermédias, escondidas ou ocultas.

De maneira geral, o processamento pode ser resumido da seguinte forma:

- os sinais são apresentados à entrada;
- cada sinal é multiplicado por um número, ou peso, que indica a sua influência na saída;
- é feita a soma ponderada dos sinais que produz um nível de atividade;
- se este nível de atividade exceder um certo limite (“limiar”) a unidade produz uma determinada resposta de saída.

Padilha (2007) e Rumelhart *et al.* (1986) demonstraram que é possível treinar redes neuronais com camadas intermédias, resultando no modelo de redes neuronais artificiais mais utilizado atualmente, as redes Perceptron de Múltiplas Camadas – MLP

(figura 10), treinadas com o algoritmo de retropropagação (*backpropagation*), em que este algoritmo é baseado numa regra de aprendizagem que “corrige” o erro durante o treino (Haykin, 1994).

Este tipo de rede pode possuir uma, ou mais, camadas intermédias onde cada uma possui uma função específica. A camada de entrada é responsável pela recepção dos padrões de entrada e liga-se à camada intermediária através de conexões. As conexões guardam os pesos que serão futuramente multiplicados pelas entradas, garantindo o conhecimento da rede. A camada de saída recebe os valores da camada oculta fornecendo a resposta da rede.

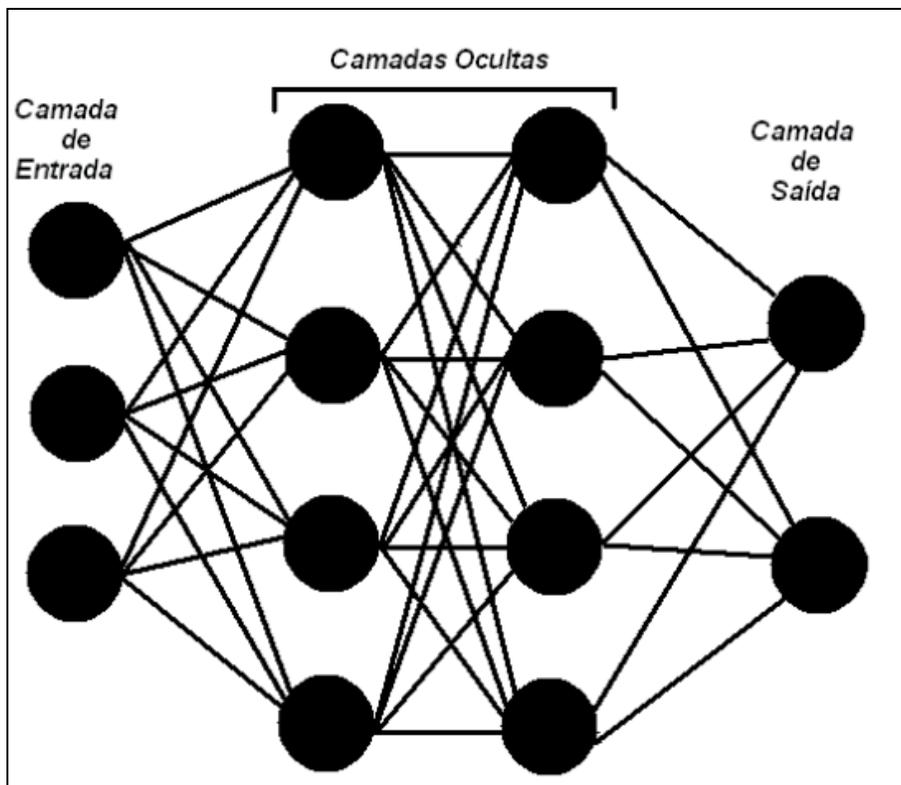


Figura 10: Rede Neuronal do tipo Perceptron de Múltiplas Camadas

2.5.4.3 Arquitetura e Topologia das Redes Neurais Artificiais

As conexões entre as camadas combinadas com a função de transferência na estrutura do neurónio podem gerar inúmeras estruturas diferentes. Algumas das mais

utilizadas foram designadas pelos seus inventores como Perceptron, redes Hopfield, *feedforward*, etc. (Padilha, 2007).

Conforme Laesch (1996), em relação às suas estruturas, as redes neuronais devem ser consideradas divididas em diversos níveis existentes: micro-estrutura, meso-estrutura e macro-estrutura.

a) Micro-Estrutura Neuronal:

É dada pelas características apresentadas pelos neurónios que formam a rede neuronal, citando-se, entre elas, a mudança da função de transferência e adição de novos parâmetros ou funções para a rede, tais como viés (*bias*), ganho e limiars adaptativos. Segundo Laesch (1996), *bias* é uma entrada adicional que pode ser acrescentada ao neurónio artificial, e o seu valor não é adquirido de nenhum outro neurónio, mas é acrescentado dentro da estrutura do neurónio, sendo o seu peso ajustado como os demais pesos das conexões durante o processo de aprendizagem.

Na figura 11, apresentam-se algumas funções de transferência tipicamente utilizadas na construção de redes neurais artificiais.

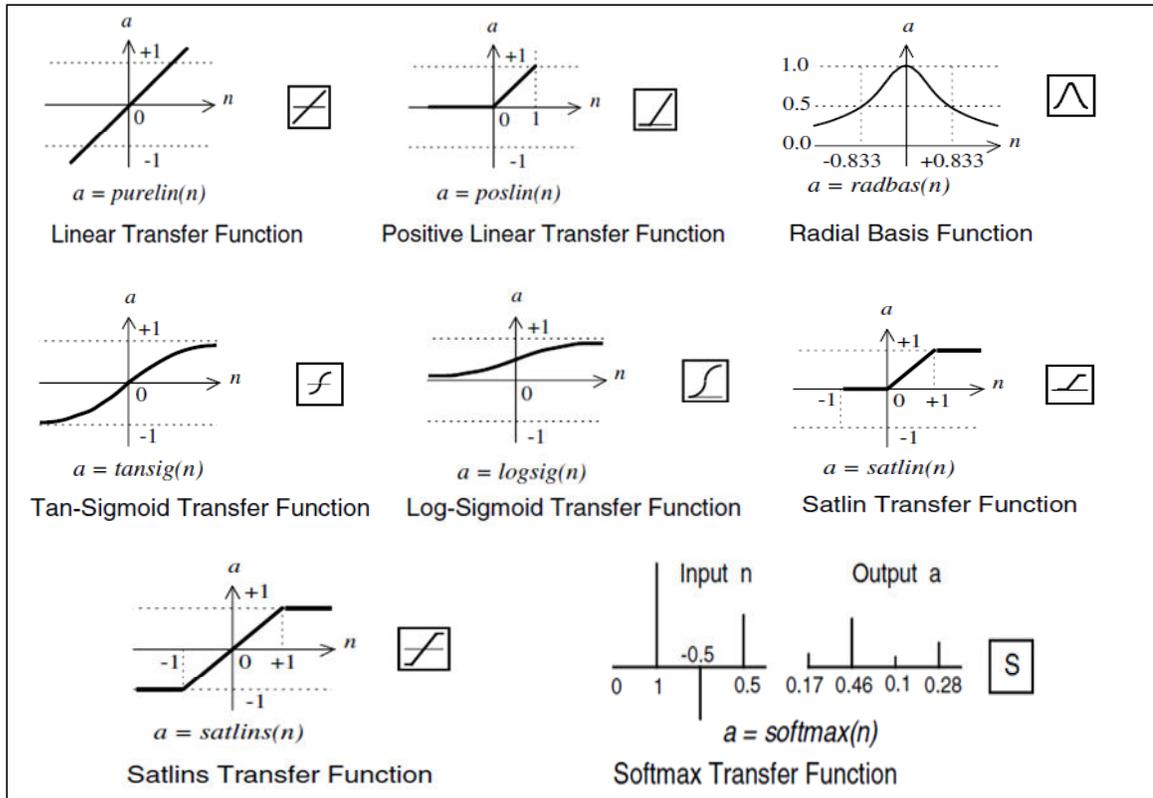


Figura 11: Funções de transferência utilizadas na construção de redes neuronais artificiais (Fonte: Demuth, Beale and Hagan, 2009)

b) Meso-Estrutura:

Esta estrutura define como é organizada a rede, através da distribuição e organização dos neurónios. Dessa forma, considera-se o número de camadas, o número de neurónios por camada, o tipo de conexões (*forward*, *backward*, *lateral*) e o grau de conectividade entre os neurónios: um a um, conectividade plena, esparsa, aleatória, etc.

Conforme Laesche (1996), considerando-se estas características, pode-se identificar cinco estruturas diferentes de rede:

- Multicamada: Redes *feedforward*;
- Camada Simples: Redes conectadas lateralmente;
- Bicamada: Redes *feedforward* / *feedback*;
- Multicamada: Redes cooperativas;

- Redes Híbridas.

c) Macro-Estrutura:

Define como podem redes diferentes ser colocadas juntas para executar tarefas ou endereçar problemas de grande escala. Assim, as macro-estruturas neuronais podem ser criadas pela fusão de duas ou mais redes dentro de uma única estrutura, a qual passa a ser tratada como uma rede simples.

2.5.4.4 Estrutura Básica da Rede Neuronal Artificial

As redes neuronais são constituídas por neurónios, que são as unidades de processamento de informação fundamentais para a operação das redes. Os neurónios são organizados em camadas, e aqueles de uma camada podem estar conectados a muitos outros, na camada que está à esquerda e na que está à direita.

No caso da rede *feedforward* os neurónios de uma camada são conectados a todos os neurónios da camada seguinte. Cada informação que sai de um neurónio de uma camada é ponderada por um dado peso (W) e enviada a todos os neurónios da camada seguinte. A função aditiva soma os sinais de entrada, ponderados pelas respectivas sinapses dos neurónios (figura 12).

A camada de entrada não efetua nenhum processamento. Além dos dados de entrada, alimenta-se também um valor de referência (*bias*) à rede. O *bias* tem o efeito de aumentar ou diminuir a entrada líquida da função de ativação, dependendo se ele é positivo ou negativo, para que caiam dentro da região que possa ser usada pela função de transferência para melhor desempenho geral da rede.

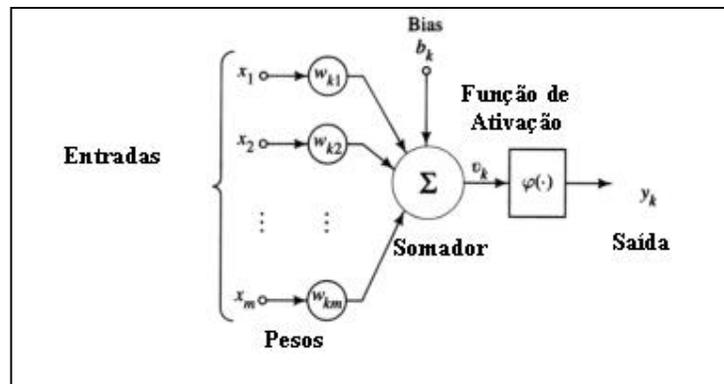


Figura 12: Estrutura geral de uma rede neuronal artificial

O número de neurónios na camada oculta está ligado ao número de parâmetros ajustáveis da rede. Uma rede neuronal com poucos neurónios na camada oculta possui poucos parâmetros ajustáveis, e pode não ser suficiente para representar o sistema em estudo. Por outro lado, com o aumento indiscriminado do número de neurónios, os parâmetros existentes acabam representando muito bem a relação entre as variáveis de entrada e saída, porém a rede perde a sua capacidade extrapolativa ou de generalização (Moura, 2004).

O treino supervisionado é o processo no qual a rede utiliza os dados de entrada e saída para ajustar os seus parâmetros, de forma a encontrar uma correlação entre eles. O principal parâmetro da rede são os pesos sinápticos, cujo procedimento de ajuste é feito de forma a minimizar a soma dos quadrados das diferenças entre os valores respostas experimentais e calculados pela rede neuronal, por meio do algoritmo *backpropagation*. Este algoritmo baseia-se na regra de aprendizagem por correção de erro, com o objetivo de aplicar uma sequencia de ajustes corretivos aos pesos sinápticos, de forma a aproximar passo a passo o sinal de saída (Moura, 2004).

2.5.4.5 Redes Neurais Artificiais no processo de secagem

A utilização das redes neuronais artificiais no processo de secagem pode ser encontrada na literatura, para diferentes produtos, embora não na secagem de peixe. Dessa forma, este é um trabalho pioneiro, ao fazer uso da modelação através de RNA para o processo de secagem de bacalhau.

As RNA são utilizadas atualmente para resolver uma grande variedade de problemas em ciência e engenharia, dentre os quais a resolução de problemas de secagem de produtos alimentares. Em oposição às técnicas de modelação (transferência simultânea de calor e massa, modelos cinéticos, modelos difusionais, modelos de fase e análises de regressão), a RNA pode suportar mais de duas variáveis para prever dois ou mais parâmetros de saída, mostrando ser uma ferramenta com grande potencial à modelação deste tipo de processo.

Existem inúmeras razões para justificar o uso de redes neuronais no processo de secagem e a primeira delas é a sua característica de não linearidade, sendo que vários investigadores, como Hornik *et al.* (1989) e Cybenko (1989), provaram que estas podem

aproximar qualquer função contínua com a precisão desejada. Uma segunda razão, conforme Qin (1997), é que uma rede neuronal pode ser treinada utilizando dados históricos do processo, tornando a construção desse modelo eficiente em termos de custo. Uma terceira razão para a preferência pelas redes neurais é que, para a sua utilização, não é necessário ter conhecimento especializado, como aquele requerido para modelação fenomenológica ou estatística.

Cubillos et al. (1996), modelaram e simularam o processo de secagem de partículas sólidas através de redes neurais e pelo modelo analítico, a partir de dados obtidos através das equações de balanço de massa e energia. O objetivo foi prever o comportamento do processo de secagem por leito fluidizado. As redes apresentaram melhor desempenho do que os modelos fenomenológicos, mesmo que ainda os mecanismos de transporte envolvidos nesta operação não sejam facilmente explicados matematicamente.

A modelação dum secador industrial de gelatina através do uso de redes neurais artificiais foi estudada por Francisco (2000). Por meio de uma rede neuronal de alimentação direta, formada por três camadas, foi prevista a humidade final da gelatina à saída do secador industrial, sendo estes valores comparados às medidas de humidade realizadas em laboratório. Dados reais do processo de secagem de gelatina também foram utilizados na etapa de treino da rede, sendo para isso, utilizado o algoritmo de Levenberg-Marquardt. Os resultados das simulações realizadas indicaram grande potencial do uso da RNA para a modelação do sistema de secagem, possibilitando, assim, a previsão do conteúdo de humidade da gelatina ao final da etapa de secagem.

Chen et al. (2001) treinaram uma rede neuronal para otimizar as mudanças da qualidade durante a secagem osmótica e convectiva de mirtilo, utilizando o algoritmo de aprendizagem *backpropagation* e o modelo neuronal multicamadas (variando de 1 a 3) com 3 entradas (tempo de contato, temperatura e concentração da solução osmótica) e 4 saídas (tempo de secagem convectiva, cor, textura e proporção de rehidratação). O melhor desempenho da rede foi escolhido variando-se os parâmetros, função de transferência (sigmoideal, tangente hiperbólica e linear), número de neurónios na camada oculta (5 a 15) e camadas ocultas (1 a 3), número de apresentações do conjunto de treino à rede (2000 a 20000) e o fator de aprendizagem que era dinâmico. Eles confirmaram o melhor desempenho do modelo de redes neurais para a otimização do processo com 1 camada

oculta e 10 neurónios na camada oculta, 20000 apresentações e função de transferência tangente hiperbólica. Com as redes neuronais obteve-se uma excelente predição do processo sendo melhor quando comparado ao método de regressão múltipla.

Zhang (2002) desenvolveu uma rede neuronal artificial para secagem de arroz com casca para prever seis índices de desempenho: consumo de energia, rachaduras, teor de humidade final, taxa de remoção de humidade, intensidade de secagem e taxa de remoção da massa de água. Quatro parâmetros de secagem (espessura da camada de arroz, fluxo de ar quente, temperatura e tempo de secagem) foram as entradas da rede neuronal. Depois de avaliar um grande número de ensaios com diversas arquiteturas da RNA, o modelo ideal era formado por quatro camadas, com 8 e 5 neurónios na primeira e segunda camadas ocultas, respetivamente. A eficácia do modelo proposto é demonstrada através da comparação com os dados experimentais, onde o erro relativo médio variou de 2,0 a 8,3% para seis previsões, com uma média de 4,4%.

As propriedades do ar de secagem também foram previstas pelo modelo de rede neuronal. Mittal e Zhang (2003) desenvolveram um modelo neuronal, com múltiplas camadas ocultas de neurónios, baseado na carta psicométrica para o cálculo, em tempo real, das propriedades do ar requeridas para a secagem de alimentos pós-colheita. O arquivo de dados para treino e teste da rede foi gerado a partir de modelos matemáticos psicométricos. O erro relativo gerado para previsão das características do ar foi menor que 5%.

Islam *et al.* (2003) apresentaram um modelo em redes neuronais artificiais para prever as curvas de taxa de secagem durante a secagem convectiva de fatias de batata sob diferentes condições operacionais de velocidade, temperatura e humidade relativa do ar. O objetivo foi encontrar os parâmetros k e n do modelo de Page (saídas da RNA) de forma a otimizar o tempo de secagem necessário para redução do teor de água inicial do produto.

Erenturk *et al.* (2004) estudaram a cinética de secagem da raiz medicinal *Echinacea angustifolia* e fizeram um estudo comparativo entre as simulações por análise de regressão e através de uma rede neuronal multicamadas *feedforward* para estimar a sua dinâmica de secagem. Foram realizados ensaios a temperaturas do ar de secagem de 15, 30 e 45°C, com velocidades do ar de 0,3, 0,7 e 1,1 m/s, e diâmetros de raiz menores que 3mm, entre 3 e 6mm e maiores que 6mm. Uma RNA com três camadas foi usada para estimar as curvas de secagem das raízes. Comparando-se os valores dos erros, entre os modelos

matemáticos analisados e a rede neuronal, concluiu-se que a RNA representa melhor as características de secagem do que os modelos matemáticos.

Moura (2004) utilizou um modelo de redes neuronais na previsão e otimização do processo de secagem convectiva com pré-tratamento osmótico do tubérculo de yacon. O objetivo foi prever a melhor temperatura necessária para minimizar o tempo de secagem, obtendo-se um bom coeficiente de correlação para as variáveis de saída.

Movagharnjad e Nikzad (2007) estudaram a secagem de tomate em um secador de bandeja com diferentes temperaturas e velocidades do fluxo de ar. Os dados obtidos foram modelados usando redes neuronais artificiais e modelos matemáticos empíricos. Os resultados obtidos nas simulações foram comparados com dados experimentais tendo-se constatado que as previsões da RNA ajustam-se aos dados experimentais com maior precisão em comparação com os modelos empíricos.

A cinética de secagem de pistáchio (*Akbari v.*) foi simulada usando uma rede neuronal multicamadas do tipo *feedforward* por Omid *et al.* (2009). Foram realizados ensaios para cinco temperaturas do ar de secagem (variando de 40 a 80°C) e quatro velocidades de entrada do fluxo de ar (variando de 0,5 a 2 m/s), com três repetições num secador de camada fina. Para encontrar o modelo ideal, diversas topologias da rede foram treinadas, tendo uma ou duas camadas ocultas de neurônios e os seus desempenhos de previsão foram avaliados. Uma rede com oito neurónios na primeira camada escondida e cinco neurónios na segunda camada escondida resultou no modelo mais adequado para estimar o teor de humidade do pistáchio para todos os ensaios realizados.

Çakmak e Yildiz (2011) apresentaram uma aplicação que utiliza redes neuronais do tipo *feedforward* para modelar o comportamento não linear da secagem de uvas. Através da RNA, eles estimaram os valores das taxas de secagem da uva, comparando-os com os valores obtidos através de regressão não linear. Os resultados obtidos pelos autores indicam que a rede neuronal é mais precisa e executada de forma mais consistente do que as abordagens alternativas utilizadas na estimativa de taxa de secagem.

2.6. CONTROLO DO PROCESSO DE SECAGEM

Um aspeto importante no que diz respeito à otimização das operações de secagem é o controlo do seu processo. As barreiras principais à melhoria da eficiência energética do

processo de secagem incluem a falta da compreensão dos fenômenos básicos que lhe estão associados e as limitações do equipamento de medida associado à operação de secadores. Assim, não surpreende o esforço disponibilizado em áreas da investigação associadas à melhoria de procedimentos da correta definição de controlo durante as operações.

A correta definição de procedimentos de secagem de uma vasta gama de produtos tem-se revelado crucial na minimização energética e na garantia da qualidade do produto final (Murugesan *et al.*, 2002), o que justifica a necessidade do estudo dos procedimentos de secagem no âmbito desta tese.

A secagem é um dos processamentos mais caros devido às exigências energéticas para movimentação e aquecimento do ar. O uso de estratégias de controlo utilizando a combinação dos parâmetros envolvidos num processo de secagem visando a sua otimização representa, em termos práticos, redução de custos, um aumento da qualidade do produto, um menor tempo para execução de tarefas e uma maior eficiência energética.

No entanto, e devido à complexidade do seu comportamento dinâmico, o controlo da secagem é provavelmente uma das áreas menos estudadas. Para esta ausência muito contribui a complexidade da modelação dinâmica, devido à natureza das equações diferenciais parciais altamente não lineares utilizadas na descrição de transferência de calor e massa, envolvendo coeficientes de transporte e propriedades termo-físicas fortemente relacionadas com a temperatura e teor de humidade do material.

Justifica-se, assim, o estudo de estratégias de controlo em processos de secagem visando a economia de energia e qualidade do produto.

2.6.1. Principais técnicas de controlo

2.6.1.1. Controlo PID

O controlo proporcional-integral-derivativo (PID) é uma metodologia de controlo linear cuja lei de controlo é baseada no erro da variável a controlar. Foi pela primeira vez apresentada por N. Minorsky em 1922, mas ainda hoje é encontrada na maioria dos controladores comercialmente disponíveis. É um controlador do tipo *on-off*. Este não consegue manter a variável em um ponto desejado. O comportamento da variável controlada equivale a uma oscilação próxima aos valores equivalentes aos comandos liga e

desliga do controlador (Ferreira, 2009). Uma característica do controle *on-off* é que o valor médio da variável controlada muda conforme a perturbação externa.

Outro controlador é o Proporcional (P), que tem como característica não zerar o desvio do ponto de operação, deixando um erro residual (*offset*). Já no controlador Proporcional Integral (PI), ao ser adicionada a parte integral do erro, o desvio do ponto de operação não é mantido por muito tempo. Dessa forma, elimina-se o erro residual (Ferreira, 2009).

No controlador Proporcional Integral Derivativo (PID) a ação derivativa usa a informação do processo que permite prever, em curto prazo, a tendência da variável do processo. Assim, ao observar que a variável está aumentando, a ação derivativa atuará no sentido de reduzi-la, mesmo que o erro e a parte integral do erro apontem em outra direção. Desta forma, a ação derivativa torna a resposta do controlador mais rápida. De acordo com Ferreira (2009), o uso da ação derivativa requer cuidado, e deve ser evitada em variáveis cuja medição esteja sujeita a ruídos, ou seja, em situações onde o erro varie bruscamente.

2.6.1.2. Controle Adaptativo

De acordo com Astron e Wittenmark (1995), um controlador adaptativo é definido para modificar o seu comportamento em resposta às mudanças na dinâmica do processo e na característica do distúrbio. Um sistema de controle adaptativo realiza fundamentalmente três funções que lhe são inerentes: a identificação da planta, ou seja, a obtenção contínua de informações sobre os parâmetros do processo; a comparação do desempenho do sistema com o ótimo ou o desejado, a fim de tomar decisões de maneira a levar o processo nessa direção; e a atuação no processo de acordo com as decisões tomadas.

Os sistemas de controle adaptativo são caracterizados pela existência de duas malhas de realimentação: malha de controle convencional e malha de adaptação, responsável por monitorar o desempenho e ajustar os parâmetros do controlador de acordo com as condições de operação em vigor.

Na verdade, o controle adaptativo é uma extensão natural de sistemas realimentados clássicos (os quais já se ajustam a novas circunstâncias), buscando projetar controladores dotados de maior grau de autonomia.

2.6.2. Controlo Difuso (*Fuzzy*)

Segundo Azevedo et al. (2000), a base dos sistemas difusos é a teoria dos conjuntos *fuzzy*. Estes conjuntos são uma extensão dos conjuntos convencionais, os quais permitem somente que elementos sejam verdadeiros ou falsos (lógica booleana, bivalente). Os conjuntos difusos permitem que o seus elementos possuam um certo grau de pertença associado, sendo esta propriedade conhecida como multivalência. Isto permite a aproximação ao mundo real, que não é bivalente, com um vasto número de opções ao invés de somente duas. A lógica difusa permite trabalhar com tais incertezas de fenómenos naturais de forma rigorosa e sistemática.

De acordo com Olsson e Newell (1999), a grande vantagem da utilização da técnica de controlo recorrendo à lógica difusa é o fato de aproveitar a experiência do utilizador facilitando a interação operador-máquina ao utilizar valores linguísticos, próprios do raciocínio humano. Para processos nos quais existe uma grande experiência operacional e para processos complexos ou de modelos demasiado complexos e não lineares, a lógica difusa apresenta-se como uma boa alternativa.

Conforme Feng *et al.* (2002), o controlo difuso aplica, através de algoritmos, o conhecimento humano e pericial na solução de problemas com incertezas, não linearidades e atrasos de transporte. Uma vantagem do método é que o mesmo não precisa de inicialmente ser modelado matematicamente.

Para Ferreira (2009), a utilização de regras difusas confere ao sistema de controlo várias vantagens, incluindo: simplificação do modelo do processo, melhor tratamento das imprecisões inerentes aos sensores utilizados, facilidade na especificação das regras de controlo, satisfação de múltiplos objetivos de controlo e facilidade de incorporação do conhecimento de especialistas humanos. Contudo, tanto as leituras de sensores quanto os sinais esperados pelos atuadores do sistema de controlo não pertencem à linguagem desta lógica, sendo necessário utilizar conversões da lógica aritmética para a lógica difusa. Assim, estes tipos de sistemas possuem elementos adicionais denominados fuzificação e desfuzificação e estão posicionados na entrada e saída do sistema de controlo, respetivamente (Fernandes *et al.*, 2005).

Um sistema baseado em lógica difusa pode ser esquematizado através dos seguintes elementos e conforme representação na figura 13:

- Fuzificação;

- Regras;
- Inferência;
- Desfuzificação.

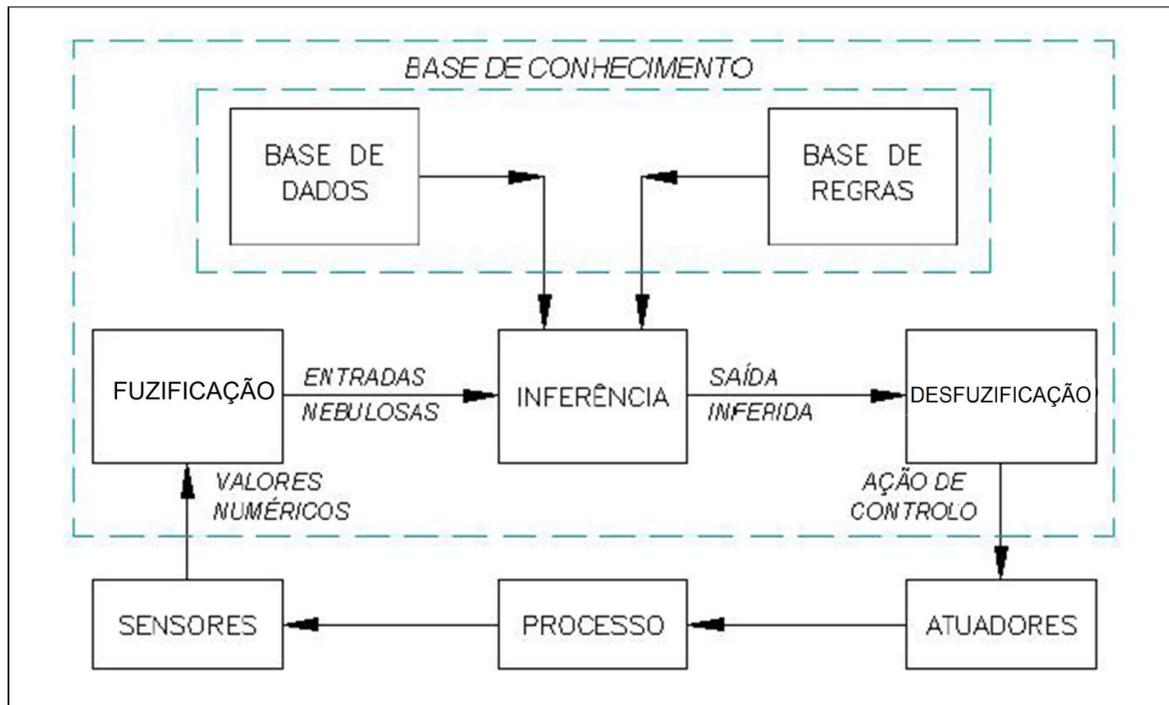


Figura 13: Sistema em lógica difusa (Fonte: Ferreira, 2009)

Conforme Azevedo *et al.* (2000), a fuzificação forma o conjunto difuso a ser inserido no bloco de inferência, através da identificação dos valores numéricos fornecidos pelos sensores. Esta operação é fundamental, uma vez que na generalidade das aplicações da lógica difusa os dados observados são numéricos. São utilizadas funções de pertença (*membership functions*) que fornecem aos conjuntos difusos a flexibilidade necessária à modelação, pois vão representar funções linguísticas comuns (Jang e Gulley, 1995). A função de pertença distribui cada elemento do universo apresentado em valores compreendidos entre 0 e 1 e pode apresentar diversas formas: triangular, trapezoidal ou gaussiana.

As regras representam o modelo do sistema a ser controlado, consistindo numa base de dados e numa base de regras linguísticas. As regras fornecem definições numéricas

e caracterizam os objetivos do controlador e a sua estratégia, geralmente fornecida por peritos no sistema. É importante que exista uma quantidade de regras pré-definidas para mapear as diversas combinações possíveis, garantindo que haverá uma regra específica ativa para qualquer entrada do sistema (Ferreira, 2009). A primeira parte da regra, a premissa, é habitualmente designada por antecedente e descreve o estado do sistema em termos de composição de proposições difusas através de conectivas de conjunção (e) ou disjunção (ou). A segunda parte designa-se por conseqüente e representa as saídas do sistema em resultado das condições de premissa.

A inferência faz o mapeamento dos valores linguísticos de entrada em valores linguísticos de saída com o uso das regras, que usam implicações difusas para simulações de decisões humanas, gerando ações de controlo.

Por fim, a defuzificação obtém, a partir do conjunto difuso alcançado, uma única ação de controlo, consistindo na identificação do domínio das variáveis de saída num único universo de discurso e, com a ação de controlo difusa inferida, uma ação de controlo não-difusa é tomada.

Nos trabalhos de Pires (2007) e Sugeno (1993) é apresentada uma descrição das etapas a seguir para a construção de um mecanismo de inferência difuso:

1. Definição das variáveis de entrada e saída. Geralmente usa-se o conhecimento prévio do sistema, seja por dados qualitativos, de modelos ou através de técnicas de reconhecimento de padrões;
2. Fase experimental onde se planifica e executa a experiência para a aquisição do conjunto de dados de entrada e de saída do sistema que será usado na construção e validação do modelo, quando necessário;
3. Aquisição dos dados experimentais;
4. Seleção da estrutura do modelo. A seleção abrange as seguintes etapas:
 - seleção do tipo de regras;
 - definição do número de valores linguísticos por variável - baseia-se no conhecimento humano do sistema ou através de conhecimentos matemáticos de otimização;
 - geração das funções de pertença - podem ser derivadas do conhecimento do especialista ou de técnicas, tais como as de reconhecimento de padrões;
 - ajuste da forma e posição das funções de pertença;

- escolha do método de inferência;
 - definição, por tentativa-erro, dos operadores lógicos;
 - escolha do método de desfuzificação - pode ser feita a partir do conhecimento do operador ou por tentativa-erro até se atingir o desempenho desejado.
5. Elaboração das regras. Podem ser feitas por um especialista utilizando variáveis linguísticas ou automaticamente, através de uma base de dados;
 6. Simplificação das regras e das funções de pertinência redundantes, este procedimento é feito pelo especialista;
 7. Validação do modelo.

2.6.2.1. Variáveis linguísticas

Para a construção da base de regras é necessária a definição de variáveis linguísticas que descrevam as entradas u_i e saídas y_i numéricas. Este conjunto de valores pode ser descrito por:

$$I_m = \{I_m^k : j = 1, 2, \dots, N_i\} \quad (5)$$

$$O_q = \{O_q^p : j = 1, 2, \dots, M_i\} \quad (6)$$

em que I_m^k e O_q^p denotam, respetivamente, o valor linguístico j^n das variáveis linguísticas u_i e y_i

2.6.2.2. Regras linguísticas

A metodologia da lógica difusa consiste em converter as variáveis de entrada em termos linguísticos, fazendo uso das chamadas funções “de pertinência”; consultar uma base de regras que agrega um conjunto de condições/regras “se / senão” para avaliar o valor linguístico e fornecer um valor de saída. Alguns exemplos de regras linguísticas (Soares dos Santos, 2009) são:

1. **Se** o erro de posição é NEG e a derivada do erro de posição é NEG **então** a saída é NB

2. **Se** o erro de pressão é -2 e a derivada do erro de pressão é 2 **então** a saída é 0.
3. **Se** x é A **então** $u=f(u)$.
- ...
- n-1. **Se** <proposição difusa> **então** <proposição difusa>.
- n. **Se** premissa **então** consequente.

A coleção das regras é designada de base de regras. Geralmente, as entradas estão associadas com a premissa (ou antecedente) e as saídas com o consequente. O mapeamento das entradas para as saídas é, em parte, caracterizado por este conjunto de condições, cuja conectividade é sempre lógica. Devem ser especificadas R regras distintas entre si que não entrem em conflito, embora não seja obrigatório definir todas as possíveis combinações que relacionam cada um dos valores linguísticos das entradas e das saídas. As primeiras duas regras são um protótipo de regras do sistema de inferência de Mandani. O protótipo de uma regra do sistema de inferência de Takagi-Sugeno pode ser encontrado na regra 3, porque o seu consequente é uma combinação linear das entradas (Soares dos Santos, 2009). Se N_i designar o número de valores linguísticos em cada universo de discurso (ou de cada entrada) e n o número de entradas, então o número máximo de regras é dado por:

$$\prod_{i=1}^n N_i = N_1 \cdot N_2 \cdot \dots \cdot N_n \quad (7)$$

2.6.2.3. Funções de Pertença

As funções de pertença são curvas que definem como cada ponto do espaço das entradas é mapeado para um valor de pertença (ou grau de pertença) no espaço [0 1]. Representa a certeza com que uma entrada numérica pode ser considerada um determinado valor linguístico.

2.6.2.4. Conjuntos Difusos

Dada uma variável linguística $LVAR_i$ com um valor linguístico LV_i^j definido no universo de discurso Φ_i , e uma função de pertença $\mu_{CD_i^j}(u_i)$ que mapeia em Φ_i [0 1], o conjunto difuso CD_i^j é definido como:

$$CD_i^j = \{u_i, \mu_{-} CD_i^j(u_i) : u_i \in \Phi_i\} \quad (8)$$

2.6.2.5. Estrutura do Controlador Difuso

Vários tipos de inferência difusa podem ser utilizados para relacionar as entradas e saídas de um conjunto finito de regras e estas inferências diferem pelo tipo de operador e pelos tipos de proposições antecedentes e consequentes utilizados. O método de inferência determina a forma operacional do modelo difuso e este é um mapeamento que define uma transformação do valor difuso de entrada num valor de saída. Os mecanismos de inferência mais populares são o de Mamdani e o Takagi-Sugeno.

O mecanismo de inferência Mamdani é um sistema onde as proposições do antecedente e do consequente são proposições difusas. A saída final é representada por um conjunto difuso resultante da agregação da saída inferida de cada regra. O controlador de Takagi-Sugeno apresenta-se como um conjunto de hiper-superfícies interligadas com ligações pesadas.

Fuzificação:

Os conjuntos difusos são utilizados para quantificar a informação da base de regras. Para isso, torna-se necessário especificar como serão convertidas as entradas numéricas $u_i \in \Phi_i$ em conjuntos difusos. O processo de fuzificação é o ato de transformar cada uma das entradas u_i em valores numéricos das funções de pertença, que estão definidas para essas mesmas variáveis, ou seja, determinar o grau a que pertencem a cada conjunto difuso estabelecido, através das funções de pertença. Essa transformação é definida como:

$$F: u_i \rightarrow u_i^* \quad (9)$$

Mecanismo de Inferência:

O mecanismo de inferência envolve geralmente duas etapas: (1) determinar a relevância de cada regra para o estado das entradas u_i , ou seja, calcular o grau de satisfação de cada regra; (2) retirar conclusões, usando o valor das entradas u_i e a informação da base

de regras (Soares dos Santos, 2009).

A primeira etapa envolve a execução de dois passos:

- (a) *Combinar as entradas com a premissa das regras.* Envolve quantificar as premissas, encontrando os conjuntos difusos com as funções de pertença;
- (b) *Determinar a aplicabilidade de cada regra.* Significa encontrar as regras relevantes de acordo com o estado atual das entradas.

Na segunda etapa são combinadas as recomendações de todas as regras para construir uma única conclusão. Também aqui são executados dois passos:

- (a) *Aplicação do método de implicação.* O peso de cada regra igual a 1 não traduz efeitos na aplicação deste método. O consequente de cada regra é um conjunto difuso representado por uma função de pertença que é reformulada pela premissa. A entrada do processo de implicação é um único resultado numérico dado pela premissa e a saída é um conjunto difuso, que não é mais do que o conjunto difuso do consequente reajustado de acordo com o resultado da primeira etapa. Assim, o objetivo é calcular o “conjunto difuso implicado”. Os operadores lógicos utilizados tipicamente são o mínimo e o produto algébrico. A implicação é efetuada para cada regra. A natureza paralela da avaliação das regras é um dos aspetos mais importantes dos sistemas baseados em lógica.
- (b) *Agregação de todas as saídas obtidas do método de implicação.* A decisão final é baseada no teste de todas as regras R , o que implica que o resultado da aplicação do método de implicação deve ser combinado num único conjunto difuso. Esta operação apenas pode ocorrer uma vez por cada variável de saída, e antecede a última fase do processo. A sua entrada é um conjunto de conjuntos difusos que retornaram da aplicação do método de implicação a cada regra. A sua saída é simplesmente um conjunto difuso para cada saída do processo. É-lhe indiferente a ordem com que as regras são analisadas, uma vez que goza da propriedade comutativa. Os operadores tipicamente utilizados são o máximo e a soma algébrica (Soares dos Santos, 2009).

Desfuzificação:

A desfuzificação é a última fase do algoritmo de controlo baseado em lógica difusa. Existe um grande número de estratégias de desfuzificação, cada uma delas fornecendo um meio para identificar uma saída numérica (não difusa) com base nos resultados da agregação, ou seja, pretende-se converter as decisões produzidas pelo mecanismo de inferência em ações de controlo “acertadas”. A sua entrada é um conjunto difuso (informação de recomendação difusa) e a sua saída é a saída numérica do controlador difuso. O centro de gravidade (COG) é o método mais popular para “fuzificar” o conjunto difuso recomendado pelo mecanismo de inferência. No método do centro de gravidade, calcula-se a área da curva da variável linguística de saída produzida pela máquina de inferência e acha-se o índice correspondente que divide esta área a metade. O valor de saída é aquele que divide ao meio a área da função de pertinência gerada pela combinação das consequentes das regras.

Na figura 14 pode observar-se uma representação dos termos associados ao controlo difuso:

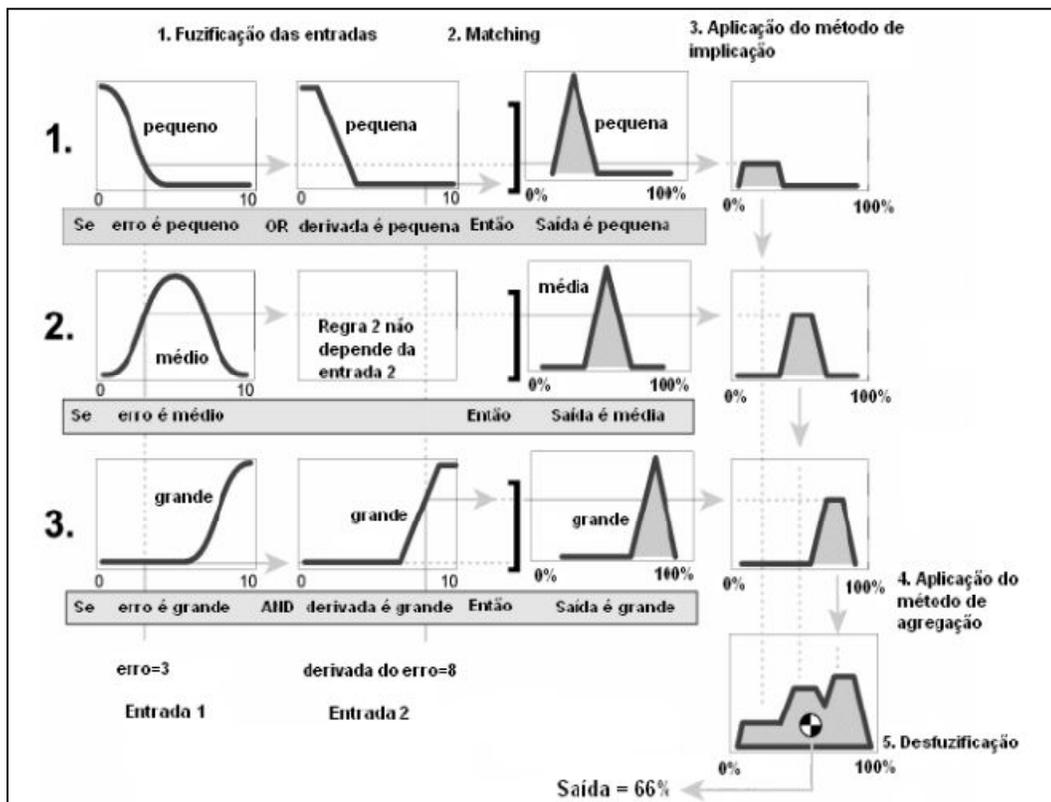


Figura 14: Representação gráfica das operações do controlador difuso (Fonte: Soares dos Santos, 2009)

2.6.3. Controle Difuso na Secagem

De acordo com Gou *et al.* (2005), em instalações complexas, nomeadamente em tecnologia de secagem, é muitas vezes impossível formular um modelo físico-químico do processo, pois deve incluir-se os fenómenos de transferência de calor e de massa, que são caracterizados por uma transferência complexa de massa e energia. No entanto, através de regras e conjuntos difusos, é possível modelar qualquer função não linear e executar qualquer ação de controlo não linear.

A lógica difusa é apropriada para a modelação e controlo de sistemas complexos altamente não lineares, porque é um sistema formal que permite imitar a forma como a mente humana lida com a imprecisão. Assim, sistemas de controlo difuso são amplamente utilizados para o controlo de experiências de secagem.

Groß *et al.* (2011) desenvolveram um sistema difuso, que ajusta a temperatura e humidade, para controlar o processo de secagem de placas de massas alimentícias. O sistema proposto leva em conta a avaliação da qualidade do produto, que determina a estratégia de controlo a ser utilizada, adequando os parâmetros dentro da instalação. O objetivo é realizar a otimização do processo corrente, de forma a obter um produto de alta qualidade, menos perdas de produto (por exemplo, devido a tensões térmicas internas ou mudanças de cor indesejadas) e redução do consumo energético.

A determinação das condições ideais de secagem de arroz em leito fluidizado, com o uso de lógica difusa, foi estudada por Atthajariyakul e Leephakpreeda (2006), a fim de garantir a qualidade do produto e o consumo de energia de forma eficiente. Neste estudo, o teor de humidade e o aquecimento do ar de secagem são utilizados como índices de parâmetros para quantificar a qualidade do arroz e o consumo de energia, respectivamente. O índice de desempenho do sistema de leito fluidizado é então definido como a soma de quadrados dos erros entre os índices de parâmetros reais e os valores desejados. Este índice de desempenho é minimizado, em tempo real, por um método de gradiente para se obter as condições ótimas, que são usadas como a referência desejada para o controlador do processo. Um controlador difuso adaptativo (FLC) propõe-se a controlar as condições do sistema para os valores de referência. Estudos de casos de secador de leito fluidizado de arroz foram realizados para a viabilidade da metodologia proposta. Os resultados mostram que o método proposto pode ser implementado de forma

eficiente e controlar as condições ótimas para o sistema de modo a manter o teor de humidade ao nível desejado com o consumo de energia eficiente.

Alvarez-López, Llanes-Santiago e Verdegay (2005) projetaram um controlador difuso para o controlo da humidade relativa do ar para secagem de folhas de tabaco. Utilizando o erro e a derivada do erro da humidade como entradas e usando 49 regras, os valores dos erros no seguimento das trajetórias desejadas foram quase nulos.

Um controlador difuso foi proposto para controlar as condições do sistema de secagem de arroz em casca em leite fluidizado (Atthajariyakul e Leephakpreeda, 2005). Os resultados mostram que o método proposto pode ser implementado de forma eficiente na determinação em tempo real e controlo das condições ideais para o processo de secagem de arroz em casca.

Stawczyk et al. (2004) utilizaram um controlador difuso para controlar a temperatura e humidade relativa na secagem de carne, especificando apenas 9 regras, com os erros da temperatura e humidade relativa como as variáveis de entrada.

Um único controlador difuso para controlo de um secador de grãos de fluxo misto foi proposto por Liu et al. (2003). Com 49 regras, a margem de erro do conteúdo final de humidade ficou em 0,8%.

Wang et al. (2001) construíram um controlador difuso adaptativo para a secagem de madeira. Eles dividiram o controlo em dois subsistemas: um de controlo da humidade e o outro do controlo da temperatura, obtendo um desvio inferior a 0,4%.

Capítulo 3

Descrição Metodológica

3.1. INTRODUÇÃO

Neste capítulo é feita a descrição da metodologia utilizada para a concretização dos objetivos da tese.

3.2. DESCRIÇÃO METODOLÓGICA

A metodologia desenvolvida para a obtenção dos objetivos do projeto contemplou:

1. Análise do estado da arte/pesquisa bibliográfica em termos de:
 - conservação dos alimentos;
 - características do processo de secagem;
 - características físico-químicas do material (bacalhau) cujo processo de secagem se pretende modelar;
 - controlo do processo de secagem;
 - modelos matemáticos da cinética de secagem;
 - estudos sobre secagem de peixe.

2. Controlo dos parâmetros de secagem na instalação experimental

A instalação experimental possuía, para controlo dos parâmetros de secagem, um controlo PID. A desumidificação era feita por meio de um compressor *on/off* e a humidificação através de vapor aquecido, com recurso a uma caldeira.

Para melhorar o desempenho da instalação e obter melhores resultados em termos de controlo do processo, algumas modificações foram feitas na instalação:

- o controlo do processo de secagem passou a ser executado por meio de Lógica Difusa, através do desenvolvimento de quatro controladores difusos: para o humidificador, desumidificador, resistências elétricas e ventilador;

- o compressor *on/off* do circuito de desumidificação foi substituído por um compressor de velocidade variável;

- a humidificação passou a ser realizada através de um sistema de *spray* de água, com recurso a uma eletro-válvula.

3. Desenvolvimento de um modelo de secagem para o bacalhau

O desenvolvimento de um modelo matemático da secagem do bacalhau foi efetuado de acordo com os resultados recolhidos durante a análise do estado de arte. O modelo deveria possuir as necessárias capacidades de prever a distribuição do teor de humidade da amostra em função das condições iniciais e de fronteira a impor externamente.

Três modelos matemáticos diferentes foram analisados: Modelo semi-empírico de Page, modelo de difusão de Fick e Redes Neurais Artificiais.

Foram também determinadas as experimentalmente as curvas de humidade de equilíbrio do bacalhau, bem como ajustados diferentes modelos matemáticos para descrever estas curvas.

4. Implementação numérica do modelo de secagem

A implementação do modelo de secagem foi efetuada com recurso à plataforma Matlab/Simulink da Mathworks.

5. Validação experimental do modelo

A validação experimental do modelo foi feita em meio laboratorial, sendo utilizadas as instalações e os meios de medida disponíveis no Departamento de Engenharia Mecânica da Universidade de Aveiro e que incluem:

- uma instalação experimental de secagem convectiva equipada com a instrumentação requerida para a aquisição de medidas como as velocidade, humidade e temperatura do ar de secagem (transmissor de velocidade, termo-higrómetro e sensor de temperatura), massa e temperatura da amostra (balança digital e sensor de temperatura), software de controlo da instalação desenvolvido na plataforma MatLab com funções de controlo de temperatura (aquecimento/arrefecimento do ar de secagem), humidade (humidificação/desumidificação do fluido de secagem) e velocidade (variador de velocidade de um ventilador);
- câmara higrotérmica para determinação de humidade de equilíbrio do material a secar;
- estufa de secagem para determinação do teor de humidade inicial e final das amostras.

Foram utilizados os recursos laboratoriais disponíveis no Departamento de Química da Universidade de Aveiro para determinação de características adicionais do material, como teor de sal e atividade de água.

Durante a validação experimental foram recolhidos os dados necessários que possibilitem a verificação da adequação do modelo desenvolvido ao material escolhido, nomeadamente a taxa de secagem, a distribuição média do teor de água, a distribuição de temperatura no interior da amostra e os dados relativos às condições exteriores.

Para a validação experimental, foram realizados ensaios para determinação da humidade de equilíbrio do bacalhau salgado, para diferentes temperaturas e humidades relativas, bem como as análises físico-químicas das amostras. Foi feita também a modelação das isotermas de sorção, através de treze modelos diferentes, para verificar qual descreve melhor as curvas de humidade de equilíbrio do bacalhau.

6. Desenvolvimento de uma estratégia de controlo de secagem do bacalhau

O modelo numérico validado foi utilizado com o objetivo de otimizar o processo de secagem de forma a possibilitar a diminuição do consumo energético (redução das necessidades de aquecimento, desumidificação e ventilação) e do tempo de secagem. Assim, o modelo numérico será utilizado para definir quais as condições exteriores que deverão ser aplicadas de forma a reduzir o consumo energético na instalação acelerando simultaneamente o processo de secagem.

Capítulo 4

Instalação Experimental de Secagem

4.1. INTRODUÇÃO

Neste capítulo é feita a descrição da instalação experimental de secagem convectiva, local onde foram realizados os ensaios de secagem, bem como da especificação das plataformas de hardware e software utilizadas.

4.2. INSTALAÇÃO EXPERIMENTAL DE SECAGEM CONVECTIVA

A instalação experimental de secagem convectiva é mostrada pela figura 15. O secador com ar aquecido e ambiente de trabalho em circuito fechado foi equipado com um sistema de monitorização contínua.

Os principais elementos que compõe a instalação experimental são:

- Ventilador centrífugo com velocidade variável, atuado por um motor monofásico de 120W a 230V, 50Hz, capaz de debitar um caudal máximo de $0,13\text{m}^3/\text{s}$;
- Pré-aquecedor de ar, composto por duas resistências de 1kW cada, localizadas logo após o ventilador;
- Arrefecedor / desumidificador com tubo para recolha de condensados, unidade de refrigeração com evaporador, condensador, compressor, utilizando como fluido de refrigeração o refrigerante R134a;

- Re-aquecedor de ar, composto por duas resistências de 1kW cada localizadas logo após o condensador;
- Humidificador, composto por uma eletroválvula on/off e um reservatório de água.



Figura 15: Instalação experimental de secagem convectiva

O ar é forçado dentro da câmara de secagem através do ventilador com velocidade controlada e aquecido através das resistências elétricas para assegurar o controlo da temperatura do ar de secagem. Um sistema de *spray* de água à pressão de 4 bar é utilizado para humedificação sendo o desumidificador, com velocidade variável, utilizado para arrefecimento e desumidificação do ar. A velocidade do ar é medida por um transdutor de velocidade do ar e a temperatura e a humidade relativa do ar são adquiridas através de um termo-higrómetro digital.

Para a aquisição da massa da amostra submetida à secagem, foi utilizada nos primeiros ensaios experimentais uma balança digital e, nos últimos das experiências, uma célula de carga.

Um esquema da instalação é mostrado na figura 16.

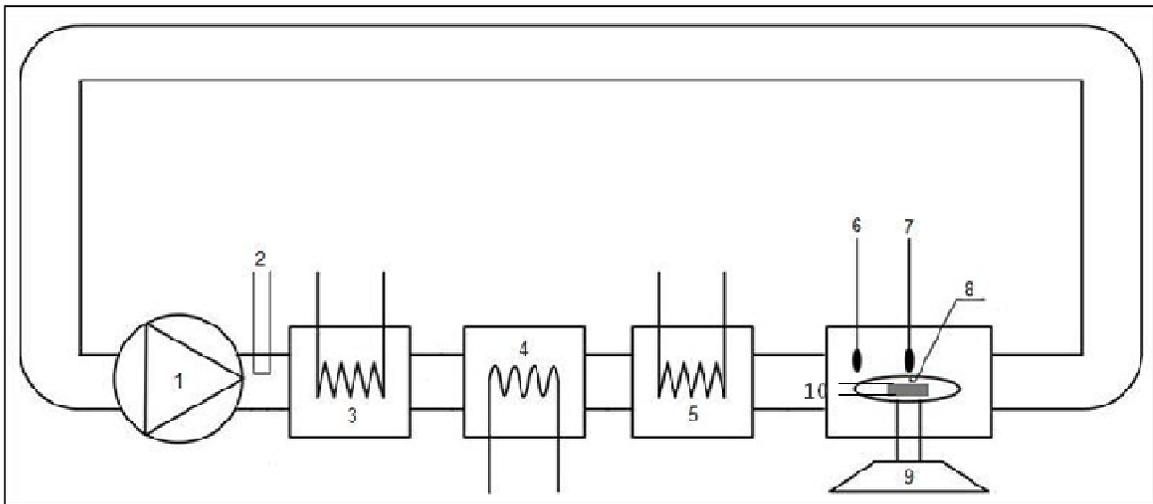


Figura 16: Esquema da instalação experimental de secagem convectiva

A instalação de secagem convectiva é composta pelos seguintes elementos:

1. Ventilador centrífugo;
2. Humidificador;
3. Resistências elétricas de 2 kW;
4. Desumidificador / Arrefecedor;
5. Resistências elétricas de 1 kW;
6. Transdutor de velocidade;
7. Termo-higrómetro;
8. Amostra de bacalhau;
9. Balança digital / célula de carga.
10. Termopares

4.3. PLATAFORMAS DE HARDWARE E SOFTWARE

O controlo do processo de secagem é assegurado pela utilização de uma placa de aquisição de dados juntamente com plataforma Matlab/Simulink[®]. A aquisição de dados é realizada por uma placa PCI-6025E, da National Instruments. Foram utilizadas: quatro entradas analógicas de 12 bits para adquirir a temperatura ambiente e a temperatura real (temperatura dentro da instalação de secagem), humidade relativa e velocidade do ar dentro da câmara de secagem; duas saídas analógicas de 12 bits foram usadas para o comando do desumidificador e do ventilador centrífugo; e três portas digitais de entrada e saída foram utilizadas para enviar os sinais de controlo das resistências elétricas e do humidificador. O PC utilizado foi um Pentium dual core de 2,25 GHz e 2 GB de RAM. O esquema da plataforma de hardware está representado na figura 17.

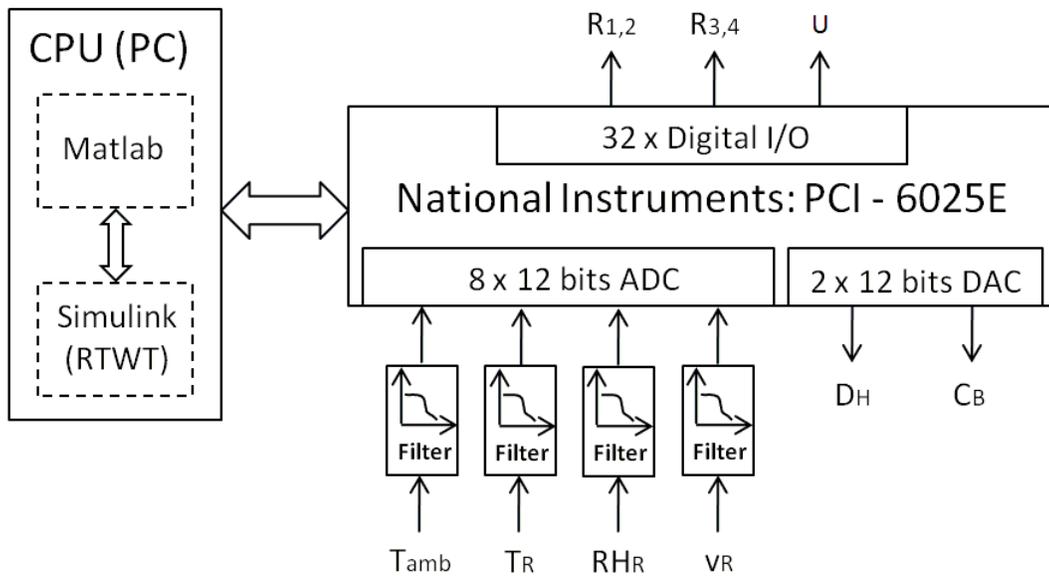


Figura 17: Plataforma de Hardware

Sendo:

- C_B Ventilador Centrífugo;
- D_H Desumidificador;
- $R_{1,2}$ Resistências Elétricas 1 e 2 de 2 kW cada;
- $R_{3,4}$ Resistências Elétricas 3 e 4 de 1kW cada;
- R_{HR} Humidade Relativa Real;

- T_{amb} Temperatura Ambiente;
- T_R Temperatura Real;
- U Humidificador;
- v_R Velocidade Real;

O ambiente Matlab/Simulink[®] foi a ferramenta de desenvolvimento usada para implementar todas as estratégias de controlo. Utilizou-se o *Windows Real-Time Target*, o que permitiu a execução do programa Simulink em tempo real no PC, com 10ms de tempo de ciclo. Fazendo uso do Real-Time Workshop (RTW) 7.3 da Mathworks, um código C foi gerado, compilado e posto em execução em tempo real. Este dispositivo *RTW I/O Target* permite construir uma interface entre o software de controlo e os dispositivos de instrumentação, realizada através da placa PCI-6025E. A plataforma de software está representada na figura 18.

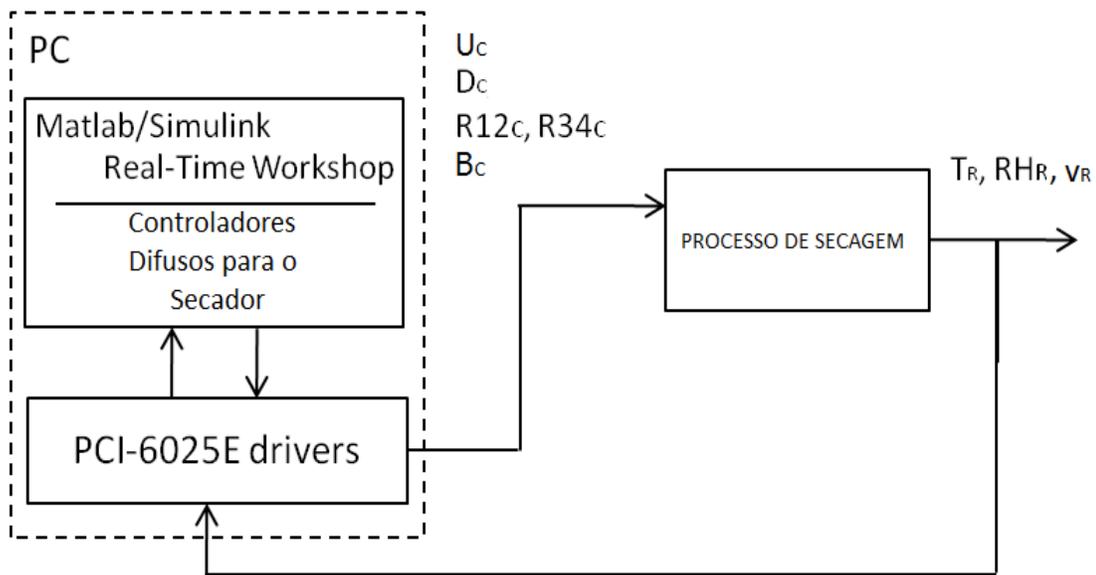


Figura 18: Plataforma de software

Em que:

- B_C Sinal de controlo do ventilador centrífugo;
- D_C Sinal de controlo do desumidificador;
- R_{12C} Sinal de controlo das resistências elétricas 1e 2;
- R_{34C} Sinal de controlo das resistências elétricas 3 e 4;
- RH_R Humidade relativa real;

T_R Temperatura real;
 U_C Sinal de controlo do humidificador;
 v_R Temperatura real.

Capítulo 5

Controlo do Processo de Secagem

5.1. INTRODUÇÃO

Neste capítulo são descritos os ensaios em malha aberta realizados e o projeto e desenvolvimento dos controladores difusos para o humidificador, desumidificador, resistências elétricas e ventilador, bem como os resultados experimentais obtidos para o controlo dos parâmetros de secagem na instalação. Os objetivos pretendidos com este controlo é estabilizar os parâmetros dentro da instalação, reduzindo os erros entre os valores desejados e os obtidos para a temperatura, humidade relativa e velocidade do ar de secagem.

5.2. DINÂMICA DO PROCESSO – ENSAIOS EM MALHA ABERTA

Para encontrar a melhor estratégia de controlo é importante conhecer a dinâmica da máquina de secagem. Esta dinâmica mostra como é a variação do processo no tempo, as suas não-linearidades, a interdependência dos parâmetros de secagem e a influência da variação do sinal de controlo no comportamento da dinâmica da temperatura, humidade e velocidade.

Estas não-linearidades foram estudadas através de um conjunto de procedimentos experimentais, em que:

- (1) Em D_C foi aplicado um sinal em rampa enquanto que R_{12C} , R_{34C} e U_C foram mantidos constantes;

- (2) D_C foi projetado para apresentar uma resposta em degrau, enquanto que $R12_C$, $R34_C$ e U_C foram mantidos constantes;
- (3) U_C foi projetado para apresentar uma resposta em degrau, enquanto que $R12_C$, $R34_C$ e D_C foram mantidos constantes;
- (4) $R12_C$, $R34_C$ foram projetados para apresentarem uma resposta em degrau, enquanto que D_C e U_C foram mantidos constantes;
- (5) D_C e U_C foram projetados para apresentarem uma resposta em degrau enquanto que $R12_C$, $R34_C$ foram mantidos constantes;
- (6) D_C e $R12_C$, $R34_C$ foram projetados para apresentarem uma resposta em degrau, enquanto que U_C foi mantido constante;
- (7) $R12_C$, $R34_C$ e U_C foram projetados para apresentarem uma resposta em degrau enquanto que D_C foi mantido constante;
- (8) $R12_C$, $R34_C$, D_C e U_C foram projetados para apresentarem uma resposta em degrau.

Para este conjunto de ensaios em malha aberta, foram definidos dois pontos de operação inicial:

- (1) $T_R \approx 24^\circ\text{C}$ e $RH_R \approx 96\%$;
- (2) $T_R \approx 49^\circ\text{C}$ e $RH_R \approx 10\%$.

Ressalta-se que o desumidificador e o ventilador centrífugo foram mantidos em cerca de 50% da sua capacidade máxima, quando não estavam a ser controlados.

5.3. PROJETO DOS CONTROLADORES

A lógica difusa é aplicada com sucesso no controlo do processo em si, ou seja, no controlo dos valores medidos. As vantagens da lógica difusa são óbvias quando está em causa o controlo de um número de valores mutuamente dependentes, influenciados pelas mesmas variáveis de controlo. Dessa forma, a lógica difusa permite que os sinais de erro de todos os valores controlados sejam levados em conta ao mesmo tempo, e, com base em

regras difusas, obtidas através da investigação do processo controlado em diferentes condições de operação, são geradas as saídas que permitem trazer o sistema para a condição desejada.

Assim, um sistema de controlo difuso é proposto para o controlo de experiências de secagem. Aqui é feita a proposta de uma estratégia de controlo não linear composto por quatro controladores difusos: Controladores difusos proporcionais e derivativos para o Desumidificador (FDC-PD), Humidificador (FHRC-PD), Resistências Elétricas (FERC-PD) e Ventilador (FBC-PD).

De acordo com a metodologia baseada em Lógica Difusa, foram utilizados:

- (1) Mecanismo de inferência do tipo “Mamdani”;
- (2) Método de implicação do tipo “minimum”;
- (3) Método de agregação do tipo “maximum”;
- (4) Método de desfuzificação do tipo centro de gravidade (COG);

Os controladores baseados em lógica difusa foram otimizados manualmente. Para a implementação, foi utilizado o software Matlab[®], através das funções do *Fuzzy Logic Toolbox's*.

O esquema geral é mostrado na figura 19.

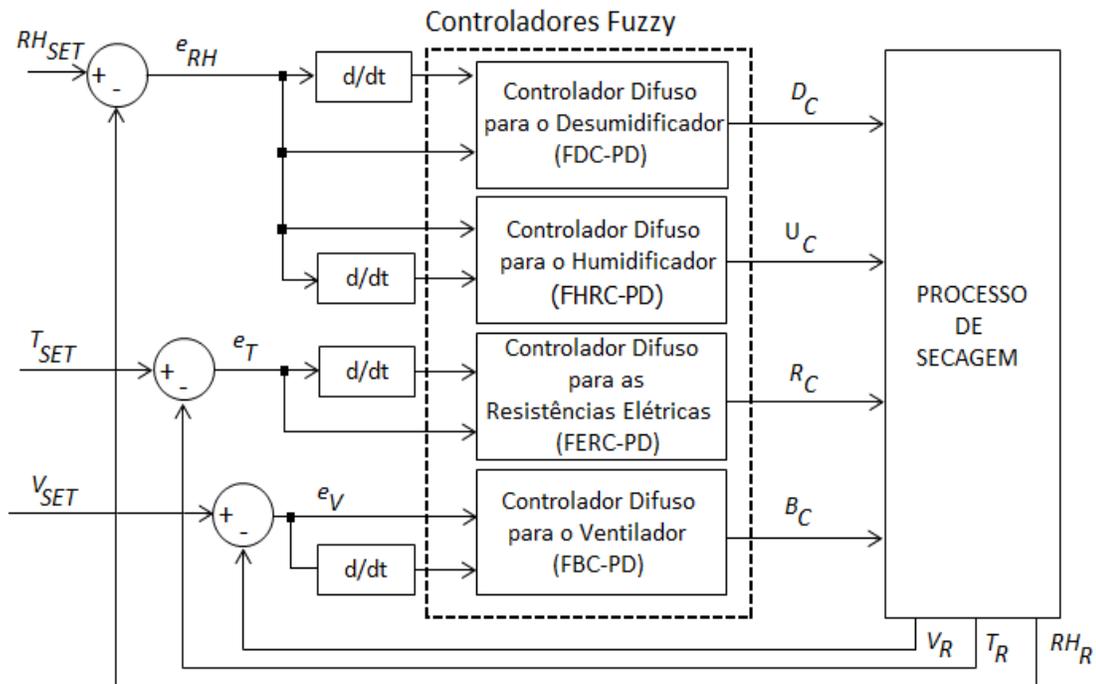


Figura 19: Esquema do controle difuso

Em que:

B_C	Sinal do controlador para o ventilador centrífugo
D_C	Sinal do controlador para o desumidificador
e_{RH}	Erro da humidade relativa
e_T	Erro da temperatura
e_v	Erro da velocidade
FBC-PD	Controlador difuso proporcional e derivativo para o ventilador centrífugo
FDC-PD	Controlador difuso proporcional e derivativo para o desumidificador
FERC-PD	Controlador difuso proporcional e derivativo para as resistências elétricas
FHRC-PD	Controlador difuso proporcional e derivativo para o humidificador
R_C	Sinal do controlador para as resistências elétricas
RH_R	Humidade relativa real
RH_{SET}	Humidade relativa desejada
T_R	Temperatura real
T_{SET}	Temperatura desejada

U_C	Sinal do controlador para o humidificador
v_R	Velocidade real
v_{SET}	Velocidade desejada

5.3.1. Controlador difuso para o humidificador

Para o controlo do humidificador foi desenvolvido um controlador proporcional e derivativo. Este controlador executa uma ação não-linear do erro atual e futuro para mapear a ação de controlo da humidade relativa. Dezasseis conjuntos difusos e quarenta e cinco regras foram considerados para a concepção do mapeamento entre a entrada e a saída (Anexo A.2). As equações 10 e 11 apresentam a lei de controlo para o FHRC-PD:

$$U_C(t) = K_{FHRC}K_{FHRC_saída} \quad (10)$$

$$K_{FHRC} = f(K_{FHRC_entrada}e_{RH}(t), K_{dFHRC_entrada}de_{RH}(t)/dt) \quad (11)$$

5.3.2. Controlador difuso para o desumidificador

Para o controlo do desumidificador, foi projetado um controlador que define o mapeamento proporcional e derivativo da humidade relativa, através da ação não-linear do erro atual e futuro. Dezanove conjuntos difusos e cinquenta e quatro regras foram definidos para o comportamento não-linear entre a entrada e a saída do controlador (Anexo A.3). As equações 12 e 13 apresentam a lei de controlo para o FDC-PD:

$$D_C(t) = K_{FDC}K_{FDC_saída} \quad (12)$$

$$K_{FDC} = f(K_{FDC_entrada}e_{RH}(t), K_{dFDC_entrada}de_{RH}(t)/dt) \quad (13)$$

5.3.3. Controlador difuso para as resistências elétricas

Este controlador define a ação proporcional e derivativa do controlo da

temperatura do ar. Onze conjuntos difusos e nove regras foram concebidas para mapear a relação entre entrada e saída (Anexo A.4). As equações 14 e 15 apresentam a lei de controlo para o FERC-PD:

$$R_C(t) = K_{FERC}K_{FERC_saída} \quad (14)$$

$$K_{FERC} = f(K_{FERC_entrada}e_T(t), K_{dFERC_entrada}de_T(t)/dt) \quad (15)$$

5.3.4. Controlador difuso para o ventilador

Este controlador realiza um mapeamento não-linear da ação de controlo da velocidade do ar. Nove conjuntos difusos e nove regras foram parametrizados para caracterizar o comportamento utilizando o erro da velocidade atual e futura e a sua derivada (Anexo A.5). As equações 16 e 17 apresentam a lei de controlo para o FBC-PD:

$$B_C(t) = K_{FBC}K_{FBC_saída} \quad (16)$$

$$K_{FBC} = f(K_{FBC_entrada}e_v(t), K_{dFBC_entrada}de_v(t)/dt) \quad (17)$$

5.4. RESULTADOS

5.4.1. Ensaios em malha aberta

Quatro conjuntos de resultados dos ensaios em malha aberta são mostrados nas figuras 20 a 23. Os detalhes destes ensaios podem ser encontrados em Soares dos Santos *et al.* (2010).

Convém ressaltar que o efeito da entrada em ação do desumidificador é duplo: o princípio de funcionamento do desumidificador baseia-se na redução da temperatura do ar e na promoção da condensação do vapor de água nas paredes frias do permutador da máquina frigorífica. Assim, o acionamento do desumidificador provoca invariavelmente a redução da temperatura enquanto a ação contrária provoca o aumento da temperatura.

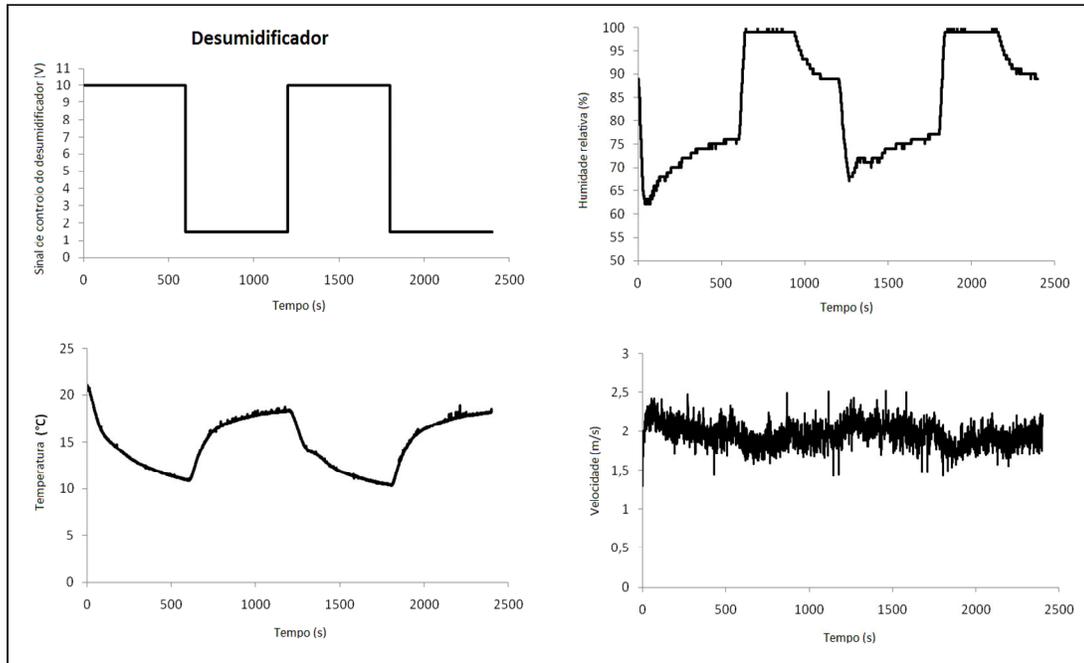


Figura 20: Dinâmica dos parâmetros do processo de secagem com a aplicação de sinal de comando variável ao desumidificador

A figura 20 representa o ensaio em malha aberta, com a aplicação de um sinal de comando em onda quadrada ao desumidificador. Observa-se que no primeiro intervalo de tempo, onde o compressor esteve ligado na sua rotação máxima, houve um decréscimo da humidade relativa e da temperatura; entretanto, quando a temperatura atingiu perto de 10°C, a humidade relativa tornou a subir, comportamento natural para baixas temperaturas, dada a dependência entre a pressão de saturação e a temperatura. Quando foi imposta uma rotação mínima ao compressor, a temperatura aumentou progressivamente e a humidade atingiu rapidamente o seu valor máximo, ficando o ar saturado. Em relação à velocidade do ar, as trocas de sinal do desumidificador não provocaram mudanças significativas no seu comportamento.

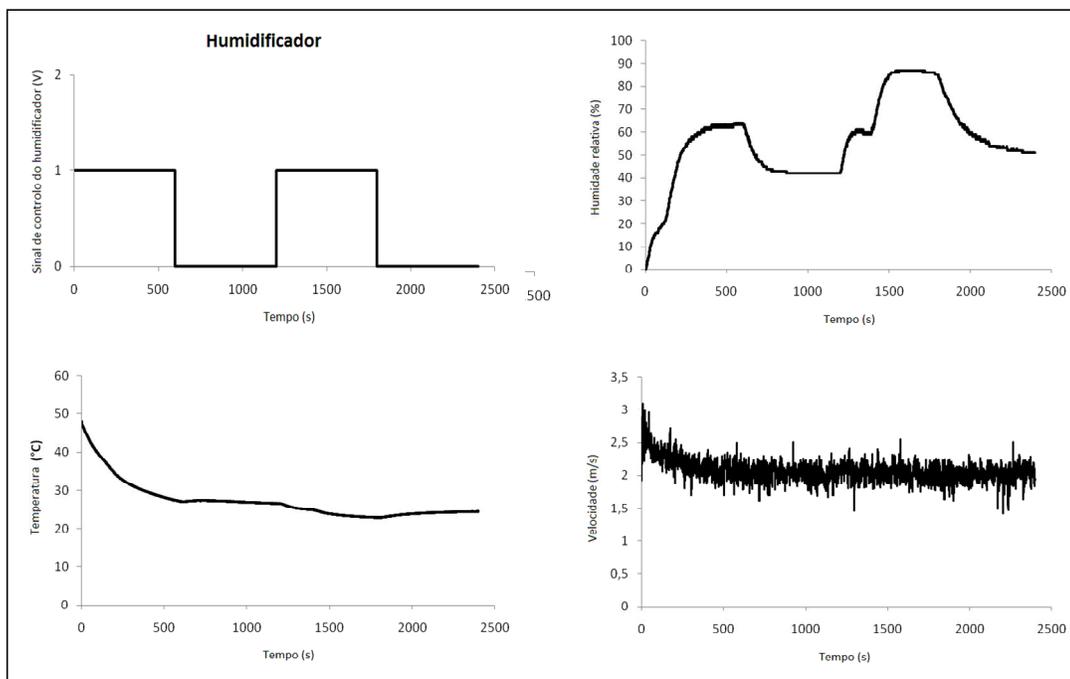


Figura 21: Dinâmica dos parâmetros do processo de secagem com a aplicação de uma onda quadrada ao humidificador

Na figura 21 está representada a dinâmica dos parâmetros do processo de secagem quando o sinal do humidificador é trocado, de acordo com uma trajetória em onda quadrada. O início do ensaio deu-se quando a humidade relativa estava próximo de zero dentro da instalação e com a temperatura próxima de 50°C. Ao manter o humidificador ligado, rapidamente a humidade subiu até atingir 60%, baixando lentamente a temperatura até próximo de 30°C, quando o humidificador foi desligado. Ao permanecer desligado durante o segundo intervalo de tempo, a humidade baixou até perto de 40%, mantendo-se constante a temperatura. O comportamento da humidade repetiu-se para as trocas de sinal seguintes, atingindo o seu valor máximo próximo de 90%. Quanto à velocidade, seu comportamento não foi influenciado pela variação do sinal do humidificador.

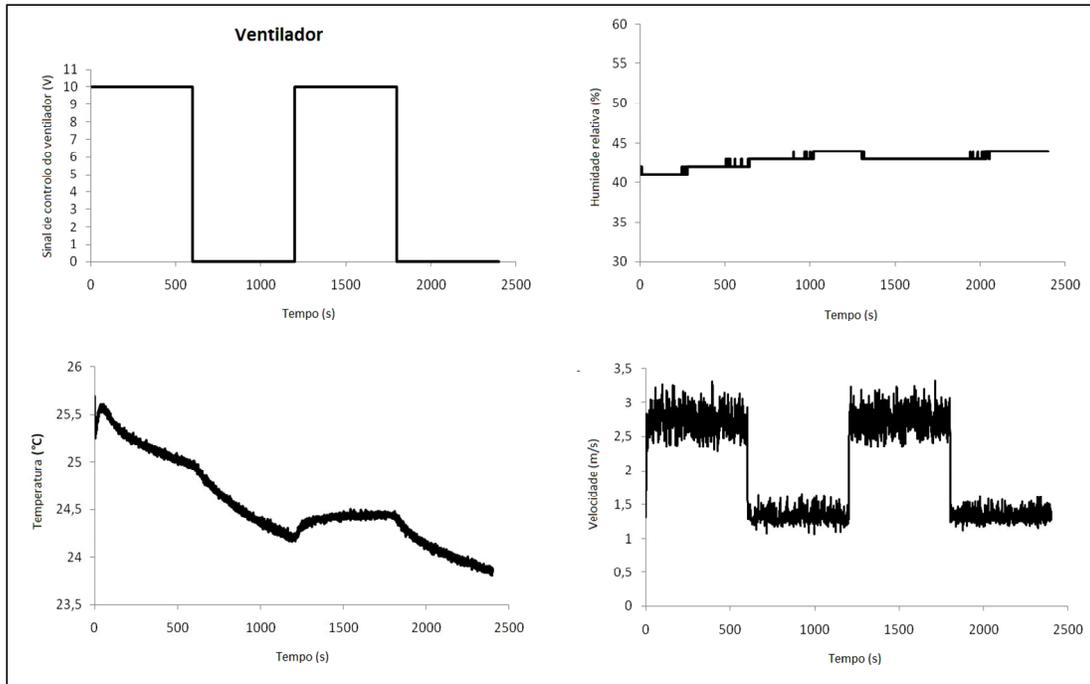


Figura 22: Dinâmica dos parâmetros do processo de secagem quando é aplicado um sinal em onda quadrada ao comando do ventilador

A variação do sinal do ventilador, numa trajetória em onda quadrada, não afetou significativamente o comportamento da humidade relativa, conforme observado na figura 22. A humidade relativa manteve-se praticamente constante em torno de 45%, enquanto que a temperatura baixou dois graus durante o processo. Em relação à velocidade do ar, quando o sinal do ventilador se encontrava no máximo, a mesma ficou oscilando entre 2,5 e 3m/s. Quando o sinal do ventilador estava no mínimo, a velocidade oscilou em torno de 1,4m/s.

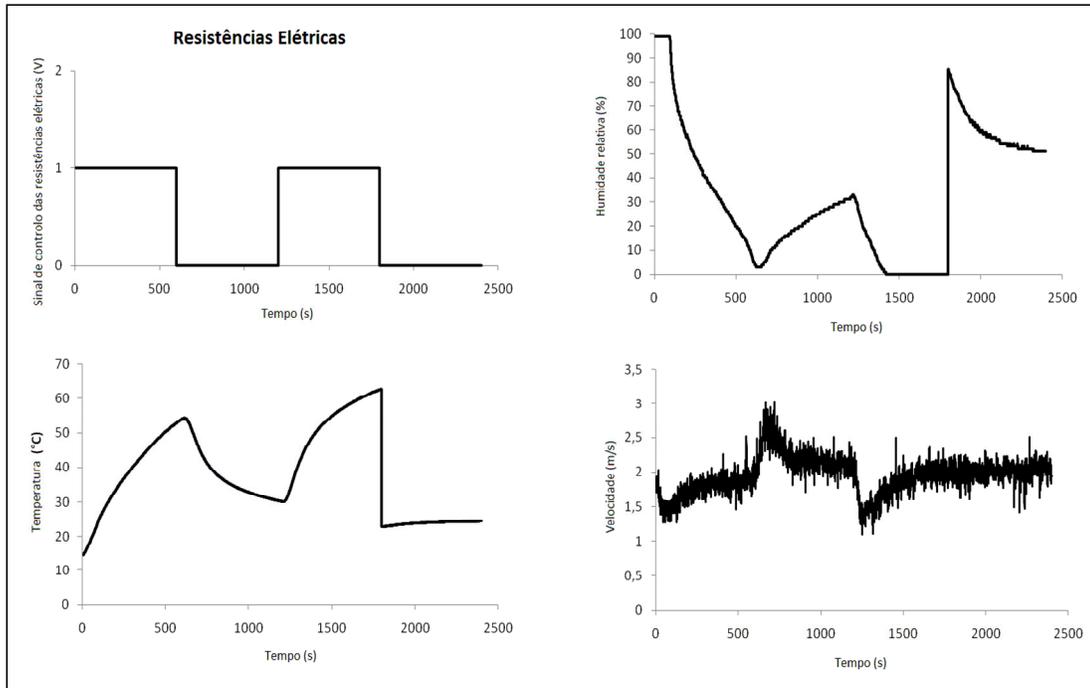


Figura 23: Dinâmica dos parâmetros do processo de secagem quando foi aplicado um sinal em onda quadrada ao sistema de comando das resistências de aquecimento

A figura 23 mostra a variação dos parâmetros de secagem quando é aplicada uma trajetória em onda quadrada ao sistema de comando dos dois conjuntos das resistências elétricas de aquecimento. Quando as resistências elétricas permaneceram ligadas, a humidade relativa baixou de 100% para perto de 0%, enquanto que a temperatura se eleva até acima de 50°C. Este comportamento decorre naturalmente da dependência da humidade relativa com a temperatura para uma humidade absoluta constante. Ao ter o sinal trocado, ficando as resistências desligadas, a temperatura caiu aproximadamente 20°C, fazendo com que a humidade relativa aumentasse até 30%. Tornando a ligar as resistências elétricas, o comportamento inicial repetiu-se, elevando-se a temperatura para um máximo de 60°C e fazendo com que a humidade relativa chegasse a 0%, permanecendo nesta condição até a próxima troca. Nesta altura, a temperatura desce subitamente até 20°C e a humidade relativa aproxima-se de 90%. Quanto à velocidade do ar, no primeiro intervalo teve um aumento até próximo de 3m/s, decrescendo no segundo intervalo até abaixo de 1,5m/s e após este tempo, permaneceu constante em torno de 1,7m/s.

5.4.2. Controladores

Os resultados para os controladores podem ser vistos nas figuras a seguir, bem como em Boeri *et al.* (2011-d).

5.4.2.1. Controlador difuso para o humidificador (FHRC-PD)

Na figura 24 é apresentado o diagrama para o controlador desenvolvido para o humidificador.

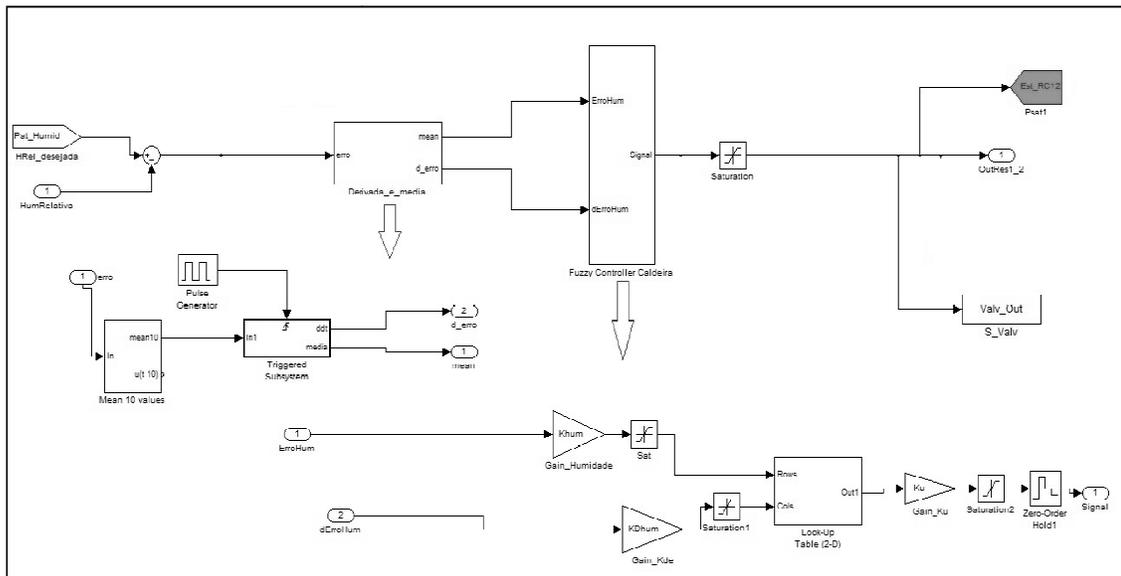


Figura 24: Diagrama de blocos do controlador difuso para o humidificador

Parametrizou-se o controlador difuso para o humidificador definindo-se: duas entradas (erro da humidade relativa e a derivada do erro da humidade relativa); uma única saída (atuação da eletroválvula); cinco funções de pertinência associadas aos valores linguísticos no intervalo $[-1, 1]$ para a entrada relativa ao erro da humidade; nove funções de pertinência associadas aos valores linguísticos no intervalo $[-1, 1]$ para a entrada relativa à derivada do erro da humidade; duas funções de pertinência associadas aos dois valores linguísticos (0 e 1) da saída. Foram estabelecidas 45 regras para o controlador difuso com saída *on/off* para o humidificador, aplicando-se um sistema de inferência do tipo Mamdani, em que se definiram os métodos de implicação, agregação e desfuzificação do tipo mínimo, máximo e centro de gravidade, respectivamente. A figura 25 apresenta a superfície de resposta do controlo difuso para o humidificador.

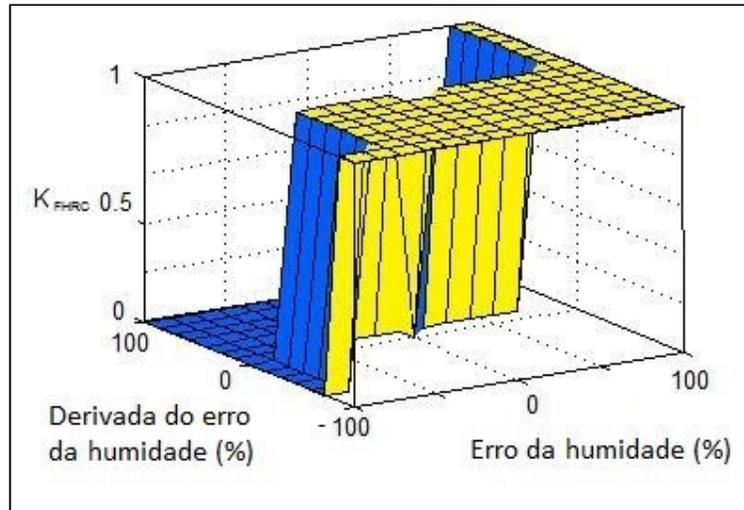


Figura 25: Superfície de saída do controlador difuso para o humidificador

5.4.2.2. Controlador difuso para o desumidificador (FDC-PD)

Na figura 26 é apresentado o diagrama para o controlador desenvolvido para o desumidificador.

Parametrizou-se o controlador difuso para o desumidificador definindo-se: duas entradas (erro da humidade relativa e a derivada do erro da humidade relativa); uma única saída (atuação do compressor); seis funções de pertinência associadas aos valores linguísticos no intervalo $[-1 \ 1]$ para a entrada relativa ao erro da humidade; nove funções de pertinência associadas aos valores linguísticos no intervalo $[-1 \ 1]$ para a entrada relativa à derivada do erro da humidade; quatro funções de pertinência associadas aos valores linguísticos no intervalo $[0 \ 1]$ da saída. Foram estabelecidas 54 regras (Anexo A.3.) para o controlador difuso para o desumidificador, aplicando-se um sistema de inferência do tipo Mamdani, em que se definiram os métodos de implicação, agregação e desfuzificação do tipo mínimo, máximo e centro de gravidade, respectivamente.

A figura 27 apresenta a superfície de resposta do controlo difuso para o desumidificador.

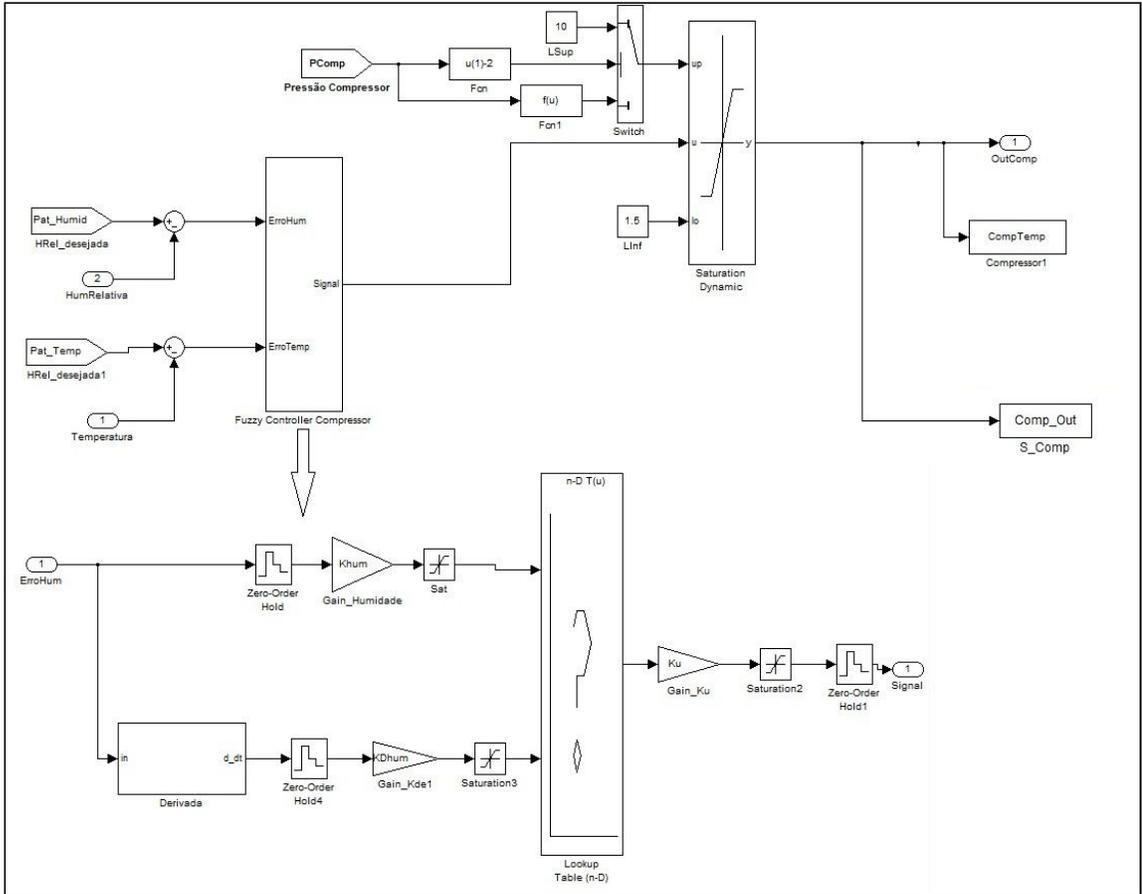


Figura 26: Diagrama de blocos do controlador difuso para o desumidificador

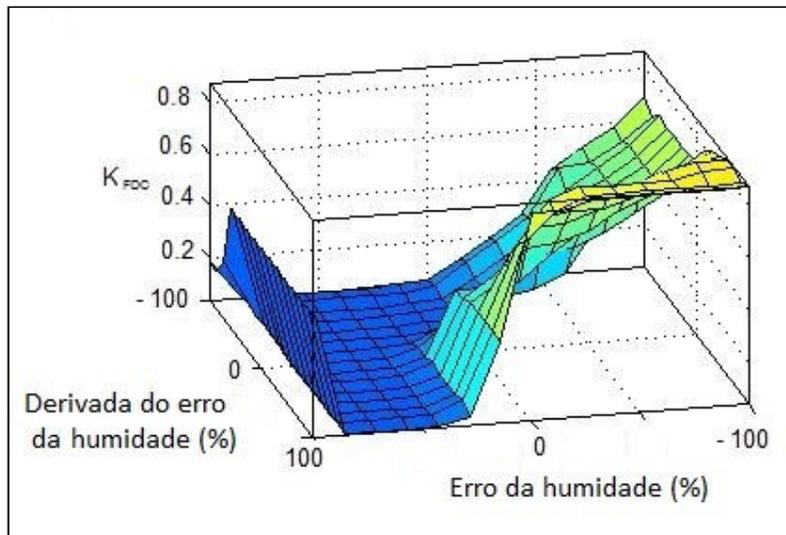


Figura 27: Superfície de saída do controlador difuso para o desumidificador

5.4.2.3. Controlador difuso para as resistências elétricas (FERC-PD)

Na figura 28 é apresentado o diagrama para o controlador desenvolvido para as resistências elétricas.

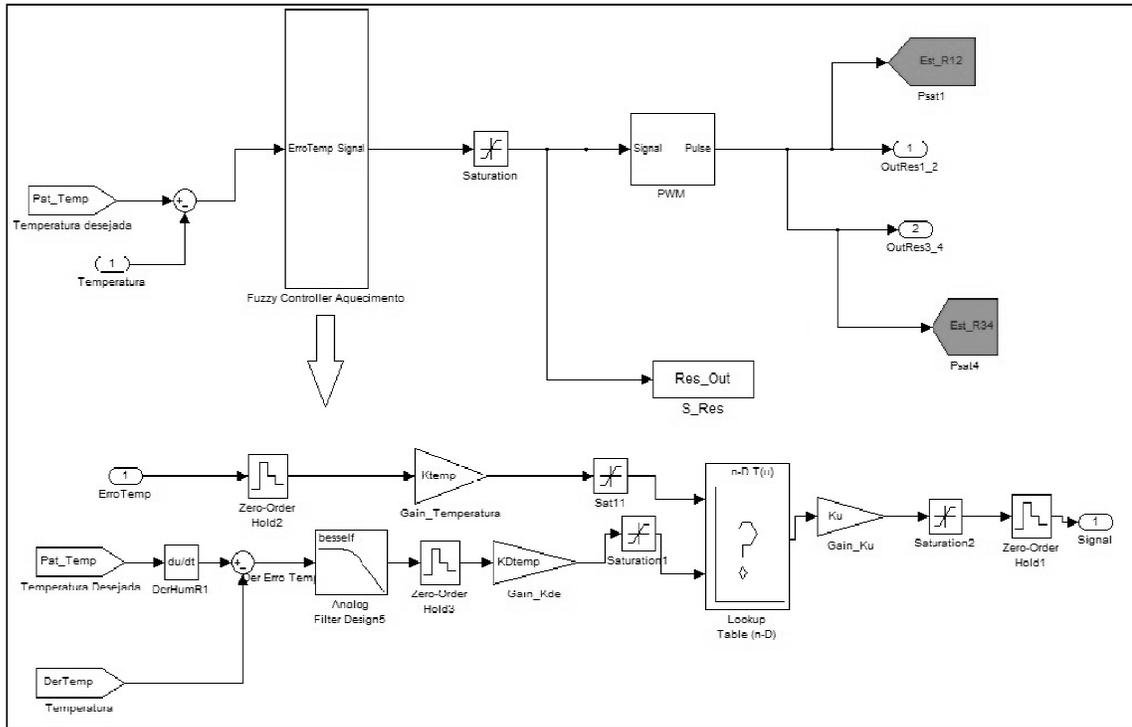


Figura 28: Diagrama de blocos do controlador difuso para as resistências elétricas

Parametrizou-se o controlador difuso para as resistências elétricas definindo-se: duas entradas (erro da temperatura e a derivada do erro da temperatura); uma única saída (atuação das resistências elétricas); três funções de pertinência associadas aos valores linguísticos no intervalo $[-1 \ 1]$ para a entrada relativa ao erro da temperatura; três funções de pertinência associadas aos valores linguísticos no intervalo $[-1 \ 1]$ para a entrada relativa à derivada do erro da temperatura; cinco funções de pertinência associadas aos valores linguísticos no intervalo $[-1 \ 1]$ da saída. Foram estabelecidas 9 regras (anexo A.4) para o controlador difuso para as resistências elétricas, aplicando-se um sistema de inferência do tipo Mamdani, em que se definiram os métodos de implicação, agregação e desfuzificação do tipo mínimo, máximo e centro de gravidade, respectivamente. As resistências são atuadas a partir de um sinal em PWM (*pulse width modulation*). Isto permite, muito

embora seja um sinal *on/off*, variar a energia fornecida às resistências de uma forma proporcional ao sinal de controlo (saída do controlador).

A figura 29 apresenta a superfície de resposta do controlo difuso para as resistências elétricas.

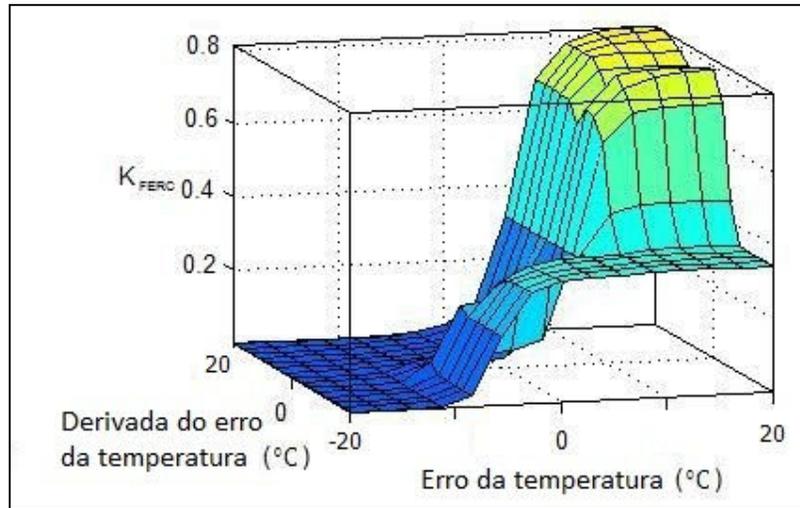


Figura 29: Superfície de saída do controlador difuso para as resistências elétricas

5.4.2.4. Controlador difuso para o ventilador (FBC-PD)

Na figura 30 é apresentado o diagrama para o controlador desenvolvido para o ventilador.

Parametrizou-se o controlador difuso para o ventilador definindo-se: duas entradas (erro da velocidade e a derivada do erro da velocidade); uma única saída (atuação do ventilador); três funções de pertinência associadas aos valores linguísticos no intervalo $[-1, 1]$ para a entrada relativa ao erro da velocidade; três funções de pertinência associadas aos valores linguísticos no intervalo $[-1, 1]$ para a entrada relativa à derivada do erro da velocidade; três funções de pertinência associadas aos valores linguísticos no intervalo $[-1, 1]$ da saída. Foram estabelecidas 9 regras (Anexo A.5.) para o controlador difuso para o ventilador, aplicando-se um sistema de inferência do tipo Mamdani, em que se definiram os métodos de implicação, agregação e desfuzificação do tipo mínimo, máximo e centro de gravidade, respectivamente.

A figura 31 apresenta a superfície de resposta do controlo difuso para o ventilador.

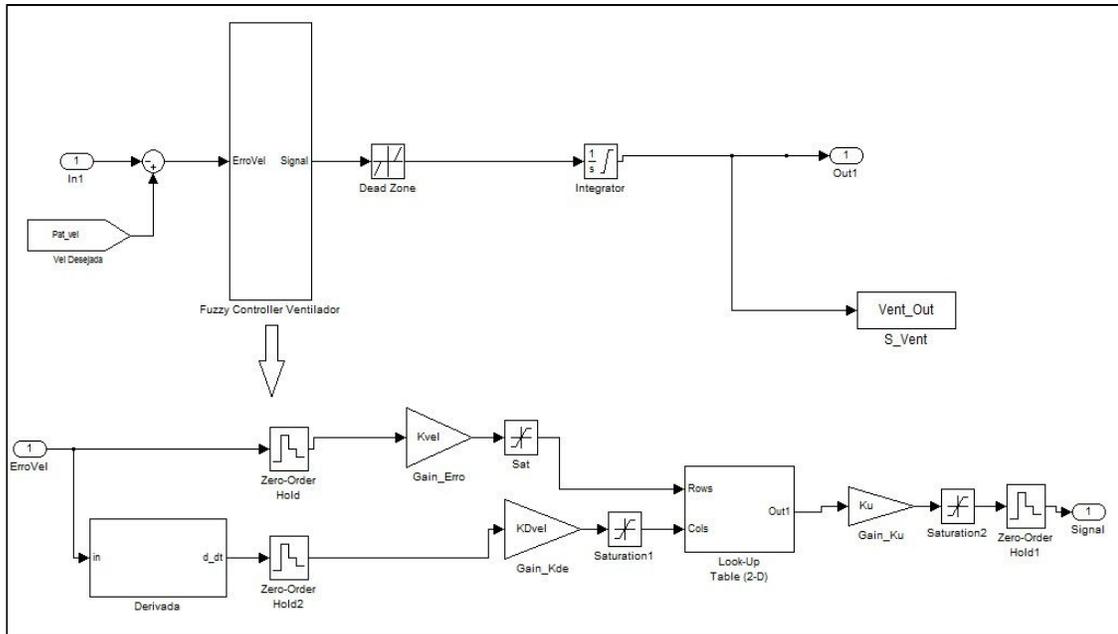


Figura 30: Diagrama de blocos do controlador difuso para o ventilador

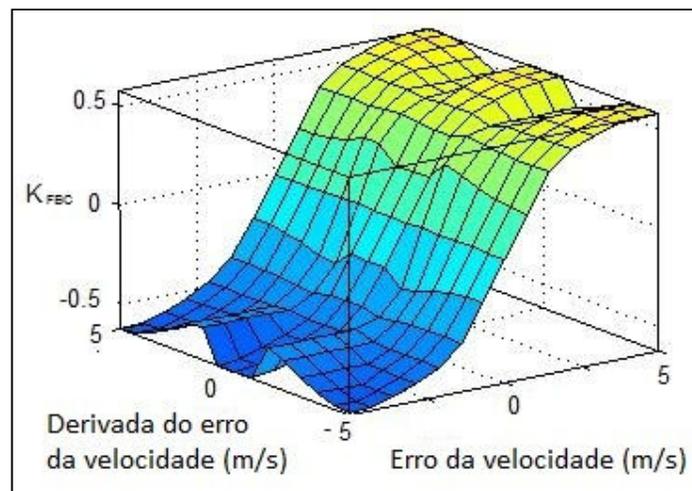


Figura 31: Superfície de saída do controlador difuso para o ventilador

5.4.3. Resultados experimentais do controlo dos parâmetros de secagem

Alguns dos resultados obtidos para o controlo da humidade relativa, temperatura e velocidade são mostrados nas figuras 32 a 41.

Os ensaios foram realizados controlando-se simultaneamente os três parâmetros dentro da instalação, ou seja, a partir da atuação dos quatro controladores desenvolvidos (humidificador, desumidificador, resistências elétricas e ventilador).

Os resultados obtidos a partir do controlo difuso foram comparados aos obtidos anteriormente com o controlo PID, que existia na instalação. A análise do desempenho dos controladores mostrou melhores resultados para o controlo difuso: a média dos erros absolutos foram inferiores a 2,79% para o controlo da humidade relativa e 0,349°C para o controlo da temperatura, respectivamente, cerca de 3,93 e 3,71 vezes menor que os resultados experimentais encontrados por meio do controlo PID.

5.4.3.1. Controlo da temperatura do ar de secagem

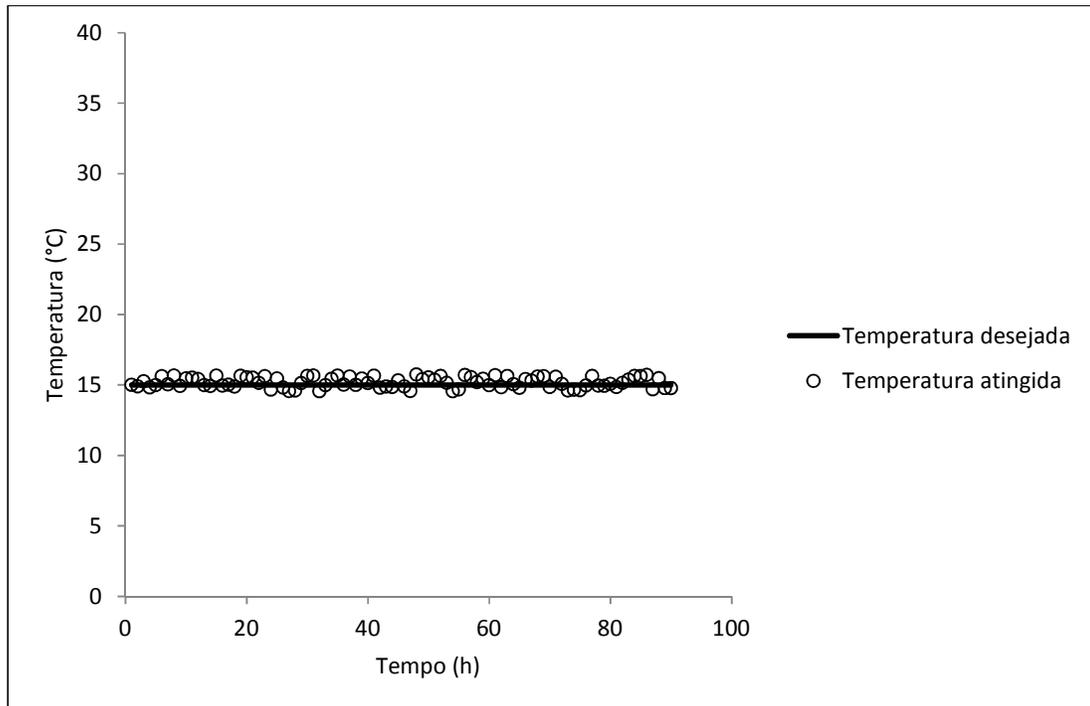


Figura 32: Variação da temperatura ao longo do tempo – Ensaio: T=15°C; HR=40%; v=2m/s

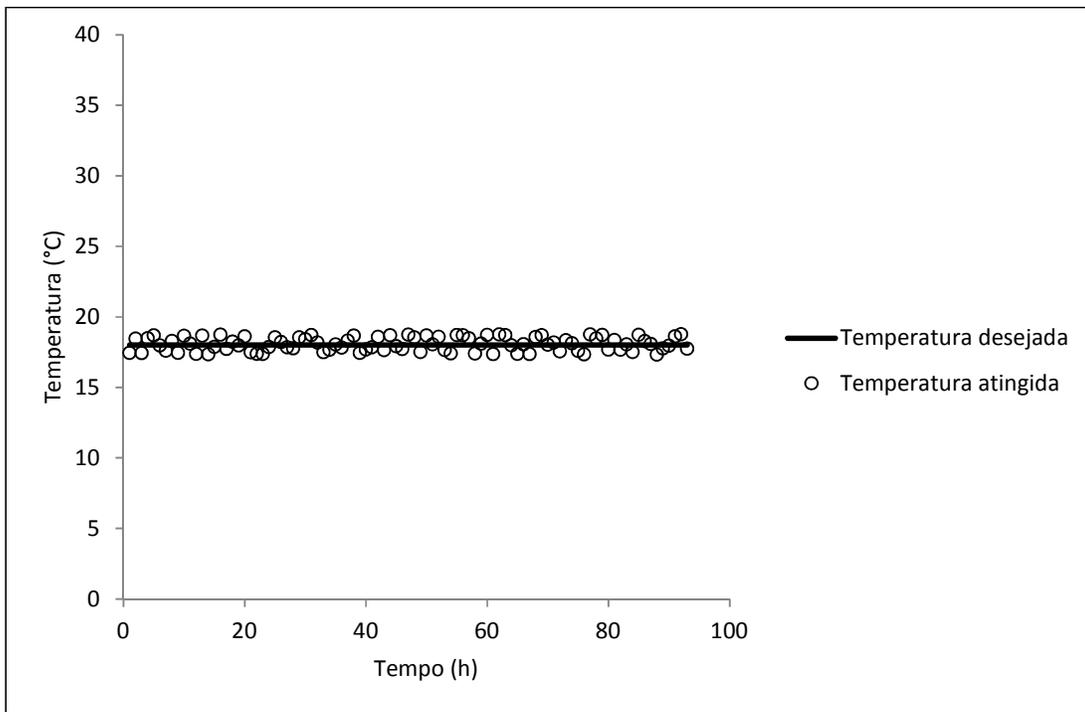


Figura 33: Variação da temperatura ao longo do tempo – Ensaio: T=18°C; HR=50%; v=2m/s

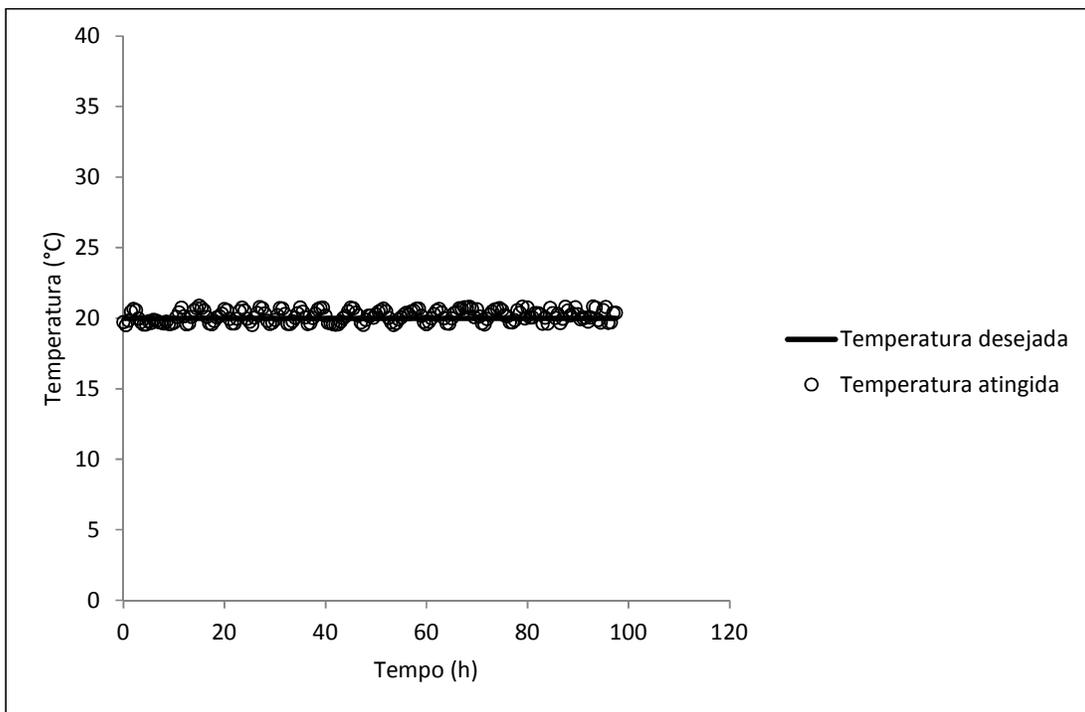


Figura 34: Variação da temperatura ao longo do tempo – Ensaio: T=20°C; HR=50%; v=2m/s

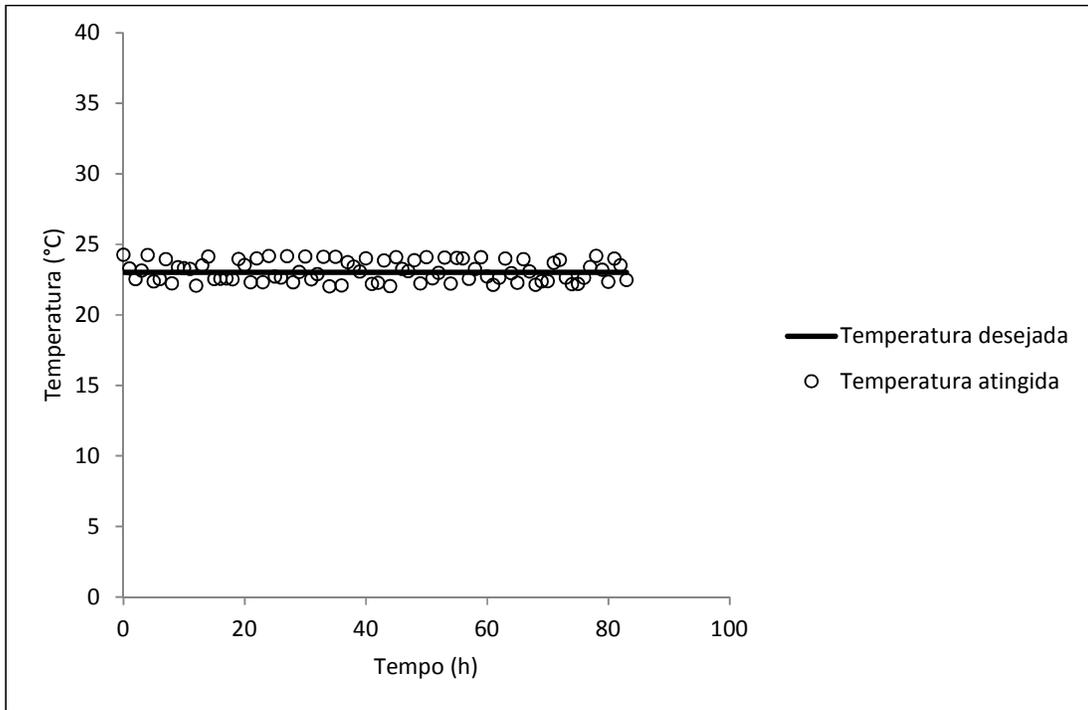


Figura 35: Variação da temperatura ao longo do tempo – Ensaio: T=23°C; HR=45%; v=1,5m/s

5.4.3.2. Controlo da humidade relativa do ar de secagem

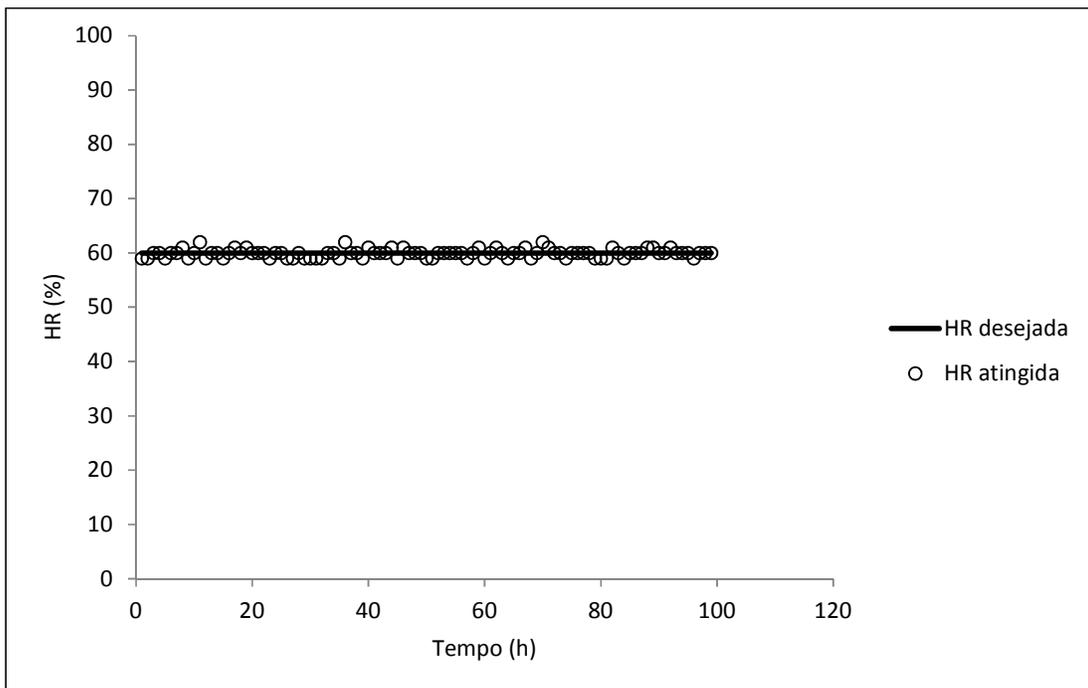


Figura 36: Variação da humidade relativa ao longo do tempo – Ensaio: T=20°C; HR=60%; v=1,5m/s

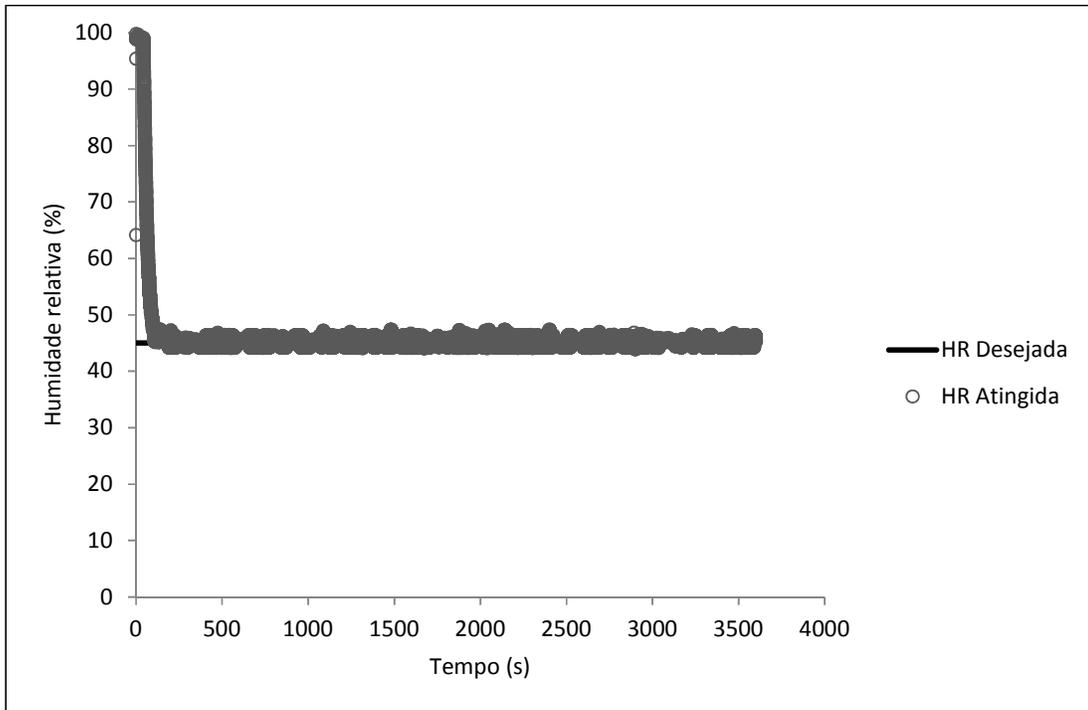


Figura 37: Variação da umidade relativa ao longo do tempo – Ensaio: T=23°C; HR=45%; v=1,5m/s

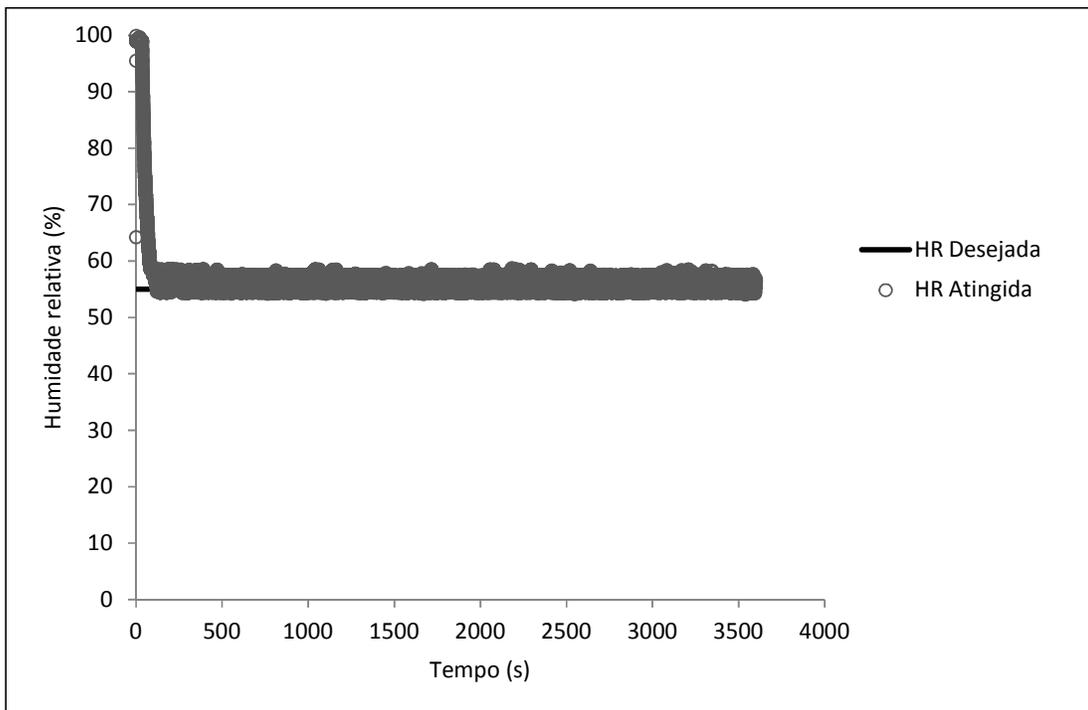


Figura 38: Variação da umidade relativa ao longo do tempo – Ensaio: T=18°C; HR=55%; v=1,5m/s

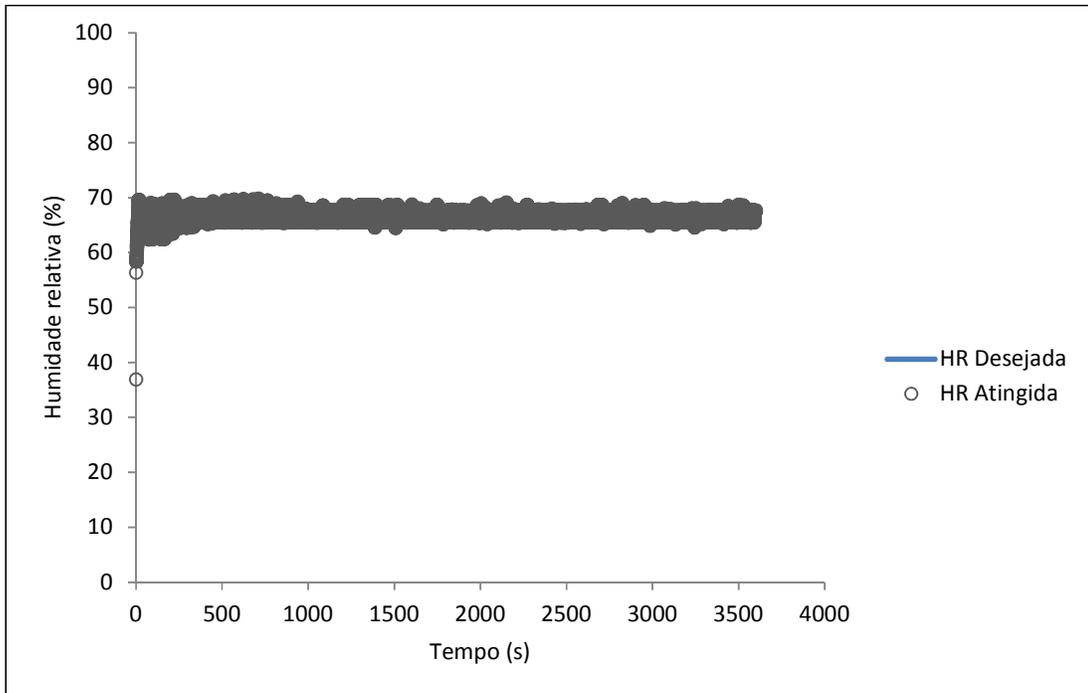


Figura 39: Variação da umidade relativa ao longo do tempo – Ensaio: T=15°C; HR=65%; v=1,5m/s

5.4.3.3. Controlo da velocidade do ar de secagem

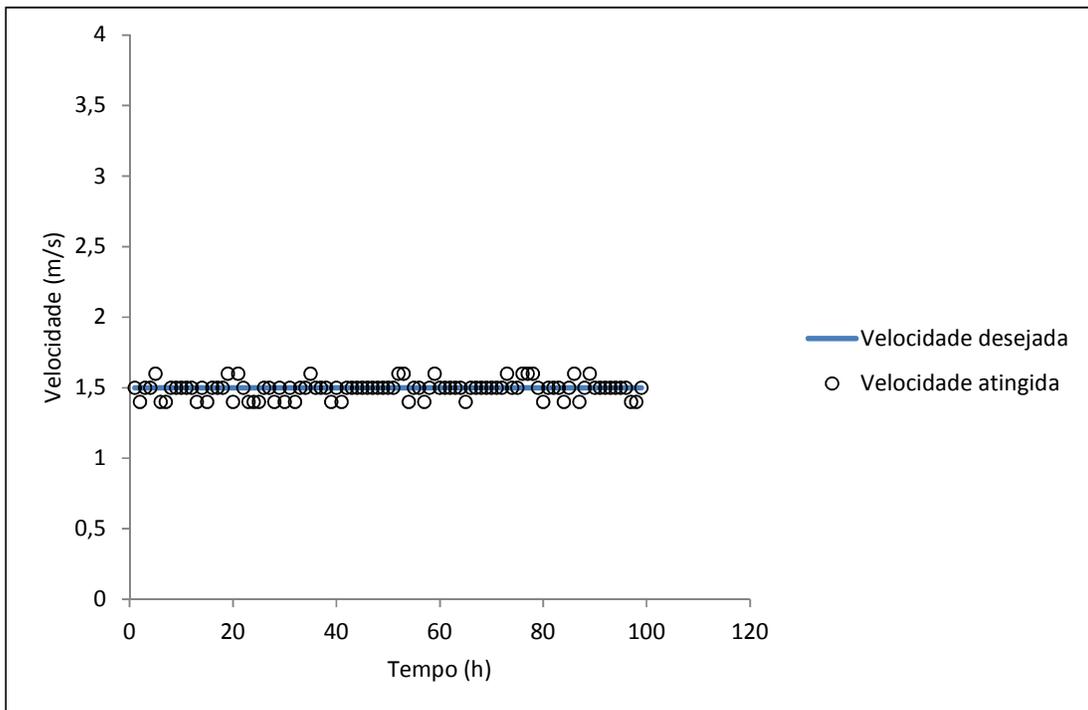


Figura 40: Variação da velocidade ao longo do tempo – Ensaio: T=20°C; HR=60%; v=1,5m/s

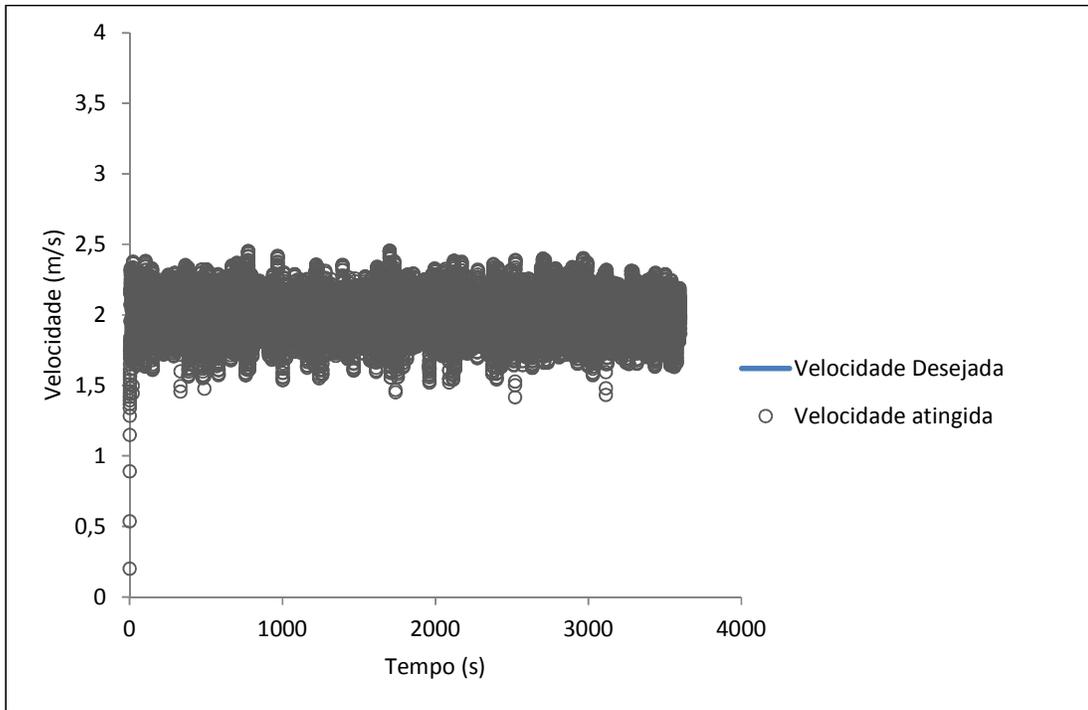


Figura 41: Variação da velocidade ao longo do tempo – Ensaio: T=18°C; HR=65%; v=2m/s

A análise do desempenho dos controladores mostrou bons resultados. O controle das três componentes dentro da instalação de secagem – temperatura, humidade relativa e velocidade – foi satisfatório, apresentando valores que atendem às necessidades experimentais para a determinação da cinética de secagem do bacalhau.

Capítulo 6

Metodologia Experimental

6.1. INTRODUÇÃO

Neste capítulo é feita a análise da composição físico-química dos bacalhaus utilizados nos ensaios experimentais, nomeadamente a massa, comprimento, largura e espessura (físicas) e o teor de humidade, teor de sal e atividade de água (químicas). É também mostrado o estudo realizado sobre as isotermas de desorção do bacalhau. Os dados experimentais da humidade de equilíbrio do bacalhau salgado e do bacalhau fresco são apresentados juntamente com as curvas simuladas por diferentes modelos matemáticos. Por fim, é apresentada a metodologia experimental utilizada no processo de secagem convectiva, bem como os resultados obtidos e a influência da temperatura, humidade relativa e velocidade do ar nas curvas de secagem e as taxas de secagem.

6.2. MATÉRIA-PRIMA

Neste trabalho, a matéria-prima utilizada (figura 42) foi o bacalhau salgado verde (*Gadus Morhua*). Para os ensaios experimentais, foram utilizados onze bacalhaus, fornecidos pela empresa João dos Santos Pires Lda., localizada na Gafanha de Nazaré em Aveiro, Portugal.

Após a receção das amostras, foram avaliadas as características físicas através da medição da sua massa, comprimento, largura e espessura, para depois se proceder à análise química, onde o bacalhau foi caracterizado quanto ao teor de humidade, teor de sal e

atividade de água, de acordo com a metodologia proposta pela AOAC - Association of Official Analytical Chemists (Cunniff, 1998).

A seguir, as amostras foram embaladas em filmes de plásticos e acondicionadas no refrigerador a 4°C, para sua conservação até ao momento de sua utilização.



Figura 42: Exemplo de bacalhau utilizado nas experiências

6.3. ANÁLISES FÍSICO-QUÍMICAS DA MATÉRIA-PRIMA

As análises físico-químicas foram realizadas no Laboratório de Termoflúidos, do Departamento de Engenharia Mecânica e na Unidade de Química Orgânica, Produtos Naturais e Agroalimentares, do Departamento de Química da Universidade de Aveiro.

6.3.1 Caracterização morfométrica

Foram verificados o comprimento, a largura, a espessura e a massa dos bacalhaus inteiros e de cada amostra utilizada nas experiências de secagem.

6.3.2 Análises químicas

Foram realizadas as análises de humidade e teor de sal (pré e pós secagem) e atividade de água pré-secagem.

Humidade:

Para a determinação da humidade do bacalhau foi utilizado o método da estufa. As amostras foram medidas e colocadas na estufa a $105\pm 2^{\circ}\text{C}$ durante pelo menos 48h para determinação da sua matéria seca, através da nova medição de sua massa (Cunniff, 1998). Para cada amostra foram feitos testes em triplicado.

Teor de sal:

A determinação da concentração de cloreto de sódio foi realizada através do Método de Volhard (AOAC, 2000), após homogeneização da amostra por 2min com Ultraturrax em água destilada e filtração para remover quaisquer detritos.

Atividade de água:

Baseia-se na medida direta a 20°C da amostra acondicionada em cápsula plástica, com o auxílio de um higrómetro.

6.4. RESULTADOS DAS ANÁLISES FÍSICO-QUÍMICAS

6.4.1 Caracterização morfométrica

A tabela 4 apresenta as características morfométricas dos bacalhaus utilizados nas experiências de secagem.

As medidas foram realizadas considerando-se sempre as maiores partes.

Na tabela 5 é apresentado o resumo estatístico dos dados morfométricos dos bacalhaus usados nos ensaios de secagem.

Tabela 4: Caracterização morfométrica dos bacalhaus utilizados nas experiências.

Bacalhau	Massa (g)	Comprimento (cm)	Largura (cm)	Espessura (cm)
1	1182,00	56,00	28,00	3,80
2	1069,00	49,00	27,00	2,80
3	930,00	50,00	26,00	3,50
4	843,60	55,00	26,00	2,70
5	1060,70	58,00	31,00	4,00
6	845,95	54,00	26,00	2,50
7	1058,54	62,00	29,50	3,50
8	830,64	48,00	28,00	3,30
9	681,90	49,50	21,00	2,90
10	985,75	56,00	29,50	4,00
11	757,33	52,50	25,00	3,20

Tabela 5: Resumo estatístico das medidas dos bacalhaus

Análise	Massa (g)	Comprimento (cm)	Largura (cm)	Espessura (cm)
Média	930,58	53,64	27,00	3,29
Desvio-padrão	152,61	4,32	2,71	0,52
Mínimo	681,90	48,00	21,00	2,50
Máximo	1182,00	62,00	31,00	4,00

Em relação às amostras utilizadas em cada experiência, as suas medidas foram avaliadas antes e após a secagem, a fim de mostrar o encolhimento durante o processo. A tabela 6 mostra a variação nas medidas das amostras e, a tabela 7, as variações das dimensões das amostras após secagem, mostrando os valores de encolhimento ocorridos durante o processo.

Tabela 6: Medidas das amostras utilizadas nas experiências de secagem

Característica	Mínimo	Máximo	Média	Desvio-padrão
Comprimento (cm)	6,1	11	8,43	1,22
Largura (cm)	3,5	9,2	5,88	1,19
Espessura (cm)	1,3	3,8	2,25	0,58

Tabela 7: Variação das dimensões das amostras pós-secagem (encolhimento)

Característica	Mínimo	Máximo	Média	Desvio-padrão
Comprimento (cm)	0,05	0,60	0,14	0,15
Largura (cm)	0,05	0,40	0,12	0,15
Espessura (cm)	0,02	0,20	0,05	0,07

6.4.2 Análises químicas

A caracterização química é mostrada na tabela 8.

Tabela 8: Caracterização química da matéria-prima

Componente	Média	Desvio-padrão
Humidade (%)	60,59	5,71
NaCl (g/100g)	20,45	2,76
Atividade de água (-)	71,82	0,93

Os bacalhaus estavam dentro das determinações do Ministério da Agricultura, Pecuária e Florestas (Decreto-Lei n. 25/2005), que determina que o bacalhau salgado verde deverá apresentar um teor de sal igual ou superior a 16%, expresso em cloreto de sódio.

O teor de sal também foi avaliado após o processo de secagem. Os resultados são mostrados na tabela 9.

Tabela 9: Análise do teor de sal pré e pós secagem

Análise	Pré-secagem	Pós-secagem
Média (g/100g)	20,45	19,99
Desvio-padrão	2,76	3,12

6.5. DETERMINAÇÃO EXPERIMENTAL DO TEOR DE HUMIDADE DE EQUILÍBRIO

Os testes para determinar o teor de humidade de equilíbrio foram realizados na câmara higrotérmica (figura 43), onde os valores desejados de humidade relativa e temperatura foram controlados. As humidades de equilíbrio foram determinadas para quatro temperaturas (15°C, 18°C, 20°C e 23°C) para o bacalhau salgado e a 20°C para o bacalhau fresco, utilizando sete níveis de humidade relativa do ar (40%, 45%, 50 %, 55%, 60%, 65% e 70%).

Durante cada ensaio, a massa das amostras de bacalhau foi medida periodicamente (a cada 6h) para acompanhar a evolução da secagem. Quando não ocorria uma mudança significativa na massa entre três medições consecutivas, considerou-se que o equilíbrio higroscópico foi alcançado e em seguida determinou-se o teor de humidade pelo método da estufa a $105 \pm 2^\circ\text{C}$ durante pelo menos 48 horas.



Figura 43: Câmara Higrotérmica

6.6. MODELOS DE ISOTÉRMICAS DE DESORÇÃO

Para a determinação dos parâmetros dos modelos das isotérmicas, usou-se o método de estimação não linear Quasi-Newton do programa Statistica 8.0.

Com o objetivo de definir um modelo para a determinação das isotérmicas de desorção do bacalhau salgado, foram utilizados treze modelos propostos na literatura para os ajustes respectivos dos dados experimentais (BET Modificado, Caurei, Chung-Pfost, Chung-Pfost Modificado, GAB, GAB Modificado, Halsey, Henderson Modificado, Kuhn, Oswin, Oswin Modificado, Smith e Smith Modificado). A utilização de equações matemáticas para estimar o teor de humidade de equilíbrio, apresenta a grande vantagem de predição destes valores, em condições ambientais de difícil determinação experimental.

Tabela 10: Modelos de isotérmicas de desorção

Modelo	Equação	Referência	Significado dos parâmetros
BET Modificado	$X_e = \frac{(A + B \cdot T) \cdot C \cdot HR}{(1 - HR) \cdot (1 - HR + C \cdot HR)}$	Iglesias e Chirife, 1976	A é o teor de humidade na monocamada; B é a constante do produto dependente da temperatura e C é a constante relacionada com calor de sorção.
Caurei	$X_e = \exp(\ln(A) - B \cdot HR)$	Zomorodian <i>et al.</i> , 2010	A e B são constantes do produto, dependentes da temperatura.
Chung-Pfost	$X_e = A + B \cdot \ln[-\ln(HR)]$	Pfost <i>et al.</i> , 1976	A e B são constantes do produto, dependentes da temperatura.
Chung-Pfost Modificado	$X_e = A - B \cdot \ln[-(T + C) \cdot \ln(HR)]$	Corrêa <i>et al.</i> , 2006	A, B e C são constantes do produto.

GAB	$X_e = \frac{ABC(HR)}{[1 - C(HR)][1 - C(HR) + BC(HR)]}$	Van den Berg, 1984	A é o teor de humidade na monocamada; B e C são constantes relacionadas à energia de interação entre as moléculas de água das camadas.
GAB Modificado	$X_e = \frac{A \cdot T \cdot C \cdot (HR)}{[1 - C(HR)][1 - C(HR) + TC(HR)]}$	Myhara <i>et al.</i> , 1998	A é o teor de humidade na monocamada; B e C são constantes relacionadas à energia de interação entre as moléculas de água das camadas.
Halsey	$X_e = \left(-\frac{A}{\ln(HR)} \right)^{1/B}$	Halsey, 1948	A e B são constantes do produto, dependentes da temperatura.
Henderson Modificado	$X_e = \left[\frac{\ln(1 - HR)}{-A \cdot (T + B)} \right]^{1/C}$	Thompson <i>et al.</i> , 1986	A, B e C são constantes do produto.
Kuhn	$X_e = \frac{A}{\ln(HR)} + B$	Zomorodian <i>et al.</i> , 2010	A e B são constantes do produto, dependentes da temperatura.
Oswin	$X_e = A \left(\frac{HR}{1 - HR} \right)^B$	Oswin, 1946	A e B são constantes do produto, dependentes da temperatura.
Oswin Modificado	$X_e = \frac{A + (B \cdot T)}{\left(\frac{1 - HR}{HR} \right)^{1/C}}$	Jamali <i>et al.</i> , 2005	A e B são constantes do produto.

Smith	$X_e = A - (B \cdot T) - C \cdot \ln(1 - HR)$	Smith, 1947	A é a quantidade de água na primeira fracção adsorvida, B é a constante do produto e C é a quantidade de água na fracção de humidade da multicamada.
Smith Modificado	$X_e = (A + B \cdot T) - (C + D \cdot T) \cdot \ln(1 - HR)$	Ghodake <i>et al.</i> , 2007	A é a quantidade de água na primeira fracção adsorvida, B é a constante do produto e C é a quantidade de água na fracção de humidade da multicamada.

6.7. ANÁLISES ESTATÍSTICAS

Foram utilizados como critérios o coeficiente de correlação de Pearson, o erro padrão médio e o desvio relativo médio. Os melhores ajustes são os que apresentam maior coeficiente de correlação (próximo à unidade) e menores erro e desvio relativo médio (próximo a 10%).

6.7.1. Coeficiente de correlação de Pearson

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n (VO_i - \overline{VO})(VP_i - \overline{VP})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (VO_i - \overline{VO})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (VP_i - \overline{VP})^2}} \quad (18)$$

em que:

VO = Valor observado experimentalmente

VP = Valor previsto pelo modelo

n = número de pontos

\overline{VO} = média aritmética dos valores observados

\overline{VP} = média aritmética dos valores previstos

6.7.2. Erro padrão médio

$$EP = 100 \sqrt{\frac{1}{n-2} \left[\sum_{i=1}^n (VP - \overline{VP})^2 - \frac{[\sum_{i=1}^n (VO - \overline{VO})(VP - \overline{VP})]^2}{\sum_{i=1}^n (VO - \overline{VO})^2} \right]} \quad (19)$$

6.7.3. Desvio relativo médio

$$DR = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|VP - VO|}{VO} \quad (20)$$

6.8. RESULTADOS E DISCUSSÕES DAS ISOTÉRMICAS DE DESORÇÃO

6.8.1. Resultados experimentais das isotérmicas de desorção

A figura 44 mostra as isotérmicas do bacalhau salgado e do bacalhau fresco, em diferentes temperaturas e humidades relativas. Todas as curvas de isotérmicas apresentam a mesma forma sigmóide. As tabelas 11 e 12 mostram os valores de humidade de equilíbrio para ambos os bacalhaus.

Tabela 11: Valores médios das humidades de equilíbrio em função da temperatura e da humidade relativa para o bacalhau salgado

Temperatura (°C)	Humidade Relativa (%)						
	40	45	50	55	60	65	70
15	10,67	11,63	13,86	16,75	20,95	28,33	40,81
18	8,70	9,51	10,25	13,05	16,08	23,49	36,05
20	7,97	8,09	8,68	10,23	13,32	20,63	33,02
23	5,96	6,83	7,01	8,02	10,73	18,29	28,09

Tabela 12: Valores médios das humidades de equilíbrio para o bacalhau fresco para a temperatura de 20°C

Humidade Relativa (%)	Humidade de equilíbrio (%)
70	21.21
65	16.13
60	15.28
55	14.67
50	13.90
45	13.13
40	11.80

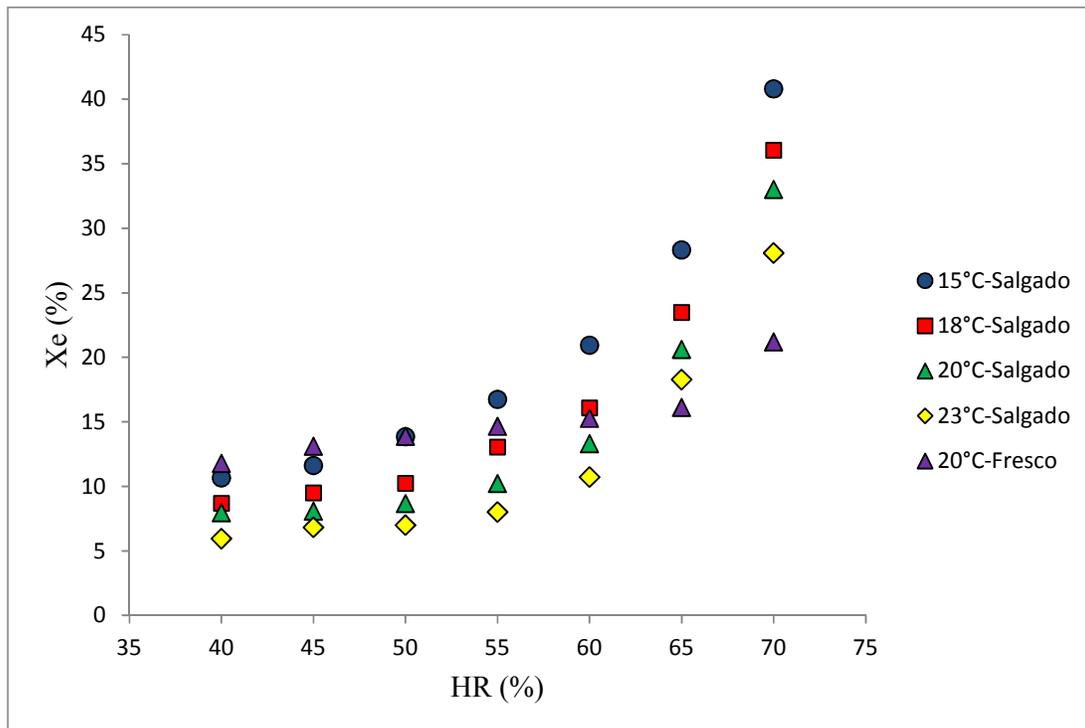


Figura 44: Isotérmicas do bacalhau salgado verde e do bacalhau fresco

6.8.2. Influência da temperatura e da humidade relativa no teor de água de equilíbrio

Os valores das humidades de equilíbrio do bacalhau salgado diminuem com o aumento da temperatura do ar ambiente. De acordo com Kaleemullah (2004), quando a temperatura aumenta, a pressão de vapor da humidade dentro do bacalhau aumenta e acelera a transferência de humidade do produto para o ar ambiente.

Quanto à influência da humidade relativa do ar, os valores para o teor de humidade de equilíbrio, tanto do bacalhau salgado como do fresco, aumentaram com o aumento da humidade relativa a temperatura constante. Resultados similares também foram encontrados para sardinha (Djendoubi *et al.*, 2009; Hadrich, Boudhrioua e Kechaou, 2008; Bellagha *et al.*, 2005; Sablani *et al.*, 2001), camarão (Prachayawarakorn *et al.*, 2002), cação (Guizani *et al.*, 2008) e lagosta (Vega-Gálvez, 2009).

6.8.3. Influência do sal no teor de água de equilíbrio

Foi observado um comportamento diferente para a isotérmica de desorção do bacalhau salgado em relação ao bacalhau fresco. A adição de quantidades elevadas de cloreto de sódio em todos os produtos alimentares modifica as suas características de sorção de água. A alta concentração de sal provoca uma mudança física, diminuindo a pressão de vapor de água no produto e, assim, diminui sua atividade de água (Bellagha *et al.*, 2005). Os valores de humidade de equilíbrio foram menores para o bacalhau fresco em relação ao bacalhau salgado para as humidades relativas do ar de 70% e 65%. Para humidades relativas do ar igual ou inferior a 60%, os valores de humidade de equilíbrio foram menores para o bacalhau salgado. Acima da humidade relativa de 65% e, como o teor de sal é adicionado para o peixe, o teor de água também aumenta, mostrando que mais água é adsorvida quando o teor de sal é maior. Como este absorve a água, o peixe salgado parece atuar como uma solução saturada de sal. O mesmo foi obtido por Bellagha *et al.* (2005). A partir dos resultados obtidos por diferentes autores, observa-se que as isotérmicas de sorção de peixe salgado possuem um formato diferente das sem sal.

6.8.4. Ajuste dos modelos das isothermas de sorção

A partir dos resultados obtidos pelos diferentes modelos e das análises estatísticas realizadas, concluiu-se que o modelo de GAB Modificado era o melhor para prever o comportamento das isothermas de sorção do bacalhau salgado. Esta escolha é também

confirmada a partir da análise gráfica dos resíduos, feita para o modelo estudado e para todas as temperaturas.

A comparação entre os dados experimentais e os simulados pelo modelo de GAB Modificado para cada temperatura é mostrada nas figuras 45 a 48. Os valores estimados para os parâmetros deste modelo estão listados na tabela 13. Os valores dos parâmetros dos demais modelos encontram-se no Anexo (B.1), bem como os gráficos das demais simulações (B.2). Estes resultados também podem ser encontrados em Boeri *et al.* (2011-a)

Tabela 13. Valores dos parâmetros estimados para o modelo de GAB Modificado para o teor de água de equilíbrio do bacalhau salgado

Temperatura (°C)	A	C
15	5,57278	1,2361
18	4,08832	1,2679
20	3,30071	1,2867
23	2,67351	1,2945

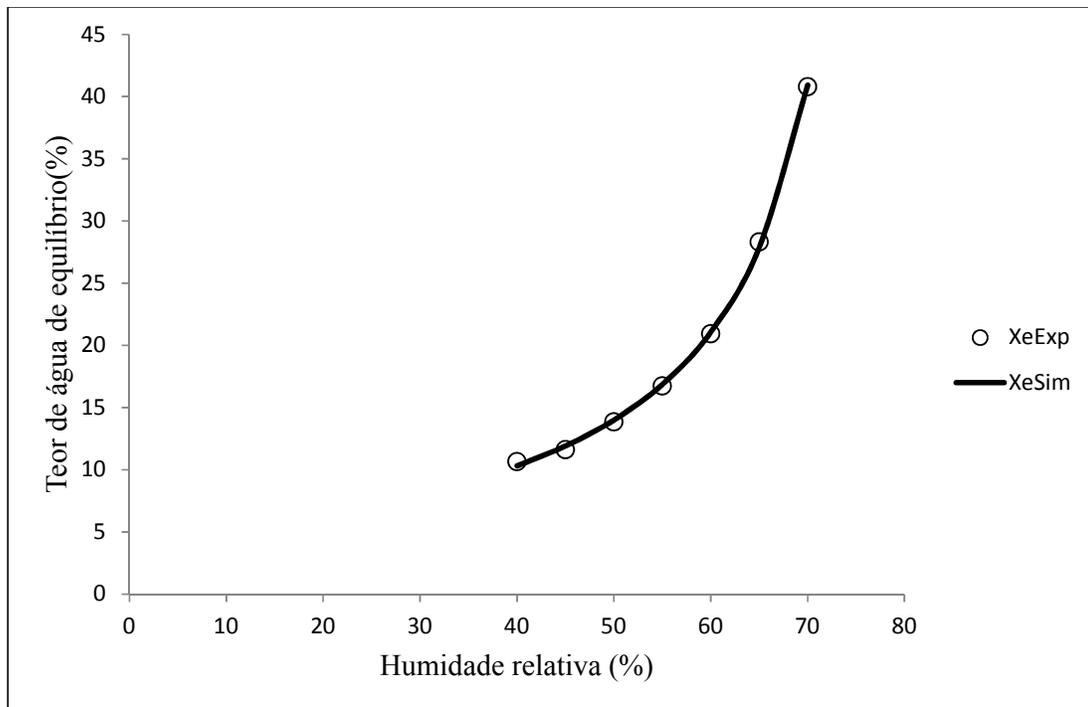


Figura 45: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de GAB Modificado – Temperatura de 15°C

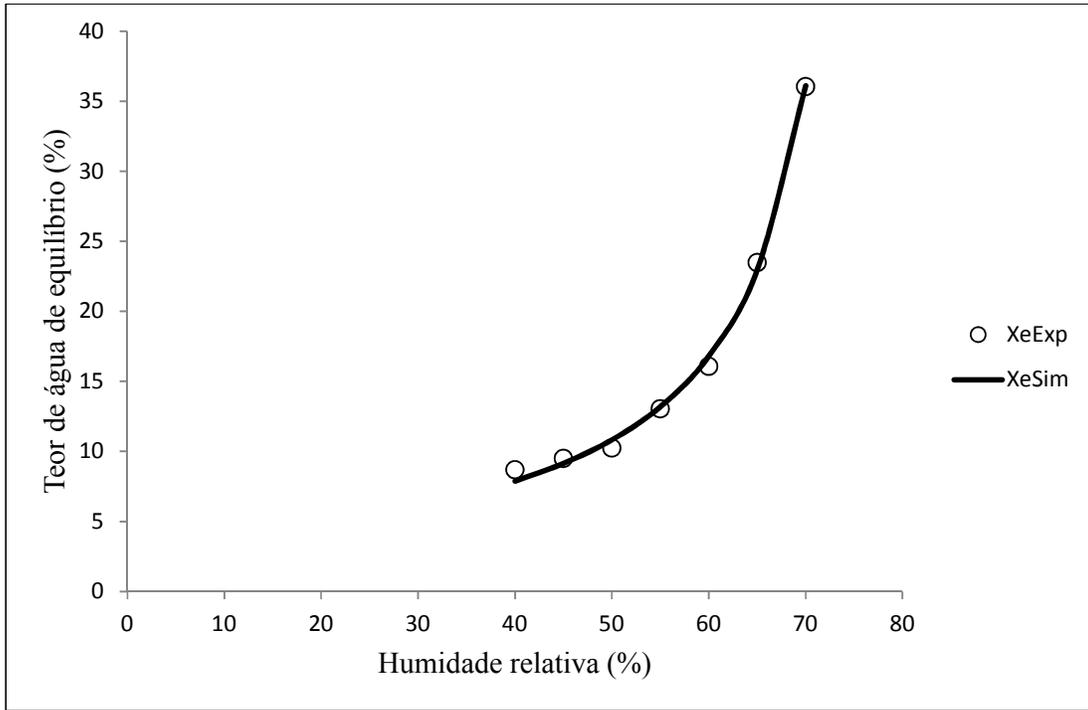


Figura 46: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de GAB Modificado – Temperatura de 18°C

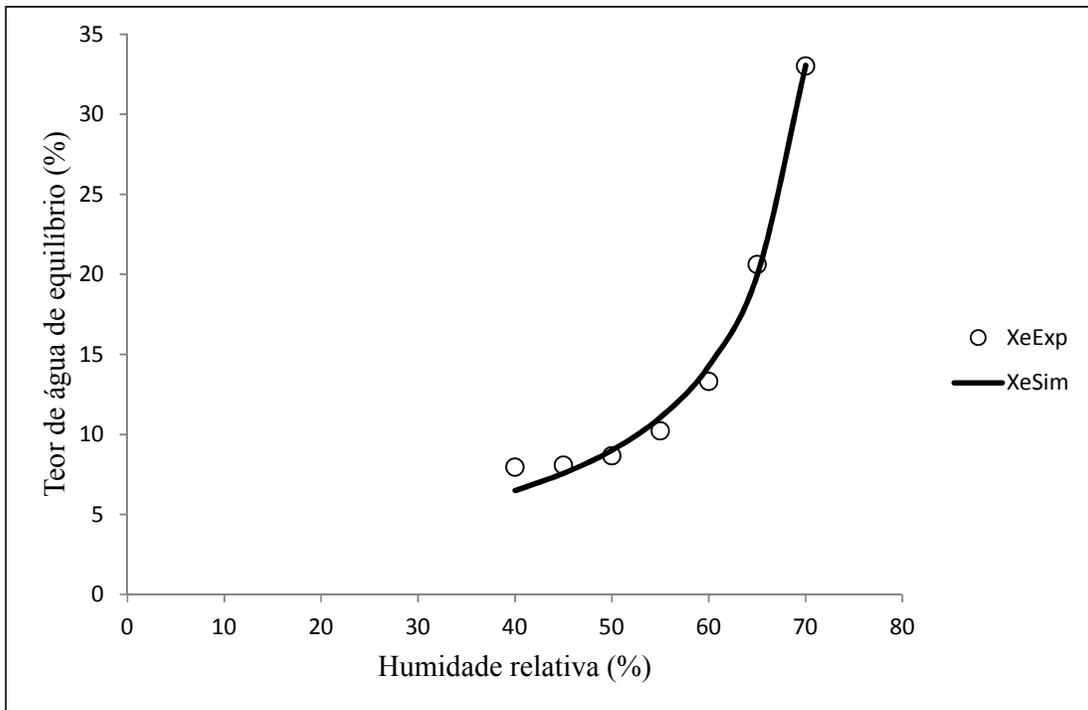


Figura 47: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de GAB Modificado – Temperatura de 20°C

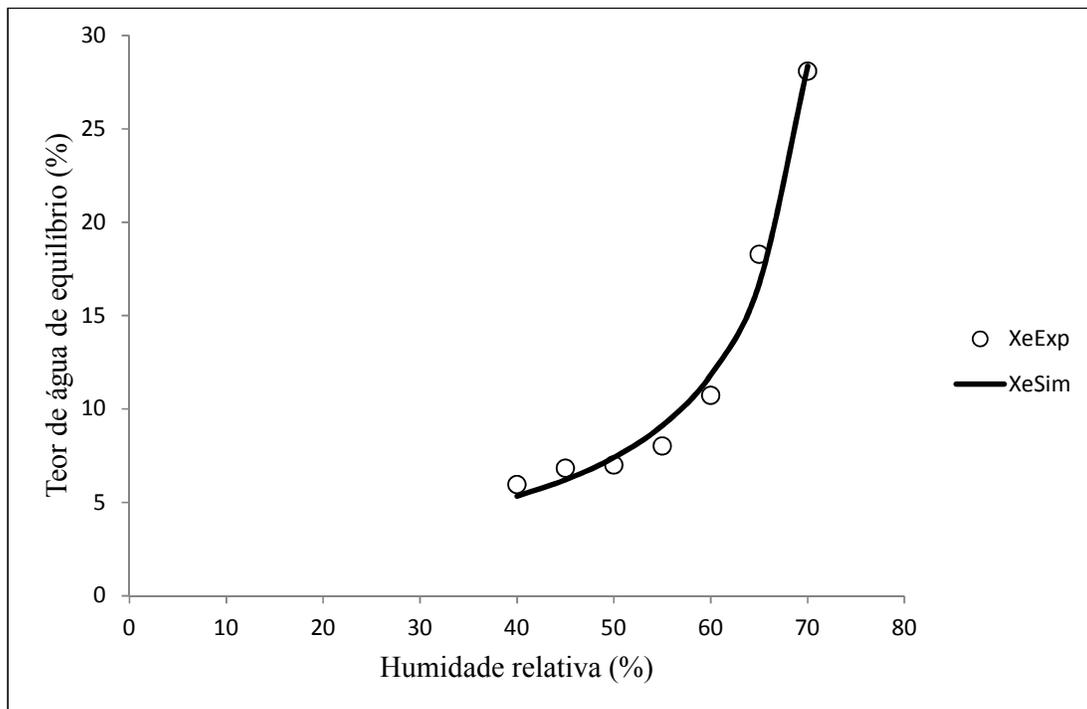


Figura 48: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de GAB Modificado – Temperatura de 23°C

6.8.5. Análise estatística

As análises estatísticas realizadas (coeficiente de correlação de Pearson, erro padrão médio e desvio relativo médio), para todos os modelos estudados, são mostradas nas tabelas 31 a 34 no Anexo (B.3), bem como os gráficos dos resíduos para cada modelo utilizado.

Dos resultados obtidos nas análises fica comprovado que o modelo de GAB Modificado é o que melhor prevê os dados das isotermas de sorção, com os menores erros e as maiores correlações. Isto também é confirmado na análise dos resíduos para cada temperatura estudada.

6.9. METODOLOGIA EXPERIMENTAL PARA O PROCESSO DE SECAGEM

6.9.1. Obtenção das amostras

As amostras para secagem foram obtidas por corte do bacalhau de acordo com o ilustrado na figura 49.

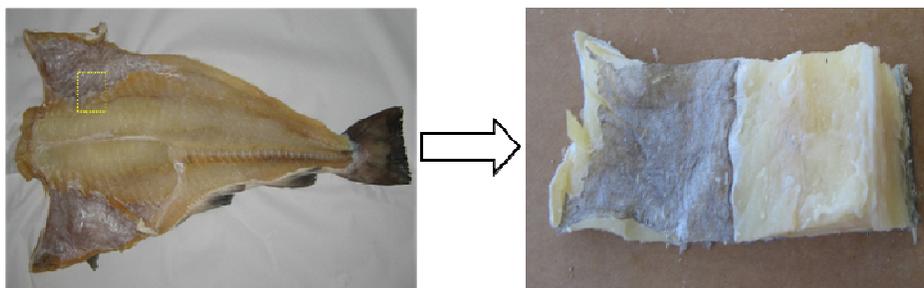


Figura 49: Esquema do corte do bacalhau

A matéria-prima, devidamente cortada na geometria de placa plana, teve a sua massa medida bem como as suas três dimensões.

6.9.2. Planificação experimental

O processo de secagem de bacalhau foi estudado mediante planeamento experimental, com três variáveis independentes, totalizando 34 ensaios. As variáveis controladas no processo de secagem foram a temperatura (15°C, 18°C, 20°C e 23°C), a humidade relativa do ar (40%, 45%, 50%, 55%, 60% e 65%) e a velocidade do ar (1,5m/s e 2m/s). As variáveis dependentes foram a perda de massa e a perda de água. Cada ensaio foi feito em duplicado.

A tabela 14 mostra o planeamento utilizado:

Tabela 14 - Planificação experimental para avaliar a secagem de bacalhau

Ensaio	Temperatura (°C)	Humidade relativa (%)	Velocidade (m/s)
1	15	40	2
2	15	50	2
3	15	55	2
4	15	60	2
5	15	65	2
6	15	50	1,5
7	15	55	1,5
8	15	60	1,5
9	15	65	1,5
10	18	45	2
11	18	50	2
12	18	55	2
13	18	60	2
14	18	50	1,5
15	18	60	1,5
16	18	65	1,5
17	20	40	2
18	20	45	2
19	20	50	2
20	20	55	2
21	20	60	2
22	20	65	2
23	20	45	1,5
24	20	50	1,5
25	20	55	1,5
26	20	60	1,5
27	20	65	1,5
28	23	50	2
29	23	55	2
30	23	45	1,5
31	23	50	1,5
32	23	55	1,5
33	23	60	1,5
34	23	65	1,5

6.9.3. Determinação do teor de água inicial da amostra

Para a determinação do teor de água inicial, foi utilizado o método da secagem em estufa. Amostras com uma massa aproximada de 20g foram retiradas da amostra a secar convectivamente, tendo sido determinada a sua massa previamente à colocação em estufa a 105 ± 2 °C durante pelo menos 48h para determinação da sua matéria seca, através da nova medição de sua massa.

O teor de água foi, então, determinado através das equações 21 e 22:

$$X_{bs} = \frac{(m_0 - m_f)}{m_f} \cdot 100 \quad (21)$$

$$X_{bu} = \frac{(m_0 - m_f)}{m_0} \cdot 100 \quad (22)$$

em que:

X_{bs} = Teor de água em base seca ($\text{g}_{\text{água}}/\text{g}$)

X_{bu} = Teor de água em base húmida ($\text{g}_{\text{água}}/\text{g}$)

m_0 = Massa inicial (g)

m_f = Massa final (g)

Neste trabalho, foi utilizado sempre o teor de água em base húmida.

6.9.4. Determinação do teor de água final da amostra

O teor de água final da amostra foi determinado de forma semelhante ao teor de água inicial, com a utilização da amostra retirada do secador, após o término de cada experiência de secagem.

6.9.5. Determinação da perda de massa da amostra

A perda de massa da amostra de bacalhau, ao longo do tempo de secagem, foi obtida através da aquisição dos dados lidos pela balança digital, localizada dentro da estação de secagem. A aquisição da massa foi feita de 15 em 15 minutos, através de um programa construído na plataforma MatLab[®] 7.0.1.

6.9.6. Determinação do teor de água instantâneo da amostra

Tendo-se a massa da amostra em cada intervalo de tempo, foi possível determinar o teor de água instantâneo através da expressão descrita pela equação 23.

$$X = \frac{(X_f - X_0) \cdot (m - m_0)}{(m_f - m_0)} + X_0 \quad (23)$$

em que:

X_f é o teor de água final (% g_{água}/g);

X_0 é o teor de água inicial (% g_{água}/g);

m é a massa instantânea (g);

m_0 é a massa inicial (g);

m_f é a massa final (g).

6.9.7. Determinação do teor de água adimensional

Com os valores dos teores de água inicial, de equilíbrio e instantâneos da amostra de bacalhau, obtiveram-se os valores do teor de água adimensional para cada processo de secagem (equação 24):

$$X_{ad} = \frac{X - X_e}{X_0 - X_e} \quad (24)$$

em que:

X_{ad} é o teor de água adimensional;

X é o teor de água instantâneo do produto (% g_{água}/g);

X_e é o teor de água de equilíbrio (% g_{água}/g);

X_0 é o teor de água inicial (% g_{água}/g).

6.9.8. Determinação da variação da temperatura na amostra

Para avaliar como ocorre a variação da temperatura na amostra durante o processo de secagem, foram inseridos termopares na amostra em três diferentes posições: próximo da superfície superior, no plano intermédio da amostra e próximo da superfície inferior da amostra. Os termopares eram do tipo “T” com 400x1mm.

6.9.9. Determinação da humidade absoluta do ar

Para cada ensaio de secagem, foi necessário determinar a humidade absoluta do ar, para os valores correspondentes de temperatura e humidade relativa.

O cálculo é feito de acordo com a equação 25:

$$HA = \frac{0,622}{\left(\frac{P_{atm}}{\left(\frac{HR}{100}\right) * P_{sat}}\right) - 1} \cdot 1000 \quad (25)$$

sendo:

HA = Humidade absoluta do ar (g/m^3)

P_{atm} = Pressão atmosférica (Pa)

HR = Humidade relativa do ar (%)

P_{sat} = Pressão de saturação (Pa) à temperatura na câmara de secagem.

O valor da pressão atmosférica é 101325 Pa. Já a pressão de saturação depende da temperatura desejada, sendo os valores obtidos através de uma carta psicrométrica.

6.10. PROCESSO DE SECAGEM CONVECTIVA

No início de cada experiência, uma amostra de bacalhau foi colocada na câmara de secagem sobre uma balança digital. A massa da amostra foi adquirida de forma contínua pelo sistema de monitorização e as leituras foram registadas a cada 15 minutos. Cada ensaio foi realizado durante 70h, controlando-se as variáveis temperatura, humidade relativa e velocidade do ar de secagem. A descrição da metodologia utilizada pode ser consultada em Boeri *et al.* (2011-b, 2010-a, 2010-b, 2010-c e 2009).

Capítulo 7

Resultados e Discussão

7.1. INTRODUÇÃO

Neste capítulo são apresentados e discutidos os resultados obtidos na etapa experimental, nomeadamente no que se refere à influência da temperatura, humidade relativa e velocidade do ar nas curvas de secagem e nas taxas de secagem.

7.2. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Com o objetivo de obter informações sobre a cinética de secagem do bacalhau salgado verde, foram construídas curvas do teor de água adimensional em função do tempo nas diferentes condições operacionais utilizadas, bem como analisada a variação da temperatura no interior da amostra durante o processo de secagem. Os gráficos das diferentes condições experimentais utilizadas encontram-se em anexo (C.2). A título de exemplo, são mostradas nesta seção alguns dos resultados obtidos para um conjunto de experiências.

7.2.1. Variação da temperatura no interior da amostra

A figura 50 mostra a variação da temperatura na amostra na primeira hora de secagem, enquanto que a figura 51 apresenta a evolução das temperaturas durante todo o ensaio, para uma das experiências realizadas. Os gráficos correspondentes às experiências

encontram-se em anexo (C.1). Nas legendas têm-se as informações sobre os as temperaturas lidas pelos termopares, sendo:

- T_Superior = Temperatura do termopar na posição superior da amostra;
- T_Meio = Temperatura do termopar no meio da amostra;
- T_Inferior = Temperatura do termopar na posição inferior da amostra;
- T_Ambiente = Temperatura no exterior da instalação experimental;
- T_des_Estação = Temperatura desejada dentro da instalação experimental;
- T_atिंग_Estação = Temperatura atingida dentro da instalação experimental.

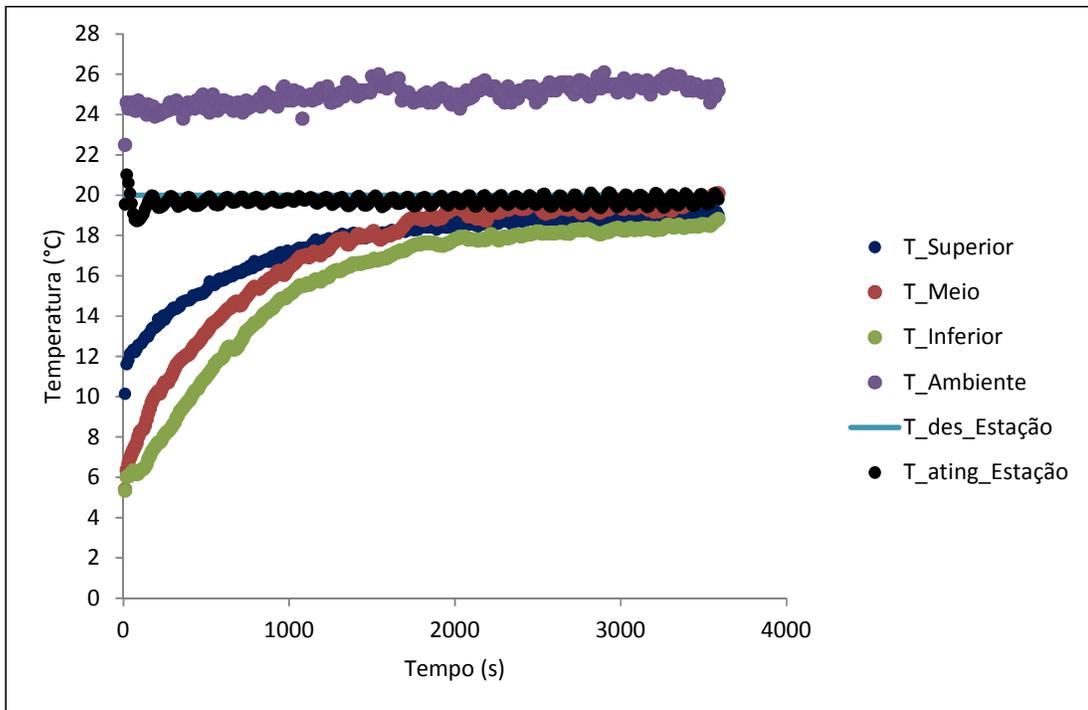


Figura 50: Variação da temperatura no interior da amostra na primeira hora de secagem – $T=20^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=50\%$; $v=1,5\text{m/s}$

As baixas temperaturas no interior da amostra, no início da experiência, se devem ao fato de a amostra se encontrar no refrigerador a 4°C .

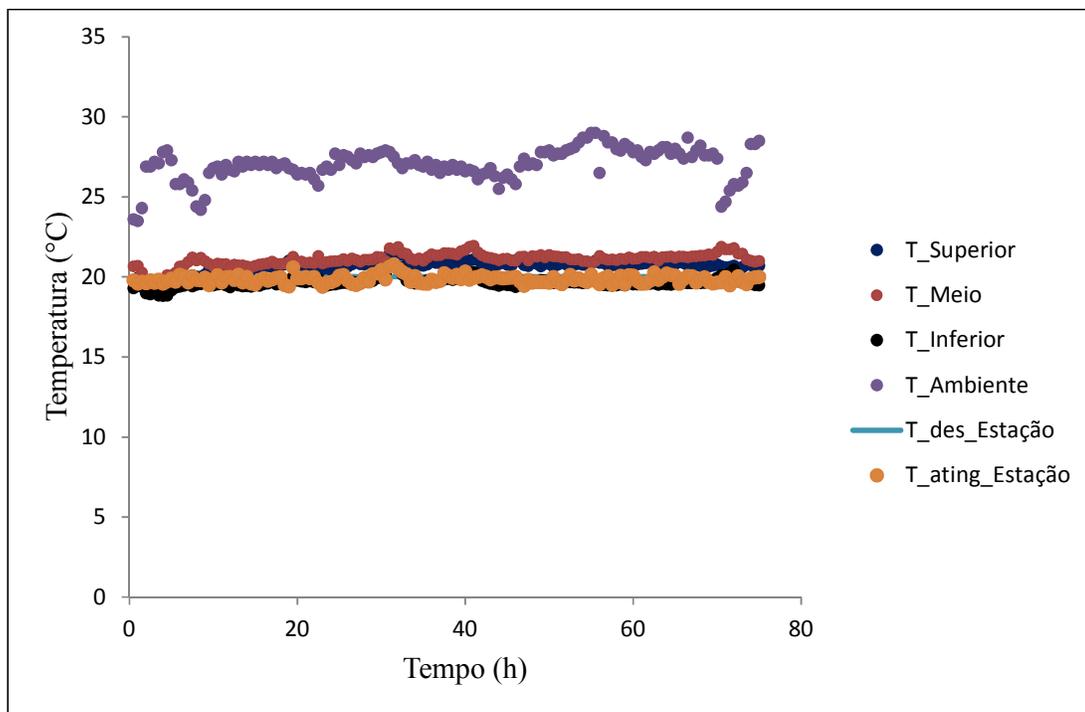


Figura 51: Variação da temperatura no interior da amostra durante todo o ensaio – T=20°C; HR=50%; v=1,5m/s

7.2.2. Efeito da temperatura do ar nas curvas de secagem

Todas as curvas de variação de massa da amostra em ordem ao tempo de secagem mostram uma clara tendência exponencial e, como esperado, observou-se que a secagem ocorre mais rapidamente quando há um aumento da temperatura (figuras 52 a 54). As demais figuras encontram-se em anexo (C.3) e em Boeri *et. al* (2011-c) e corroboram estes resultados.

Observa-se que a influência da temperatura do ar de secagem é bem acentuada na diminuição do teor de humidade da amostra para as condições constantes de humidade relativa e velocidade do ar de secagem, com consequente aumento da taxa de secagem, quando a temperatura do ar é aumentada.

Os resultados experimentais são consistentes com aqueles relatados na literatura para outros peixes em que a temperatura do ar é considerada o fator mais saliente que afeta a taxa de secagem (Djendoubi et al, 2009;. Vega-Gálvez et al, 2008;. Pinto e Tobinaga, 2006; Bellagha et al, 2002).

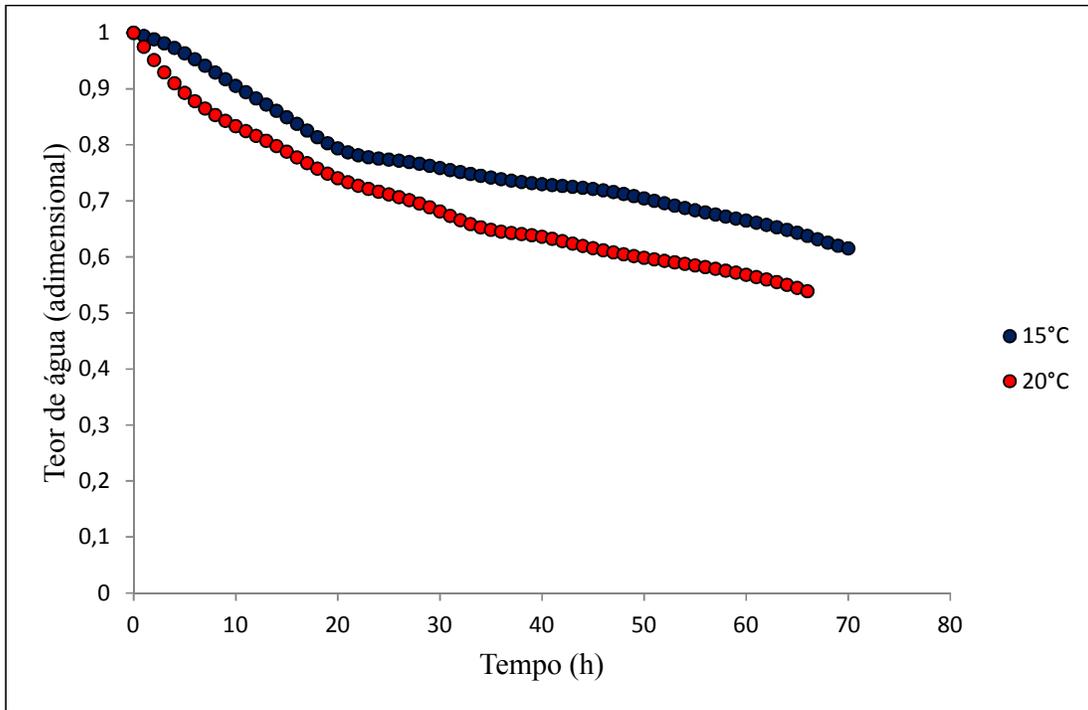


Figura 52: Influência da temperatura – HR = 40%; v = 2m/s

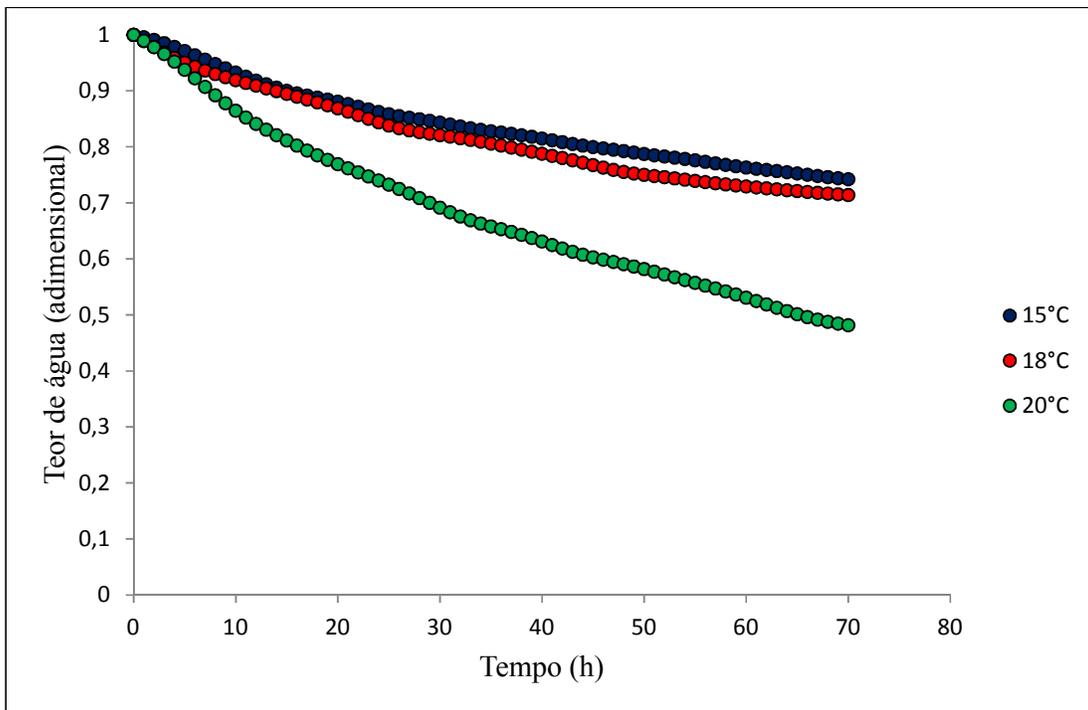


Figura 53: Influência da temperatura – HR = 55%; v = 2m/s

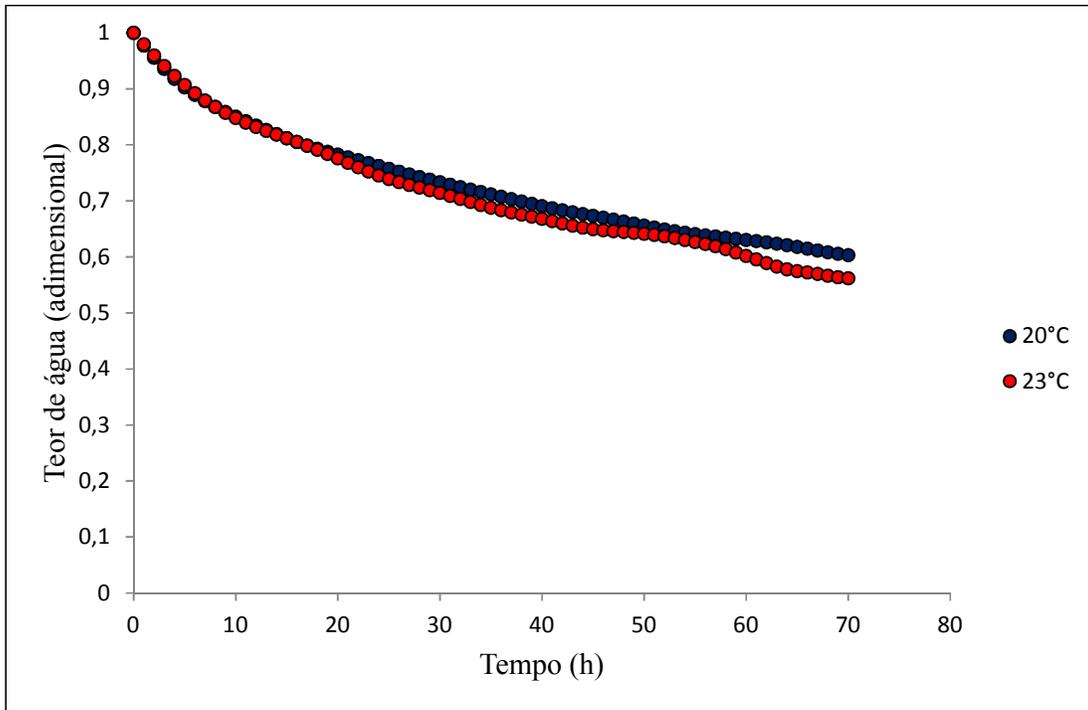


Figura 54: Influência da temperatura – HR = 45%; $v = 1,5\text{m/s}$

7.2.3. Efeito da humidade relativa do ar nas curvas de secagem

Relativamente ao efeito da humidade relativa nas curvas de secagem verifica-se que, para humidades relativas mais baixas, a secagem ocorre mais rapidamente e esse comportamento é mais evidente quando combinado com temperaturas mais elevadas (figuras 55 a 58 e anexo C.4). Observa-se que as taxas de secagem diminuem com o aumento da humidade relativa do ar a uma temperatura constante. De acordo com a Kaya, Aydin e Demirtas (2007), diminuindo o valor da humidade relativa do ar diminuiu o tempo total de secagem, devido à transferência de massa cada vez maior que ocorre nesta situação.

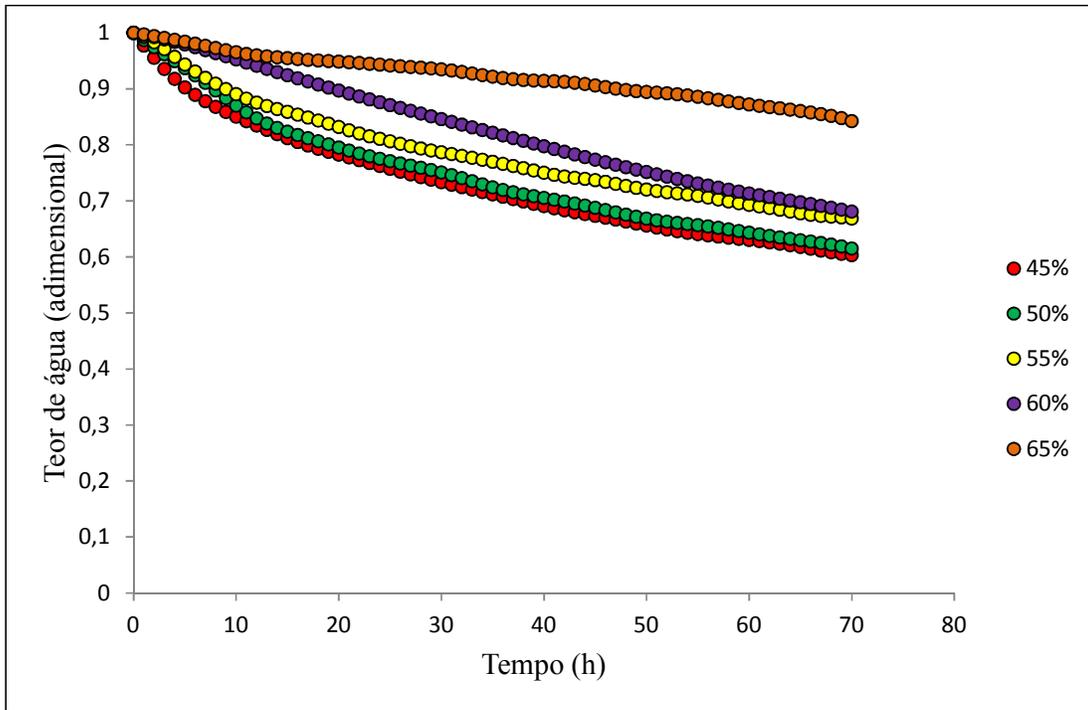


Figura 55: Influência da humidade relativa – T = 20°C; v = 1,5m/s

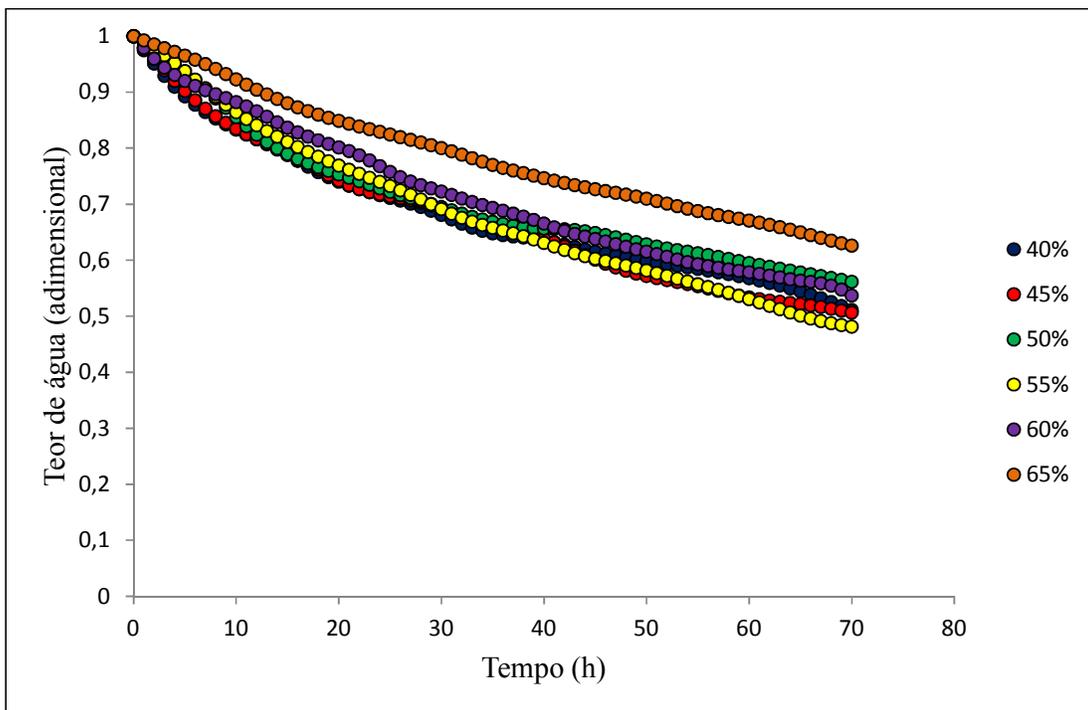


Figura 56: Influência da humidade relativa – T = 20°C; v = 2m/s

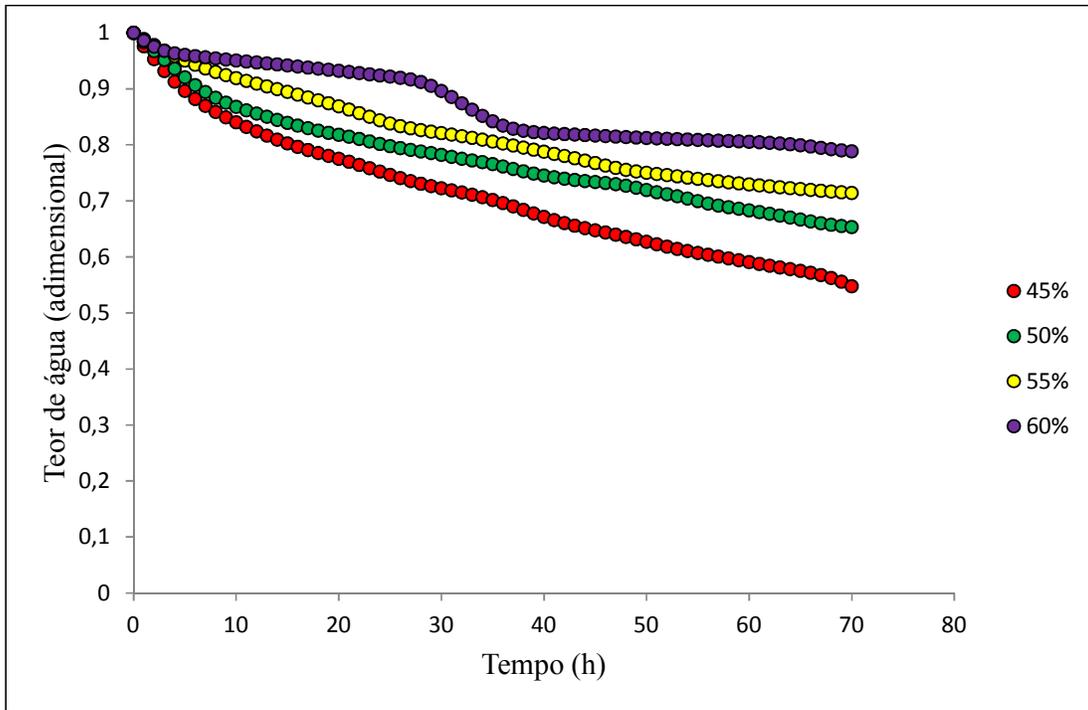


Figura 57: Influência da humidade relativa – T = 18°C; v = 2m/s

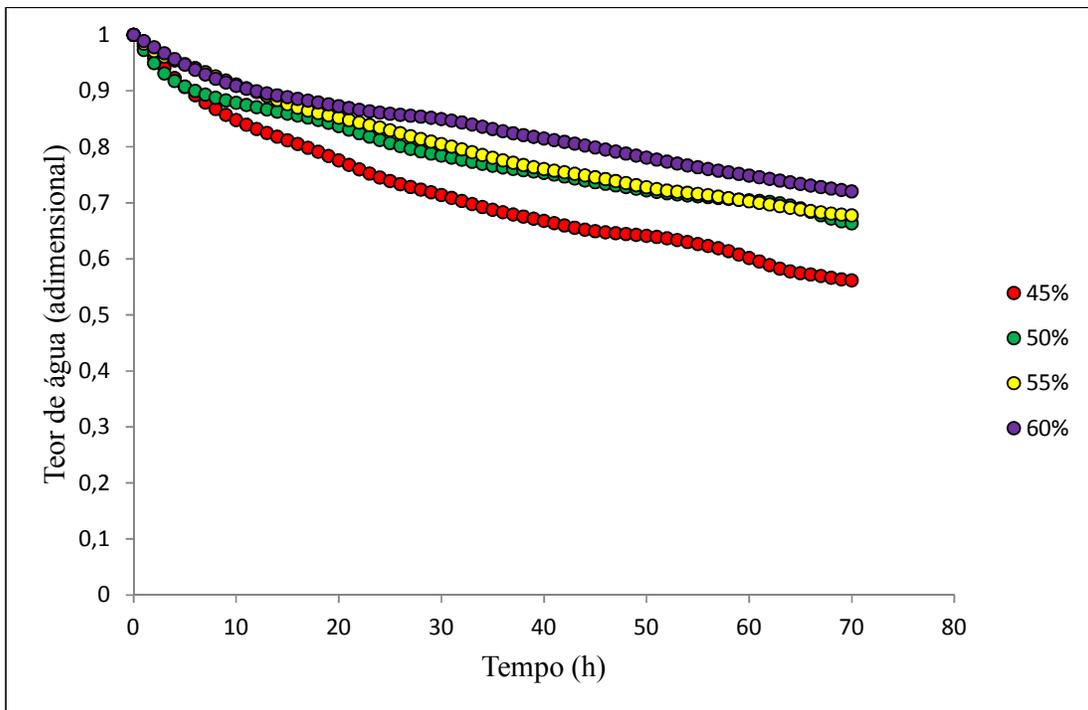


Figura 58: Influência da humidade relativa – T = 23°C; v = 1,5m/s

7.2.4. Efeito da velocidade do ar nas curvas de secagem

A influência da velocidade do ar sobre o processo de secagem de bacalhau foi analisada e os resultados podem ser vistos nas figuras 59 a 64 e nas demais em anexo (C.5.).

Diferentemente do que foi observado para a temperatura e umidade relativa, o aumento da velocidade do ar não teve influência direta sobre a secagem para as temperaturas de 15°C e 18°C: as curvas com o aumento da velocidade de 1,5 para 2m/s para estas condições mostram que a secagem ocorre mais rapidamente para a velocidade menor, verificando-se que o aumento da velocidade do ar não foi vantajoso.

De acordo com Madamba *et al.* (1996), alguns investigadores optaram por negligenciar o efeito da velocidade do ar concluindo que a resistência ao movimento de umidade da superfície para o meio de secagem é menos importante se comparado com a resistência interna. Para as situações acima mencionadas, observou-se que o aumento da velocidade do ar faz com que a secagem ocorra mais lentamente e que o efeito da magnitude da velocidade do ar não é pronunciado no processo de secagem. Este resultado está de acordo com o que foi encontrado por outros pesquisadores (Bellagha *et al.*, 2002;. Del Valle e Nickerson, 1968).

Já para a temperatura de 20°C, o aumento da velocidade do ar reflete-se diretamente na velocidade de secagem, fazendo com que ela ocorra mais rapidamente para as mesmas condições de umidade relativa e temperatura, enquanto que para a temperatura de 23°C as curvas ficam sobrepostas.

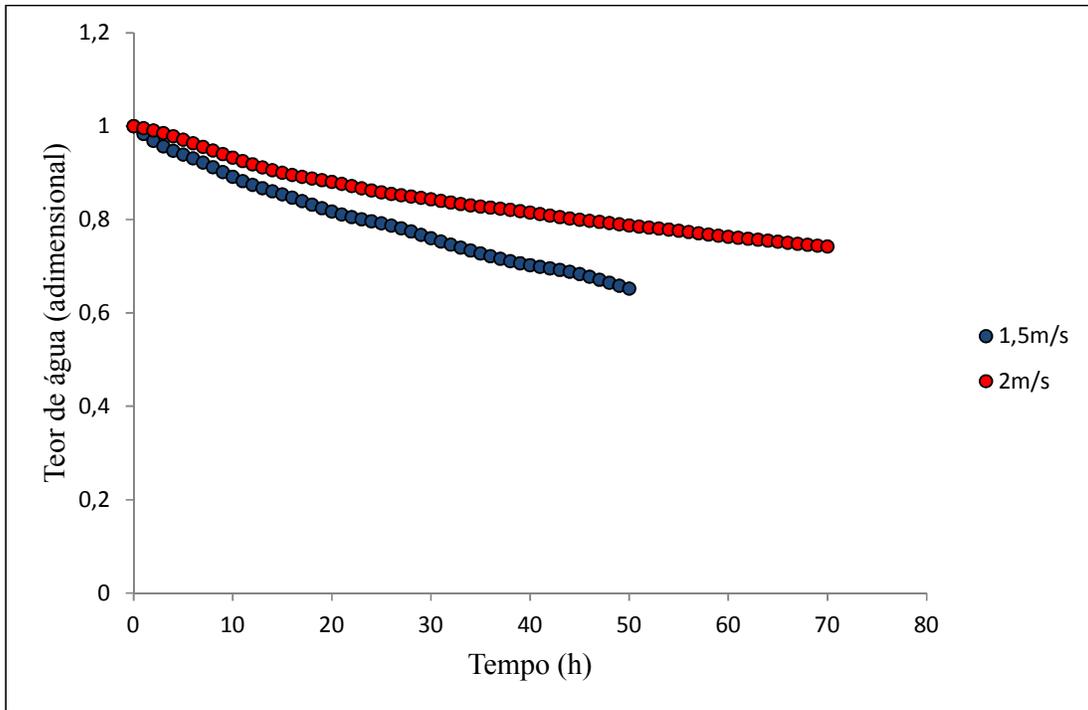


Figura 59: Influência da velocidade do ar – T = 15°C; HR = 55%

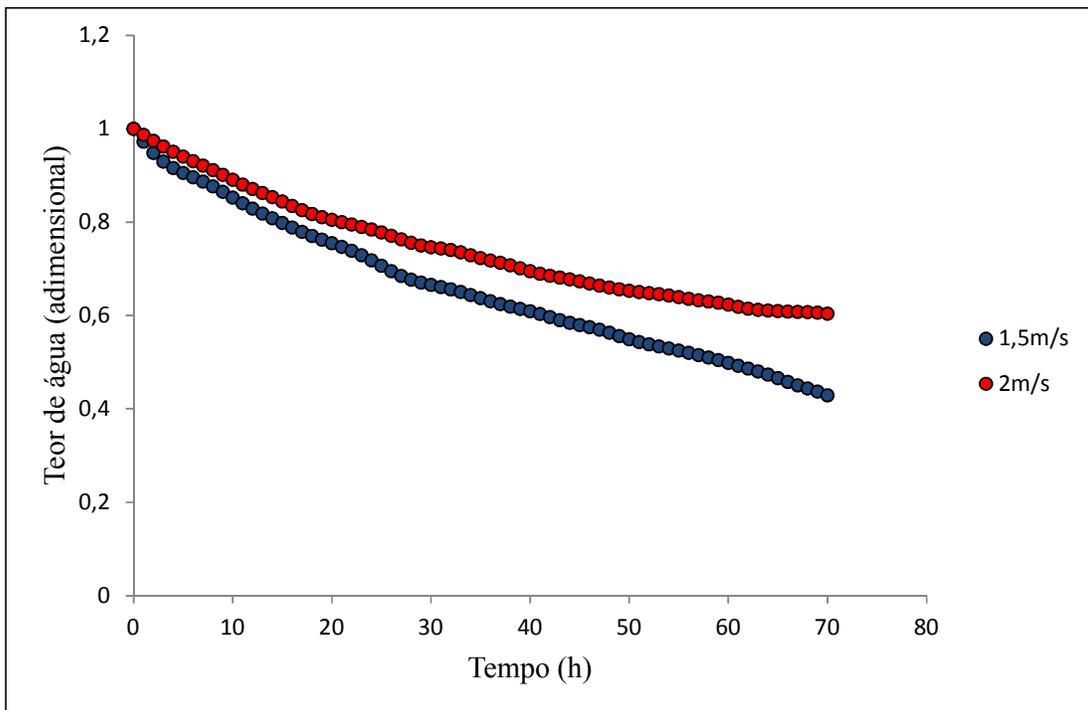


Figura 60: Influência da velocidade do ar – T = 15°C; HR = 60%

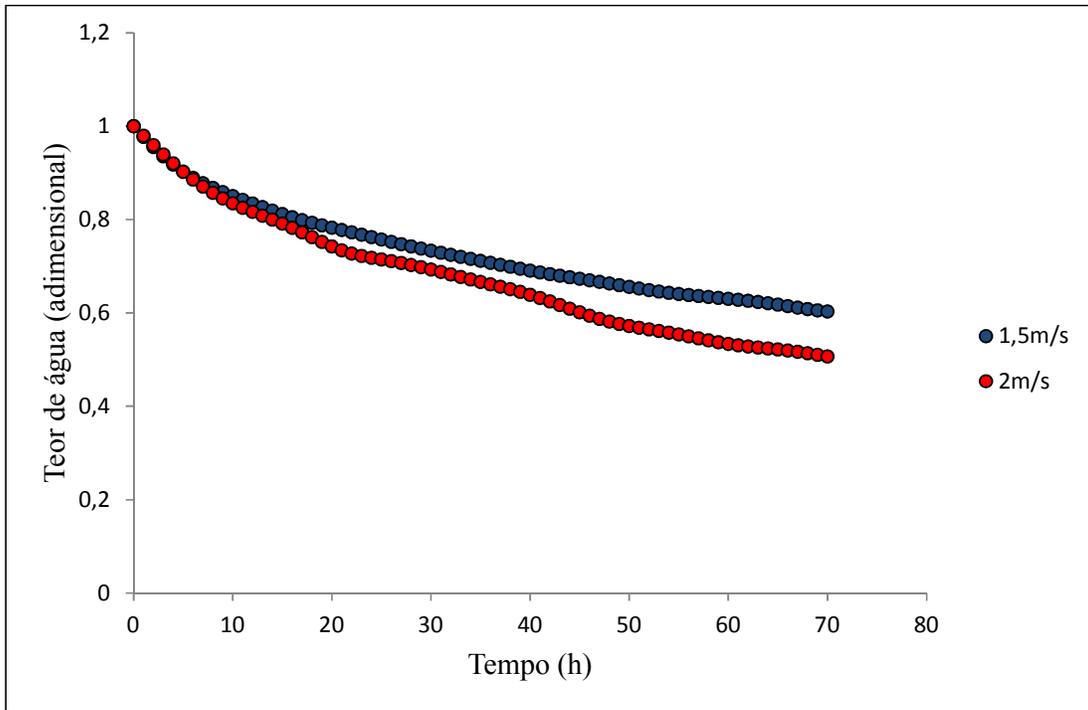


Figura 61: Influência da velocidade do ar – T = 20°C; HR = 45%

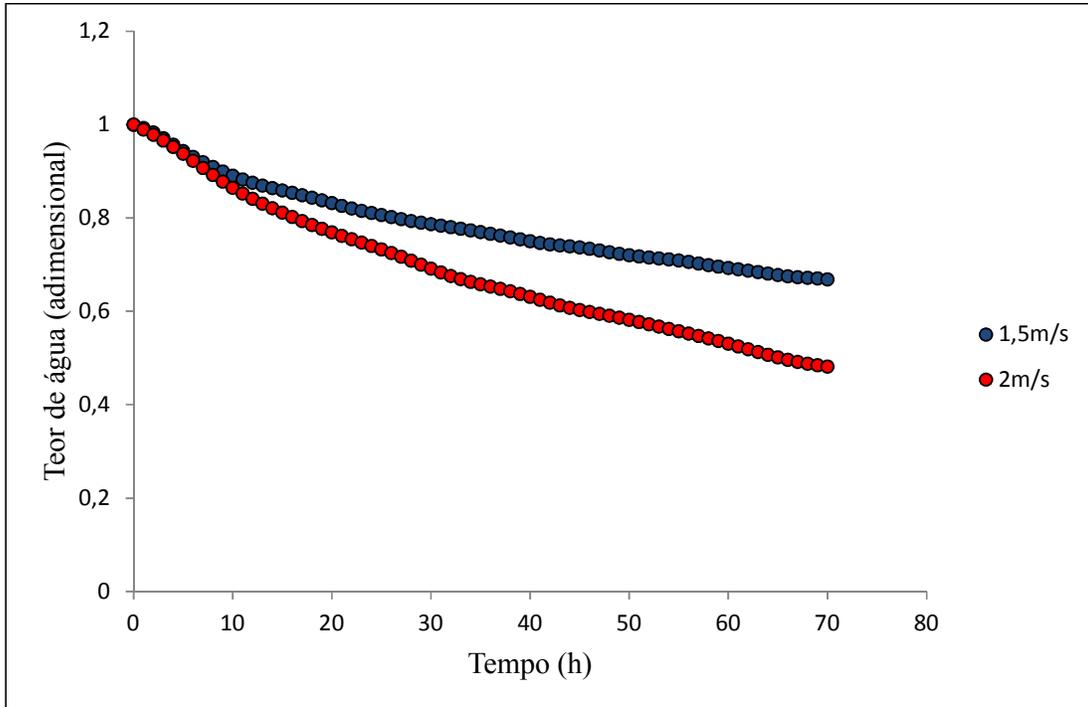


Figura 62: Influência da velocidade do ar – T = 20°C; HR = 55%

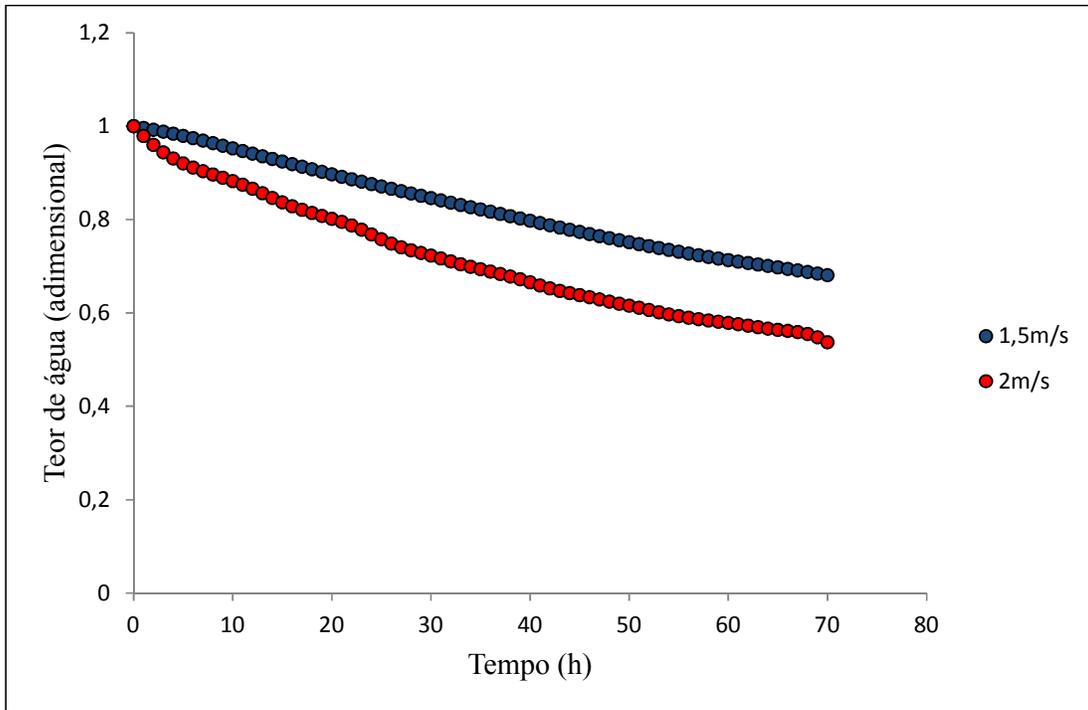


Figura 63: Influência da velocidade do ar – T = 20°C; HR = 60%

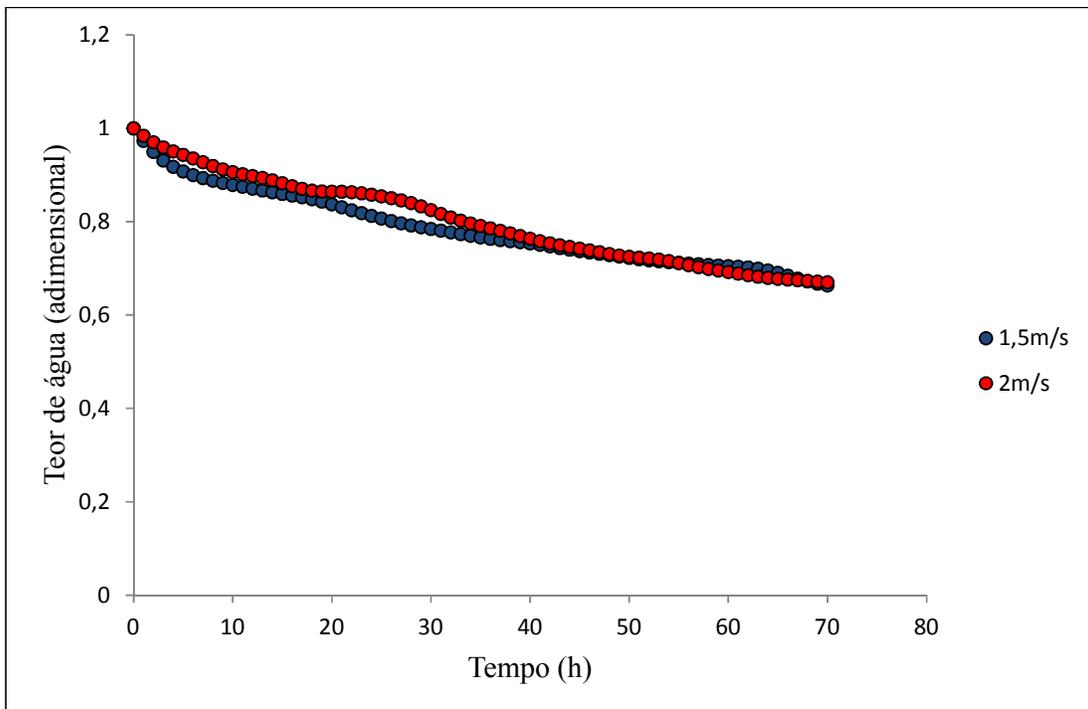


Figura 64: Influência da velocidade do ar – T = 23°C; HR = 50%

7.2.5. Taxas de secagem

Foram também construídas curvas da taxa de secagem (g de água / h) em função da humidade do material (base húmida), apresentadas nas figuras 65 a 68 e no anexo C.6.

Observa-se uma maior retirada de água durante as primeiras horas de secagem. Conforme Hall (1980), após as primeiras horas, a secagem apresentou velocidade decrescente, o que se deve ao fato de que o transporte interno da água é menor do que a taxa de evaporação; assim, a transferência de calor não é compensada pela transferência de massa e, portanto, há um aumento da temperatura do produto.

Verifica-se que a temperatura e a humidade relativa influenciam decisivamente a taxa de secagem pois, com o aumento destas variáveis, houve também um aumento na velocidade com que a humidade se difundia do interior do produto para a sua superfície. Isso significa que foi necessário um menor tempo de exposição do bacalhau ao ar aquecido para atingir o teor de humidade desejado, devido a maior disponibilidade de energia para a vaporização da água. Este comportamento acontece porque a elevação da temperatura aumenta o coeficiente de difusão de massa, o mesmo ocorrendo para humidades relativas mais baixas. O aumento da temperatura eleva a quantidade de energia a ser transferida entre o ar de secagem e a amostra, facilitando assim a transferência de massa do material para o ar de secagem. Isto ocorreu para ambas as velocidades utilizadas nas experiências.

Nota-se, também, que a velocidade do ar não influenciou de forma significativa a taxa de secagem, observando-se que as duas velocidades proporcionam taxas praticamente iguais.

Observa-se que o bacalhau, assim como a maioria dos materiais biológicos, não apresentou período de taxa constante, havendo somente o período de taxa decrescente. Isso significa que as resistências à transferência de massa se encontram essencialmente no interior do produto, fazendo com que a taxa de evaporação da superfície para o ambiente seja bem superior à taxa de reposição de humidade do interior até a superfície do material. Diante disso, pode dizer-se que o mecanismo que governa o processo de secagem de bacalhau é o difusivo.

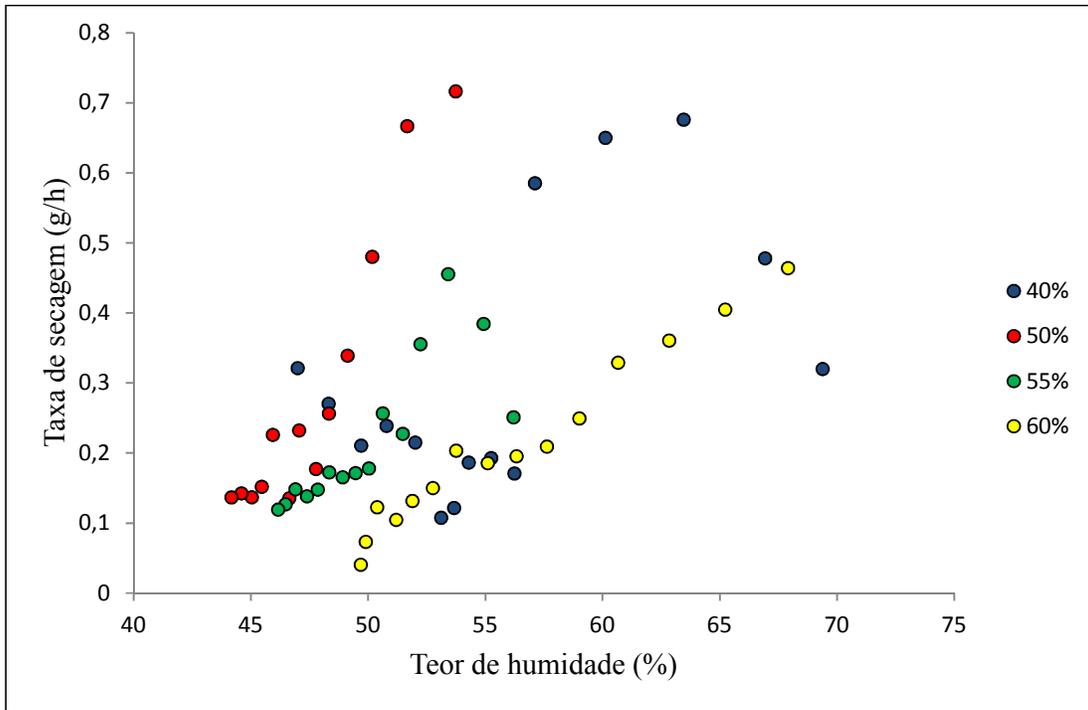


Figura 65: Comparação entre taxas de secagem para diferentes humidades relativas – T = 15°C; v = 2m/s

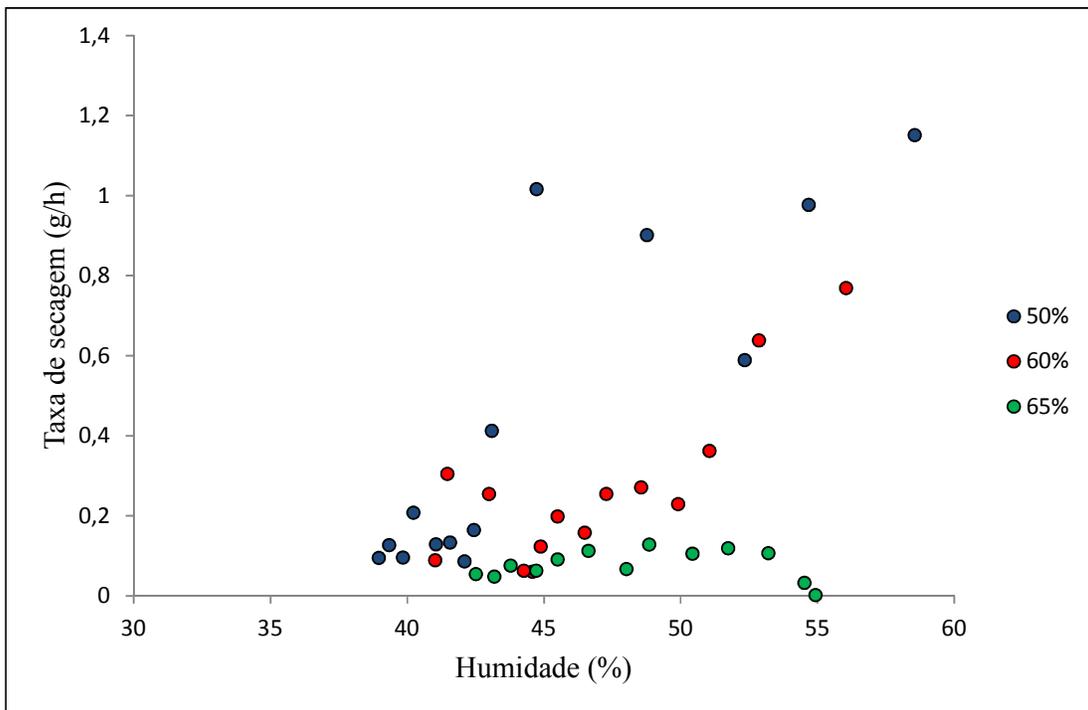


Figura 66: Comparação entre taxas de secagem para diferentes humidades relativas – T = 18°C; v = 1,5m/s

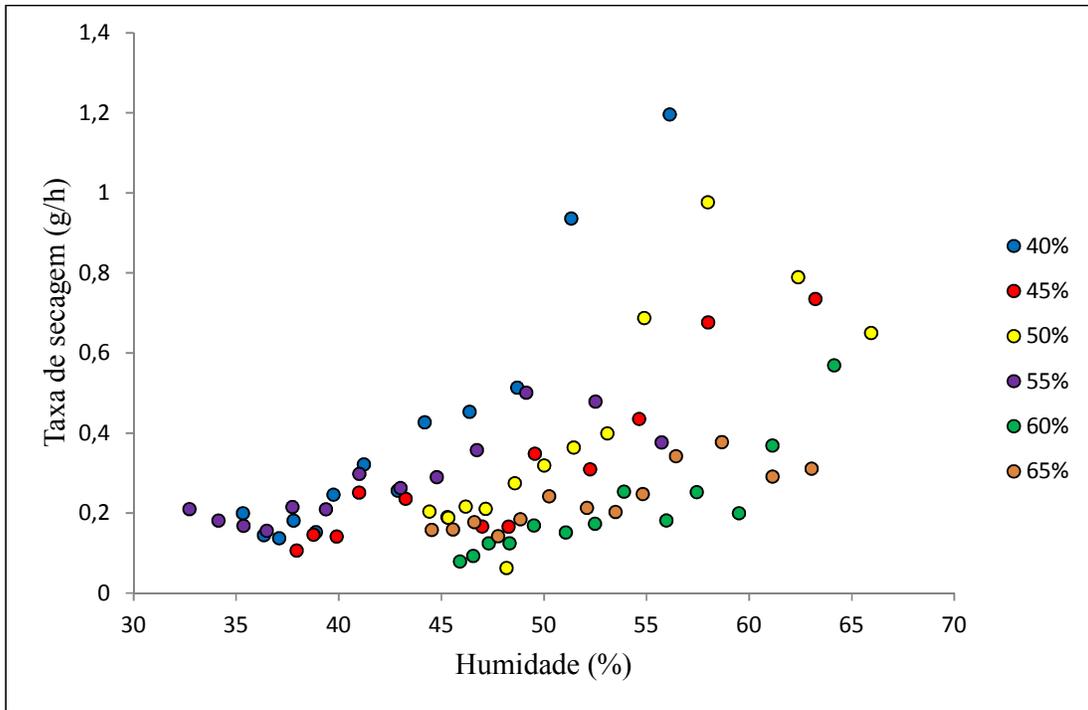


Figura 67: Comparação entre taxas de secagem para diferentes humidades relativas – T = 20°C; v = 2m/s

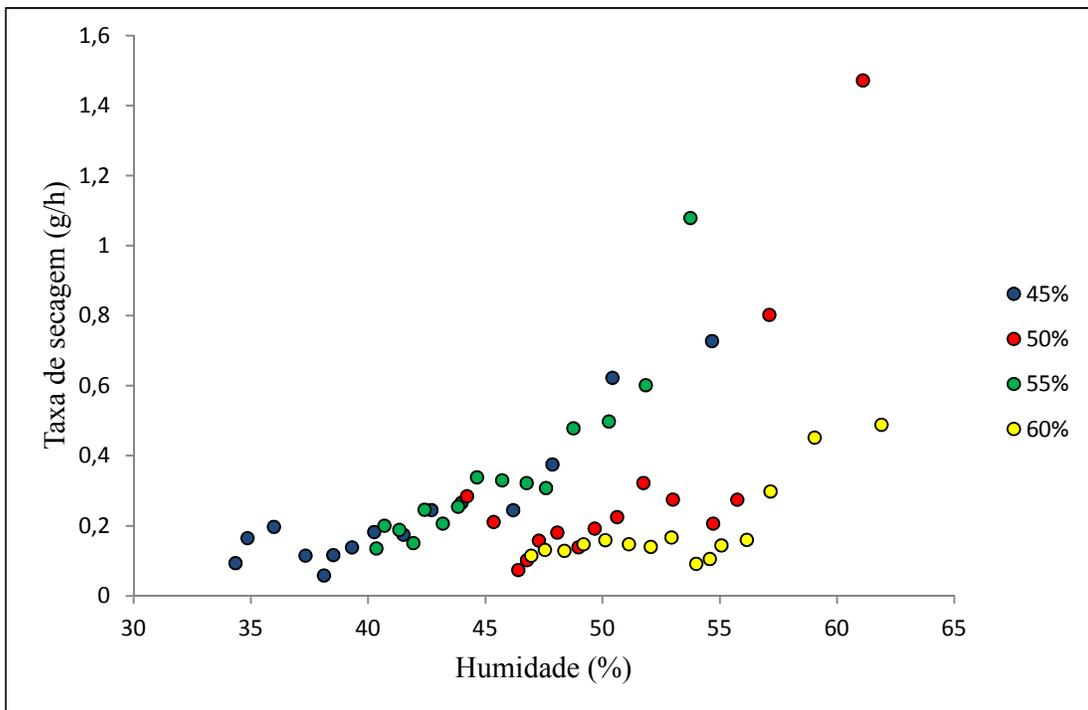


Figura 68: Comparação entre taxas de secagem para diferentes humidades relativas – T = 23°C; v = 1,5m/s

Capítulo 8

Modelação do Processo de Secagem

8.1. INTRODUÇÃO

Neste capítulo é mostrado o resultado das simulações realizadas utilizando diferentes modelos matemáticos. São apresentados os resultados obtidos na simulação pelo modelo semi-empírico de Page, pelo modelo difusivo de Fick, bem como a modelação feita através de Redes Neurais Artificiais. Estes diferentes modelos foram utilizados, a fim de verificar e seleccionar aquele que melhor descreve o processo de secagem do bacalhau salgado verde.

8.2. SIMULAÇÃO DO PROCESSO DE SECAGEM ATRAVÉS DO MODELO DE PAGE

A simulação do processo de secagem através de modelo semi-empírico foi feita utilizando-se o modelo de Page, dado por:

$$X_{ad} = e^{(-kt^Z)} \quad (26)$$

em que:

t é o tempo de secagem, em horas;

k e Z são constantes que dependem do processo de secagem (em h^{-1}) e do tipo de produto.

De forma a contemplar a influência da velocidade e da temperatura do ar de secagem, a equação de Page foi ajustada, seguindo o modelo proposto na literatura (Soares, 1986) e incorporando os parâmetros velocidade e temperatura do ar de secagem:

$$X_{ad} = e^{-vAX_0Be^{(CT)}t^D} \quad (27)$$

sendo:

v a velocidade do ar de secagem, m/s;

T a temperatura do ar de secagem, °C;

t o tempo de secagem, h;

A , B , C e D constantes que dependem do processo de secagem e do produto.

Os parâmetros para o modelo foram estimados utilizando o algoritmo implementado através da função *fminsearch* das ferramentas de otimização (Coleman et al., 1999) do software Matlab (Mathworks, 1997), utilizando-se para tanto, os dados experimentais. O algoritmo procura os parâmetros ideais que minimizem uma função custo (equação 28), através do cálculo do erro entre os dados experimentais e os simulados.

$$cf = \sum_{i=1}^n (X_{ad_exp}(t) - X_{ad_sim}(t))^2 \quad (28)$$

em que:

n é o número de passos conduzidos;

$X_{ad_exp}(t)$ é o teor de água adimensional obtido experimentalmente no instante t ;

$X_{ad_sim}(t)$ é o teor de água calculado através do algoritmo utilizado no instante t .

8.3. SIMULAÇÃO DO PROCESSO DE SECAGEM ATRAVÉS DO MODELO DIFUSIVO

O modelo difusivo é baseado na lei de Fick, que estabelece que o fluxo de massa por unidade de área é proporcional ao gradiente de concentração de água. Crank (1975) determinou um grande número de soluções da equação de difusão para diferentes condições iniciais e de fronteira. No entanto, estas soluções aplicam-se apenas a formas geométricas simples e quando a difusividade ou é constante ou varia linearmente ou exponencialmente com a concentração de água.

Considerando-se uma placa plana:

$$\frac{\partial X}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z} \left(D_{ef} \frac{\partial X}{\partial z} \right), \quad 0 < z < L \quad (29)$$

Assumindo-se as seguintes condições iniciais e de contorno e definição 33:

$$X(z, 0) = X_0 \quad (30)$$

$$\left. \frac{\partial X}{\partial z} \right|_{z=0} = 0 \quad (31)$$

$$X(L, t) = X_e$$

(32)

$$X = \frac{1}{L} \int_0^L X(z, t) dz \quad (33)$$

A solução analítica da equação de Fick é dada por:

$$\frac{X - X_f}{X_0 - X_f} = \frac{8}{\pi^2} \sum_{i=0}^{\infty} \frac{1}{(2i + 1)^2} \exp \left[-(2i + 1)^2 \pi^2 D_{ef} \frac{t}{4L^2} \right] \quad (34)$$

em que:

t é o tempo de secagem, (h).

D_{ef} é a difusividade efetiva (considerada constante), ($m^2 \cdot s^{-1}$).

L é a espessura da amostra, (m).

z é a coordenada espacial (-).

As difusividades efetivas foram calculadas utilizando-se os cinco primeiros termos da série, através do método de estimação não-linear de Quasi-Newton.

8.4. SIMULAÇÃO DO PROCESSO DE SECAGEM ATRAVÉS DE REDES NEURONAIS ARTIFICIAIS

A complexidade associada à modelação do processo de secagem através de técnicas convencionais (modelos fenomenológicos) foi determinante para fazer uso das Redes Neurais Artificiais, principalmente devido à habilidade das RNA's em “aprender” as relações de causa/efeito existentes em diferentes processos (Francisco, 2000).

Como decorre do fato desta técnica ser caracterizada basicamente pela “história” do processo, a modelação através da RNA só é possível mediante o conhecimento quer das condições a que este processo esteve submetido, quer também dos resultados obtidos após a aplicação destas condições.

Os passos para a criação de uma rede neuronal são:

- Definir os padrões
- Inicializar a rede
- Definir os parâmetros de treino
- Treinar a rede
- Testar a rede

8.4.1. Arquitetura da rede neuronal artificial

Para a modelação do processo de secagem, foi utilizada uma rede neuronal formada por uma camada de entrada, constituída por 4 neurónios, uma camada oculta e uma camada de saída, formada por 1 neurónio, conforme o esquema mostrado na figura 69.

O objetivo da modelação reside na determinação do teor de água da amostra em função do tempo, justificando-se, assim, uma única camada de saída.

Nesta etapa da modelação é determinada a melhor arquitetura da rede neuronal representativa do processo. As redes testadas possuem uma única camada oculta de

neurónios, já que esta arquitetura simples possui como vantagem o menor número de parâmetros da rede a serem ajustados (Côcco, 2003).

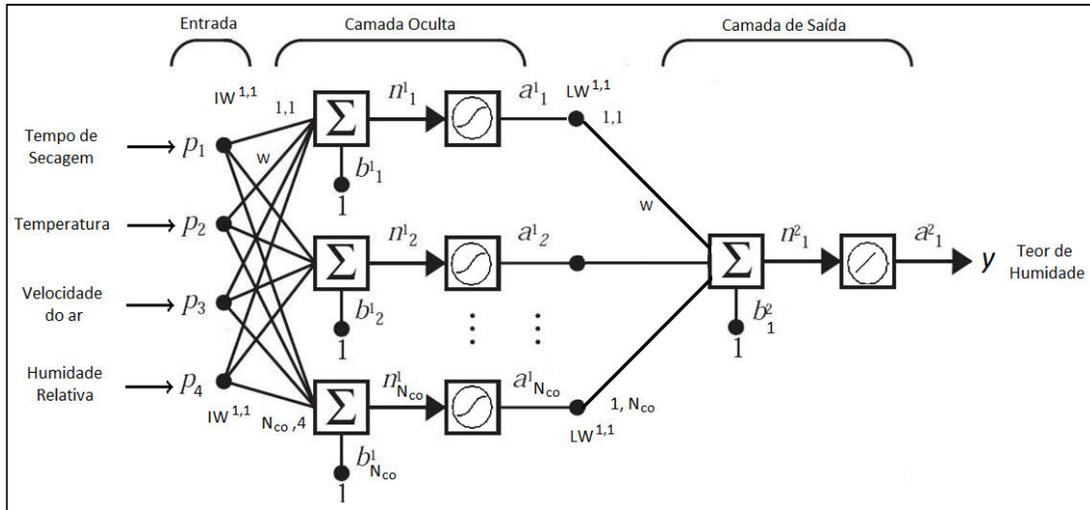


Figura 69: Arquitetura da RNA proposta para modelação do processo de secagem do bacalhau

Foram realizados testes com duas configurações diferentes da rede, variando-se o número de neurónios na camada oculta. De acordo com Hecht-Nielsen (1989), a camada oculta deve ter um valor próximo de $2i+1$ neurónios, onde i é o número de variáveis de entrada. Já Lippmann (1987) afirma que, no caso de apenas uma camada oculta, esta deverá ter $s(i+1)$ neurónios, onde s é o número de neurónios de saída e i o número de neurónios na entrada. Assim, foram testadas redes com 5 e 9 neurónios na camada oculta.

A arquitetura da rede neuronal utilizada neste trabalho é a rede *feedforward* (propagação) multicamada, e o seu treino está relacionado através do algoritmo de aprendizagem *backpropagation* (retropropagação).

Para a criação desta rede foi utilizada a função *newff*, da *Neural Network Toolbox do Matlab®*, que cria um objeto de rede que necessita de quatro argumentos de entrada, conforme mostrado a seguir:

- a) O primeiro argumento é uma matriz $M \times 2$ que contém os valores mínimos e máximos para cada elemento do vetor de entrada M , onde M configura também o número de entradas da rede;
- b) O segundo argumento é um vetor que contém o número de neurónios de cada camada;

- c) O terceiro argumento é um vetor que contém as funções de transferência para cada camada;
- d) O último argumento contém a função a utilizar para o treino da rede.

A função *newff* juntamente com os parâmetros utilizados para a criação da rede neuronal é codificada pela declaração seguinte:

$$net = newff(minmax(p), [N_{co} \ 1], {'tansig' \ 'purelin'}, 'trainlm')$$

em que:

$p = [\text{Tempo}; \text{Velocidade}; \text{Humidade Relativa}; \text{Temperatura}];$

N_{co} = Número de neurónios na camada oculta;

1 = Número de neurónios na camada de saída;

tansig = Função sigmoideal – Função de transferência para a camada oculta;

purelin = Função linear – Função de transferência para a camada de saída.

trainlm = Algoritmo de treino de Levenberg-Marquardt.

As funções de transferência foram escolhidas após diversos testes para verificar quais apresentavam melhor desempenho.

Para o treino da rede foi utilizado o algoritmo de Levenberg-Marquardt, devido à robutez deste método. Esse algoritmo é considerado o método mais rápido para treino de redes *feedforward backpropagation*, que possui uma quantidade moderada de pesos sinápticos. Para acelerar o processo de treino, este algoritmo baseia-se na determinação das derivadas de segunda ordem do erro quadrático em relação aos pesos, diferindo do algoritmo *backpropagation* tradicional que considera as derivadas de primeira ordem (Barbosa, Freitas e Neve, 2005).

As etapas de treino e validação da rede neuronal foram feitas utilizando a *Neural Network Toolbox* do *Matlab*®.

8.4.2. Etapa de treino da rede neuronal

A etapa de treino da rede consiste em ajustar os pesos das ligações dos neurónios de maneira a ter a melhor representação das relações existentes entre os dados de entrada da rede (tempo, temperatura, humidade relativa e velocidade do ar) e a saída (teor de humidade). Dessa forma, um conjunto de amostras é utilizado para a realização da etapa de treino da rede neuronal, ocorrendo assim, a aprendizagem da rede das relações existentes entre as variáveis de entrada e saída deste processo. O conjunto de treino é dado por uma matriz de dimensão 1650x4, o que corresponde à utilização de 33 conjuntos de dados experimentais.

Para esta etapa é necessário definir alguns parâmetros para a função de treino. Inicialmente, foram definidos os critérios de paragem do treino da rede, que são dois parâmetros fundamentais:

$$net.trainParam.epochs = 5000;$$
$$net.trainParam.goal = 10^{-6}$$

em que $net.trainParam.epochs$ é a quantidade de vezes que o conjunto de treino será apresentado à rede, chamada de época e $net.trainParam.goal$ é o erro aceite pela rede. Assim, o procedimento de treino é finalizado quando a rede atinge a margem de erro ou quando alcança a quantidade de épocas definida.

Após a definição dos parâmetros, inicia-se o treino da rede, utilizando-se a função *train*, descrita a seguir:

$$net = train(net,p,TeorH')$$

sendo:

net = Rede a ser treinada;

p = Matriz com o conjunto de treino;

$TeorH'$ = Matriz com as saídas desejadas, ou seja, os padrões a serem aprendidos pela rede (teor de humidade do bacalhau).

O retorno desta função é a rede treinada e um vetor com informações sobre o processo de aprendizagem.

O algoritmo de treino é dividido em duas etapas: a etapa *feedforward* (propagação) e a etapa *backpropagation* (retropropagação). O treino supervisionado dessa rede consiste em determinar valores adequados para os pesos sinápticos (incluindo os *bias*) de todos os neurónios que compõem a camada intermédia e de saída.

O algoritmo inicia-se com a primeira iteração da rede, onde a variável época recebe o valor 1. Em seguida são atribuídos valores aleatórios às matrizes de pesos da camada oculta $IW_{N_{co},4}$ e da camada de saída $LW_{1,N_{co}}$, em que:

N_{co} é o número de neurónios da camada oculta;

4 é o número de neurónios da camada de entrada;

1 é o número de neurónios da camada de saída.

A seguir, atribui-se à rede um vetor com os valores do primeiro segmento do conjunto de treino $t_{4,1}$. Neste momento, inicia-se a etapa *feedforward*, onde são calculados os valores de saída da camada oculta conforme a equação 35:

$$co_{N_{co},1} = f(IW_{N_{co},4} \cdot t_{4,1} + b_{N_{co},1}^1) \quad (35)$$

Na equação 35, a matriz de pesos da camada oculta é multiplicada pelo vetor contendo os dados do conjunto de treino. Este produto é somado ao vetor *bias* $b_{N_{co},1}^1$. Este valor é aplicado à função de transferência sigmoideal, gerando um vetor de saída dos neurónios da camada oculta $co_{N_{co},1}$.

Para a camada de saída, a equação é semelhante à anterior, sendo aqui a matriz de pesos da camada de saída multiplicada pelo vetor de saída da camada oculta $co_{N_{co},1}$. Neste momento, finaliza-se a etapa de propagação da rede:

$$cs_{1,1} = f(LW_{1,N_{co}} \cdot co_{N_{co},1} + b_{1,1}^2) \quad (36)$$

O vetor $cs_{1,1}$ representa a saída da rede, que é usado para comparar com o vetor de saída desejado e calcular o erro E_R . O erro quadrático médio é dado por:

$$E_R = (y_s - y_{ei})^2 \quad (37)$$

sendo:

y_s a saída fornecida pela rede;

y_{ei} o valor exato correspondente à saída da rede.

A expressão 37 pode ser reescrita em função dos pesos, sendo dada, então, por:

$$E_R = (f(W^T \cdot x) - y_{ei})^2 \quad (38)$$

em que:

f é a função de transferência;

W^T é a matriz com os pesos dos neurónios;

x é o vetor com os sinais de entrada.

Este erro é então comparado com a margem de erro aceite pela rede. Se o erro for menor ou igual à margem de erro aceite, o algoritmo é finalizado, pois assim, a rede é definida como treinada, caracterizando o primeiro parâmetro de paragem. Caso contrário verifica-se o segundo parâmetro de paragem, definido pela variável *época*. Se esta atingir o máximo de iterações definidas, o algoritmo termina e a rede não foi capaz de alcançar a margem de erro estipulada. Porém, se a variável *época* for menor que o valor máximo de iterações definidas, o algoritmo continua, iniciando assim a etapa *backpropagation*, que fará a atualização dos pesos.

Conforme Araujo *et al.* (2010), a atualização dos pesos pode acontecer de duas formas: incremental ou em lote. No primeiro caso a atualização dos pesos dá-se à medida que cada padrão de treino – conjunto de entradas e saídas associadas – é apresentado. No segundo, a atualização dá-se apenas depois de finalizada uma leitura completa do conjunto de treino. Os pesos são adequados atendendo a um critério ou índice de desempenho que visa minimizar a diferença entre os valores de saída previstos pela rede e os contidos nos padrões de treino. O algoritmo de treino utilizado neste trabalho, Levenberg-Marquardt, utiliza um treino em lote e consiste num aperfeiçoamento do método Gauss-Newton, que é uma variante do método de Newton. O método de Newton usa a informação da derivada parcial de segunda ordem do índice de desempenho utilizado para corrigir os pesos W . Isso permite que, além da informação do gradiente, seja usada informação sobre a curvatura da superfície do erro.

De acordo com Catalão *et al.* (2007) e Suratgar, Tavakoli e Hoseinabadi (2005), como o algoritmo de Levenberg-Marquardt é baseado no método de Newton, ele utiliza a aproximação para a matriz Hessiana (equação 39), determinada em função da matriz Jacobiana, que contém as primeiras derivadas dos pesos em função dos pesos sinápticos, dada pela equação 40:

$$H = \frac{\partial^2 E_R(W)}{\partial W^2} \quad (39)$$

$$J = \frac{\partial e(W)}{\partial W} \quad (40)$$

em que:

H é a matriz hessiana;

J é a matriz jacobiana;

$E_R(W)$ é o erro relativo dos pesos sinápticos;

$e(W)$ é o erro referente aos pesos sinápticos, dado por:

$$e(W) = W_i - W_{ei} \quad (41)$$

sendo:

W_i o peso sináptico atual;

W_{ei} o peso sináptico da próxima iteração.

Como na rede neuronal o desempenho de treino é dado em função da soma dos erros quadráticos, a matriz Hessiana pode ser escrita de acordo com a equação a seguir:

$$H = J^T(W)J(W) \quad (42)$$

O método de Newton atualiza os pesos conforme a equação 43:

$$W(k + 1) = W(k) - H^{-1}g_k \quad (43)$$

sendo:

$$g_k = 2J^T(W)e(W) \quad (44)$$

Para evitar o fato da matriz hessiana H não possuir inversa, foi proposto, por Levenberg-Marquardt, a soma de μI a essa matriz, em que I é a matriz identidade e μ é a constante do método de Levenberg-Marquardt. O termo μ funciona como um fator de estabilização do treino, ajustando a aproximação de forma a utilizar a rápida convergência do método de Newton e evitando passos muito grandes que possam levar a um erro de convergência.

Assim, usando-se as equações 42 e 44 na equação 43, obtém-se a atualização dos pesos pelo método de Levenberg-Marquardt, dada pela equação 45:

$$W(k+1) = W(k) - [J^T(W)J(W) + \mu_k I]^{-1} J^T(W)e(W) \quad (45)$$

De acordo com Araujo *et al.* (2010), após uma atualização, se o valor do índice de desempenho diminui, μ deve ser diminuído para reduzir a influência do gradiente descendente. Se, ao contrário, o valor do índice de desempenho aumenta então seguir a direção do gradiente descendente é a melhor escolha e o valor de μ deve ser aumentado.

Conforme a figura 70, a regra de atualização dos pesos pode ser resumida pelos seguintes passos:

1. obter uma atribuição inicial de pesos;
2. calcular a atualização dos pesos de acordo com a equação 45 e avaliar o erro, propagando os padrões na rede;
3. se o erro aumentar é necessário desfazer a atualização de W e diminuir μ ; caso contrário, validar a atualização de W e incrementar μ ;
4. verificar a convergência, ou seja, se a rede neuronal convergiu encerra-se o processo, caso contrário, a variável época é incrementada e volta-se ao passo 2.

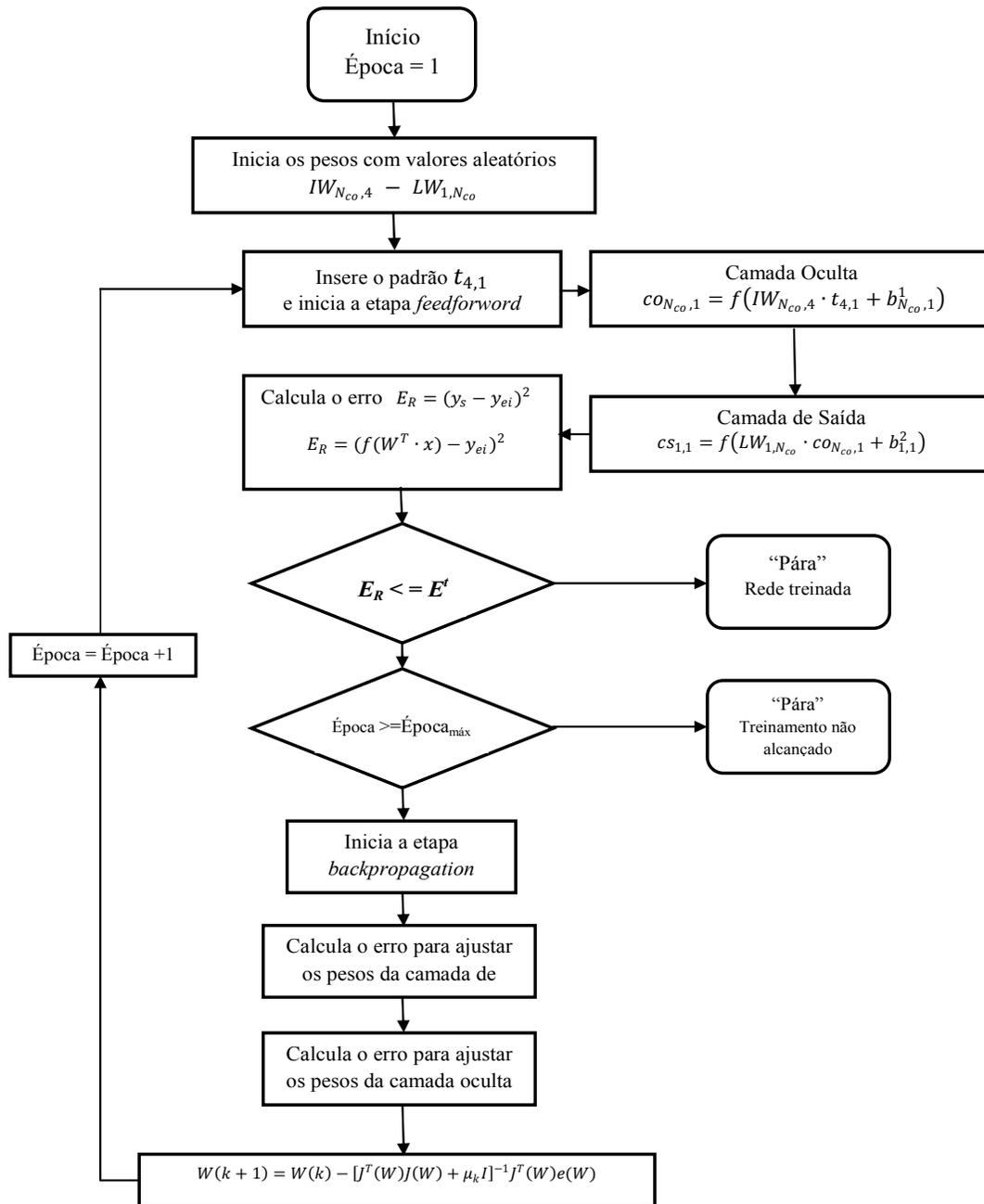


Figura 70: Fluxograma do algoritmo de treino da rede neuronal artificial

8.4.3. Etapa de validação da rede neuronal

Uma vez treinada a rede, um novo conjunto de pares de dados de entrada (que não foram utilizados durante o processo de treino) são apresentados à rede, obtendo-se assim, por simulação com os pesos obtidos na fase de treino, o dado de saída desejado, ou seja, o

teor de humidade do bacalhau. O teor de humidade calculado pelo modelo é então comparado ao valor real, obtido experimentalmente para aquela amostra, verificando-se assim, o desempenho da modelação realizada para o processo.

8.5. ANÁLISES ESTATÍSTICAS

O critério de análise dos dados obtidos nas simulações pelos diferentes modelos foi o erro médio (*EM*), erro padrão médio (*EP*) e o desvio relativo médio (*DR*). As equações já foram descritas anteriormente.

8.6. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Para as simulações com os diferentes modelos matemáticos, foi utilizado um conjunto com 20 ensaios, para fins de comparação entre os resultados obtidos com os experimentais, conforme tabela 15:

Tabela 15: Ensaios utilizados para validação das simulações

Ensaio	Temperatura (°C)	Humidade Relativa (%)	Velocidade (m/s)
Val_1	20	45	2
Val_2	20	50	2
Val_3	20	55	2
Val_4	20	60	2
Val_5	20	65	2
Val_6	20	45	1,5
Val_7	20	50	1,5
Val_8	20	55	1,5
Val_9	20	60	1,5
Val_10	20	65	1,5
Val_11	18	45	2
Val_12	18	50	2
Val_13	18	55	2
Val_14	18	60	2
Val_15	18	65	1,5
Val_16	15	40	2
Val_17	15	50	2
Val_18	15	50	1,5
Val_19	15	55	1,5
Val_20	23	50	1,5

8.6.1. Resultados das simulações pelo modelo de Page

Os parâmetros obtidos para o modelo de Page foram:

$$A = 1,0624 \times 10^{-9}$$

$$B = -1,5551$$

$$C = 0,0528$$

$$D = 0,7390$$

Os resultados das simulações realizadas pelo modelo de Page são mostrados no anexo E.1

8.6.2. Resultados das simulações pelo modelo difusivo

Os resultados obtidos pela simulação com o modelo difusivo são mostrados no anexo E.2.

Na tabela 16 encontram-se os valores obtidos para as difusividades efetivas em cada simulação realizada, onde estas foram calculadas utilizando os cinco primeiros termos da série de Fick, através do método de estimação não-linear de Quase-Newton.

Na tabela 17, são apresentados os valores encontrados na literatura para diferentes tipos de peixes.

Tabela 16: Difusividades efetivas obtidas para cada ensaio

Ensaio	T	V	HR	Difusividade Efetiva (m ² /s)
Val_1	20	2	45	6,65 x 10 ⁻⁰⁹
Val_2	20	2	50	5,49 x 10 ⁻⁰⁹
Val_3	20	2	55	6,28 x 10 ⁻⁰⁹
Val_4	20	2	60	5,13 x 10 ⁻⁰⁹
Val_5	20	2	65	2,30 x 10 ⁻⁰⁹
Val_6	20	1,5	45	6,04 x 10 ⁻⁰⁹
Val_7	20	1,5	50	5,72 x 10 ⁻⁰⁹
Val_8	20	1,5	55	3,55 x 10 ⁻⁰⁹
Val_9	20	1,5	60	2,63 x 10 ⁻⁰⁹

Val_10	20	1,5	65	$3,01 \times 10^{-10}$
Val_11	18	2	45	$5,37 \times 10^{-09}$
Val_12	18	2	50	$3,16 \times 10^{-09}$
Val_13	18	2	55	$2,70 \times 10^{-09}$
Val_14	18	2	60	$1,07 \times 10^{-09}$
Val_15	18	1,5	65	$3,28 \times 10^{-09}$
Val_16	15	2	40	$3,69 \times 10^{-09}$
Val_17	15	2	50	$2,01 \times 10^{-09}$
Val_18	15	1,5	50	$2,81 \times 10^{-09}$
Val_19	15	1,5	55	$4,01 \times 10^{-09}$
Val_20	23	1,5	50	$3,07 \times 10^{-09}$

Tabela 17: Difusividades efetivas encontradas na literatura

Autor	Produto	Difusividade efetiva (m^2/s)
Simões (2007)	<i>Tilapia</i> salgada	$2.29 \times 10^{-10} - 3.27 \times 10^{-10}$
Pezantes (2006)	<i>Bonito</i> salgado	$1.25 \times 10^{-10} - 1.75 \times 10^{-10}$
Ardito et al. (2005)	Cação	$0.72 \times 10^{-10} - 1.12 \times 10^{-10}$
Park (1998)	Músculo de cação (sem encolhimento)	$1.50 \times 10^{-10} - 2.85 \times 10^{-10}$
Park (1998)	Músculo de cação (com encolhimento)	$0.87 \times 10^{-10} - 1.61 \times 10^{-10}$

8.6.3. Resultados da utilização da rede neuronal artificial

A configuração escolhida para representar o processo de secagem está representada na tabela 18.

Tabela 18: Parâmetros da configuração da rede neuronal escolhida para representar o processo de secagem de bacalhau

Parâmetros	Valores
Número de entradas de dados	4
Número de saídas de dados	1
Número de conjuntos apresentados para treino	33
Número de conjuntos apresentados para teste	20
Número de neurónios na camada oculta	9
Função de transferência na camada oculta	Função Sigmoidal
Função de transferência na camada de saída	Função Linear
Algoritmo de treino da rede	Algoritmo de Levenberg-Marquardt
Número de iterações	147
Média quadrática do erro dos valores de treino	0,000038
Média quadrática do erro dos valores de teste	0,00011

8.6.3.1. Etapa de Treino da Rede

Os melhores resultados foram obtidos para a rede treinada com 9 neurónios na camada oculta. As figuras 71 e 72 apresentam os resultados obtidos para os treinos com 9 e 5 neurónios.

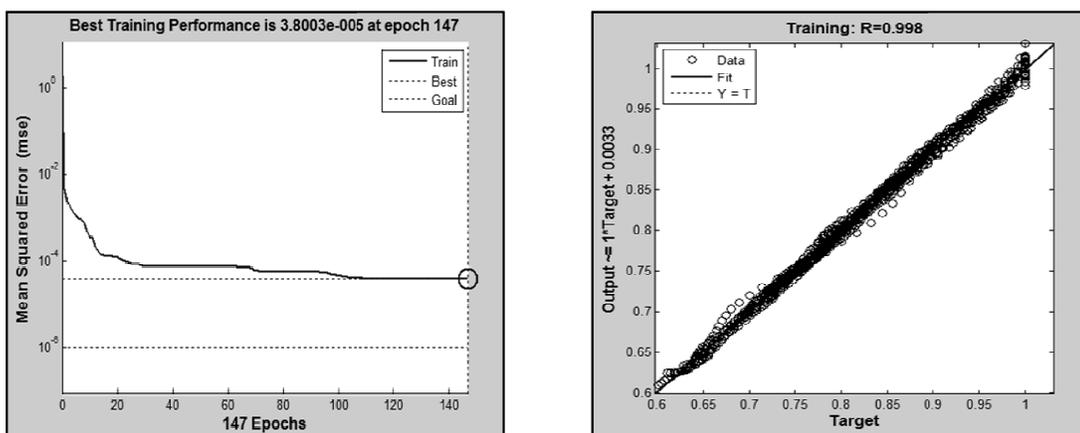


Figura 71: Desempenho e reta de regressão para a rede com 9 neurónios

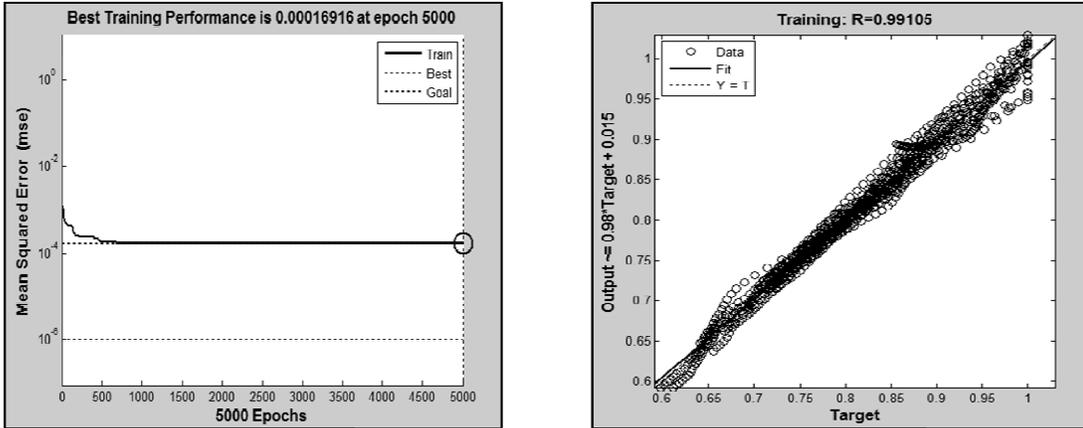


Figura 72: Desempenho e reta de regressão para a rede com 5 neurónios

Observa-se que, para a rede configurada com cinco neurónios na camada oculta, foram necessárias 5000 iterações para atingir um erro de 10^{-4} , enquanto que para a rede com nove neurónios, com 147 iterações, atingiu-se um erro de 10^{-5} , com correlação de 0,998 contra 0,991 da primeira situação.

A matriz de pesos da camada oculta IW apresentou os seguintes valores:

$$IW = \begin{bmatrix} 0,0369 & 9,5237 & 0,2149 & -0,6494 \\ 0,1063 & -6,0676 & 0,8265 & -2,6569 \\ -0,0560 & 24,4957 & 0,0051 & -1,2625 \\ 0,0313 & 4,2962 & -0,1113 & 0,1364 \\ 0,0392 & 6,3868 & 0,1046 & -0,8042 \\ -0,0489 & 7,2864 & 0,1132 & 0,1055 \\ 0,2965 & -4,1949 & -0,0289 & -0,7920 \\ -0,0510 & -0,0669 & -0,0100 & 0,0191 \\ 0,0366 & 6,2043 & 0,1211 & 0,6875 \end{bmatrix}$$

Já a matriz de pesos da camada de saída é dada por:

$$LW = [0,0953 \quad 0,0738 \quad 0,0574 \quad -0,0793 \quad -0,1291 \quad 0,0497 \quad -0,0060 \quad 0,4331 \quad -0,0957]$$

Os vetores *bias* da camada oculta e da camada de saída são mostrados a seguir:

$$b^1 = \begin{bmatrix} -14,8550 \\ -5,8286 \\ -22,8960 \\ -5,7375 \\ -1,1892 \\ -18,1849 \\ 16,3718 \\ -0,5520 \\ -27,5025 \end{bmatrix}$$

$$b^2 = [1,3527]$$

Com base na configuração obtida, o modelo que descreve a rede neuronal utilizada para a descrição da cinética de secagem do bacalhau pode ser escrito como na equação 46:

$$Output = purelin[LW \cdot \tan sig(IW \cdot inputs + b^1) + b^2] \quad (46)$$

em que:

$$purelin(n) = n \quad (47)$$

$$tansig(n) = \frac{2}{(1 + e^{(-2n)}) - 1} \quad (48)$$

Usando as funções 47 e 48, a saída da rede neuronal pode ser apresentada como mostrado pela equação 49.

$$output = LW \cdot \frac{2}{\left[1 + e^{-2(IW \cdot inputs + b^1)}\right] - 1} + b^2 \quad (49)$$

8.6.3.2. Etapa de validação da rede

Para a etapa de validação da rede neuronal, foi utilizado um conjunto com 20 ensaios, que não haviam sido usados na etapa de treino da rede, conforme tabela 15. As figuras que apresentam a comparação entre os dados experimentais e os simulados pela rede neuronal encontram-se em anexo (E.3).

Na figura 73 está representado o desvio relativo médio obtido entre os dados simulados pela RNA e os obtidos experimentalmente para cada ensaio.

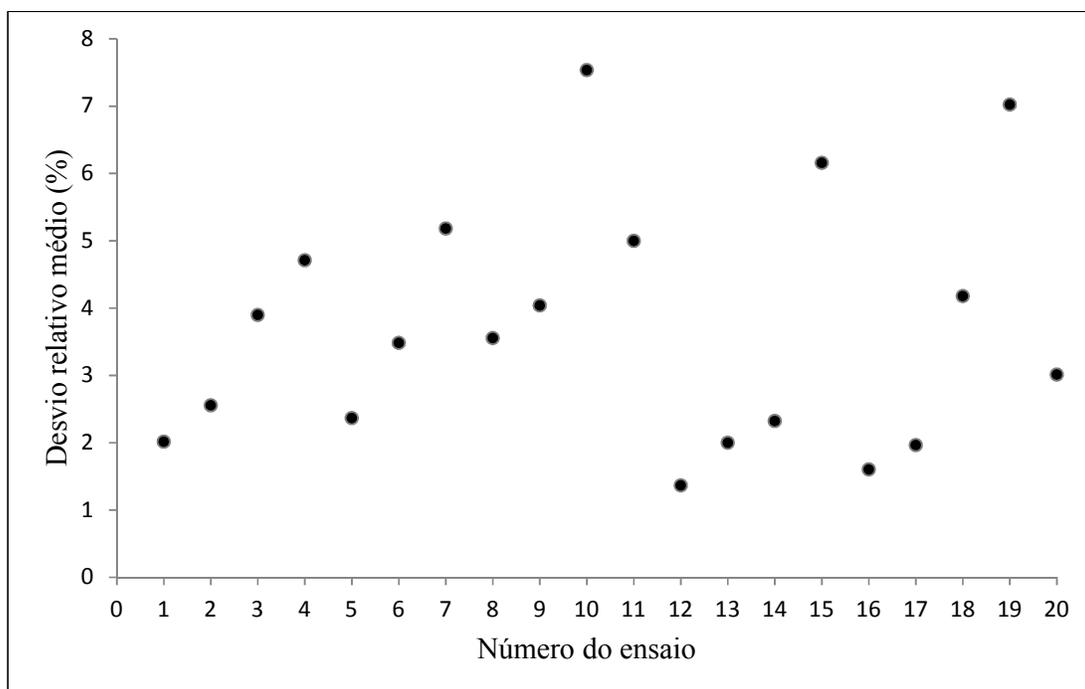


Figura 73: Desvio relativo médio para os valores obtidos experimentalmente e os calculados pela rede neuronal

8.6.4. Comparação entre os três modelos utilizados para a simulação do processo de secagem

Nas figuras 74 a 79, são apresentados os gráficos comparativos dos três modelos utilizados na modelação da secagem do bacalhau salgado verde.

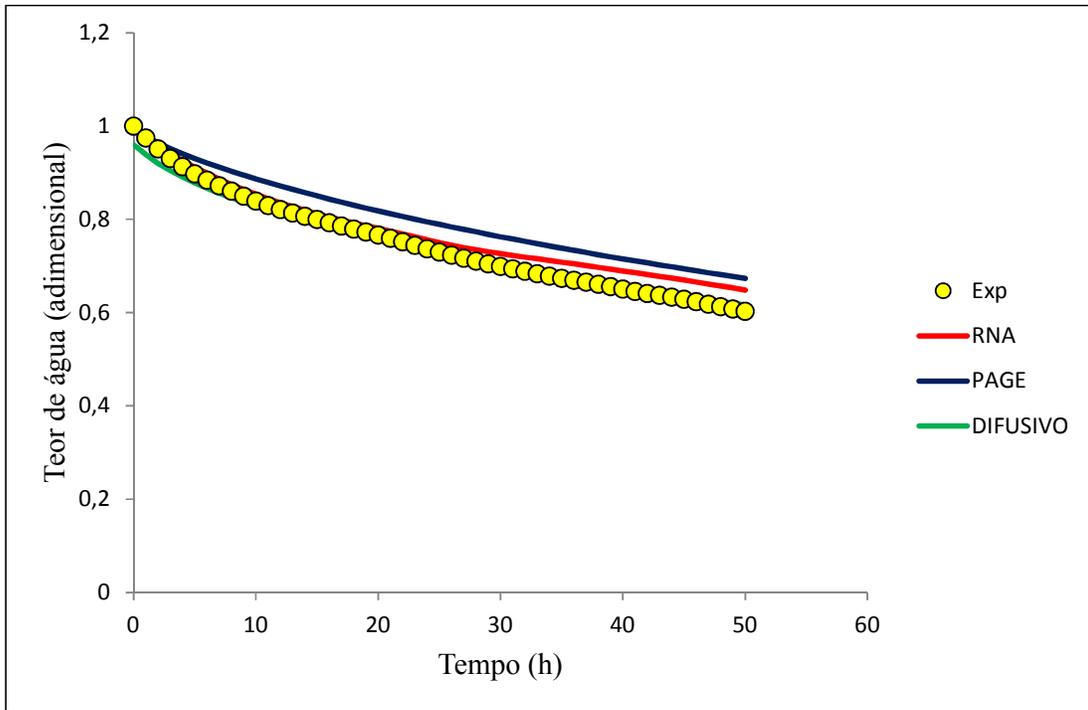


Figura 74: Comparação entre modelos de secagem – T=20°C; HR=45%; v=1,5m/s

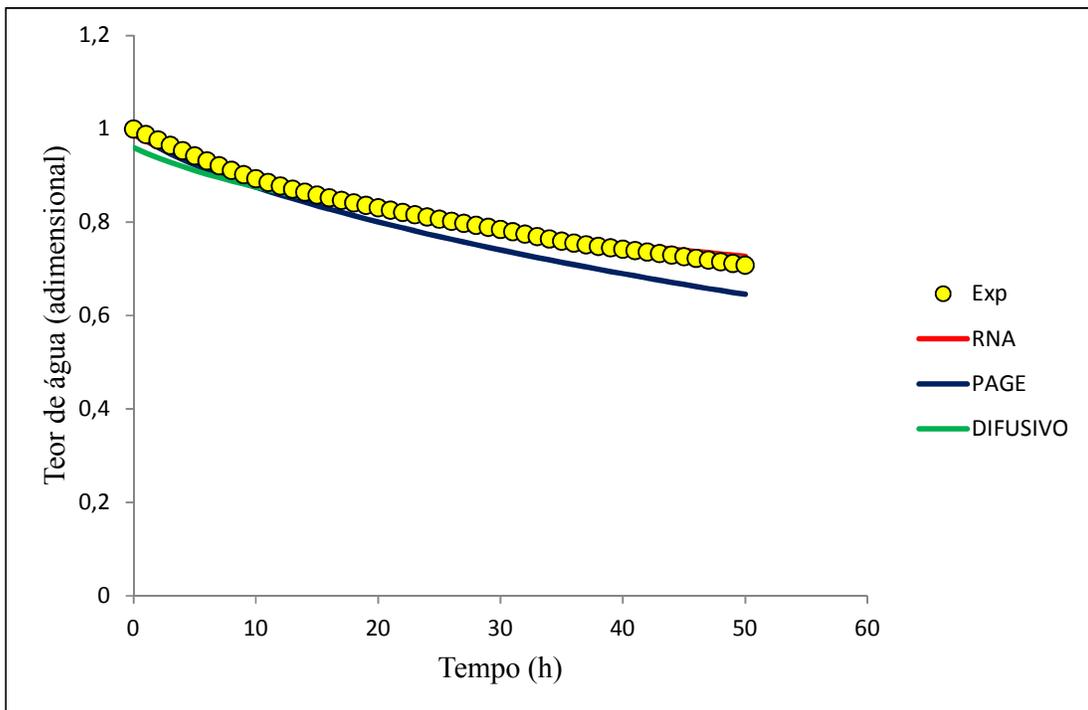


Figura 75: Comparação entre modelos de secagem – T=18°C; HR=50%; v=2m/s

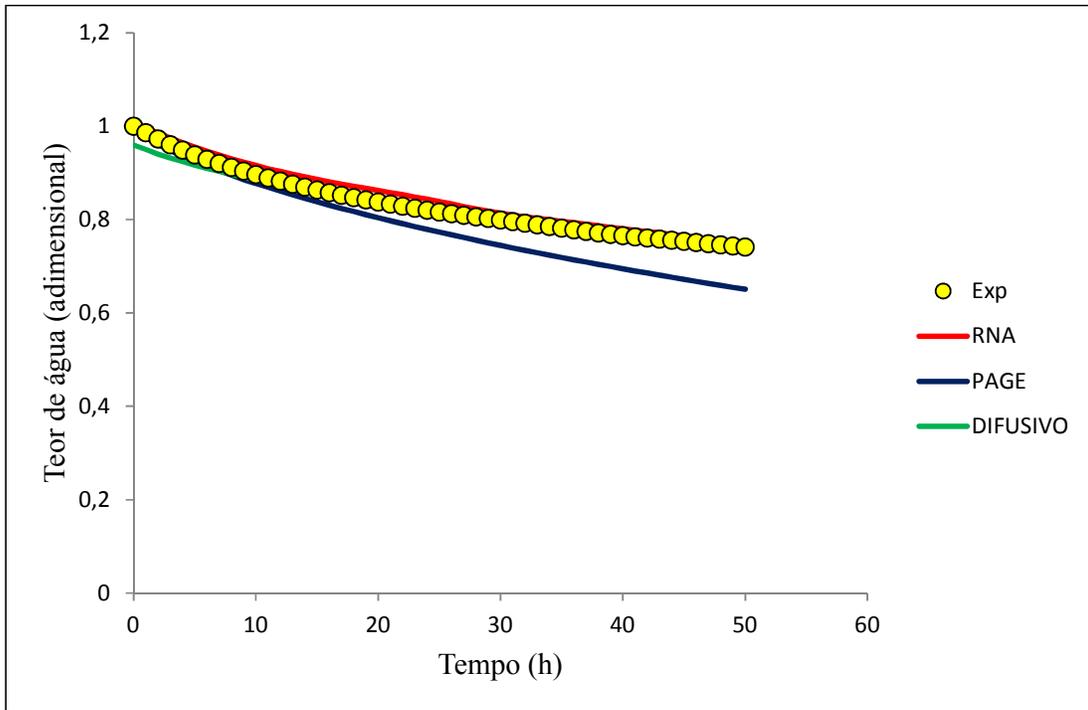


Figura 76: Comparação entre modelos de secagem – T=18°C; HR=55%; v=2m/s

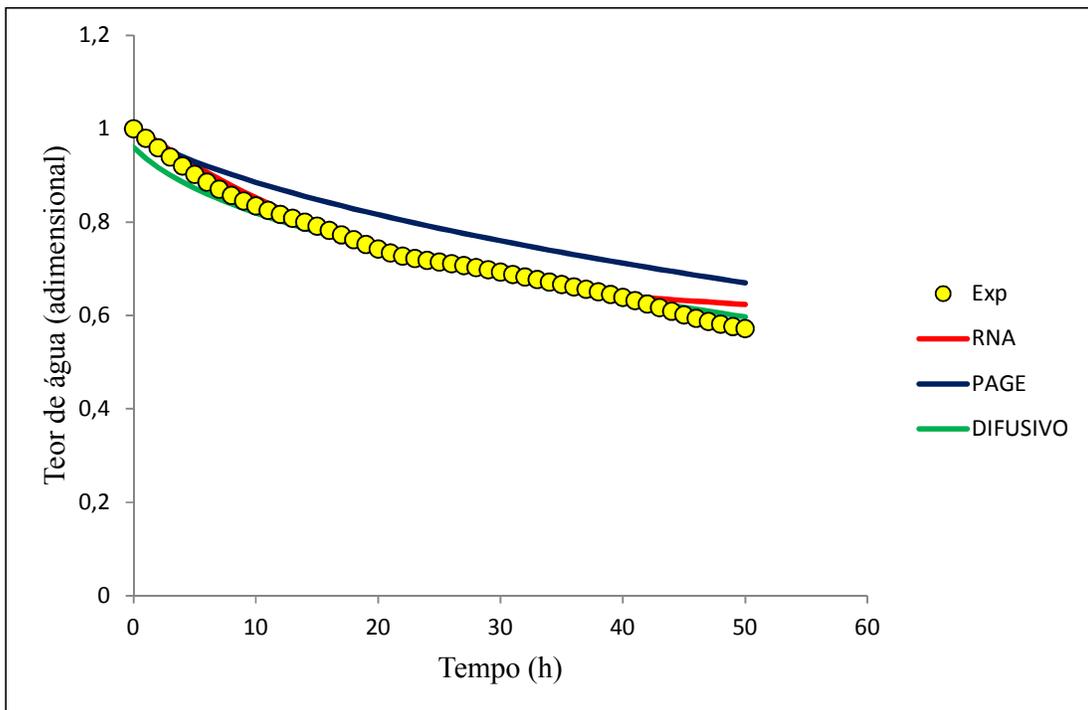


Figura 77: Comparação entre modelos de secagem – T=20°C; HR=45%; v=2m/s

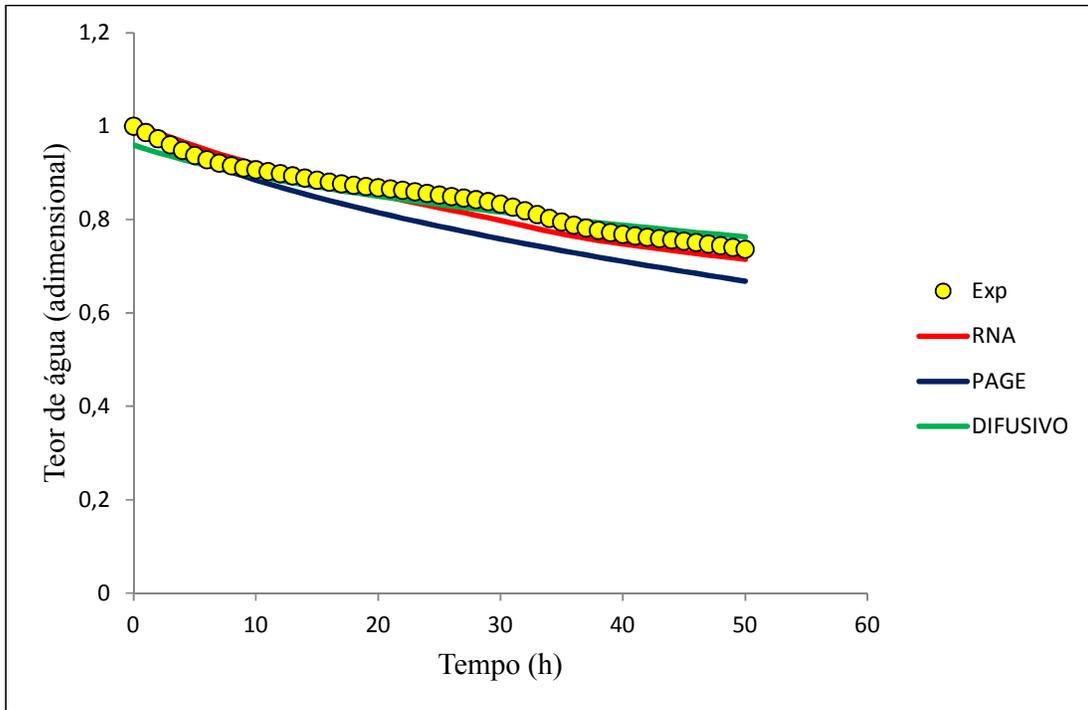


Figura 78: Comparação entre modelos de secagem – T=20°C; HR=65%; v=2m/s

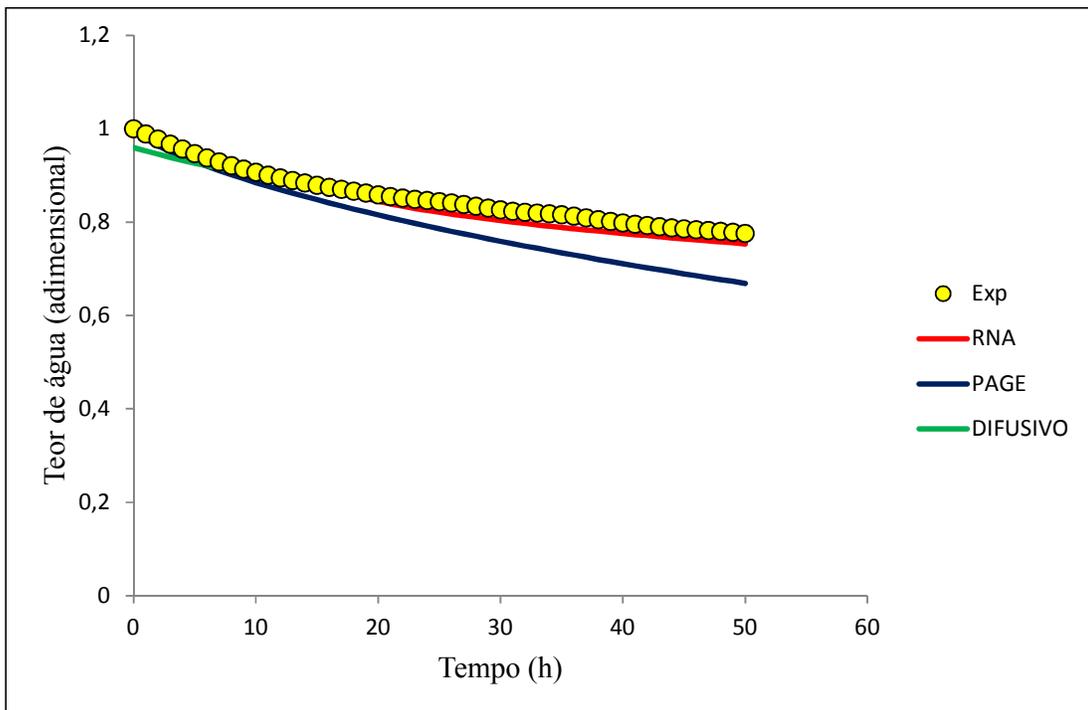


Figura 79: Comparação entre modelos de secagem – T=15°C; HR=50%; v=2m/s

8.6.5. Resultados das análises estatísticas para os três modelos utilizados nas simulações

Na tabela 19 encontram-se os resultados obtidos nas simulações pelos modelos de Page, Difusivo e de Redes Neurais Artificiais.

Tabela 19: Análise estatística da comparação entre dados experimentais e simulados para os diferentes modelos utilizados

Ensaio	<i>Erro Padrão (%)</i>			<i>Erro Médio (%)</i>			<i>Desvio Relativo</i>		
	RNA	Page	Dif	RNA	Page	Dif	RNA	Page	Dif
Val_1	1,566	0,749	0,576	1,386	6,256	1,279	2,017	9,079	1,659
Val_2	1,357	1,295	0,955	1,919	3,810	0,637	2,557	5,089	0,758
Val_3	0,698	0,398	0,549	2,614	1,785	2,567	3,899	2,571	3,282
Val_4	0,531	0,466	0,758	3,457	2,998	2,317	4,713	4,297	2,94
Val_5	1,144	1,283	0,847	1,954	4,855	1,792	2,367	5,946	2,124
Val_6	0,482	0,524	0,234	2,407	5,339	0,997	3,484	7,509	1,253
Val_7	0,996	1,378	1,192	3,703	4,021	1,481	5,184	5,548	1,926
Val_8	1,207	1,027	1,057	2,756	2,207	3,624	3,556	2,591	4,359
Val_9	0,935	0,434	0,450	3,456	2,387	2,207	4,041	2,871	2,579
Val_10	1,301	0,832	0,166	6,991	11,575	1,328	7,538	12,453	1,388
Val_11	0,785	0,798	0,538	3,498	3,346	0,693	5,001	4,498	0,869
Val_12	0,574	0,436	0,179	1,125	3,699	1,286	1,367	4,729	1,492
Val_13	0,486	0,789	0,429	1,666	4,553	0,761	2,001	5,743	0,846
Val_14	1,966	2,732	1,125	2,113	8,160	2,839	2,324	9,249	3,172
Val_15	1,501	1,161	1,254	5,270	3,238	4,589	6,159	3,969	5,468
Val_16	1,055	0,800	0,692	1,394	5,565	0,340	1,604	7,083	0,380
Val_17	0,525	0,897	0,504	1,629	5,630	0,629	1,966	6,846	0,680
Val_18	0,439	0,418	0,189	3,323	1,994	1,415	4,180	2,501	1,620
Val_19	0,718	0,219	0,519	5,529	4,821	2,144	7,025	6,500	2,631
Val_20	0,997	0,759	0,636	2,409	1,428	0,557	3,014	1,784	0,651
Média	0,963	0,870	0,642	2,930	4,383	1,674	3,700	5,543	2,004

Após as simulações com os modelos utilizados – RNA, Page e Difusivo – observa-se que os três representam satisfatoriamente as curvas de secagem do bacalhau salgado

verde. A partir das análises estatísticas, verifica-se que o modelo difusivo apresentou os menores erros e desvios relativos, enquanto que o modelo de Page mostrou os maiores erros médios e desvios relativos.

Apesar de o modelo por RNA não apresentar os menores erros, pode-se afirmar que ele é melhor em representar as curvas de secagem do bacalhau salgado verde, já que é válido para qualquer conjunto de parâmetros de secagem, enquanto que o modelo difusivo faz a simulação para cada experiência individualmente.

Capítulo 9

Otimização

9.1. INTRODUÇÃO

Neste capítulo são apresentados os resultados da otimização das condições de secagem, de forma a obter os melhores parâmetros para atingir diferentes humidades adimensionais finais. São também apresentados os custos da secagem do bacalhau, mostrando o consumo energético da instalação experimental bem como a otimização das condições de secagem para a redução deste consumo.

9.2. OTIMIZAÇÃO DAS CONDIÇÕES DE SECAGEM

O modelo obtido pela rede neuronal artificial foi submetido a um algoritmo de otimização, a fim de determinar os parâmetros ideais de secagem, de forma a minimizar o tempo do processo e maximizar a perda de água do bacalhau.

O algoritmo utilizado para realizar a otimização está descrito nos anexos (F.1) e o seu fluxograma é mostrado na figura 80.

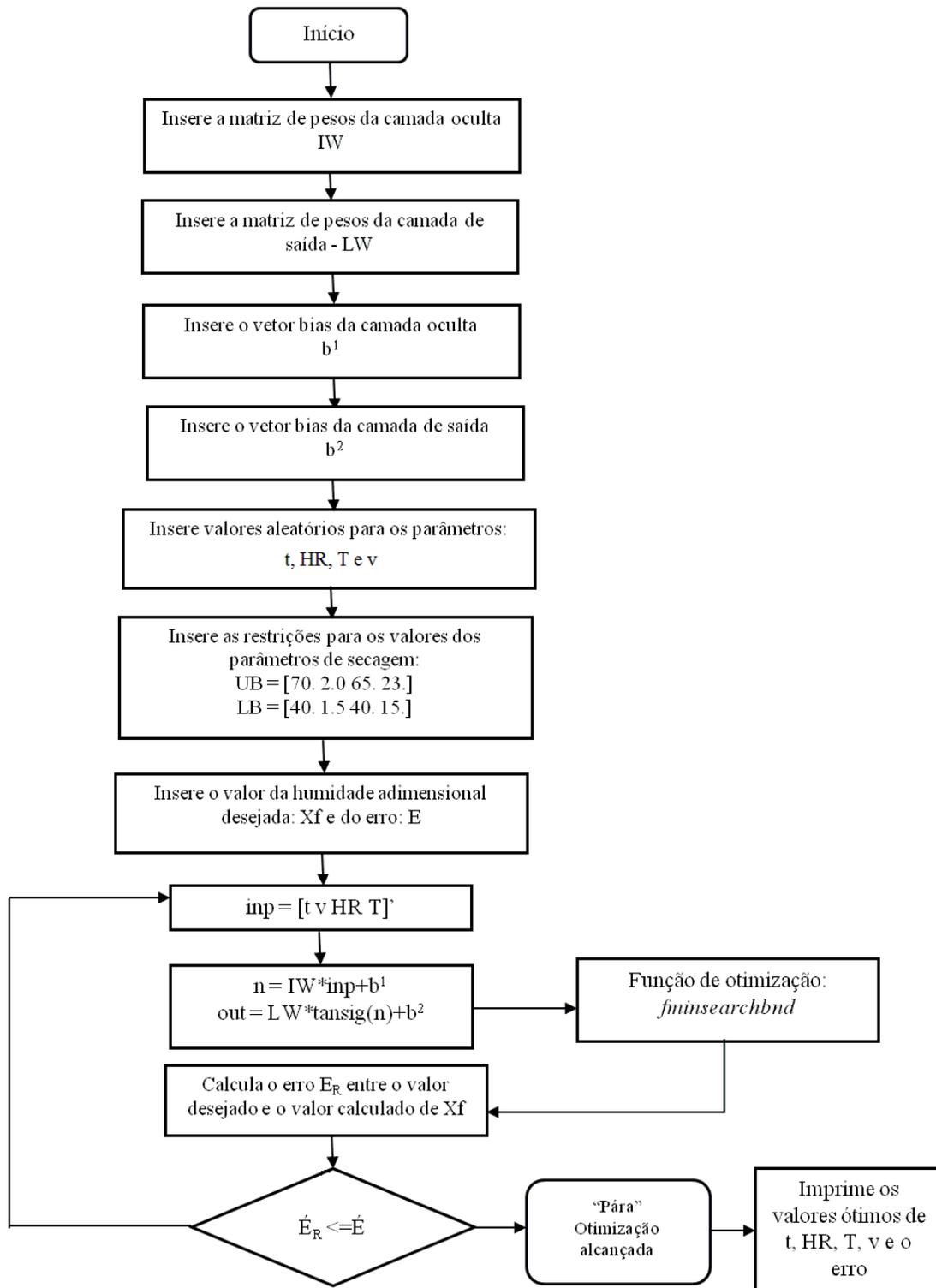


Figura 80: Fluxograma para o algoritmo de otimização das condições de secagem

9.3. CONSUMO ENERGÉTICO NA INSTALAÇÃO DE SECAGEM

No que diz respeito à secagem de peixes, existem poucos trabalhos que tratam dos custos, apesar do elevado consumo de energia e da importância que a secagem representa após a captura.

As estimativas de custos servem para facilitar estudos, selecionar investimentos alternativos e determinar recursos exigidos pela atividade que se deseja implementar (Silva *et al.*, 1992).

Na secagem do bacalhau deste estudo, os custos estão associados ao consumo energético dos diferentes atuadores da instalação experimental, nomeadamente o desumidificador, o humidificador, as resistências de aquecimento e o ventilador, conforme a tabela 20.

Tabela 20: Componentes utilizados durante a secagem

Componente	Função	Potência Instantânea
Resistências elétricas de 2kW	Aquecimento do ar	2 kW
Resistências elétricas de 1kW	Aquecimento do ar	1 kW
Eletro-válvula	Humidificação do ar	0,0015 kW
Caldeira	Humidificação do ar	2 kW
Compressor	Desumidificação do ar	0,75 kW
Ventilador	Velocidade do ar	0,12 kW

Para determinar o consumo em cada ensaio, foram adquiridos os sinais de saída de cada um dos controladores e, a partir destes sinais, calculadas as potências para cada um dos atuadores bem como o somatório de todos, para ter o custo final.

9.4. DETERMINAÇÃO DOS CUSTOS ENERGÉTICOS

Os custos energéticos, em cada ensaio experimental, foram calculados a partir do somatório dos custos individuais de cada um dos atuadores.

Foram determinadas as funções custo para cada conjunto de humidades relativas e de temperaturas. Para fins de comparação entre ensaios, o consumo energético foi apresentado em kWh por hora de secagem.

9.5. OTIMIZAÇÃO DAS CONDIÇÕES DE SECAGEM PARA REDUÇÃO DOS CUSTOS ENERGÉTICOS

De forma semelhante ao que foi feito para otimização dos parâmetros de secagem para obtenção da humidade final adimensional, foi também realizada a otimização para minimização dos custos energéticos por hora de secagem, utilizando o modelo obtido pelo treino da rede neuronal artificial.

Para realizar a otimização das condições de secagem, visando a redução do consumo energético, foi feita inicialmente uma rede neuronal artificial para simulação do custo associado. Para esta modelação foi utilizada uma rede neuronal formada por uma camada de entrada, constituída por 4 neurónios, uma camada oculta e uma camada de saída, formada por 1 neurónio. As entradas foram o tempo, humidade relativa, velocidade e temperatura e a saída foi o custo energético.

Foi utilizada uma rede neuronal *feedforward* com o algoritmo de aprendizagem de Levenberg Marquardt e as funções de transferência tangente sigmoial e linear para as camadas oculta e de saída, respectivamente. A camada oculta foi composta por nove neurónios. Os dados relativos à rede neuronal utilizada encontram-se em anexo (F2).

Com o modelo gerado pela RNA, foi utilizado num algoritmo de otimização baseado no método simplex proposto por Lagarias *et al.* (1998) a fim de obter os parâmetros de secagem ótimos para a redução do consumo energético.

9.6. COMPARAÇÃO DE CUSTOS PARA DIFERENTES FORMAS DE HUMIDIFICAÇÃO

No início da fase experimental, a humidificação era efetuada através da caldeira. Posteriormente, realizou-se a humidificação com recurso a uma eletroválvula, o que garantiu, além de uma maior estabilidade e rapidez na obtenção da humidade relativa desejada, uma considerável redução no consumo energético.

Foi analisado e comparado o consumo energético para os diferentes ensaios realizados com humidificação através da caldeira e os realizados com a eletroválvula.

9.7. RESULTADOS E DISCUSSÕES

9.7.1. Resultado da otimização das condições de secagem

Após a obtenção dos melhores parâmetros da rede neuronal para o processo de secagem, determinados na etapa de treino, foi feita a otimização do processo, de forma a determinar os valores ótimos dos parâmetros de secagem que minimizem a variável dependente (teor de humidade final).

A fim de atender às limitações da instalação, bem como as restrições de temperatura para secagem do bacalhau e o tempo de secagem desejado, alguns limites para os valores foram estabelecidos no programa de otimização:

Tempo: [40 70]

Temperatura: [15 23]

Humidade relativa: [40 65]

Velocidade: [1,5 2]

A tabela 21 apresenta os valores obtidos na otimização, variando-se os valores desejados para a humidade final.

Tabela 21: Condições de secagem convectiva para obter diferentes humidades adimensionais finais

Humidade final desejada	Tempo (h)	Temperatura (°C)	Humidade Relativa (%)	Velocidade (m/s)
0,85	65,68	22,65	63,40	1,50
0,80	69,16	22,26	60,60	1,50
0,75	69,97	21,61	58,59	1,50
0,70	68,58	20,73	57,39	1,51
0,65	68,58	21,45	51,58	1,50
0,60	69,66	22,85	41,26	1,50

9.7.2. Funções custo por hora de secagem

A partir dos resultados obtidos para os custos de secagem, foi possível obter as curvas de custo em função da humidade relativa e da temperatura, mostradas pelas figuras 81 a 88:

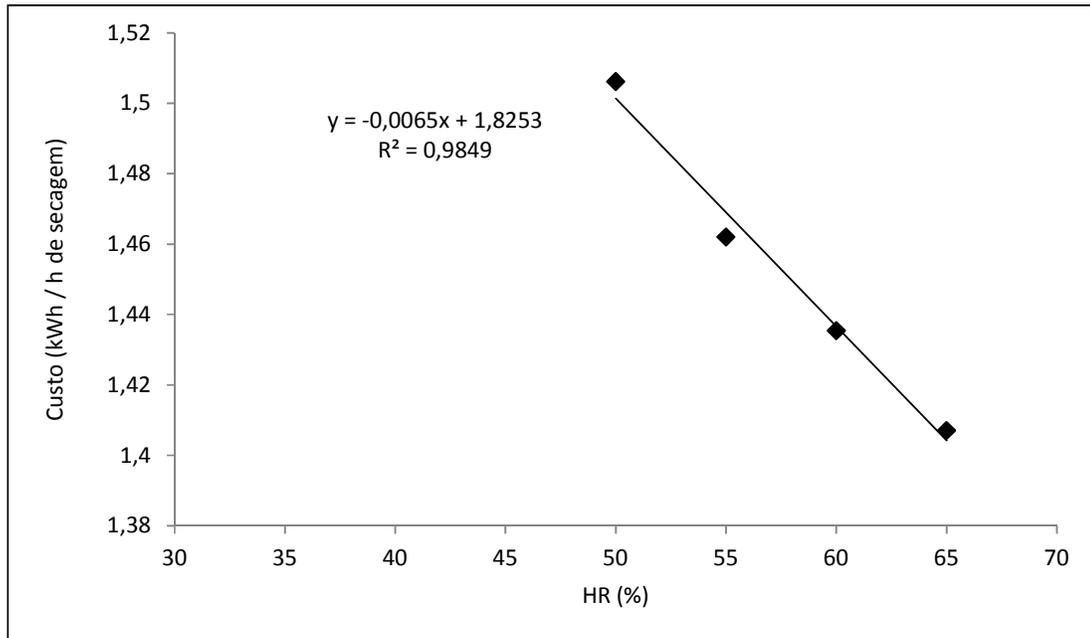


Figura 81: Curva de custo de secagem em função da humidade relativa para temperatura de 15°C

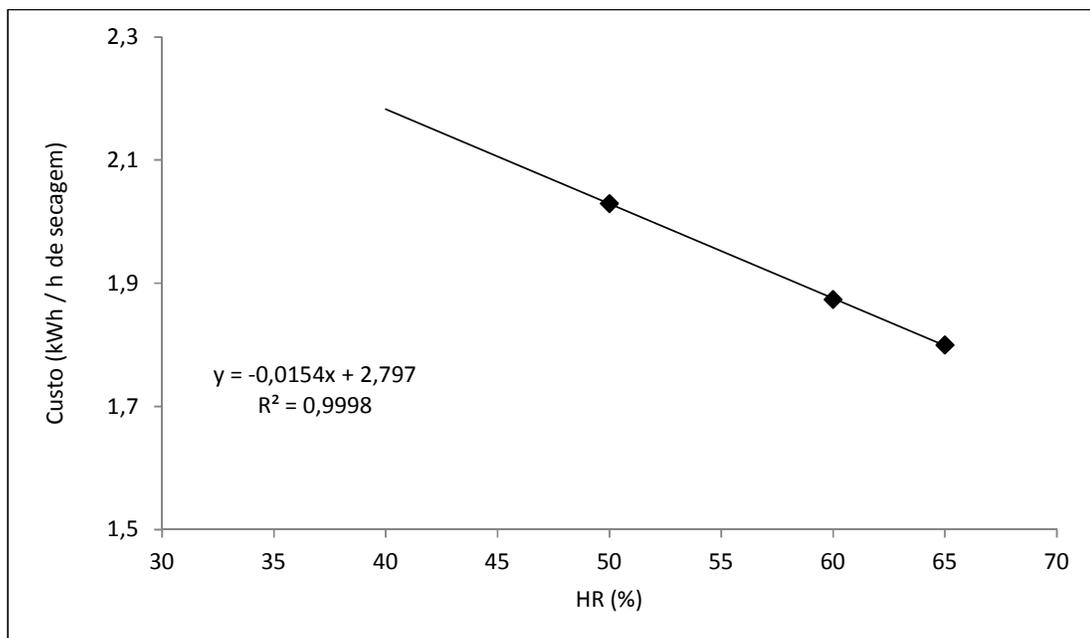


Figura 82: Curva de custo de secagem em função da humidade relativa para temperatura de 18°C

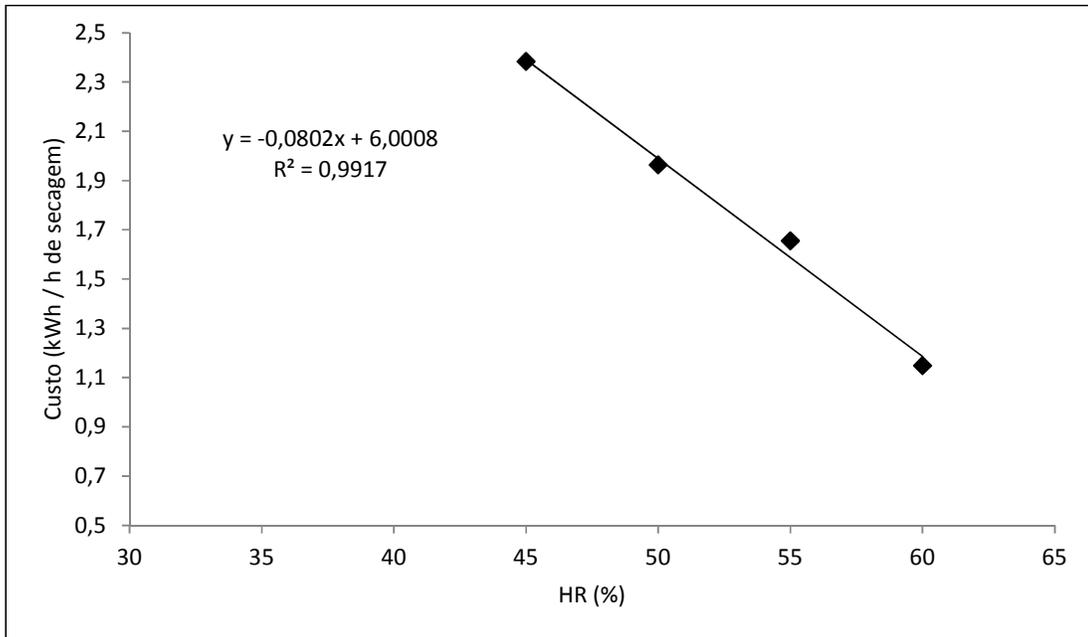


Figura 83: Curva de custo de secagem em função da umidade relativa para temperatura de 20°C

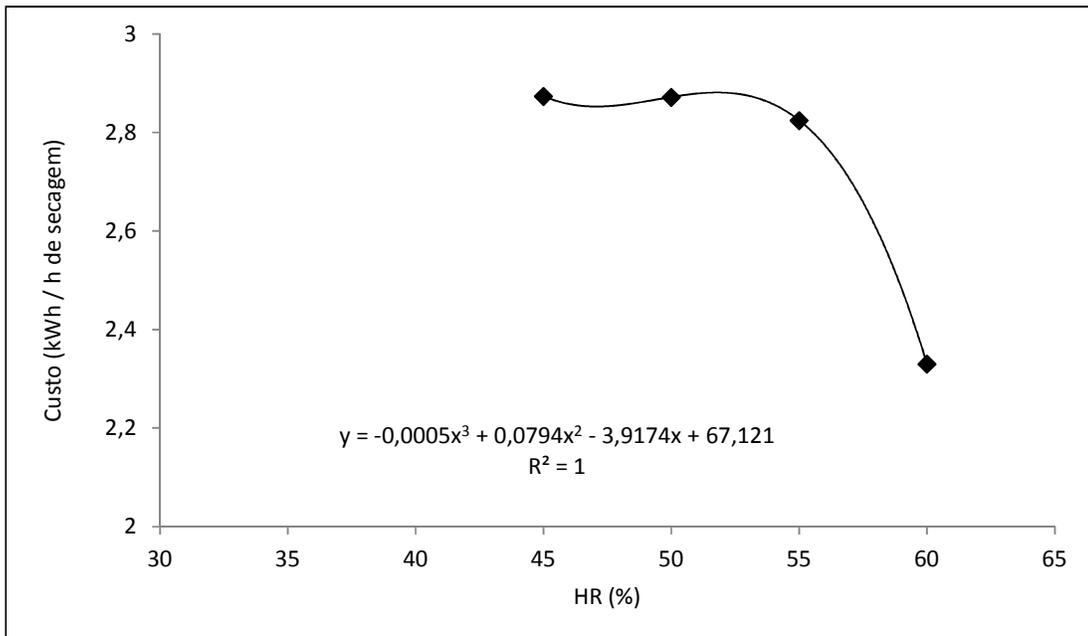


Figura 84: Curva de custo de secagem em função da umidade relativa para temperatura de 23°C

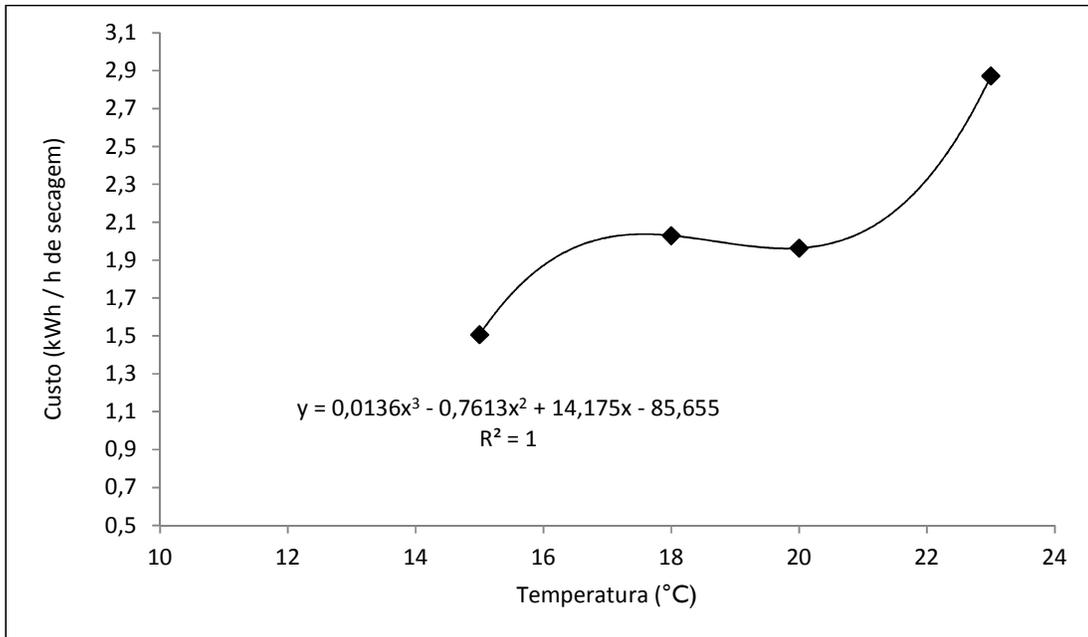


Figura 85: Curva de custo de secagem em função da temperatura para umidade relativa de 50%

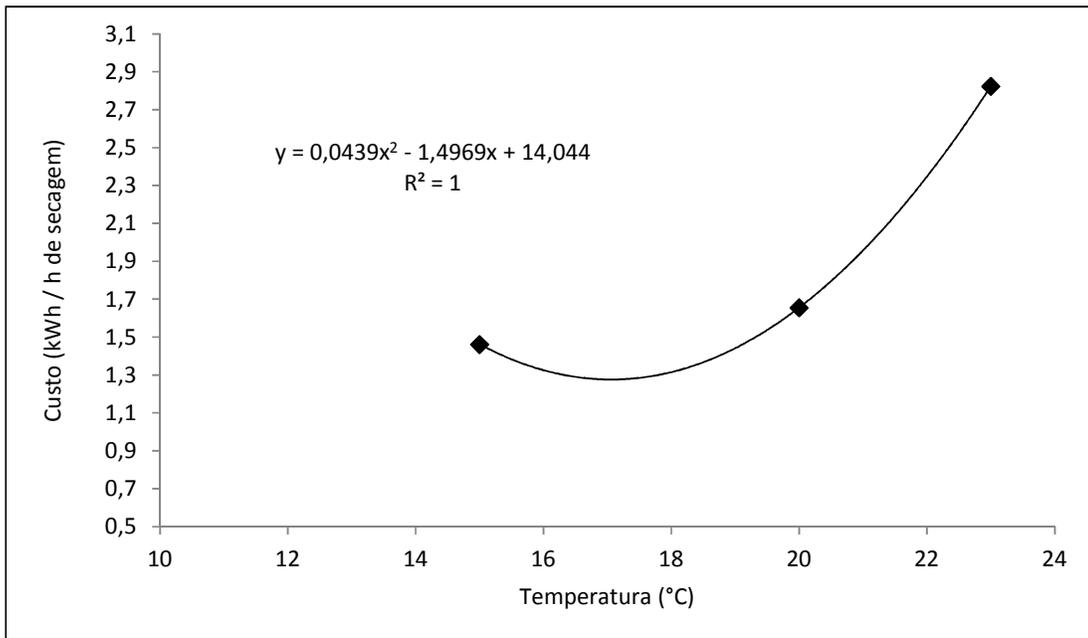


Figura 86: Curva de custo de secagem em função da temperatura para umidade relativa de 55%

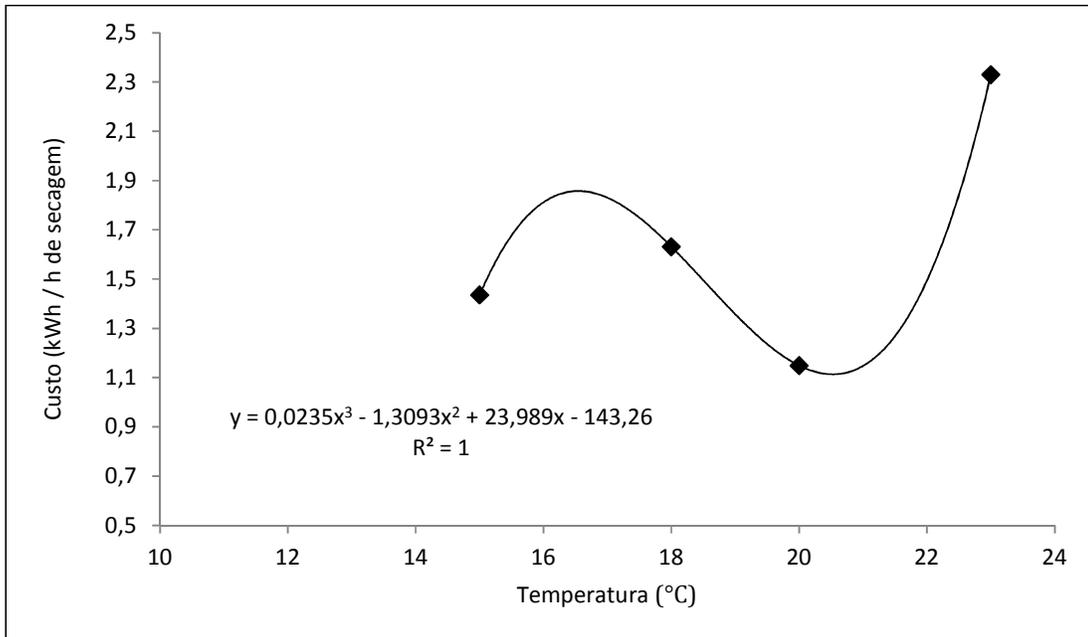


Figura 87: Curva de custo de secagem em função da temperatura para umidade relativa de 60%

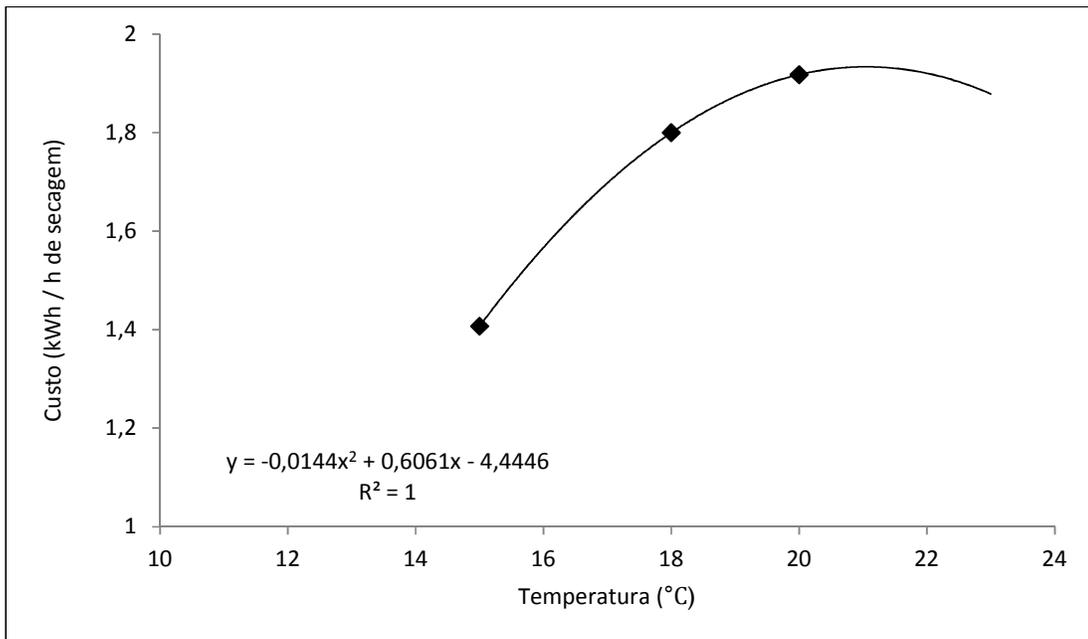


Figura 88: Curva de custo de secagem em função da temperatura para umidade relativa de 65%

9.7.3. Custos de secagem para diferentes condições operacionais

Os custos de secagem obtidos para as diferentes condições operacionais são mostrados pelas figuras 89 a 94 e tabela 22.

Tabela 22: Potência média para diferentes ensaios experimentais

Ensaio	T (°C)	HR (%)	v (m/s)	Consumo energético (kWh/h)
2	20	45	2	2,43
4	20	55	2	2,08
6	20	65	2	1,92
8	20	45	1,5	1,49
9	20	50	1,5	1,96
10	20	55	1,5	1,65
11	20	60	1,5	1,15
12	20	65	1,5	1,45
15	15	50	2	1,51
22	15	55	1,5	1,46
23	15	60	1,5	1,44
24	15	65	1,5	1,41
29	18	60	2	1,63
33	18	50	1,5	2,03
35	18	60	1,5	2,12
36	18	65	1,5	1,80
39	23	50	2	2,79
44	23	45	1,5	2,87
45	23	50	1,5	2,87
46	23	55	1,5	2,82
47	23	60	1,5	2,33

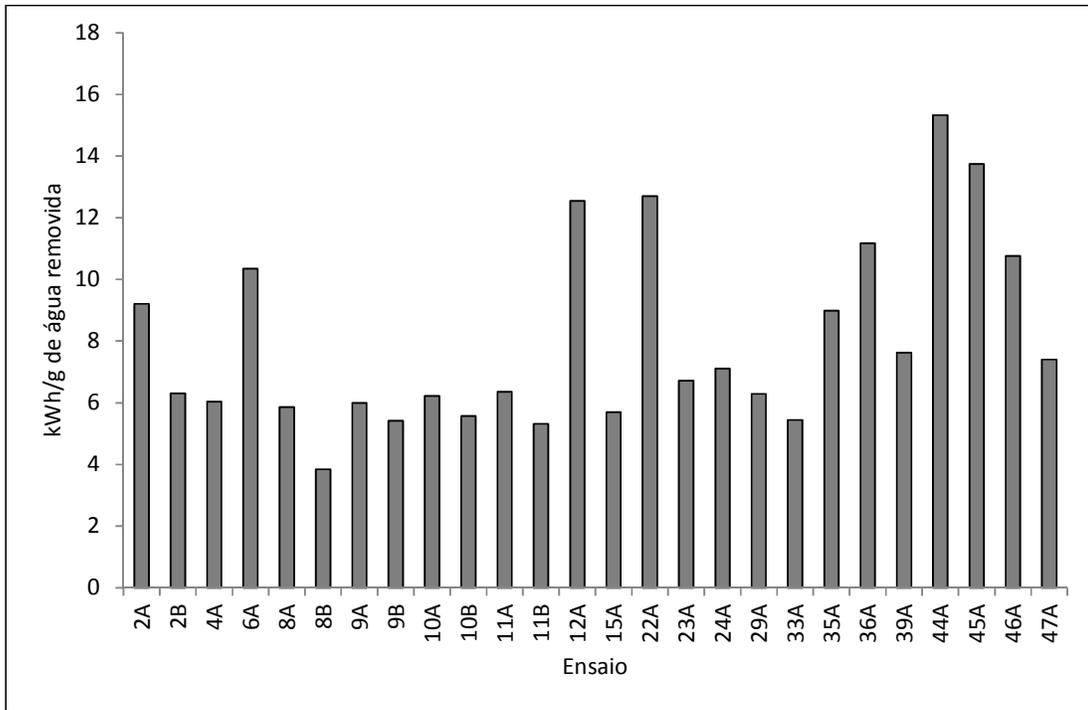


Figura 89: Consumo energético para cada ensaio em kWh/g de água removida

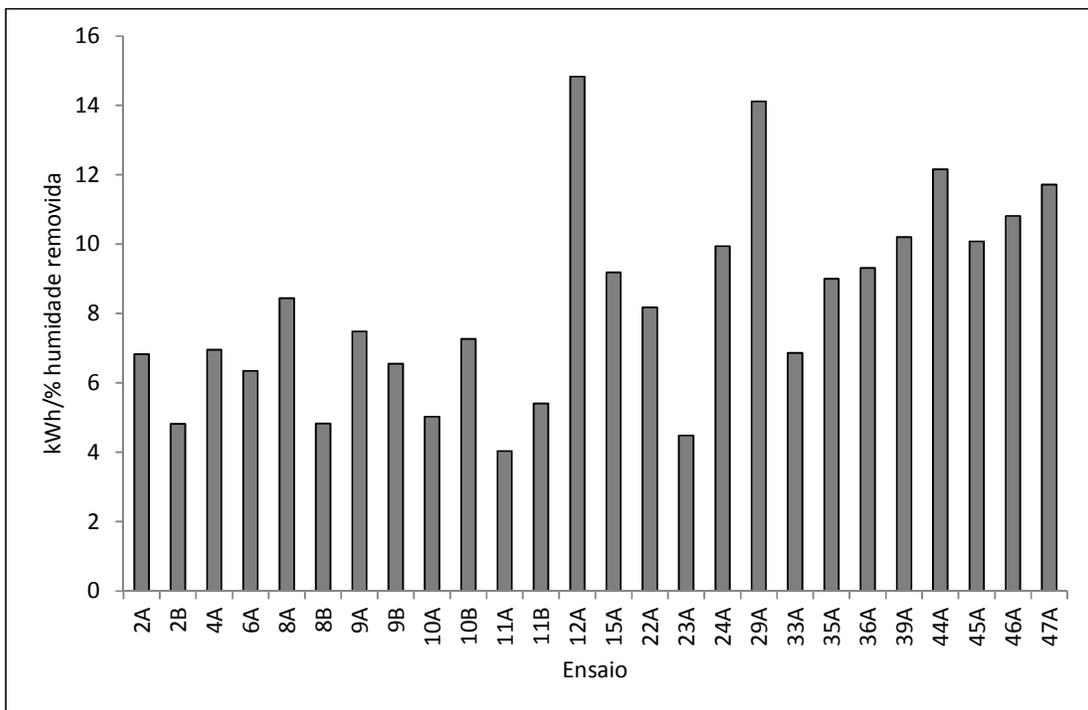


Figura 90: Consumo energético para cada ensaio em kWh/% de humidade removida

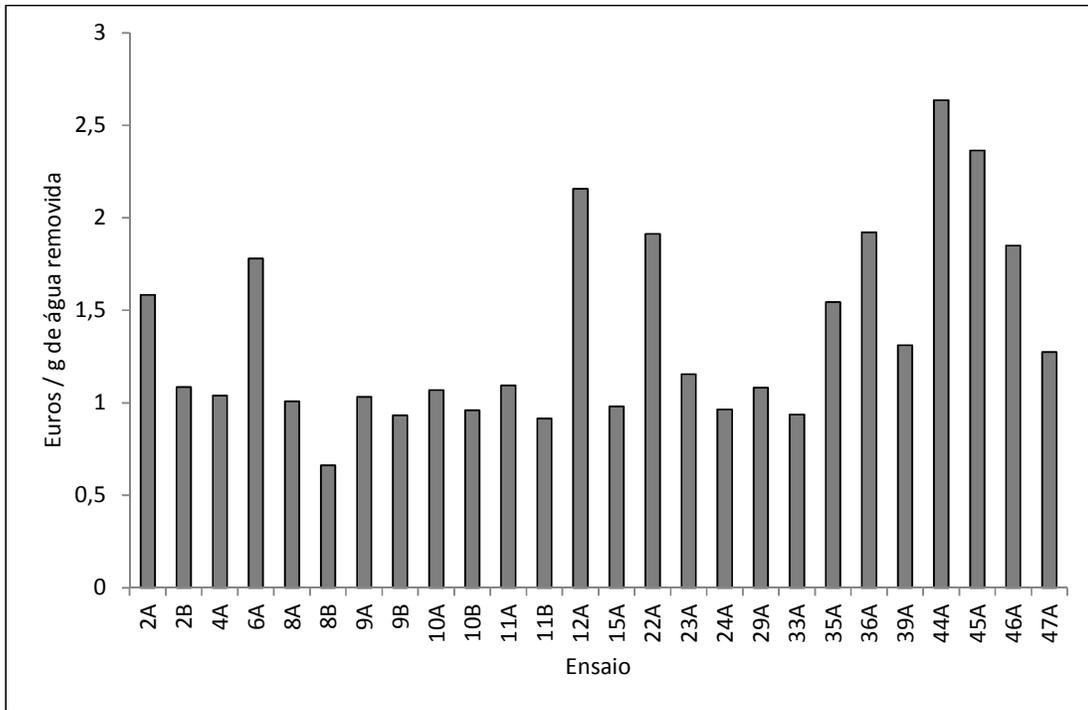


Figura 91: Consumo energético para cada ensaio em Euros/g de água removida

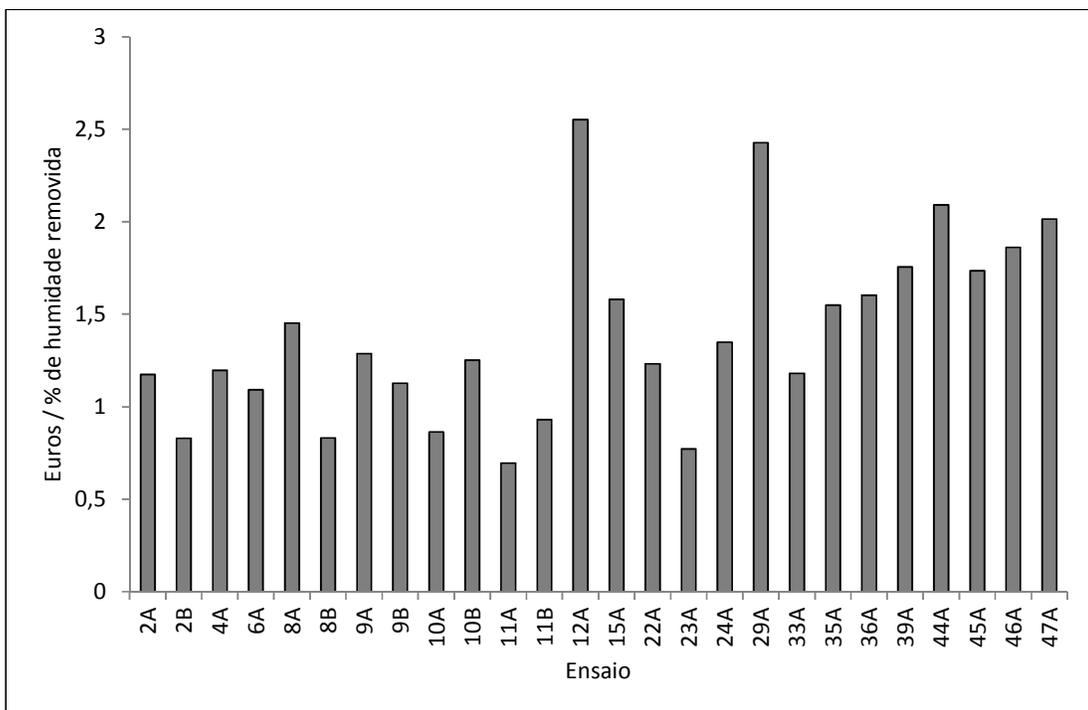


Figura 92: Consumo energético para cada ensaio em Euros/% de humidade removida

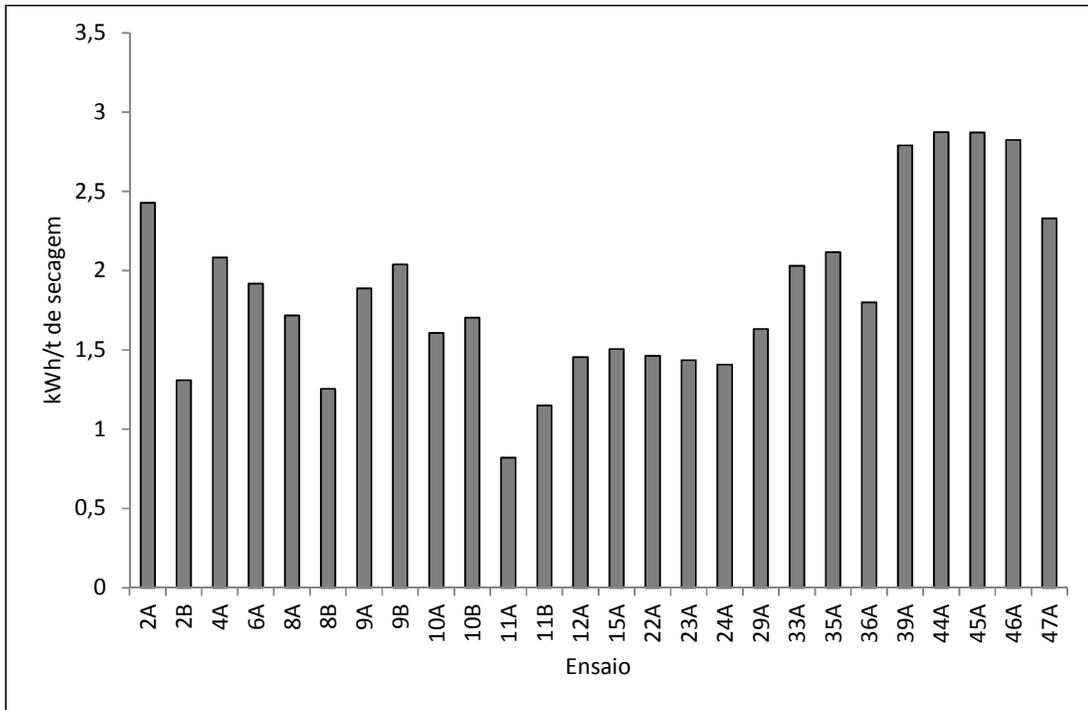


Figura 93: Consumo energético para cada ensaio em kWh/t de secagem

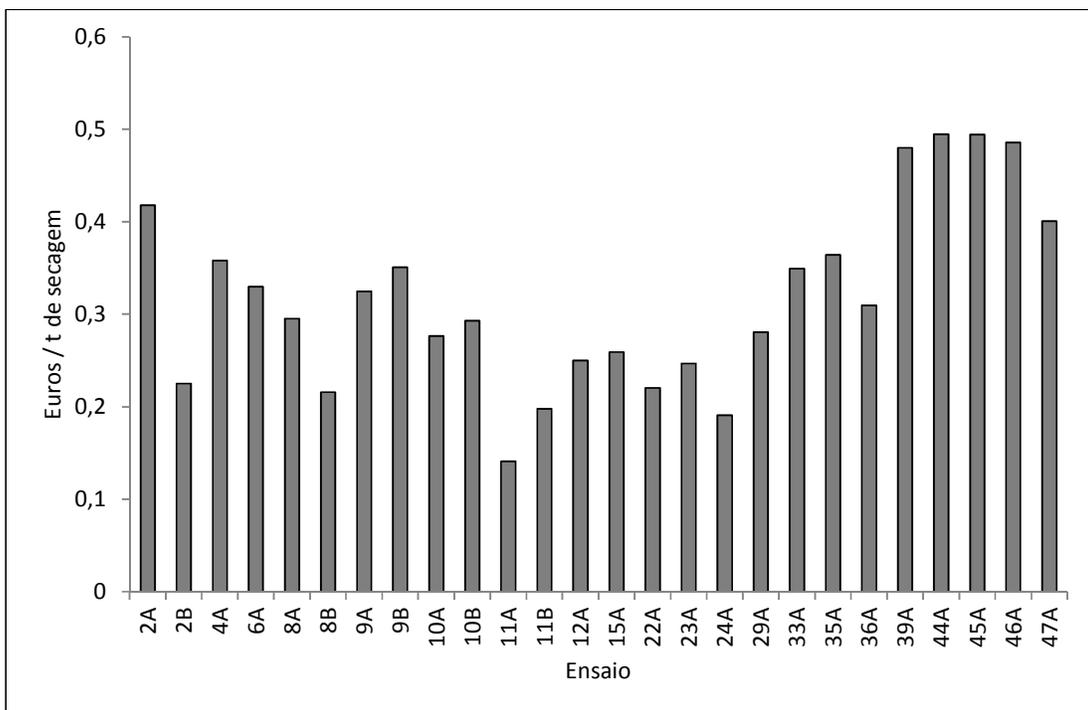


Figura 94: Consumo energético para cada ensaio em Euros/t de secagem

Na tabela 23 tem-se o custo de secagem para remover 5g de água da amostra, bem como o tempo necessário para essa remoção. O tempo e consumo energético 1 dizem respeito às primeiras 5g, o tempo e consumo 2 às próximas 5g e o 3 para as terceiras 5g da amostra.

Tabela 23: Custo de secagem para remoção de 5g de água

Ensaio	Tempo 1 (h)	Consumo energético 1 (kWh/5g)	Tempo 2 (h)	Consumo energético 2 (kWh/5g)	Tempo 3 (h)	Consumo energético 3 (kWh/5g)
2	7,75	22,38	15,25	43,13	24,75	70,79
4	10,5	17,95	16,25	27,25	23,75	39,21
6	15	30,43	21,5	44,22	29,5	56,69
8	4,5	10,08	9	19,15	16	32,22
9	8,25	19,18	12,75	30,98	24,5	55,25
10	11,875	23,27	13,75	22,01	26,75	43,83
11	20,625	26,89	38	46,54	-	-
12	52,75	80,25	-	-	-	-
15	8	11,42	16,25	21,59	28,5	38,06
18	13,25	15,21	22,25	26,23	41	28,82
22	24	31,16	-	-	-	-
23	13	19,48	21,75	34,45	31,25	49,12
24	31,25	39,77	26	31,99	32,5	59,48
29	8,5	14,93	20,25	38,01	-	-
33	4,75	9,68	7,75	15,48	32,25	72,01
35	8,75	21,23	20,25	48,35	30,25	61,77
36	60,5	112,05	-	-	-	-
39	6,5	12,77	12,25	21,59	15	25,57
40	6,5	10,45	12,25	19,74	15	24,08
44	8,75	25,41	20,25	65,88	34,75	99,55
45	5	14,78	18,25	52,35	25,5	73,15
46	8	22,50	11,5	32,47	15,25	43,12
47	15,75	43,23	36,5	99,53	-	-

Analisou-se o consumo energético da secagem do bacalhau, comparando o custo associado à redução de 5g de massa d'água, dividindo-o em três grupos.

De acordo com o observado na tabela acima, observou-se que:

1. para a redução das primeiras 5g da amostra, a melhor relação *redução x custo* de forma a otimizar o tempo é para o conjunto ($20^{\circ}\text{C} - 45\% - 1,5\text{m/s}$), onde a perda das 5g ocorreu em 4,5h com o consumo energético associado de 10,08 kWh. Outra situação é para o conjunto ($18^{\circ}\text{C} - 50\% - 1,5\text{m/s}$), com um consumo energético de 9,68 kWh para um tempo de 4,75h;
2. para a redução das próximas 5g da amostra, o ensaio que resultou na melhor relação *custo x tempo* foi para ($18^{\circ}\text{C} - 50\% - 1,5\text{m/s}$), com um tempo de secagem de 7,75h e um consumo energético de 15,48 kWh. Outra possibilidade é para o ensaio ($20^{\circ}\text{C} - 45\% - 1,5\text{m/s}$), que para 9h de secagem, teve um consumo energético de 19,15 kWh;
3. no terceiro grupo, a melhor combinação de parâmetros para minimizar o consumo energético é para ($23^{\circ}\text{C} - 55\% - 2\text{m/s}$), onde tem-se em 15h de secagem um custo associado de 24,08 kWh, resultado muito próximo ao obtido para a secagem feita com ($23^{\circ}\text{C} - 50\% - 2\text{m/s}$), no mesmo tempo e com um ligeiro acréscimo na consumo: 25,57 kWh.

Dessa forma, a melhor combinação visando a redução do tempo de secagem e minimizando os custos, com base nos dados experimentais é dada por:

- Nas primeiras 5h: ($20^{\circ}\text{C} - 45\% - 1,5\text{m/s}$)
- Entre 5h e 15h: ($18^{\circ}\text{C} - 50\% - 1,5\text{m/s}$)
- A partir de 15h: ($23^{\circ}\text{C} - 55\% - 2\text{m/s}$)

9.7.4. Resultados da otimização para os custos de secagem

Os resultados obtidos na otimização para redução do consumo energético são mostrados pela tabela 24:

Tabela 24: Condições de secagem convectiva para diferentes custos energéticos

Custo energético (kWh/h)	Tempo (h)	Temperatura (°C)	Humidade Relativa (%)	Velocidade (m/s)
1,10	71,30	15	53,79	1,5
1,15	71,40	15	53,67	1,5
1,20	71,57	15	53,61	1,5

Observa-se que, para diferentes custos energéticos desejados, as condições ótimas permanecem constantes.

9.7.5. Análise comparativa dos custos com diferentes tipos de humidificação

Nas figuras 95 e 96 é mostrada a comparação entre o consumo energético com a humidificação através da caldeira e com a eletroválvula.

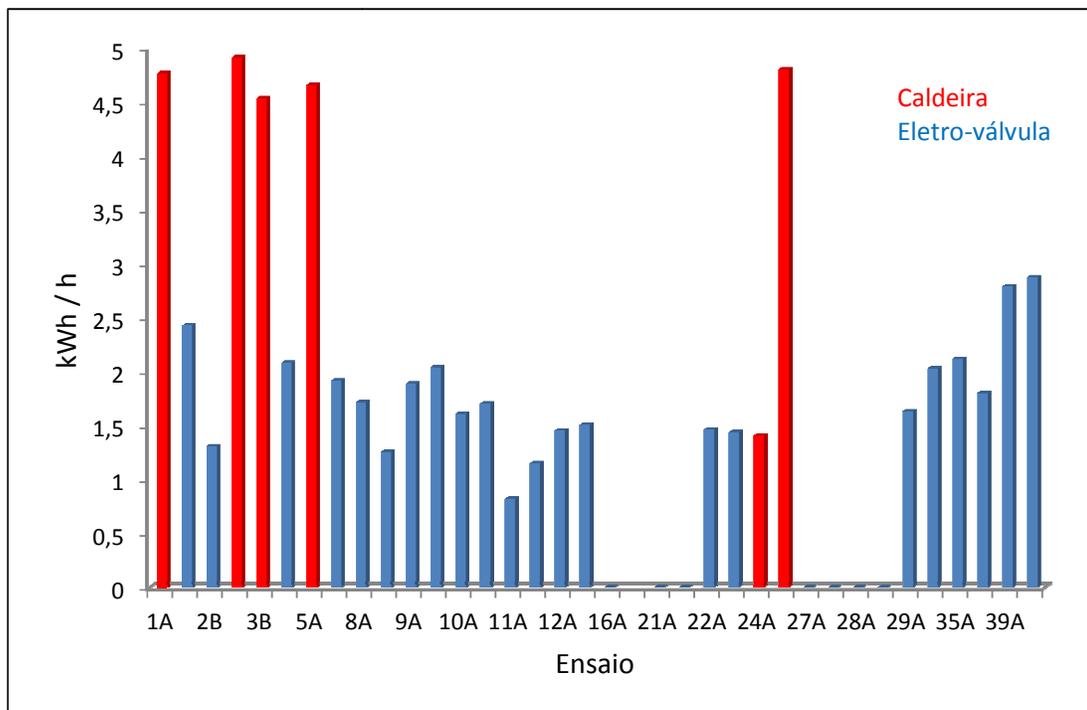


Figura 95: Comparação entre custos com humidificação em kWh / h de secagem

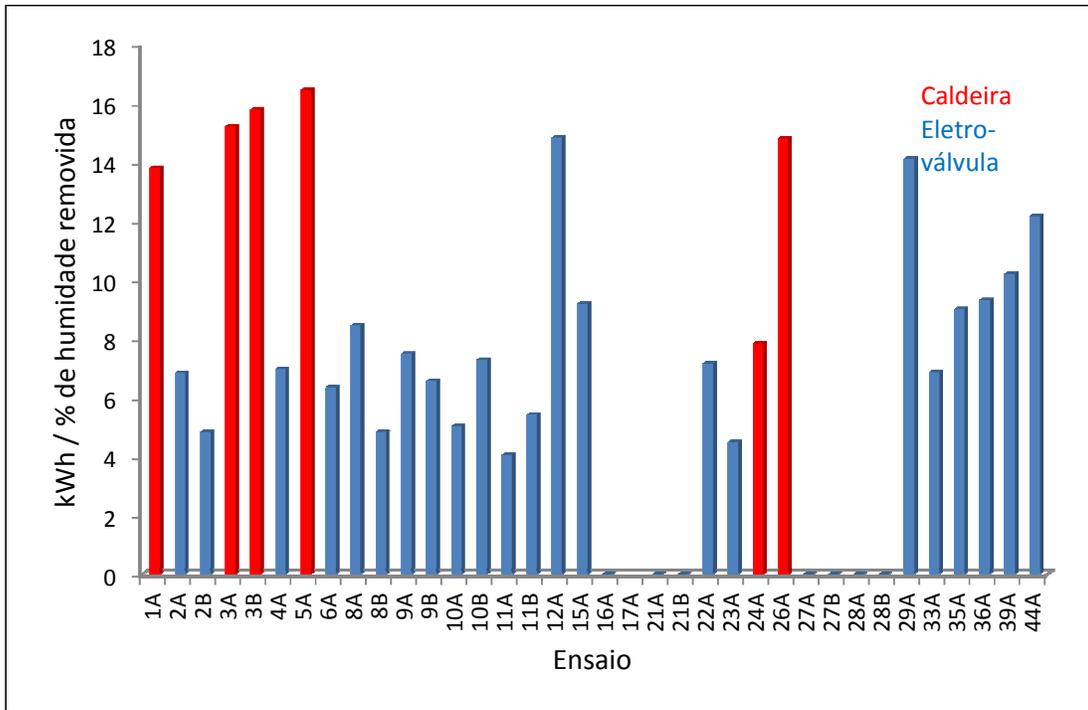


Figura 96: Comparação entre custos com humedificação em kWh / % de humidade removida

9.7.6. Custos finais considerando tempo de imobilização do produto e qualidade final para os diferentes ensaios experimentais

Para determinar o custo final da secagem de bacalhau, foram estimados diferentes valores percentuais para o custo com tempo de imobilização do produto e para o custo com a qualidade final. Como não há possibilidade de calcular estes custos, foi determinado qual o custo final considerando que eles representam 30%, 50% e 100% do custo energético.

Na tabela 25 encontram-se os custos finais da secagem do bacalhau para os diferentes valores percentuais atribuídos aos custos de imobilização do produto e de qualidade final.

Tabela 25: Custos finais da secagem de bacalhau em euros para diferentes condições operacionais

Ensaio	CE (€)	30%_30%	30%_50%	30%_100%	50%_50%	50%_100%	100%_100%
2	0,418	0,669	0,752	0,961	0,836	1,045	1,254
4	0,358	0,572	0,644	0,823	0,716	0,894	1,073
6	0,330	0,528	0,594	0,760	0,660	0,826	0,991
8	0,256	0,410	0,461	0,589	0,513	0,641	0,769
9	0,337	0,539	0,607	0,775	0,674	0,843	1,011
10	0,284	0,454	0,511	0,653	0,568	0,710	0,851
11	0,198	0,316	0,356	0,455	0,396	0,495	0,593
12	0,249	0,399	0,449	0,574	0,499	0,624	0,748
15	0,260	0,416	0,467	0,597	0,519	0,649	0,779
22	0,251	0,402	0,452	0,578	0,502	0,628	0,753
23	0,248	0,396	0,446	0,570	0,495	0,619	0,743
24	0,243	0,388	0,437	0,558	0,485	0,606	0,728
29	0,280	0,449	0,505	0,645	0,561	0,701	0,841
33	0,349	0,559	0,628	0,803	0,698	0,873	1,047
35	0,365	0,583	0,656	0,839	0,729	0,912	1,094
36	0,310	0,495	0,557	0,712	0,619	0,774	0,929
39	0,480	0,768	0,864	1,104	0,960	1,200	1,440
44	0,494	0,790	0,889	1,135	0,987	1,234	1,481
45	0,494	0,790	0,889	1,135	0,987	1,234	1,481
46	0,485	0,776	0,873	1,116	0,970	1,213	1,455
47	0,401	0,641	0,721	0,922	0,802	1,002	1,202

A figura 97 apresenta os valores máximos e mínimos dos custos dentro das diferentes situações analisadas, para cada condição operacional.

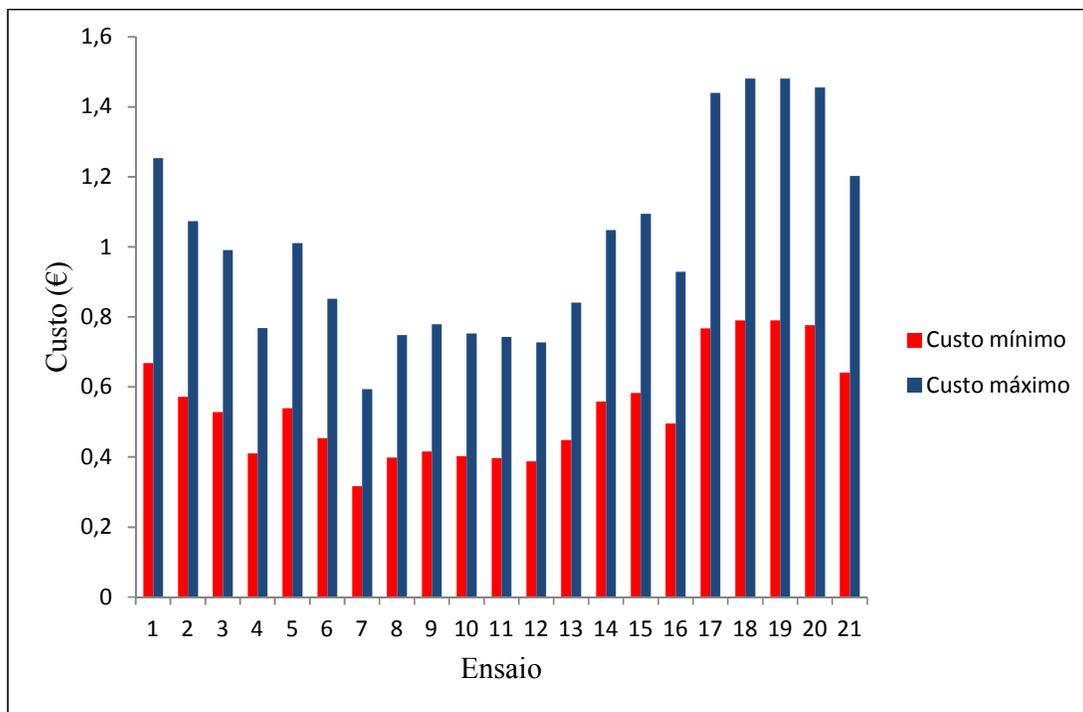


Figura 97: Valores máximos e mínimos dos custos de secagem

9.7.7. Custos finais considerando tempo de imobilização do produto e qualidade final com os valores ótimos estimados pelo algoritmo de otimização

Da mesma forma como foi realizado para os diferentes ensaios experimentais, foi determinado qual o custo final para a secagem do bacalhau com os valores ótimos estimados pelo algoritmo de otimização, levando em conta o tempo de imobilização do produto e a qualidade final, considerando que eles representam 30%, 50% e 100% do custo energético.

O resultado é mostrado na tabela 26, calculados a partir dos três valores de consumo energético considerados na otimização.

Tabela 26: Custos finais da secagem do bacalhau com os valores ótimos das condições de secagem

Consumo (kWh/h)	Custo (€)		
	1,10	1,15	1,20
Custo energético	0,189	0,198	0,206
30%_30%	0,303	0,316	0,330
30%_50%	0,341	0,356	0,372
30%_100%	0,435	0,455	0,475
50%_50%	0,378	0,396	0,413
50%_100%	0,473	0,495	0,516
100%_100%	0,568	0,593	0,619

Enfatiza-se que estes resultados foram obtidos para a instalação de secagem existente no laboratório e para amostras pequenas de bacalhau (em torno de 100g). Isto significa que estes dados não poderão ser extrapolados diretamente para as instalações de secagem industriais, pelo menos em termos quantitativos.

Capítulo 10

Conclusões

Dos estudos realizados ao longo deste trabalho, as seguintes conclusões foram possíveis de obterem-se:

- Foi proposto um controlo não-linear difuso para a operação em tempo real da instalação de secagem. Os controladores difusos desenvolvidos foram testados e comparados com um controlador PID que estava anteriormente implementado na instalação, para o controlo da humidade relativa, temperatura e velocidade do ar de secagem. O controlo difuso foi composto por quatro controladores: controlador difuso para o humidificador, desumidificador, resistências elétricas e ventilador. A análise do desempenho dos controladores mostrou melhores resultados para o controlo difuso: a média dos erros absolutos foram inferiores a 2,79% para o controlo da humidade relativa e 0,349°C para o controlo da temperatura, respectivamente, cerca de 3,93 e 3,71 vezes menor que os resultados experimentais encontrados por meio do controlo PID. Apesar do número razoável de conjunto de regras e conjuntos difusos, foi possível obter controladores de melhor desempenho, sem levar em conta o modelo matemático do processo de secagem.

- As amostras recebidas tinham um teor de humidade inicial médio de 60,59% (base húmida), com um desvio-padrão de 5,71, um teor de sal médio de 20,45 (g/100g) com desvio-padrão de 2,76 e atividade de água de 71,82, com desvio-padrão de 0,93, indicando que elas estavam dentro das determinações do Ministério da Agricultura, Pescas e Florestas.

- O processo de secagem não afetou significativamente o teor de sal nas amostras, havendo uma redução média de 0,46 (g/100g) após os ensaios experimentais. Já em relação às

dimensões, o processo de secagem não acarretou um encolhimento significativo das amostras, tendo uma redução média de 0,14cm no comprimento, 0,12cm na largura e 0,05cm na espessura.

- Dos modelos usados para o ajuste das isotermas de sorção do bacalhau salgado verde, o que melhor se adaptou aos resultados experimentais foi o modelo de GAB Modificado, com coeficientes de correlação variando entre 0,992 e 0,998.

- Os valores das humidades de equilíbrio do bacalhau salgado verde, para humidades relativas entre 40% e 70% variaram entre 10,67% e 40,81% para a temperatura de 15°C, entre 8,70% e 36,05% para 18°C, entre 7,97% e 33,02% para 20°C e entre 5,96% e 28,09% para 23°C. Já os valores das humidades de equilíbrio para o bacalhau fresco, para a mesma gama de humidades relativas, variaram entre 11,80% e 21,21%, para a temperatura de 20°C.

- Observou-se que todas as isotermas apresentaram uma forma sigmóide, conforme esperado para este tipo de produto. Os valores das humidades de equilíbrio do bacalhau salgado diminuem com o aumento da temperatura do ar ambiente. Quanto à influência da humidade relativa do ar, os valores para o teor de humidade de equilíbrio, tanto do bacalhau salgado como do fresco, aumentaram com o aumento da humidade relativa com a temperatura constante. Foi observada uma forma diferente para a isoterma de sorção do bacalhau salgado em relação ao bacalhau fresco.

- Em relação aos ensaios experimentais de secagem, todas as curvas de secagem mostram uma clara tendência exponencial e, como esperado, observou-se que a secagem ocorre mais rapidamente quando há um aumento na temperatura. Verificou-se que a influência da temperatura do ar de secagem é bem acentuada na diminuição do teor de humidade para as condições constantes de humidade relativa e velocidade do ar de secagem, com consequente aumento da taxa de secagem, quando a temperatura do ar é aumentada.

- Para o efeito da humidade relativa nas curvas de secagem, verifica-se que para humidades relativas mais baixas, a secagem ocorre mais rapidamente, e esse comportamento é mais evidente quando combinado com temperaturas mais elevadas. Observa-se que as taxas de

secagem diminuem com o aumento da humidade relativa do ar a uma temperatura constante.

- Diferentemente do que foi observado para a temperatura e humidade relativa, o aumento da velocidade do ar não teve influência direta sobre a secagem para as temperaturas de 15°C e 18°C: as curvas com o aumento da velocidade de 1,5 para 2m/s para estas condições mostram que a secagem ocorre mais rapidamente para a velocidade menor, verificando-se que o aumento da velocidade do ar não foi vantajoso. Já para a temperatura de 20°C, o aumento da velocidade do ar reflete-se diretamente na secagem, fazendo com que ela ocorra mais rapidamente para as mesmas condições de humidade relativa e temperatura, enquanto que para a temperatura de 23°C as curvas ficam sobrepostas.

- Em relação às taxas de secagem, verificou-se que a temperatura e humidade relativa foram fatores preponderantes, pois com o aumento destas variáveis, houve também um aumento na velocidade com que a humidade se difundia do interior do produto para a sua superfície, ou seja, foi necessário um menor tempo de exposição do bacalhau ao ar aquecido para atingir o teor de humidade desejado, devido à maior disponibilidade de energia para a vaporização da água. Nota-se, também que a velocidade do ar não influenciou de forma significativa a taxa de secagem, observando-se que as duas velocidades proporcionam taxas praticamente iguais.

- A modelação do processo de secagem foi realizada através de três modelos: modelo semi-empírico de Page, modelo de difusão de Fick e por Redes Neurais Artificiais. A comparação entre dados experimentais e simulados, para cada modelo, apresentou os seguintes erros: entre 1,43 e 11,58 para o modelo de Page, 0,34 e 4,59 para o modelo de Fick e entre 1,13 e 6,99 para a RNA, com médias de 4,38, 1,67 e 2,93 respectivamente.

- Apesar do modelo de Fick apresentar menores erros, ele apresenta grandes desvantagens, principalmente pelo fato da modelação ter que ser feita para cada ensaio separadamente, determinando-se para cada, um coeficiente de difusão. Dessa forma, o melhor modelo para prever a secagem do bacalhau salgado verde são as redes neuronais, visto que elas conseguem prever de forma satisfatória as curvas de secagem para quaisquer condições operacionais.

- Os valores das difusividades efetivas para o processo de secagem variaram entre $3,01 \times 10^{-10}$ e $1,07 \times 10^{-9} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$.
- O modelo de redes neurais apresentou boa capacidade preditiva durante o treinamento e teste das arquiteturas determinadas. Este modelo obtido foi submetido a um algoritmo de otimização, a fim de encontrar os parâmetros ideais de secagem, de forma a minimizar o tempo do processo e maximizar a perda de água do bacalhau.
- Os parâmetros ótimos obtidos para o processo de secagem, após otimização realizada, para obter-se uma humidade adimensional final de 0,65 foram: tempo de 68,6h, temperatura de 21,45°C, humidade relativa de 51,6% e velocidade de 1,5m/s.
- Foram determinados os custos de secagem para as diferentes condições operacionais; os custos estão associados ao consumo energético dos diferentes atuadores da instalação experimental, nomeadamente o desumidificador, o humidificador, as resistências de aquecimento e o ventilador. Os custos energéticos por hora de secagem variaram entre 1,15kWh e 2,87kWh, com uma média de 1,94kWh.
- De forma semelhante ao que foi feito para otimização dos parâmetros de secagem para obtenção da humidade final adimensional, foi também realizada a otimização para minimização dos custos energéticos por hora de secagem, utilizando o modelo obtido pelo treino da rede neuronal artificial. Para reduzir o consumo energético na instalação, os parâmetros de secagem devem ser: tempo de 71h, temperatura de 15°C, humidade relativa de 54% e velocidade do ar de 1,5m/s.

Referências

Adicon. (1994). **Boletim Técnico de Pescado Defumado**. São Paulo, ADICOM Ind. E. com. De Aditivos Ltda., 7p.

Afonso Júnior, P.C. e Corrêa, P.C. (1999). Comparação de Modelos Matemáticos para descrição da cinética de secagem em camada fina de sementes de feijão. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, 3 (3), 349-353.

Alvarez-López, I.; Llanes-Santiago, O. and Verdegay, J.L. (2005). Drying process of tobacco leaves by using a fuzzy controller. **Fuzzy Sets and Systems**, 150, 493-506.

Andrés, A.; Rodríguez-Barona, S.; Barat, J.M. and Fito, P. (2005). Salted cod manufacturing: influence of salting procedure on process yield and product characteristics. **Journal of Food Engineering**, 69 (4), 467-471.

AOAC, (2000). Association of official analytical chemists. **Official method of analysis**. Arlington, VA.

Araujo, K.A.M.; Vitti, B.C.; Lotufo, A.D.P. e Lopes, M.L.M. (2010). Previsão de afluências utilizando redes neurais artificiais com o auxílio das toolboxes do matlab. **XVIII Congresso Brasileiro de Automática**, Bonito-MS.

Ardito, T. (2005). Aplicação de um método de diferenças finitas explícito na secagem. In: **XXXIV Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola**, Canoas – Brasil.

Astron, K. J.; Wittenmark, B. (1995). **Adaptive Control Systems**. [S.l.]: Addison-Wesley Series in Electrical Engineering: Control Engineering.

Athié, I.; Castro, M.F; Gomes, R.A.R. e Valentini, S.R.T. (1998). **Conservação de Grãos**. Campinas: Fundação Cargill, 236p.

Atthajariyakul, S. and Leephakpreeda, T. (2006). Fluidized bed paddy drying in optimal conditions via adaptive fuzzy logic control. **Journal of Food Engineering**, 75 (1), 104-114.

Azeredo, H.M.C. (2004). **Fundamentos de estabilidade de alimentos**. Fortaleza: Embrapa Agroindústria Tropical, 195p.

Azevedo, F.; Brasil, L. e Oliveira, R. (2000). **Redes Neurais com aplicações em Controle e em sistemas Especialistas**. Florianópolis: Visual Books.

Bala, B.K. and Mondol, M.R.A. (2001). Experimental investigation on solar drying of fish using solar tunnel dryer. **Drying Technology**, 19 (2), 427-436.

Barat, J.; Gallartjornet, L.; Andres, A.; Akse, L.; Carlehog, M. and Skjerdal, O. (2006). Influence of cod freshness on the salting, drying and desalting stages. **Journal of Food Engineering**, 73 (1), 9-19.

Barbosa, A. H.; Freitas, M.S.R. e Neves, F.A. (2005). Confiabilidade estrutural utilizando o método de Monte Carlo e redes neurais. **Revista da Escola de Minas**, 58 (3), 247-155.

Bastos, J.R. (1977). **Influência da secagem sobre algumas propriedades físico-químicas do músculo do cação branco, *Carcharhynchus porosus Ranzani***. Dissertação de Mestrado. Faculdade de Engenharia de Alimentos e Agrícola. Universidade Estadual de Campinas, Campinas, Brasil.

Baughman, D.R. and Liu, Y.A. (1995). **Neural networks in bioprocessing and chemical engineering**. San Diego, Academic Press, 488p.

Bellagha, S; Amami, E.; Farhat, A. and Kechaou, N. (2002). Drying kinetics and characteristic drying curve of lightly salted sardine (*Sardinella aurita*). **Drying Technology**, 20 (7), 1527-1538.

Bellagha, S.; Sahli, A.; Glenza, A and Kechaou, N. (2005). Isohalic sorption isotherm of sardine (*Sardinella aurita*): experimental determination and modeling. **Journal of Food Engineering**, 68 (1), 105-111.

Bellagha, S.; Sahli, A.; Farhat, A.; Kechaou, N. and Glenza, A. (2007). Studies on salting and drying of sardine (*Sardinella aurita*): Experimental kinetics and modeling. **Journal of Food Engineering**, 78 (3), 947-952.

Boeri, C.N.; Neto da Silva, F.J. e Ferreira, J.A.F. (2009). Utilização de modelos semi-empíricos na simulação da secagem de bacalhau. In: **III Conferência Nacional em Mecânica dos Fluidos, Termodinâmica e Energia** - Bragança – Portugal.

Boeri, C.N.; Neto da Silva, F.J. and Ferreira, J.A.F. (2010-a). Comparison of mathematical models to describe the codfish drying process. In: **17th International Drying Symposium (IDS 2010)**, Magdeburg, Germany.

Boeri, C.N.; Neto da Silva, F.J. and Ferreira, J.A.F. (2010-b). Modelling codfish drying: Comparison between Artificial Neural Network, diffusive and semi-empirical models. In: **3th Mathematical Methods in Engineering International Symposium** - Coimbra – Portugal.

Boeri, C.N.; Neto da Silva, F.J. and Ferreira, J.A.F. (2010-c). Salted codfish drying kinetics: utilization of a semi-empirical simulation model. In: **11th Pan-American Congress of Applied Mechanics**, Foz do Iguaçu, Brazil.

Boeri, C.N.; Neto da Silva, F.J.; Ferreira, J.A.F.; Moreira, R.S. and Soares dos Santos, M.P. (2011-a). Determination of the equilibrium moisture content isotherms of codfish (*Gadus morhua*). In: **Fifth Nordic Drying Conference** - Helsink – Finland.

Boeri, C.; Neto da Silva, F.; Ferreira, J.; Saraiva, J. and Salvador, A. (2011-b). Predicting the drying kinetics of salted codfish (*Gadus Morhua*): semi-empirical, diffusive and neural network models. **International Journal of Food Science and Technology**, 46, 509-515.

Boeri, C.N.; Neto da Silva, F.J.; Ferreira, J.A.F.; Moreira, R.S. and Soares dos Santos, M.P. (2011-c). Modeling the correlation between relative humidity, temperature and air velocity in the codfish drying. In: **Fifth Nordic Drying Conference** - Helsinki – Finland.

Boeri, C.N.; Neto da Silva, F.J.; Ferreira, J.A.F. e Soares dos Santos, M.P. (2011-d). Lógica difusa na otimização do controlo de processos de secagem. In: **10 Congresso Iberoamericano de Engenharia Mecânica** - Porto - Portugal

Borges, P.A.P. (2002). **Modelagem dos processos envolvidos nos sistemas de secagem e armazenamento de grãos**. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica), Escola de Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, Brasil.

Brooker, D.B.; Baker-Arkema, F.W. and Hall, C.W. (1992). **Drying and storage of grains and oilseeds**. New York: AVI Book, 450p.

Bullock, D.; Brown, J. and Cook, D. (1992). Neural Networks for your toolbox. **Agricultural Engineering**, 73 (10-12), 31.

Burgess, G.H.O.; Cutting, C.L.; Lovern, J.A. and Waterman, J.J. (1971). **El pescado y las industrias derivadas de la pesca**. Fish handling and processing, trad. de Venâncio Lopez Lorenzo e Anders Marco Borrado, Zaragoza, Ed. Acribia, 392p.

Camargo, A.C. (2007). **Conservação de Alimentos**. Disponível em: http://www.cena.usp.br/irradiacao/cons_alim.html.

Carneiro, L.M.T.A. (2003). **Antecipação da colheita, secagem e armazenagem na manutenção da qualidade de grãos e sementes de trigo comum e duro**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola), Faculdade de Engenharia Agrícola, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, Brasil.

Carvalho, N.M. (1994). **A Secagem de Sementes**. Jaboticabal: FUNEP.

Cassini, A.S. (2004). **Análise das características de secagem da proteína texturizada de soja**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química), Departamento de Engenharia Química, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, Brasil.

Catalão, J.P.S.; Mariano, S.J.P.S.; Mendes, V.M.F. and Ferreira, L.A.F.M. (2007). Shortterm electricity prices forecasting in a competitive market: a neural network approach. **Electric Power Systems Research**, 77, 1297-1304.

Çakmak, G. and Yıldız, C. (2011). The prediction of seedy grape drying rate using a neural network method. **Computers and Electronics in Agriculture**, 75 (1), 132-138.

Chen, C.R.; Ramaswamy, H.S. and Alli, I. (2001). Prediction of quality changes during osmo-convective drying of blueberries using neural network models for process optimization. **Drying Technology**. 19 (3-4), 507-523.

Chirife, J. and Favetto, G.J. (1992). Some physical-chemical basis of food preservation by combined methods. **Food Research International**, 25 (5), 389-396.

Chupakhin, V. and Dormenko, V. (1965). **Fish processing equipment**. Moscow, Mir Publishers, s.d. 5, 340-386.

Côcco, L.C. (2003). **Aplicação de redes neuronais artificiais para previsão de propriedades da gasolina a partir de sua composição química**. Setor de Tecnologia. Mestrado em Processos Químicos. Universidade Federal do Paraná, Curitiba, Brasil.

Cohen, D.M.; Inada, T.; Iwamoto, T. and Scialabba, N. (1990). FAO Species Catalogue. Vol. 10. **Gadiform fishes of the world (Order Gadiformes). An annotated and illustrated catalogue of cods, hakes, grenadiers and other gadiform fishes known to date**. FAO Fish. Synop. 10 (125). 442 p.

Coleman, T.; Brauch, M.A. and Graw, A. (1999). **Optimization Toolbox**, The Mathworks Inc.

Cornejo, F.E.P. (1987). **Estudo dos parâmetros de secagem e construção de um secador de baixo custo para filés salgados de pescado**. Dissertação. Faculdade de Engenharia Agrícola, Mestrado em Engenharia Agrícola. Universidade Estadual de Campinas, Campinas, Brasil.

Corrêa, P.C.; Júnior, P.C.A.; Ribeiro, D.M. e Silva, F.S. (2006). Equilíbrio Higroscópico de milho, alpiste e painço: Obtenção e Modelagem. Revista **Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, 10 (1), 162 -167.

Crank, J. (1975). **The Mathematics of Diffusion**. 2nd edition, Oxford Science Publications, Oxford.

Cubillos, F.A.; Alvarez, P.I.; Pinto, J.C. and Lima, E.L. (1996). Hybrid-neural modeling for particulate solid drying processes. **Powder Technology**, 87, 153-160.

Cunniff, P., Ed. (1998). **Official methods of analysis of AOAC international**. Gaithersburg (MD).

Cybenko, G. (1989). Approximation by superpositions of a Sigmoidal Function. **Mathematics of Controls, Signals and Systems**, 2, 303-314.

Demuth, H.; Beale, M. and Hagan, M. (2009). **Neural Network Toolbox 6 – Matlab**. The MathWorks, Inc.

Del Valle, F.R. and Nickerson, J.T.R. (1968). Salting and Drying Fish 3: Diffusion of Water. **Journal of Food Science**, 33, 499-503.

Dias, J.F.; Filipe, J.C.; Guia, F.; Menezes, R. e Guerreiro, V. (2001). A saga do “fiel amigo”: as indústrias portuguesas do bacalhau. **Global Economics and Management**, 1.

- Ditchfield, C. **Estudo dos métodos para a medida da atividade de água.** (2000). Dissertação (Mestrado em Engenharia Química), Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil.
- Djendoubia, N.; Boudhrioua, N.; Bonazzib, C. and Kechaou, N. (2009). Drying of sardine muscles: Experimental and mathematical investigations. **Food and Bioproducts Processing**, 87, 115–123.
- Doe, P.E. (1998). **Fish Drying & Smoking.** Production and Quality. 1st edit., Editorial Technomic. USA.
- Duan, Z.; Zhang, M.; Hu, Q. and Sun, J. (2005). Characteristics of Microwave Drying of Bighead Carp. **Drying Technology**, 23 (3), 637-643.
- Duan, Z.; Jiang, L.; Wang, J.; Yu, X. and Wang, T. (2010). Drying and quality characteristics of tilapia fish fillets dried with hot air-microwave heating. **Food and Bioproducts Processing**, In Press, Corrected Proof.
- Duarte, F.C. (2002). **A indústria do bacalhau no início do século XXI.** Tecnipeixe, 7.
- Eerikainen, T.; Linko, P.; Linko, S.; Siimes, T. and Zhu, Y-H. (1993). Fuzzy logic and neural network applications in food science and technology. **Trends in Food Science & Technology**, 41, 237-242.
- Erenturk, K.; Erenturk, S. and Tabil, L.G. (2004). A comparative study for the estimation of dynamical drying behavior of Echinacea angustifolia: regression analysis and neural network. **Computers and Electronics in Agriculture**, 45 (1-3), 71-90.
- Evangelista, J. (2000). **Tecnologia de Alimentos.** 2ed. São Paulo: Atheneu, 664 p.
- FAO, (2002). Food and Agriculture Organization of the United Nations. Fisheries and Aquaculture Department. Disponível em: <<http://www.fao.org/fi/publ/publ.asp>>.
- Feng, G.; Lu, G.; Sun, D. and Zhou, S. (2002). A model reference adaptive control algorithm for fuzzy dynamic systems. In: **4th Congress on Intelligent Control and Automation**, 3242– 3246.
- Fernandes, F.G.; Lopes, J.S.B.; Maitelli, A.L.; Araújo, F.M.U. e Oliveira, L.A.H.G. (2005). Implementação de controladores PID utilizando lógica fuzzy e instrumentação industrial. In: **VII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente.**
- Ferreira, C. (2009). **Estudo Comparativo entre as Técnicas de Controle Fuzzy, PI e Adaptativo Aplicado ao Processo de Fabricação de Papel Reciclado Utilizando a Ferramenta Delta Tune.** Dissertação de Mestrado. Mestrado em Engenharia Elétrica. Universidade Estadual de Londrina, Londrina, Brasil.

Ferro Fontan, C.; Chirife, J. and Boquet, R. (1981). Water activity in multicomponent non-electrolyte solutions. **Journal of Food Technology**, 18, 553-559.

Francisco, C.D.O. (2000). **Modelagem e simulação de um secador industrial de gelatinas através de redes neurais artificiais**. Dissertação de Mestrado, Faculdade de Engenharia Química. Universidade de Campinas, Campinas, Brasil.

Furaya, M. (1958). Secagem experimental de peixe salgado. **Ciência e Indústria da Pesca**, 2, 9-19.

Ghodake, H.M.; Goswami, T.K. and Chakraverty, A. (2007). Moisture sorption isotherms, heat of sorption and vaporization of withered leaves, black and green tea. **Journal of Food Engineering**, 78, 827-835.

Gibson, D. M. (1992). **Preservation technology and Shelf life of fish and fish products**. In Shelf life evaluation of foods; C.M.D. Man and A.A. Jones., Eds.; Chapman and Hall, London, England, 321p.

Gontarski, C.A.U. (2000). **Avaliação da utilização de redes neuronais aplicadas a processos químicos**. Tese. Doutorado em Engenharia Química – Faculdade de Engenharia Química. Universidade Estadual de Campinas, Campinas, Brasil.

Gou, P.; Comaposada, J.; Serra, E.; Corominas, M.; Poch, M. and Arnau, J. (2005). Fuzzy Control System in Drying Process of Fermented Sausages. **Drying Technology**, 23 (9), 2055-2069.

Groß, F.; Benning, R.; Bindrich, U.; Franke, K.; Heinz, V. and Delgado, A. (2011). Optical online measurement technique used for process control of the drying step during pasta production. **Procedia Food Science**, 1, 1301-1308.

Guarda, M.A. (1989). **Contribución al conocimiento del proceso de fabricación de productos de humedad intermedia a partir de truchas (*Salmo gairdneri*) cultivadas**. PhD. Thesis. Universidad Politécnica de Valencia. España.

Guizani, N.; Al-Shoukri, A.O.; Mothershaw, A. and Rahman, M.S. (2008). Effects of Salting and Drying on Shark (*Carcharhinus sorrah*). Meat Quality Characteristics. **Drying Technology**, 26 (6), 705-713.

Hadrich, B.; Boudhrioua, N. and Kechaou, N. (2008). Drying of Tunisian sardine (*Sardinella aurita*) experimental study and three-dimensional transfer modeling of drying kinetics. **Journal of Food Engineering**, 84 (1), 92-100.

Hall, C.W. (1980). **Drying and storage of agricultural crops**. Westport, AVI Publishing Company.

Halsey, G. (1948). Physical adsorption on non-uniform surfaces. **Journal of Chemical Physics**, 16 (10), 931-937.

- Haykin, S. (1994). **Neural Networks: A Comprehensive Foundation**, Prentice Hall, New Jersey.
- Haykin, S. (2001). **Redes neurais: princípios e prática**. 2.ed., traduzido por Paulo Martins Engel, Porto Alegre: Bookman.
- Hecht-Nielsen, R. (1989). **Theory of the backpropagation neural network**. Neural Networks, IJCNN., International Joint Conference on.
- Heldmann, D.R., Hartel, R.W. (2000). **Principles Of Food Processing**. Chapman & Hall.
- Hornik, K.; Stinchcombe, M. and White, H. (1989). Multilayer Feedforward Neural Networks Are Universal Approximators. **Neural Networks**, 2, 359-366.
- Iglesias, H. and Chirife, J. (1976). BET monolayer values in dehydrated foods. Comparison with BET theory. **Lebensmittel- Wissenschaft und Technologie**, 9 (b), 123-127.
- Islam, M.R.; Sablani, S.S. and Mujumdar, A.S. (2003). An Artificial Neural Network Model for Prediction of Drying Rates. **Drying Technology**, 21 (9), 1867-1884.
- Jain, D. (2006). Determination of Convective Heat and Mass Transfer Coefficients for Solar Drying of Fish. **Biosystems Engineering**, 94 (3), 429-435.
- Jamali, A.; Kouhila, M.; Ait Mohamed, L.; Idlimam, A. and Lamharrar, A. (2005). Moisture adsorption - desorption isotherms of Citrus reticulate leaves at three temperatures. **Journal of Food Engineering**, 77, 71-78.
- Jang, J.S.R. and Gulley, N. (1995). **Fuzzy Logic Toolbox for Use With Matlab**. The Math Works Inc..
- Jason, A.C. (1958). A study of evaporation and diffusion processes in the drying of fish muscle. Fundamental Aspects of the Dehydration of Foodstuffs. **The Society Of Chemistry**, 103-135.
- Jason, A.C. (1965). Drying and dehydration. In G. Borgstrom (Ed.). **Fish as food**. London: Academic Press, 3, 1-54.
- Kaya, A.; Aydin, O. and Demirtaş, C. (2007). Drying kinetics of Red Delicious apple. **Biosystems Engineering**, 96 (4), 517-524.
- Karrer, D.; Cameira, R.; Vasques, A. e Benzecry, M. (2005). Redes Neurais Artificiais: Conceitos e Aplicações. **IX Profundão - Encontro de Engenharia de Produção da UFRJ**.
- Kilic, A. (2009). Low temperature and high velocity (LTHV) application in drying: Characteristics and effects on the fish quality. **Journal of Food Engineering**, 91 (1), 173-182.

- Kituu, G.M.; Shitanda, D.; Kanali, C.L.; Mailutha, J.T.; Njoroge, C.K.; Wainaina, J.K. and Silayo, V.K. (2010). Thin layer drying model for simulating the drying of Tilapia fish (*Oreochromis niloticus*) in a solar tunnel dryer. **Journal of Food Engineering**, 98 (3), 325-331.
- Kovacs, L.Z. (1996). **Redes Neurais Artificiais**. Segunda edição, Editora Collegium Cognito.
- Kowalsky, S.J.; Rybicky, A. (1999). Computer Simulation of Drying Optimal Control. **Transport in Porous Media**, 34, 227-238.
- Laesch, C. e Sari, S.T. (1996). **Redes Neurais Artificiais, Fundamentos e Modelos**. Ed. da FURB, Blumenau.
- Lagarias, J.C.; Reeds, J.A.; Wright, M.H. and Wright, P.E. (1998), Convergence Properties of the Nelder-Mead Simplex Method in Low Dimensions. **SIAM J. Optim.** 9, 112-147.
- Lamosa, E. (2008). **Mundo do Bacalhau**. Disponível em: www.bacalhau.com.br.
- Leitão, M.F. (1983). **Microbiologia do pescado salgado**. Coletânea do Ital - Campinas, 13, 123-130.
- Lemaire, R.; Courtois, F. and Trystam, G. (1997). Application of identifiability test to drying models. In: **COST-95 Copernicus Workshop on Food Quality Modelling**, Leuven, Belgium.
- Lewicki, P.P. and Lenart, A. (1995). Osmotic dehydration of fruit and vegetables. **Handbook of Industrial Drying**. Edit. Arum S. Mujundar. 2nd, 1 (22), 691-713.
- Lippmann, R. (1987). An introduction to computing with neural nets. **IEEE Signal Processing Magazine**, 4 (2), 4-22.
- Liu, H.; Zhang, J.; Tang, X. and Lu, Y. (2003). Fuzzy control of mixed-flow grain dryer. **Drying Technology**, 21 (5), 807-819.
- López, A.; Piqué, M.T. and Romero, A. (1998). Simulation of deep bed drying of hazelnuts. **Drying Technology**, 16 (3-5), 651-665.
- Medina-Vivanco, M.L.. (2003). **Desidratação osmótica em soluções ternárias, secagem e transições térmicas de file de Tilapia (*Oreochromis niloticus*)**. Tese (Doutorado em Engenharia de Alimentos) Faculdade de Engenharia de Alimentos, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, Brasil.
- Ministério da Agricultura, Pecuária e Florestas. (2005). **Decreto-Lei N.º 25/2005**. Portugal.
- Mittal, G.S. and Zhang, J. (2003). Artificial neural network-based psychometric predictor. **Biosystems Engineering**, 85 (3), 283-289.

Moura, C.P. (2004). **Aplicação de redes neuronais para a predição e otimização do processo de secagem de yacon (*Polymnia sonchifolia*) com pré-tratamento osmótico.** Dissertação de Mestrado. Programa de Pós-graduação em Tecnologia de Alimentos. Universidade Federal do Paraná, Curitiba, Brasil.

Movagharnjad, K. and Nikzad, M. (2007). Modeling of tomato drying using artificial neural network. **Computers and Electronics in Agriculture**, 59 (1-2), 78-85.

Murugesan, K.; Thomas, H.R. and Cleall, P.J. (2002). An investigation of the influence of two-stage drying conditions on convective drying of porous materials. **International Journal of Numerical Methods for Heat and Fluid Flow**, 12 (1), 29-46.

Myhara, R.M.; Sablani, S.S.; Al-Alawi, S.M. and Taylor, M.S. (1998). Water Sorption Isotherms of Dates: Modeling Using GAB Equation and Artificial Neural Network Approaches. **Lebensmittel-Wissenschaft und-Technologie**, 31 (78), 699-706.

Nozères, C. and Bérubé, M. (2009). **Marine Species Identification Guide for the St. Lawrence.** Maurice Lamontagne Institut, Fisheries and Oceans Canada.

Okos, M.R.; Narsimhan, G.; Singh, R.; Weitnauer, A. (1992). Food dehydration. **Handbook of Food Engineering**, D, R, Heldman & D, B (eds), Lund, Marcel DeKKer, New York.

Olsson, G. and Newell, B. (1999). **Wastewater Treatment Systems, Modelling, Diagnosis and Control.** IWA Publishing, London.

Omid, M., Baharlooei, A. and Ahmadi, H. (2009). Modeling Drying Kinetics of Pistachio Nuts with Multilayer Feed-Forward Neural Network. **Drying Technology**, 27 (10), 1069-1077.

Ortega, N.R.S. (2001). **Aplicação da teoria de conjuntos fuzzy a problemas da biomedicina.** Tese (Doutorado em Ciências) – Instituto de Física. Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil.

Oswin, C.R. (1946). The kinetics of package life III-isotherm. **Journal of the Society of Chemical Industry**, 65, 419-421.

Ozbalta, N. and Tiris, C. (1991). Drying characteristics of some fruit and vegetables in solar dryer. In: **4th Turkish-German Energy Symposium.** Publications of Solar Energy Society, 290–295.

Padilha, F.R.R. (2007). **Reconhecimento de variedades de soja através do processamento de imagens digitais usando redes neurais artificiais.** Dissertação de Mestrado, Mestrado em Modelagem Matemática, Universidade Regional do Noroeste do Estado do Rio Grande do Sul, Ijuí, Brasil.

Panchariya, P.C.; Popovic, D. and Sharma, A.L. (2002). Thin-layer modeling of black tea drying process. **Journal of Food Engineering**, 52 (4), 349-357.

- Park, K.J. (1998). Diffusional model with and without shrinkage during salted fish muscle drying. **Drying Technology**, 16, 889-905.
- Park, K.J.; Bin, A.; Brod, F.P.R.; Park, T.H.K.B. (2002). Osmotic dehydration kinetics of pear D'anjou (*Pyrus communis L.*). **Journal of Food Engineering**, 52, 293-298.
- Peters, G.R. (1968). **Experiments in mechanical drying of salted cold**. Ottawa, Industrial Development Service – Department of fisheries of Canada, 1-86.
- Pezantes, D.V. (2006). **Estudo das operações combinadas da desidratação osmótica a vácuo, defumação líquida e secagem em filés de bonito (*Sarda sarda*)**. Tese. Faculdade de Engenharia de Alimentos, Doutorado em Engenharia de Alimentos. Universidade Estadual de Campinas, Campinas, Brasil.
- Pfost, H.B.; Mourer, S.G.; Chung, D.S. and Miliken, G.A. (1976). Summarizing and reporting equilibrium moisture data for grains. **American Society of Agricultural Engineers**, 76-3520.
- Pinto, L.A.A. and Tobinaga, S. (2006). Diffusive Model with Shrinkage in the Thin-Layer Drying of Fish Muscles. **Drying Technology**, 24 (4), 509-516.
- Poligné, I; Collignam, A. and Trystam, G. (2001). Characterization of traditional processing of pork meat into bacon. **Meat Science**, 59 (4), 377-389.
- Ponting, J. D. (1996). Osmotic dehydration of fruit. **Food Technology**, 10, 125-128.
- Prachayawarakorn, S.; Soponronnarit, S.; Wetchacama, S. and Jaisut, D. (2002). Desorption isotherms and drying characteristics of shrimp in superheated steam and hot air. **Drying Technology**, 20 (3), 669-684.
- Prado, M.M. (2004). **Secagem em leito fixo de sementes com mucilagem**. Tese (Doutorado em Engenharia Química), Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia, Universidade Federal de São Carlos, São Carlos, Brasil.
- Puzzi, D. (1986). **Abastecimento e Armazenagem de Grãos**. Campinas: Instituto Campineiro de Ensino Agrícola.
- Qin, S.J. (1997). Neural Networks for Intelligent Sensors and Control – Practical Issues and Some Solutions. In: Omidvar, O. and Elliot, D.L. **Neural Systems for Control**, 8, Academic Press, San Diego, CA, USA.
- Ramos, J.P.S. (2001). **Aplicação de redes neurais artificiais multicamadas estáticas no processo de seleção de frutos**. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola), Faculdade de Engenharia Agrícola, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, Brasil.

- Ribeiro, D.M.; Corrêa, P.C.; Rodrigues, D.H. e Goneli, A.L.D. (2005). Análise da variação das propriedades físicas dos grãos de soja durante o processo de secagem. **Ciência e Tecnologia de Alimentos**, 25 (3).
- Rodrigues, A.M.C. (1996). **Secagem e defumação de peixe de água doce**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Alimentos). Universidade Estadual de Campinas, Campinas, Brasil.
- Romero-Peña, L.M. e Kieckbush, T.G. (2003). Influência de condições de secagem na qualidade de fatias de tomate. **Brazilian Journal of Food Technology**, 6 (1), 69-76.
- Rosenblatt, F. (1957). **The Perceptron: A Perceiving and Recognizing Automation**, Technical Report, Cornell Aeronautical Laboratory.
- Rumelhart, D. and Hinton, W. (1986). Learning Internal Representations by Error Propagation, in **Parallel Distributed Processing**. MIT Press, Cambridge.
- Sablani, S.S.; Myhara, R.M.; Mahgoub, Z.H.; Al-Attabi., M.M. and Al-Mugheir, Y. (2001). Water sorption isotherms of freeze dried fish sardines. **Drying Technology**, 9 (3-4), 673-680.
- Sales, R.O. (1988). Estudo da Penetração do Sal no Processo de Salga e Secagem da Tilápia do Nilo (*Sarotherodon niloticus*), no açude Pereira de Miranda. Pentecostes – Ceará – Brasil, **Revista Ciência Agronômica**.
- Sebastian, P.; Bruneau, D.; Collignam, A. and Rivier, M. (2005). Drying and smoking of meat: heat and mass transfer modeling and experimental analysis. **Journal of Food Engineering**, 70, 227-243.
- Sharma, S.K.; Mulvaney S.J. and Rizvi, S.H. (2000). **Food process engineering: theory and laboratory experiments**. New York: John Wiley & Sons.
- Silva, J.S.; Sabione, P.M.; Afonso, A.D.L. e Carvalho Pinto, F. (1992). Avaliação de secadores e custos de secagem de produtos agrícolas. **Engenharia na Agricultura**, 2 (4), 19.
- Silva, L.N.C. (1998). **Análise e síntese de estratégias de aprendizado para redes neurais**. Dissertação (Mestrado em Computação), Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, Brasil.
- Simões, M.R. (2007). **Desidratação osmótica, secagem e defumação líquida de filés de tilápia do Nilo (*Oreochromis niloticus*), variedade Tailandesa**. Tese (doutorado em Engenharia de Alimentos). Universidade Estadual de Campinas, Campinas, Brasil.
- Smith, S.E. (1947). Sorption of water vapour by proteins and high polymers. **Journal of American Chemical Society**, 69, 646-651.

- Sobukola, O.P. and Olatunde, S.O. (2011). Effect of salting techniques on salt uptake and drying kinetics of African catfish (*Clarias gariepinus*). **Food and Bioproducts Processing**, 89 (3), 170-177.
- Soares dos Santos, M.P. (2009). **Controlo de um sistema servopneumático para ensaios de fadiga**. Dissertação. Mestrado em Engenharia de Automação Industrial. Universidade de Aveiro, Aveiro, Portugal.
- Soares dos Santos, M.; Boeri, C.N.; Ferreira, J.A. and Neto da Silva, F. (2010). Nonlinear Fuzzy Tracking Real-time-based Control of Drying Parameters. **International Journal of Mechanical and Materials Engineering**, 1 (1), 40-54.
- Soares, J.B. (1986). **Curvas de secagem em camada fina e propriedades físicas de soja (*Glicine max L.*)**, Dissertação Mestrado, Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, Brasil.
- Stawczyk, J.; Comaposada, J.; Gou, P. and Arnau, J. (2004). Fuzzy control system for a meat drying process. **Drying Technology**, 22 (1), 259-267.
- Sugeno, M., and Yasukawa, T. (1993). A fuzzy-logic-based approach to qualitative modeling. **IEEE Trans. Fuzzy Syst.**, 1, 7-31.
- Suratgar, A.A.; Tavakoli, M.B. and Hoseinabadi, A. (2005). Modified Levenberg-Marquardt Method for Neural Networks Training. **Engineering and Technology**, 6: 46-48.
- The Mathworks Inc., (1997) **MatLab: The Language of Technical Computing**, Technical Manuals.
- Thompson, T.L., Peart, R.M. and Foster, G.H. (1986). Mathematical simulation of corn drying, a new model. **Transactions of the American Society of Association Executives**, 11, 582-586.
- Torreggiani, D. (1993). Osmotic dehydration in fruit and vegetable processing. **Food Research International**, 26, 59-68.
- Troller, J. (1989). Water activity and food quality. In: **Water and Food Quality**. Edit. Hardman, T. M. Elsevier Appl. Sc. U.K. 370p.
- Tuley L. (1995). Functional foods: the technical issues. **Food Manufacture**, 70 (4), 30-32.
- Van den Berg, C. (1984). Description of water activity of food engineering purposes by means of the GAB model of sorption. **Engineering and foods**. 119-126.
- Vaz, J.; Lopes, B. e Sousa, J. (2007). **Processamento de Bacalhau Salgado Seco**. Instituto Politécnico de Coimbra.
- Vega-Gálvez, A.; Andrés, A.; Gonzalez, E.; Notte-Cuello, E.; Chacana, M. and Lemus-Mondaca, R. (2009). Mathematical modelling on the drying process of yellow squat lobster (*Cervimunida jhoni*) fishery waste for animal feed. **Animal Feed Science and Technology**, 151, 268-279.

- Velezmore, C.E. (1999). **Modelagem e predição de atividade de água em fluidos alimentícios**. Tese (Doutorado em Engenharia de Alimentos) Faculdade de Engenharia de Alimentos, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, Brasil.
- Vidal, D. (1983). **Estudio de la maduración artificial y deshidratación de dátiles españoles**. Tesis Doctoral. E.T.S.I.A. Universidad Politécnica de Valencia, España.
- Wang, C.Y. and Singh, R.P. (1978). **A single layer drying equation for rough rice**. ASAE Paper 3001.
- Wang, X.G.; Liu, W.; Gu, L.; Sun, C.J.; Gu, C.E. and Silva, C.V. (2001). Development of an intelligent control system for wood drying processes. In **2001 Proc. AIM**. 371-376.
- Watermann, J.J. (1978). **La producción de pescado seco**. FAO: Documento técnico de pesca n. 160. Roma, Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación, 1-52.
- Wirth, H.G.F.; Garcia, C.; Lepratti, E.; Nachmann, M.; Neuschul, F. e Rivero, J. (1975). **Secado del pescado salado**. Montevideo, Facultad de Ingeniería de la República, 3.
- Wuttijumong, P. (1987). **Studies on moisture sorption isotherms, salting kinetics and drying behavior of fish**. Kensington, NSW: The University of New South Wales. PhD thesis.
- Yamamoto, C.I. (1998) **Modelagem matemática e otimização do processo industrial de síntese de amônia utilizando redes neurais**. Tese (Doutorado em Engenharia) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil.
- Yan, G.C.K.; de Silva, C.W. and Wang, X.G. (2001). Experimental modelling and intelligent control of a wood-drying kiln. **International Journal of Adaptive Control and Signal Processing**, 15, 787-814.
- Zhang, Q.; Yang, S.X.; Mittal, G.S. and Yi, S. (2002). Prediction of Performance Indices and Optimal Parameters of Rough Rice Drying using Neural Networks. **Biosystems Engineering**, 83 (3), 281-290.
- Zomorodian, A.; Kavosi, Z. and Momenzadeh, L. (2010). Determination of EMC Isotherms and Appropriate Mathematical Models for Canola. **Food and Bioproducts Processing**, In press.

ANEXOS

ANEXO A

A.1. NOMENCLATURA PARA A DEFINIÇÃO DAS REGRAS E CONJUNTOS DIFUSOS DOS CONTROLADORES

A.1.1. Definição dos conjuntos difusos

A seguir, esta representada a forma como devem ser interpretadas as regras e conjuntos difusos apresentados nos anexos A2 a A5.

$$MF_i = [\text{nome_função_pertença}]': [\text{função de pertença}], [\text{parâmetros da função de pertença}]$$

em que:

MF = função de pertença

e as funções de pertença utilizadas foram:

Trapezoidal:

$$y = \text{trapmf}(x, [a \ b \ c \ d])$$

$$f(x; a, b, c, d) = \left\{ \begin{array}{ll} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & d \leq x \end{array} \right.$$

$$f(x; a, b, c, d) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right)$$

Gaussiana:

$$y = \text{gaussmf}(x, [\text{sig} \ c])$$

$$f(x; \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$$

Generalizada:

$$y = \text{gbellmf}(x, \text{params})$$

$$f(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}}$$

A.1.2. Definição das regras

$[MF_i_{\text{entrada}_j}] \ [MF_k_{\text{entrada}_l}], \ [MF_c_{\text{entrada}_s}] \ ([\text{peso regra } r]) : [\text{Operador de implicação } (1 - E; 2 - OU)]$

A.2. REGRAS E CONJUNTOS DIFUSOS PARA O CONTROLO DO HUMIDIFICADOR

A.2.1. Regras em Matlab

```
[System]
Name='fuzzyEletroválvula'
Type='mamdani'
Version=2.0
NumInputs=2
NumOutputs=1
NumRules=45
AndMethod='min'
```

```
OrMethod='max'  
ImpMethod='min'  
AggMethod='max'  
DefuzzMethod='centroid'
```

```
[Input1]  
Name='ErroHum'  
Range=[-1 1]  
NumMFs=5  
MF1='neg2':'trapmf',[-1 -1 -0.8 -0.8]  
MF2='zer':'trapmf',[-0.1 -0.1 0.1 0.1]  
MF3='pos2':'trapmf',[0.8 0.8 1 1]  
MF4='neg1':'trapmf',[-0.8 -0.8 -0.1 -0.1]  
MF5='pos1':'trapmf',[0.1 0.1 0.8 0.8]
```

```
[Input2]  
Name='DerErroHum'  
Range=[-1 1]  
NumMFs=9  
MF1='neg4':'trapmf',[-1 -1 -0.75 -0.75]  
MF2='zer':'trapmf',[-0.05 -0.05 0.05 0.05]  
MF3='pos4':'trapmf',[0.75 0.75 1 1]  
MF4='neg1':'trapmf',[-0.25 -0.25 -0.05 -0.05]  
MF5='neg2':'trapmf',[-0.5 -0.5 -0.25 -0.25]  
MF6='pos2':'trapmf',[0.25 0.25 0.5 0.5]  
MF7='pos1':'trapmf',[0.05 0.05 0.25 0.25]  
MF8='neg3':'trapmf',[-0.75 -0.75 -0.5 -0.5]  
MF9='pos3':'trapmf',[0.5 0.5 0.75 0.75]
```

```
[Output1]  
Name='Eletroválvula'  
Range=[0 1]  
NumMFs=2  
MF1='Off':'trapmf',[0 0 0 0]  
MF2='On':'trapmf',[1 1 1 1]
```

```
[Rules]  
1 1, 2 (1) : 1  
1 8, 1 (1) : 1  
1 5, 1 (1) : 1  
1 4, 1 (1) : 1  
1 2, 1 (1) : 1
```

17, 1 (1) : 1
16, 1 (1) : 1
19, 1 (1) : 1
13, 1 (1) : 1
41, 2 (1) : 1
48, 2 (1) : 1
45, 2 (1) : 1
44, 2 (1) : 1
42, 2 (1) : 1
47, 1 (1) : 1
46, 1 (1) : 1
49, 1 (1) : 1
43, 1 (1) : 1
21, 2 (1) : 1
28, 2 (1) : 1
25, 2 (1) : 1
24, 2 (1) : 1
22, 1 (1) : 1
27, 1 (1) : 1
26, 1 (1) : 1
29, 1 (1) : 1
23, 1 (1) : 1
51, 2 (1) : 1
58, 2 (1) : 1
55, 2 (1) : 1
54, 2 (1) : 1
52, 2 (1) : 1
57, 1 (1) : 1
56, 1 (1) : 1
59, 1 (1) : 1
53, 1 (1) : 1
31, 2 (1) : 1
38, 2 (1) : 1
35, 2 (1) : 1
34, 2 (1) : 1
32, 2 (1) : 1
37, 2 (1) : 1
36, 2 (1) : 1
39, 2 (1) : 1
33, 2 (1) : 1

A.2.2. Conjuntos difusos

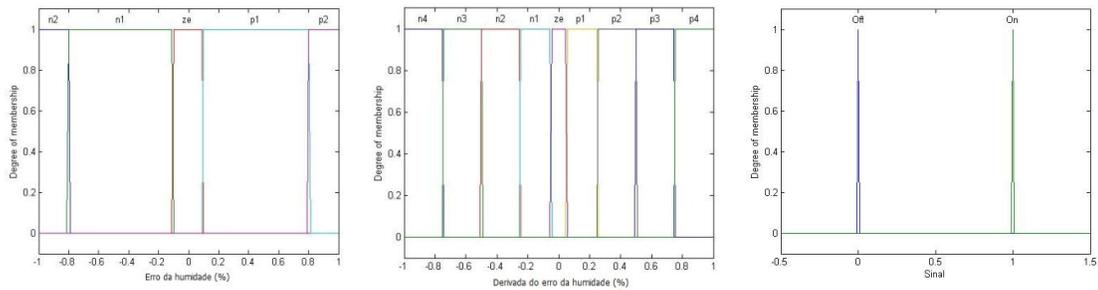


Figura 98: Conjuntos difusos para o humidificador

A.3. REGRAS E CONJUNTOS DIFUSOS PARA O CONTROLO DO DESUMIDIFICADOR

A.3.1. Regras em Matlab

```
[System]
Name='fuzzyCompressor'
Type='mamdani'
Version=2.0
NumInputs=2
NumOutputs=1
NumRules=54
AndMethod='min'
OrMethod='max'
ImpMethod='min'
AggMethod='max'
DefuzzMethod='centroid'

[Input1]
Name='ErroHumidade'
Range=[-1 1]
NumMFs=6
MF1='neg4':gaussmf,[0.087134125436956 -1.01]
MF2='zero':gaussmf,[0.0606649890621492 0.00529]
MF3='pos':trapmf,[0.013227513227513 0.278 0.995 0.995]
MF4='neg1':gaussmf,[0.172 -0.259835978835979]
MF5='neg2':gaussmf,[0.173 -0.539507936507936]
```

MF6='neg3':'gaussmf',[0.159 -0.787582010582011]

[Input2]

Name='DerErroHumidade'

Range=[-1 1]

NumMFs=9

MF1='zer':'gaussmf',[0.078 -0.0272730158730158]

MF2='neg1':'gaussmf',[0.114 -0.201417989417989]

MF3='pos1':'gaussmf',[0.115 0.164021164021164]

MF4='neg2':'gaussmf',[0.11422704148953 -0.429]

MF5='neg3':'gaussmf',[0.12 -0.671328042328042]

MF6='neg4':'gaussmf',[0.109495105745068 -0.994]

MF7='pos2':'gaussmf',[0.119538673065934 0.391]

MF8='pos3':'gaussmf',[0.132 0.651201058201058]

MF9='pos4':'gaussmf',[0.123578568824976 1]

[Output1]

Name='Compressor'

Range=[0 1]

NumMFs=4

MF1='Vel1':'gaussmf',[0.0505812025343381 0.00526]

MF2='Vel3':'gaussmf',[0.176 0.63931746031746]

MF3='Vel4':'gaussmf',[0.187390048000055 1.05]

MF4='Vel2':'gaussmf',[0.105 0.235925925925926]

[Rules]

1 6, 3 (1) : 1

1 5, 3 (1) : 1

1 4, 3 (1) : 1

1 2, 3 (1) : 1

1 1, 3 (1) : 1

1 3, 3 (1) : 1

1 7, 3 (1) : 1

1 8, 3 (1) : 1

1 9, 3 (1) : 1

6 6, 2 (1) : 1

6 5, 2 (1) : 1

6 4, 2 (1) : 1

6 2, 2 (1) : 1

6 1, 2 (1) : 1

6 3, 3 (1) : 1

6 7, 3 (1) : 1

6 8, 3 (1) : 1
6 9, 3 (1) : 1
5 6, 4 (1) : 1
5 5, 4 (1) : 1
5 4, 4 (1) : 1
5 2, 4 (1) : 1
5 1, 4 (1) : 1
5 3, 2 (1) : 1
5 7, 3 (1) : 1
5 8, 3 (1) : 1
5 9, 3 (1) : 1
4 6, 1 (1) : 1
4 5, 1 (1) : 1
4 4, 1 (1) : 1
4 2, 1 (1) : 1
4 1, 1 (1) : 1
4 3, 4 (1) : 1
4 7, 2 (1) : 1
4 8, 3 (1) : 1
4 9, 3 (1) : 1
2 6, 1 (1) : 1
2 5, 1 (1) : 1
2 4, 1 (1) : 1
2 2, 1 (1) : 1
2 1, 1 (1) : 1
2 3, 1 (1) : 1
2 7, 4 (1) : 1
2 8, 2 (1) : 1
2 9, 3 (1) : 1
3 6, 1 (1) : 1
3 5, 1 (1) : 1
3 4, 1 (1) : 1
3 2, 1 (1) : 1
3 1, 1 (1) : 1
3 3, 1 (1) : 1
3 7, 1 (1) : 1
3 8, 1 (1) : 1
3 9, 1 (1) : 1

A.3.2. Conjuntos difusos

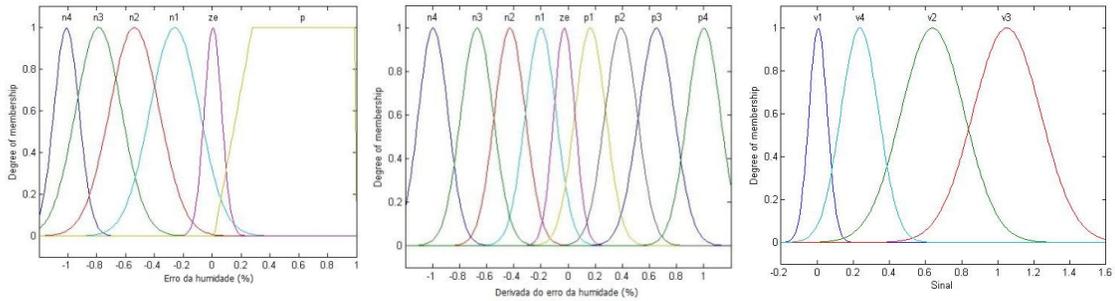


Figura 99: Conjuntos difusos para o desumidificador

A.4. REGRAS E CONJUNTOS DIFUSOS PARA O CONTROLO DAS RESISTÊNCIAS ELÉTRICAS

A.4.1. Regras em Matlab

```
[System]
Name='fuzzyTest1'
Type='mamdani'
Version=2.0
NumInputs=2
NumOutputs=1
NumRules=9
AndMethod='min'
OrMethod='max'
ImpMethod='min'
AggMethod='max'
DefuzzMethod='centroid'

[Input1]
Name='ErroTemp'
Range=[-1 1]
NumMFs=3
MF1='neg':'gaussmf',[0.378689672541118 -0.93]
MF2='ze':'gaussmf',[0.15503407798304 -0.00529]
MF3='pos':'gaussmf',[0.354737899019768 0.96]

[Input2]
```

```

Name='DerErroTemp'
Range=[-1 1]
NumMFs=3
MF1='neg':'gaussmf',[0.350491290018328 -0.955]
MF2='ze':'gaussmf',[0.1486 0.005291]
MF3='pos':'gaussmf',[0.372712963576129 0.96]

```

[Output1]

```

Name='Resistencias'
Range=[-1 1]
NumMFs=5
MF1='nb':'gaussmf',[0.1359 -0.96]
MF2='ns':'gaussmf',[0.1465 -0.3475]
MF3='ze':'gaussmf',[0.1486 6.939e-018]
MF4='ps':'gaussmf',[0.175629862014057 0.347]
MF5='pb':'gaussmf',[0.215431148707977 0.96]

```

[Rules]

```

1 1, 3 (1) : 1
1 2, 3 (1) : 1
1 3, 3 (1) : 1
2 1, 4 (1) : 1
2 2, 3 (1) : 1
2 3, 3 (1) : 1
3 1, 4 (1) : 1
3 2, 5 (1) : 1
3 3, 5 (1) : 1

```

A.4.2. Conjuntos difusos

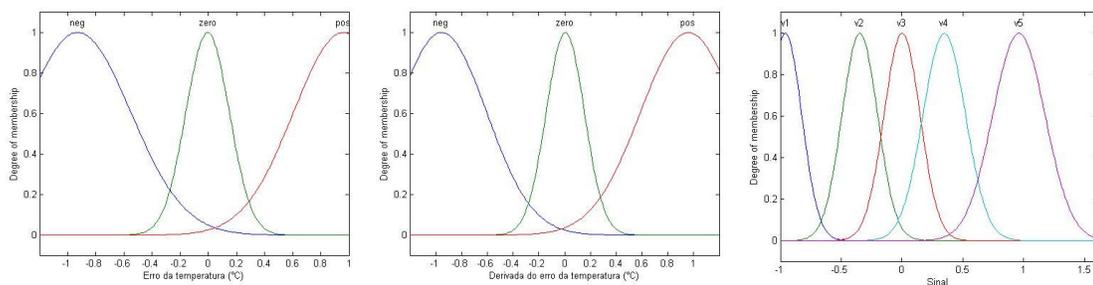


Figura 100: Conjuntos difusos para as resistências elétricas

A.5. REGRAS E CONJUNTOS DIFUSOS PARA O CONTROLO DO VENTILADOR

A.5.1. Regras em Matlab

```
[System]
Name='fuzzyVent'
Type='mamdani'
Version=2.0
NumInputs=2
NumOutputs=1
NumRules=9
AndMethod='min'
OrMethod='max'
ImpMethod='min'
AggMethod='max'
DefuzzMethod='centroid'
```

```
[Input1]
Name='ErroVel'
Range=[-1 1]
NumMFs=3
MF1='neg':'gaussmf',[0.355 -1.04]
MF2='ze':'gbellmf',[0.251 3.16251228682228 -0.0052]
MF3='pos':'gaussmf',[0.355 1.03597883597884]
```

```
[Input2]
Name='DerErroVel'
Range=[-1 1]
NumMFs=3
MF1='neg':'gaussmf',[0.35 -1.04]
MF2='ze':'gbellmf',[0.23544873015873 4.22 0.00529]
MF3='pos':'gaussmf',[0.35 1.04]
```

```
[Output1]
Name='Ventilador'
Range=[-1 1]
NumMFs=3
MF1='ze':'gaussmf',[0.015 -0.015]
MF2='pos':'gaussmf',[0.31 0.648677248677249]
```

MF3='neg':'gaussmf',[0.395 -0.844460317460318]

[Rules]

2 1, 1 (1) : 1

2 2, 1 (1) : 1

2 3, 1 (1) : 1

1 1, 3 (1) : 1

1 2, 3 (1) : 1

1 3, 3 (1) : 1

3 1, 2 (1) : 1

3 2, 2 (1) : 1

3 3, 2 (1) : 1

A.5.2. Conjuntos difusos

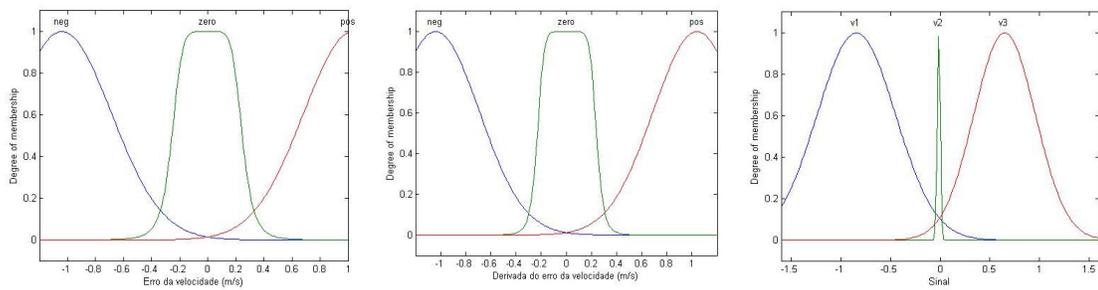


Figura 101: Conjuntos difusos para o ventilador

ANEXO B

B.1. PARÂMETROS DOS MODELOS MATEMÁTICOS DE ISOTERMAS DE SORÇÃO

Tabela 27: Parâmetros dos modelos de isotermas de sorção para temperatura de 15°C

Modelo	A	B	C	D
BET Modificado	1,063	1,681	0,350	-
Caurei	1,001	-5,226	-	-
Chung-Pfost	4,127	-30,522	-	-
Chung-Pfost Modificado	157,086	30,522	135,122	-
GAB	5,613	13,005	1,234	-
Halsey	3,582	0,627	-	-
Henderson Modificado	0,023	-7,568	0,534	-
Kuhn	-17,429	-10,799	-	-
Oswin	13,744	1,238	-	-
Oswin Modificado	-33064,5	2205,213	0,808	-
Smith	0,018	0,947	41,996	-
Smith Modificado	4,681	-1,258	5,159	2,456

Tabela 28: Parâmetros dos modelos de isotermas de sorção para temperatura de 18°C

Modelo	A	B	C	D
BET Modificado	1,260	2,616	0,118	-
Caurei	0,519	-5,972	-	-
Chung-Pfost	2,238	-27,143	-	-
Chung-Pfost Modificado	113,906	27,143	43,199	-
GAB	3,952	337425	1,272	-
Halsey	2,531	0,553	-	-
Henderson Modificado	0,021	-6,733	0,465	-
Kuhn	-15,668	-11,339	-	-
Oswin	10,389	1,410	-	-
Oswin Modificado	-39663,8	2204,121	0,709	-
Smith	0,029	0,788	37,474	-
Smith Modificado	4,78	-1,052	5,10	1,799

Tabela 29: Parâmetros dos modelos de isothermas de sorção para temperatura de 20°C

Modelo	A	B	C	D
BET Modificado	198,754	45,853	0,004	-
Caurei	0,311	-6,570	-	-
Chung-Pfost	1,385	-24,681	-	-
Chung-Pfost Modificado	98,527	24,681	31,213	-
GAB	3,212	1508488	1,289	-
Halsey	2,048	0,506	-	-
Henderson Modificado	-	-	-	-
Kuhn	-14,388	-11,217	-	-
Oswin	8,441	1,546	-	-
Oswin Modificado	-4258,26	213,335	0,647	-
Smith	0,036	0,683	34,185	-
Smith Modificado	4,837	-0,923	5,073	1,455

Tabela 30: Parâmetros dos modelos de isothermas de sorção para temperatura de 23°C

Modelo	A	B	C	D
BET Modificado	152,343	106,895	0,001	-
Caurei	0,196	-7,022	-	-
Chung-Pfost	0,451	-21,876	-	-
Chung-Pfost Modificado	77,323	21,876	10,581	-
GAB	2,613	169272	1,297	-
Halsey	1,729	0,477	-	-
Henderson Modificado	0,019	-5,984	0,394	-
Kuhn	-12,731	-10,675	-	-
Oswin	6,709	1,646	-	-
Oswin Modificado	-	-	-	-
Smith	0,037	0,559	30,284	-
Smith Modificado	8,651	-0,934	5,212	1,090

B.2. SIMULAÇÕES COM DIFERENTES MODELOS DE ISOTERMAS DE SORÇÃO

B.2.1. Modelo de BET Modificado

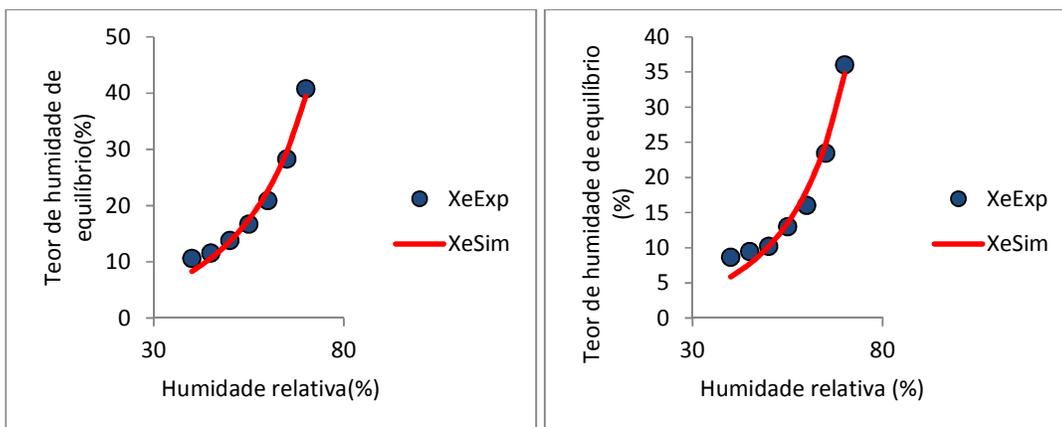


Figura 102: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de BET – a) T=15°C e b) T=18°C

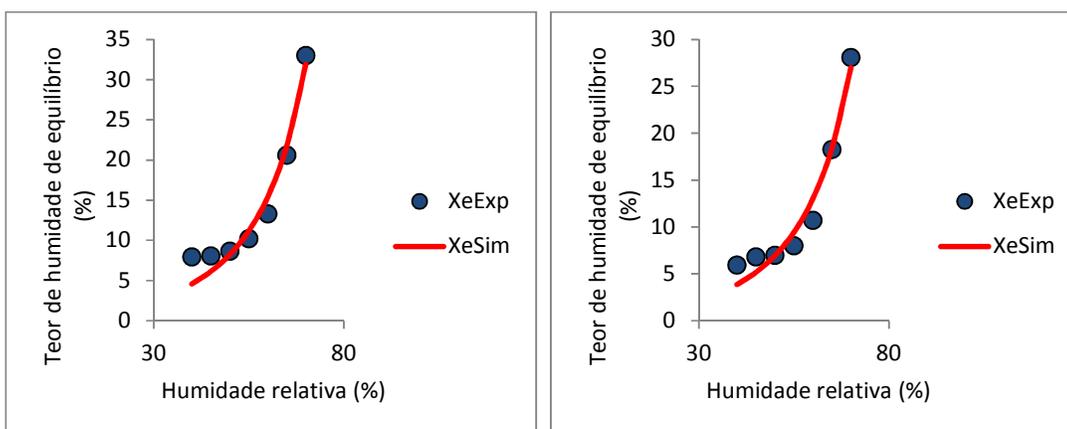


Figura 103: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de BET – a) T=20°C e b) T=23°C

B.2.2. Modelo de Caurei

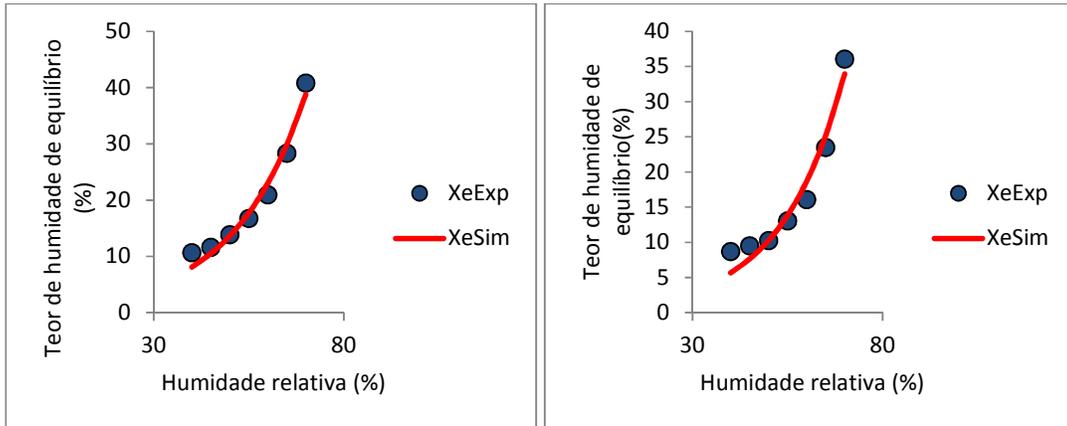


Figura 104: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Caurei – a) T=15°C e b) T=18°C

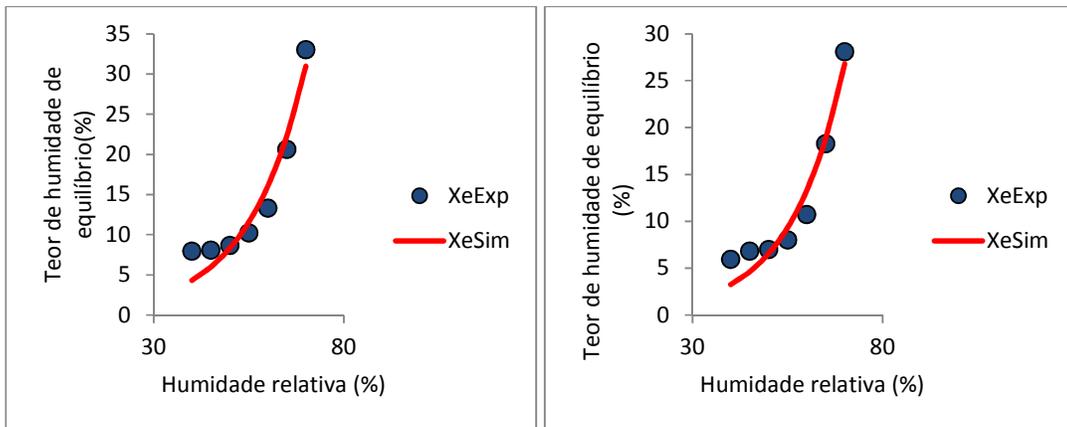


Figura 105: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Caurei – a) T=20°C e b) T=23°C

B.2.3. Modelo de Chung-Pfost

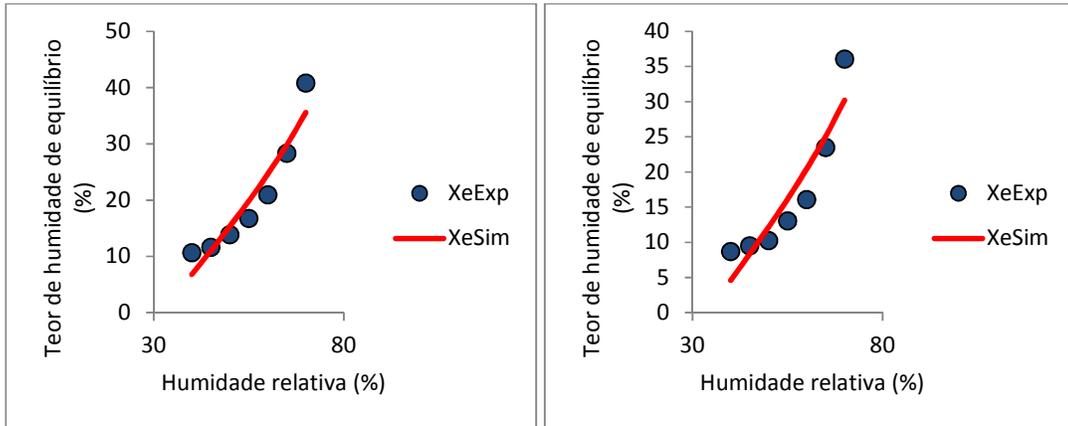


Figura 106: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Chung-Pfost – a) T=15°C e b) T=18°C

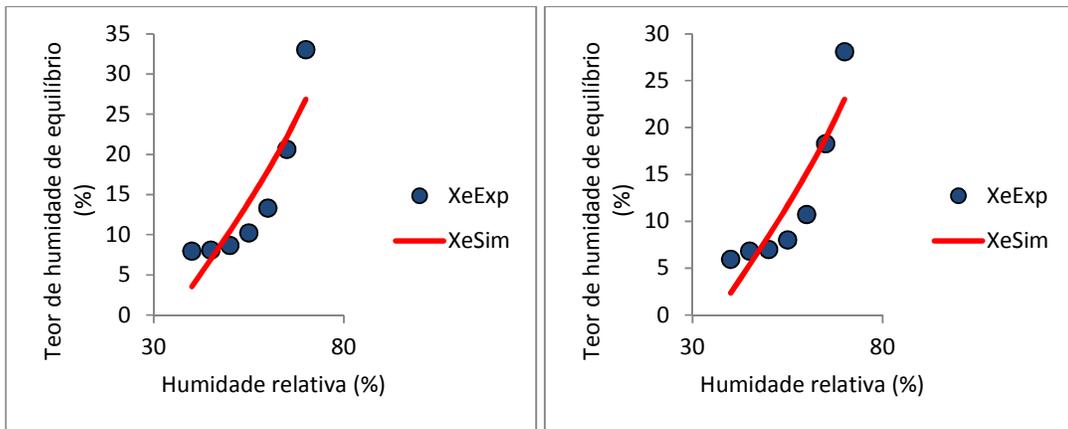


Figura 107: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Chung-Pfost – a) T=20°C e b) T=23°C

B.2.4. Modelo de Chung-Pfost Modificado

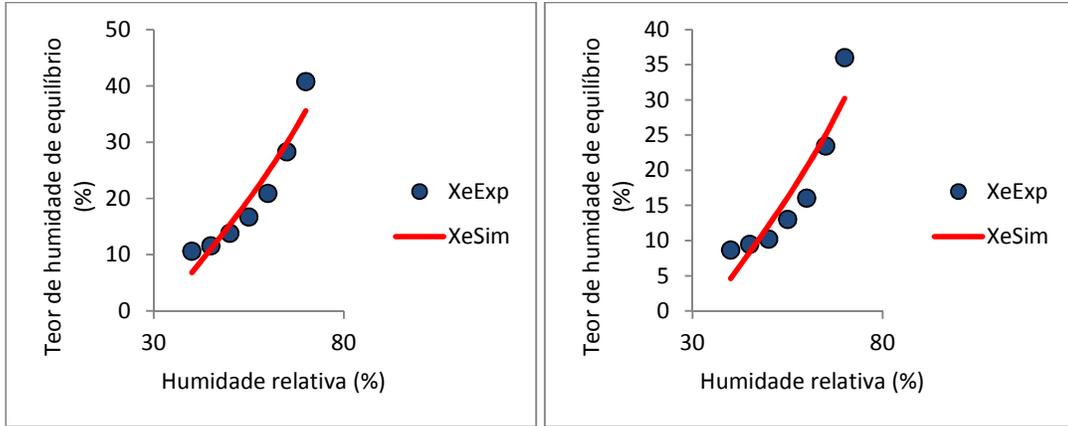


Figura 108: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Chung-Pfost Modificado – a) T=15°C e b) T=18°C

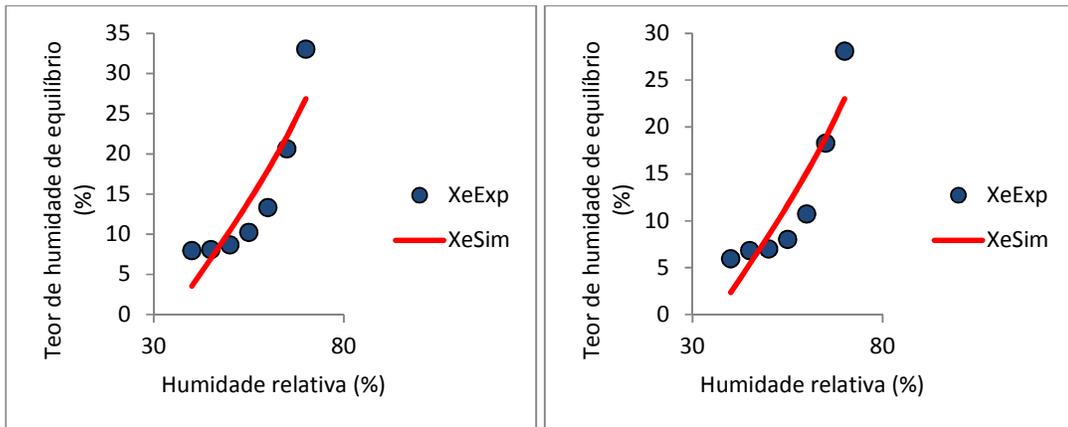


Figura 109: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Chung-Pfost Modificado – a) T=20°C e b) T=23°C

B.2.5. Modelo de GAB

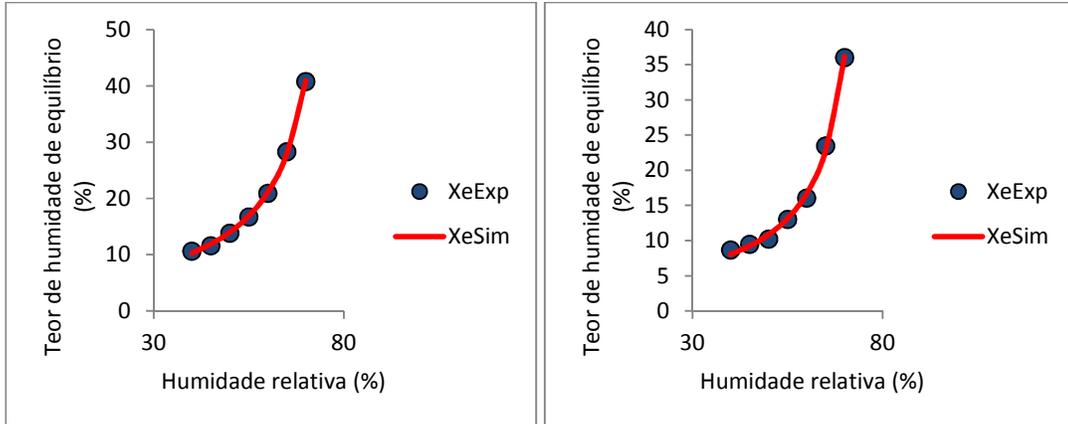


Figura 110: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de GAB – a) T=15°C e b) T=18°C

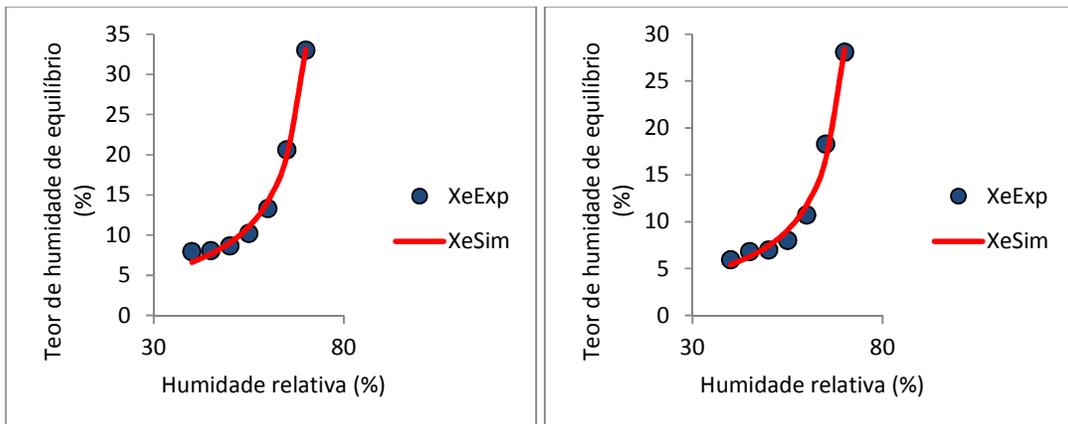


Figura 111: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de GAB – a) T=20°C e b) T=23°C

B.2.6. Modelo de Halsey

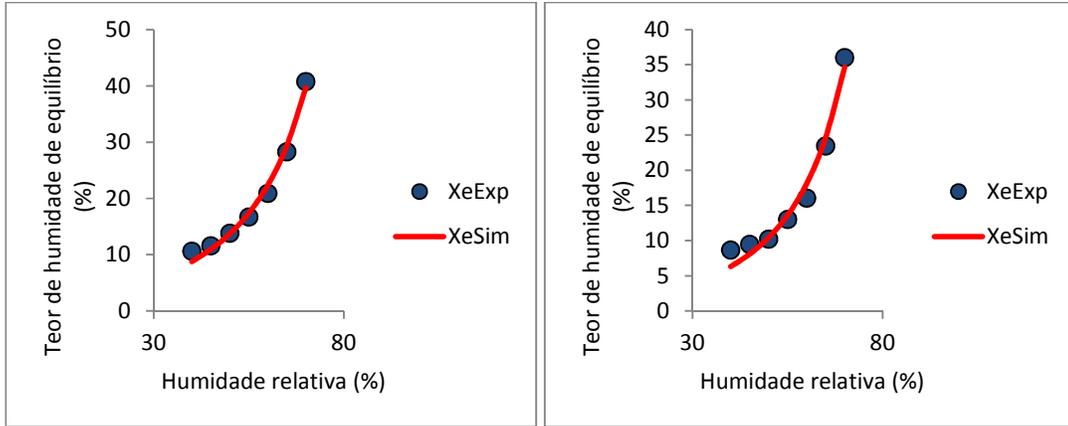


Figura 112: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Halsey – a) T=15°C e b) T=18°C

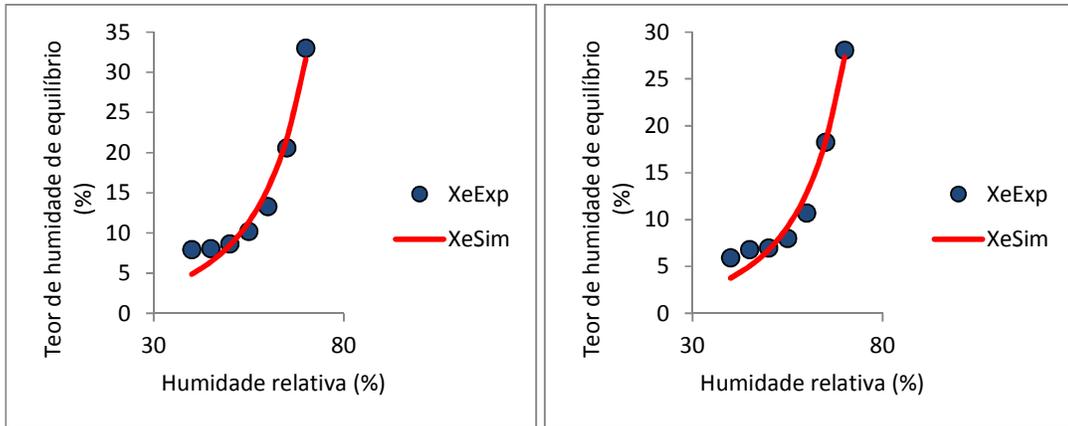


Figura 113: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Halsey – a) T=20°C e b) T=23°C

B.2.7. Modelo de Henderson Modificado

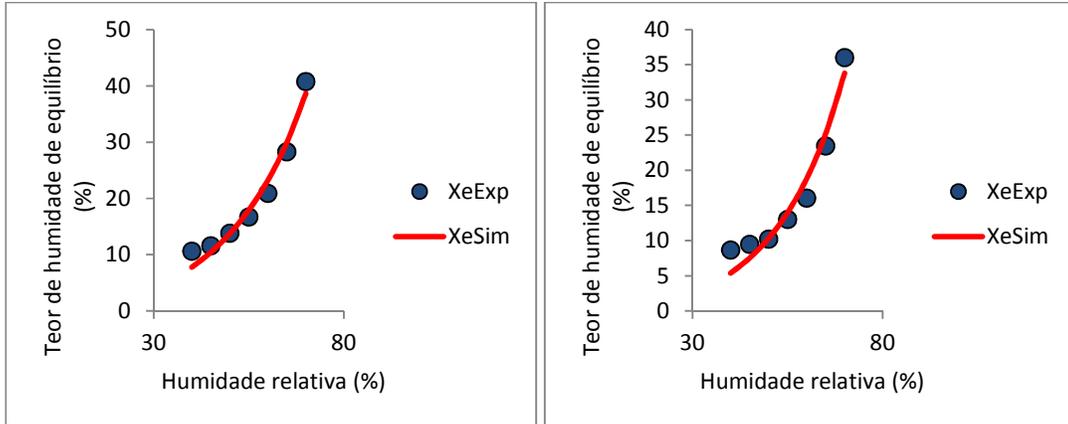


Figura 114: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Henderson Modificado – a) T=15°C e b) T=18°C

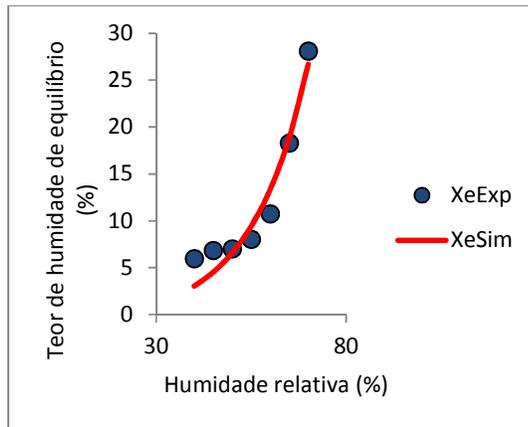


Figura 115: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Henderson Modificado – T=23°C

B.2.8. Modelo de Kuhn

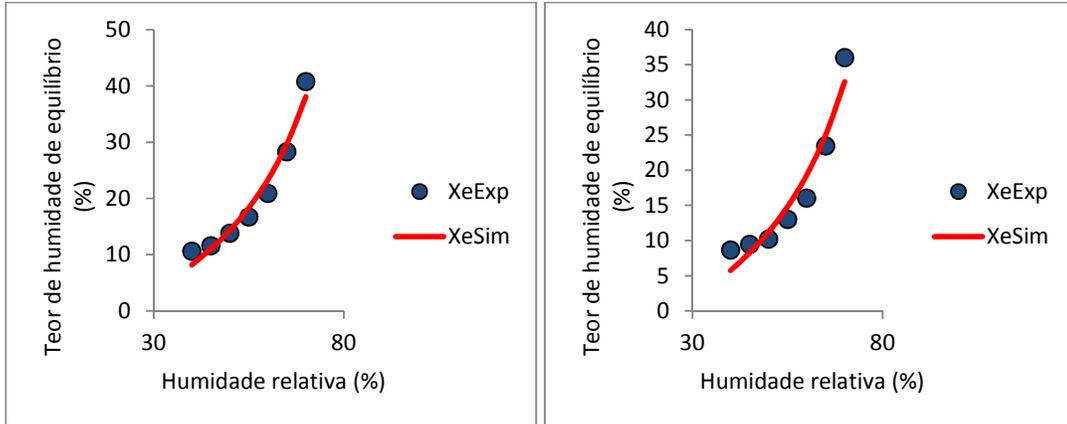


Figura 116: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Kuhn – a) T=15°C e b) T=18°C

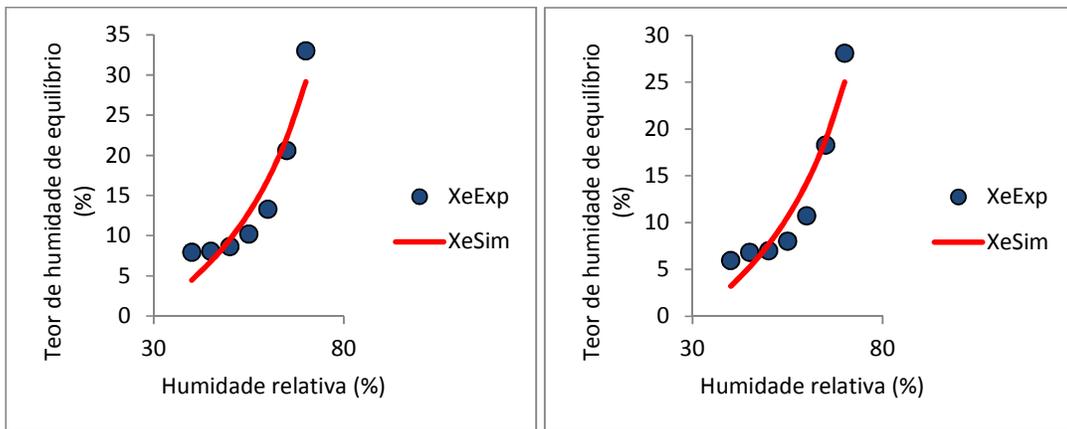


Figura 117: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Kuhn – a) T=20°C e b) T=23°C

B.2.9. Modelo de Oswin

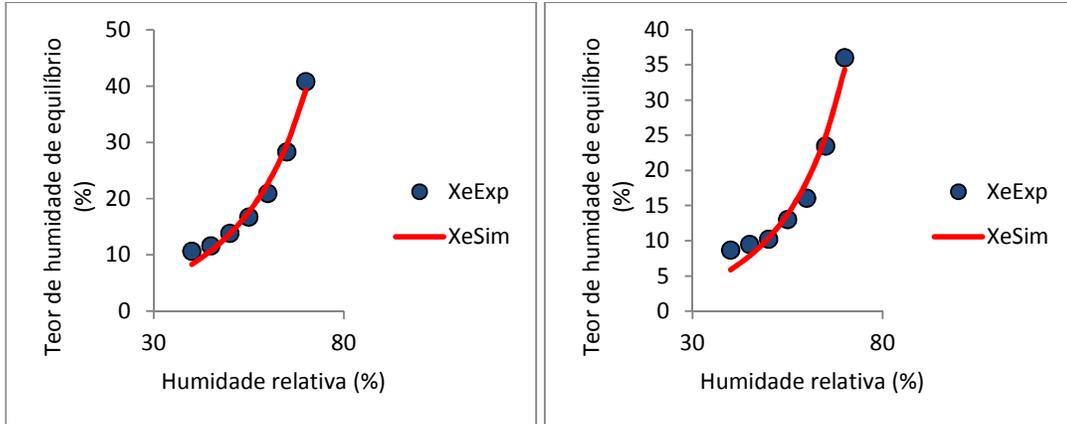


Figura 118: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Oswin – a) T=15°C e b) T=18°C

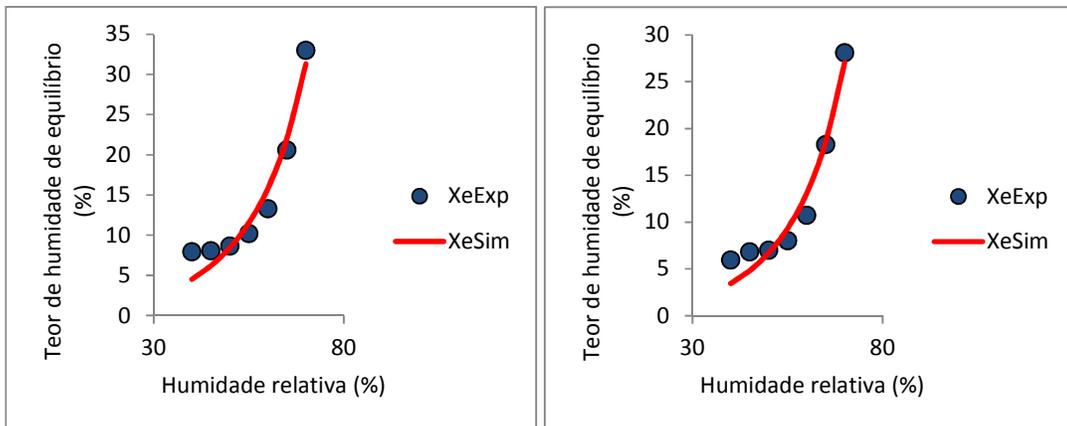


Figura 119: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Oswin – a) T=20°C e b) T=23°C

B.2.10. Modelo de Oswin Modificado

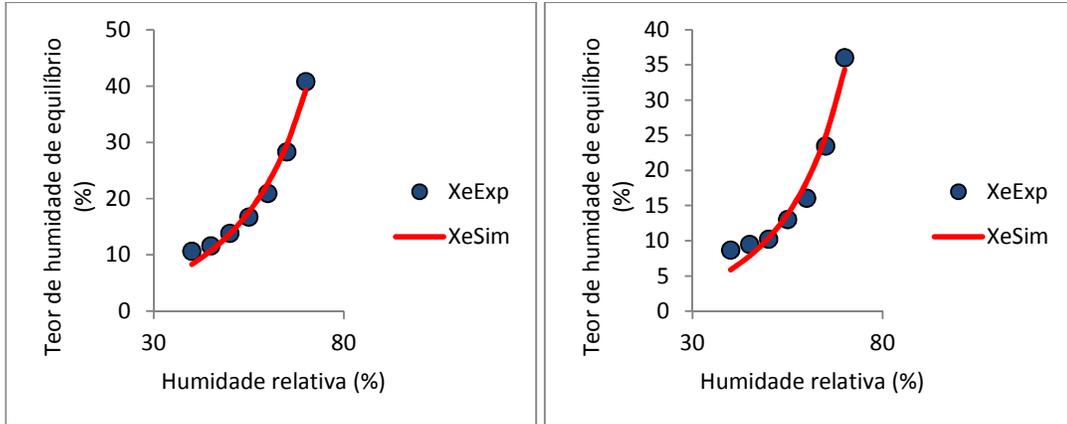


Figura 120: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Oswin Modificado – a) T=15°C e b) T=18°C

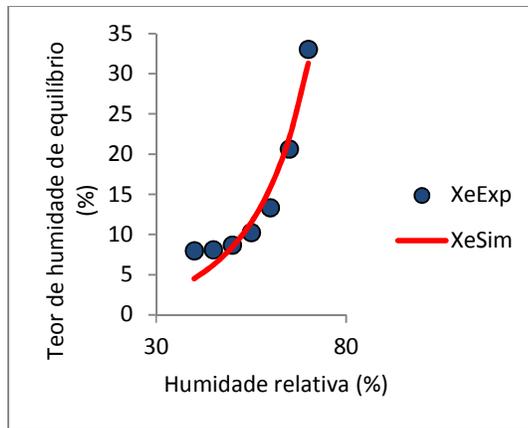


Figura 121: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Oswin Modificado – T=20°C

B.2.11. Modelo de Smith

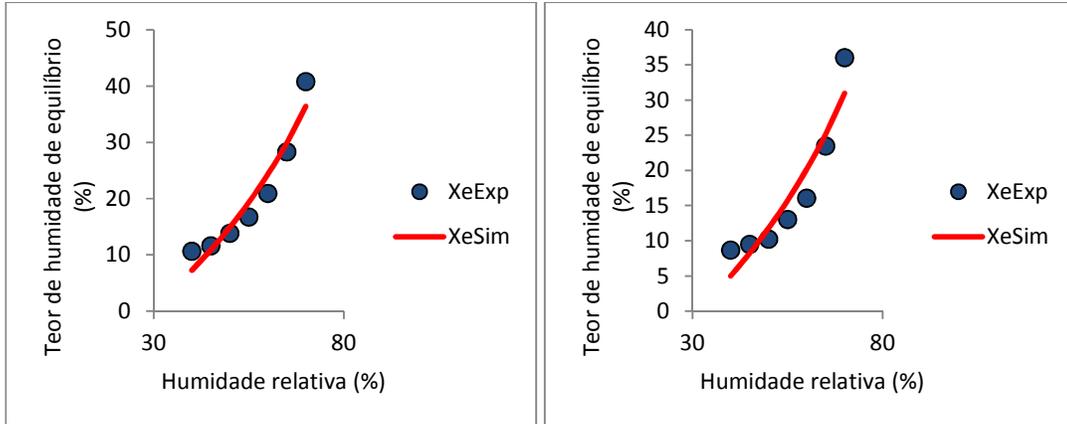


Figura 122: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Smith – a) T=15°C e b) T=18°C

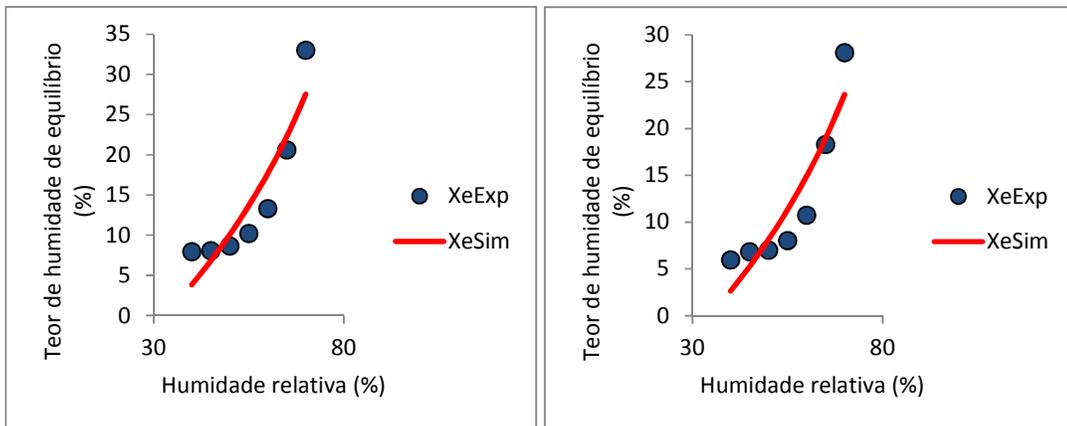


Figura 123: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Smith – a) T=20°C e b) T=23°C

B.2.12. Modelo de Smith Modificado

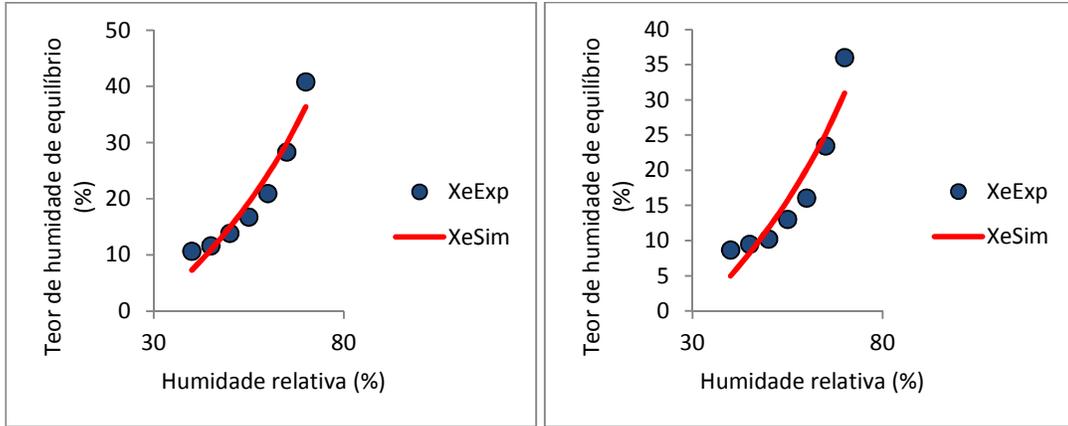


Figura 124: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Smith Modificado – a) T=15°C e b) T=18°C

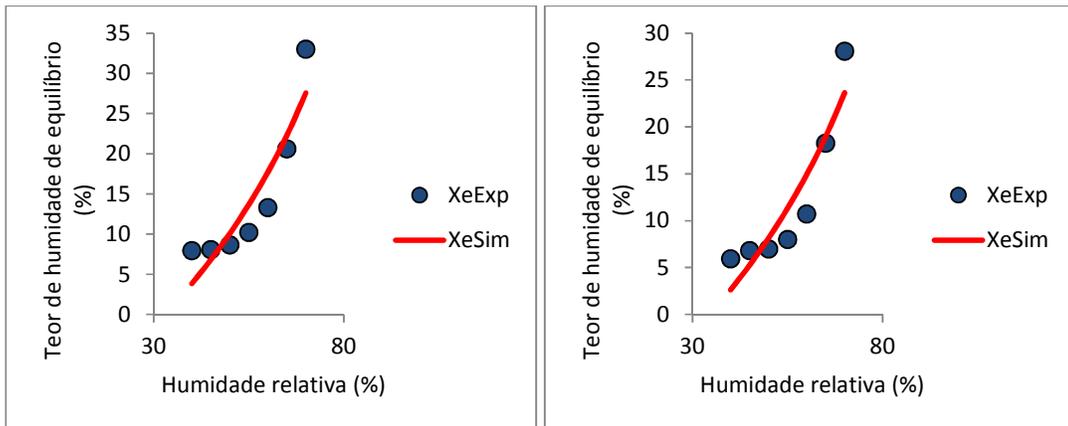


Figura 125: Comparação entre dados experimentais e simulados – Modelo de Smith Modificado – a) T=20°C e b) T=23°C

B.3. ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS MODELOS DE ISOTERMAS DE SORÇÃO

B.3.1. Análises estatísticas para os diferentes modelos

Tabela 31: Análise estatística para os modelos de isotermas de sorção para 15°C

Modelo	R	R^2	E_m	E_s
BET Modificado	0,9911	0,9822	7,5489	1,8484
Caurei	0,9868	0,9738	8,7666	1,9784
Chung-Pfost	0,9492	0,9010	15,1827	3,7420
Chung-Pfost Modificado	0,9492	0,9010	15,1827	4,1837
GAB	0,9997	0,9993	1,4659	0,3405
GAB Modificado	0,9997	0,9993	1,4459	0,3055
Halsey	0,9941	0,9883	5,8710	1,3196
Henderson Modificado	0,9843	0,9689	9,5856	2,4191
Kuhn	0,9828	0,9660	9,1308	2,1946
Oswin	0,9904	0,9810	7,5042	1,6873
Oswin Modificado	0,9904	0,9810	7,5042	1,8864
Smith	0,9616	0,9247	13,3628	3,6498
Smith Modificado	0,9616	0,9247	13,3628	4,2144

Tabela 32: Análise estatística para os modelos de isotermas de sorção para 18°C

Modelo	R	R^2	E_m	E_s
BET Modificado	0,9859	0,9720	11,0788	2,1862
Caurei	0,9782	0,9569	12,9298	2,3458
Chung-Pfost	0,9230	0,8519	21,7994	4,1857
Chung-Pfost Modificado	0,9230	0,8519	21,7994	4,6797
GAB	0,9985	0,9971	3,4316	0,6506
GAB Modificado	0,9984	0,9968	3,8377	0,6246
Halsey	0,9876	0,9754	10,0295	1,7639
Henderson Modificado	0,9753	0,9512	13,9706	2,8005
Kuhn	0,9661	0,9333	15,2757	2,8080
Oswin	0,9828	0,9659	11,7793	2,0853
Oswin Modificado	0,9828	0,9659	11,7793	2,3314
Smith	0,9382	0,8803	19,8452	4,2075
Smith Modificado	0,9382	0,8803	19,8452	4,8584

Tabela 33: Análise estatística para os modelos de isotermas de sorção para 20°C

Modelo	R	R²	E_m	E_s
BET Modificado	0,9808	0,9619	15,1206	2,4209
Caurei	0,9696	0,9402	17,6671	2,6123
Chung-Pfost	0,8971	0,8047	26,9507	4,4963
Chung-Pfost Modificado	0,8971	0,8048	26,9507	5,0271
GAB	0,9961	0,9922	6,4071	1,0150
GAB Modificado	0,9957	0,9915	6,7470	0,9551
Halsey	0,9804	0,9613	14,1233	2,0876
Henderson Modificado	-	-	-	-
Kuhn	0,9482	0,8992	20,2491	3,2303
Oswin	0,9748	0,9503	16,0862	2,3779
Oswin Modificado	0,9748	0,9503	16,0861	2,6586
Smith	0,9149	0,8370	24,9635	4,5944
Smith Modificado	0,9149	0,8370	24,9635	5,3051

Tabela 34: Análise estatística para os modelos de isotermas de sorção para 23°C

Modelo	R	R²	E_m	E_s
BET Modificado	0,9810	0,9624	14,8410	1,9778
Caurei	0,9746	0,9498	18,7918	2,1236
Chung-Pfost	0,9003	0,8107	30,1292	3,9104
Chung-Pfost Modificado	0,9003	0,8107	30,1292	4,3720
GAB	0,9928	0,9856	8,0734	1,2067
GAB Modificado	0,9927	0,9855	8,3926	1,0825
Halsey	0,9831	0,9664	14,8979	1,7126
Henderson Modificado	0,9718	0,9445	19,8556	2,5094
Kuhn	0,9501	0,9027	22,5633	2,8040
Oswin	0,9786	0,9576	17,0493	1,9408
Oswin Modificado	-	-	-	-
Smith	0,9177	0,8422	27,8649	3,9917
Smith Modificado	0,9177	0,8422	27,8649	4,6092

B.3.2. Gráficos dos resíduos para os diferentes modelos

B.3.2.1. Modelo de GAB Modificado

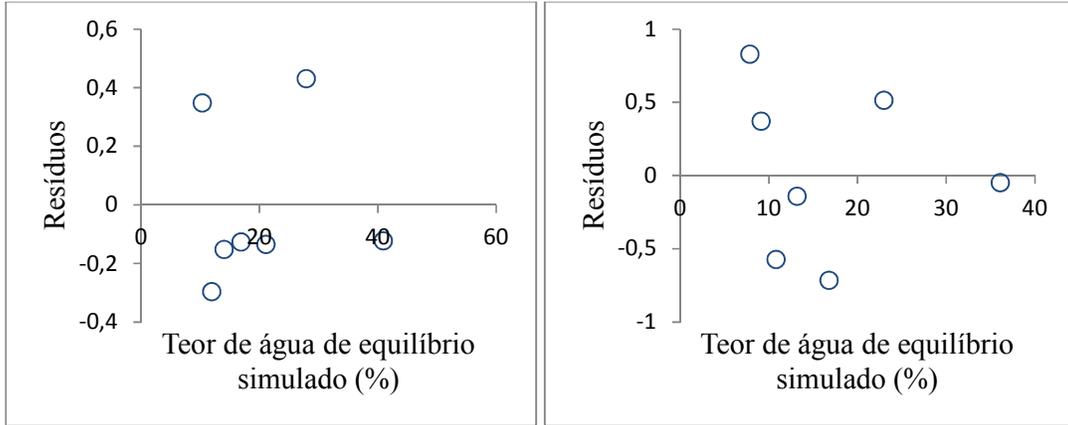


Figura 126: Resíduos para o modelo de GAB Modificado – a) T = 15°C e b) T = 18°C

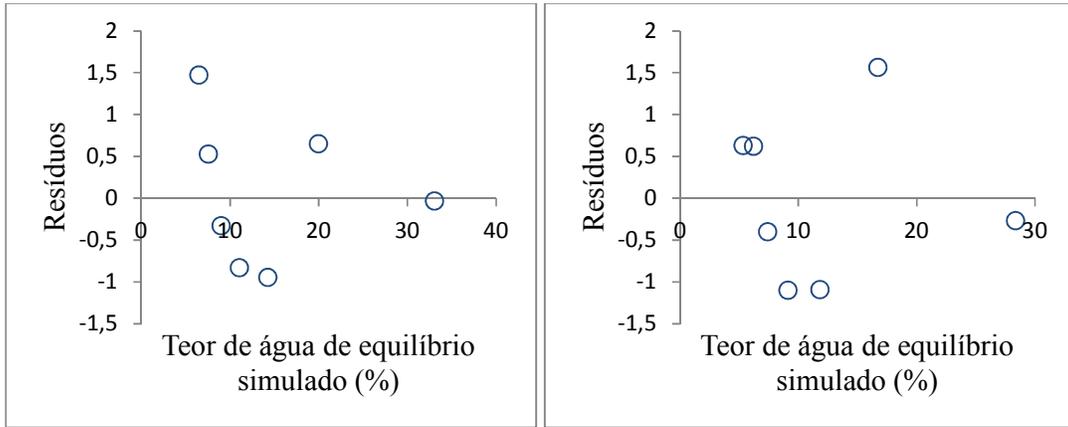


Figura 127: Resíduos para o modelo de GAB Modificado – a) T = 20°C e b) T = 23°C

B.3.2.2. Modelo de BET Modificado

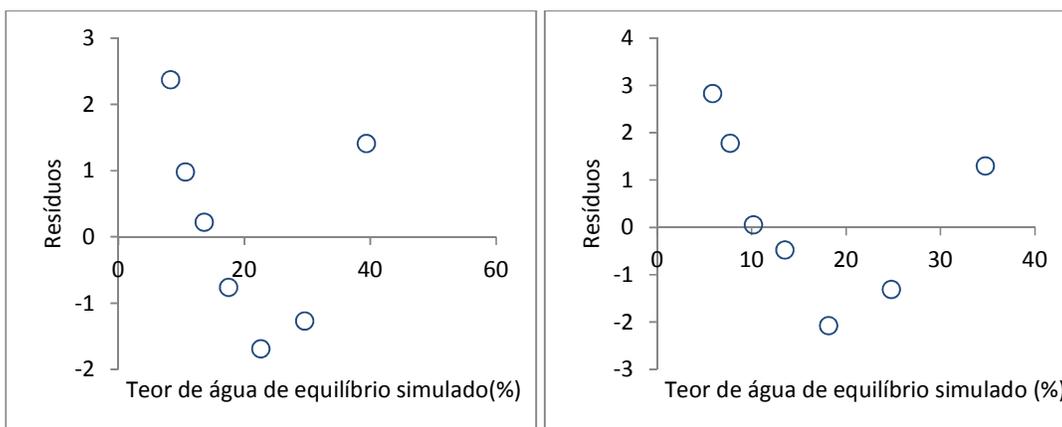


Figura 128: Resíduos para o modelo de BET Modificado – a) T=15°C e b) T=18°C

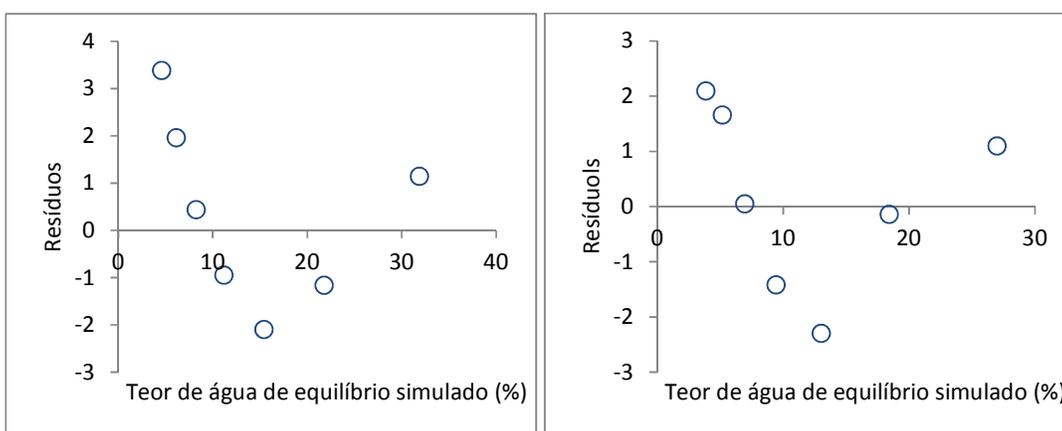


Figura 129: Resíduos para o modelo de BET Modificado – a) T=20°C e b) T=23°C

B.3.2.3. Modelo de Caurei

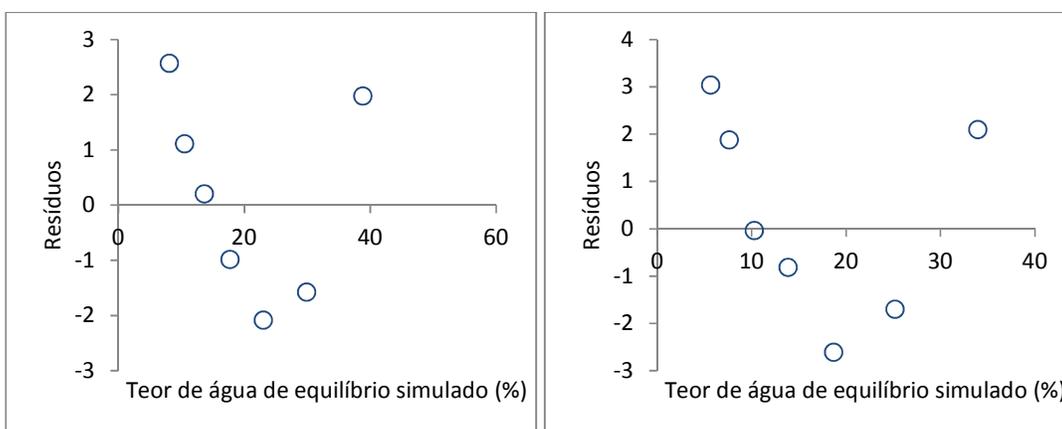


Figura 130: Resíduos para o modelo de Caurei – a) T=15°C e b) T=18°C

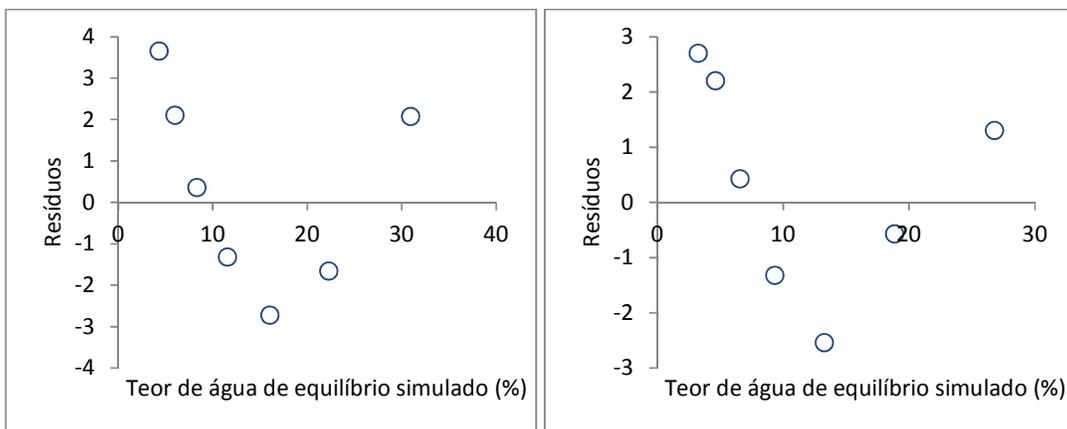


Figura 131: Resíduos para o modelo de Caurei – a) T=20°C e b) T=23°C

B.3.2.4. Modelo de Chung-Pfost

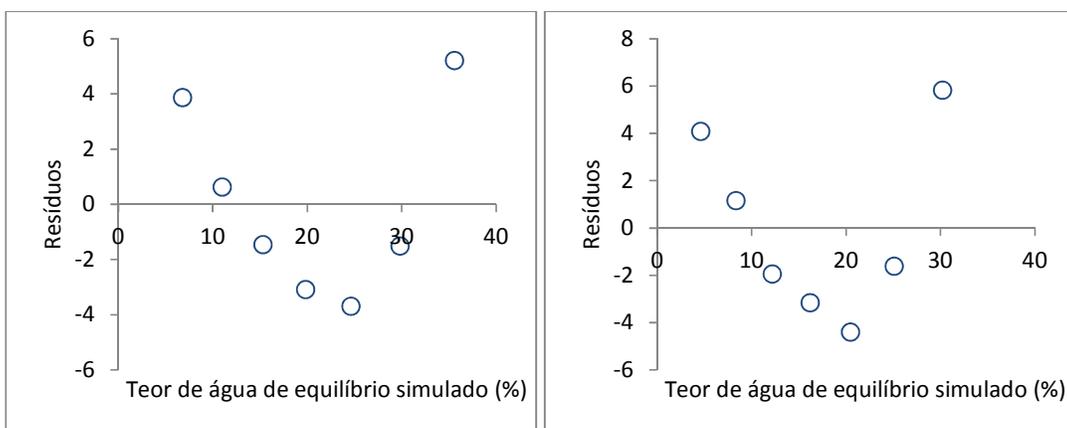


Figura 132: Resíduos para o modelo de Chung-Pfost – a) T=15°C e b) T=18°C

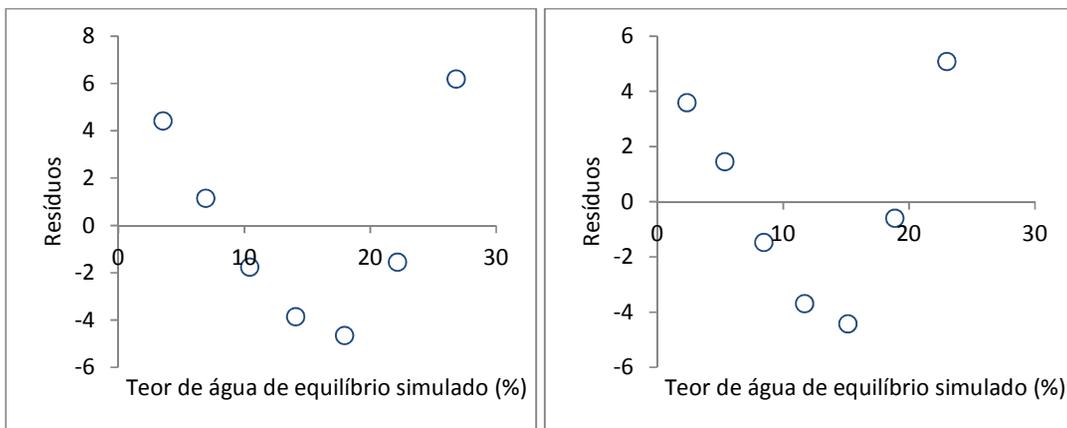


Figura 133: Resíduos para o modelo de Chung-Pfost – a) T=20°C e b) T=23°C

B.3.2.5. Modelo de Chung-Pfost Modificado

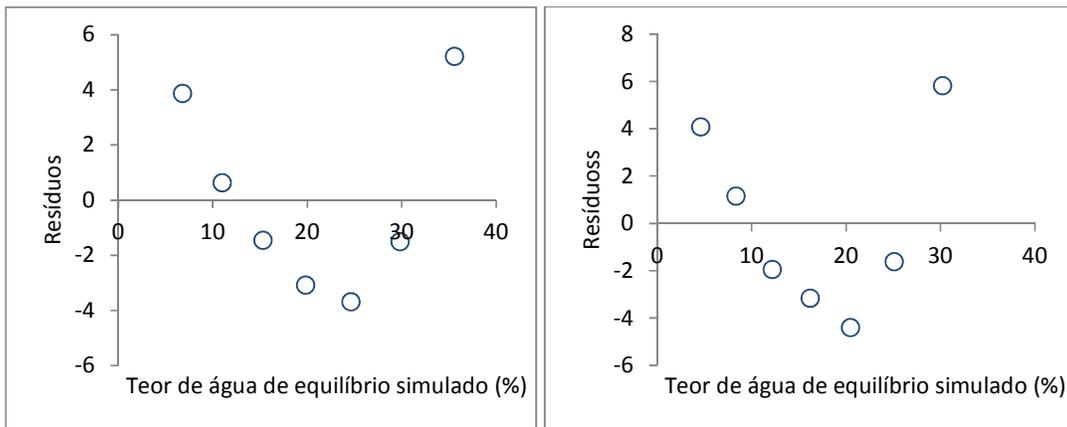


Figura 134: Resíduos para o modelo de Chung-Pfost Modificado – a) T=15°C e b) T=18°C

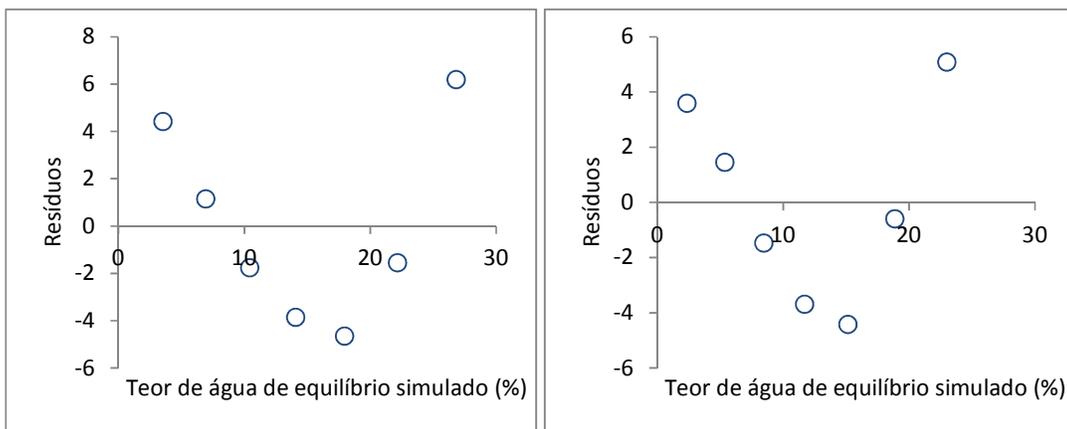


Figura 135: Resíduos para o modelo de Chung-Pfost Modificado – a) T=20°C e b) T=23°C

B.3.2.6. Modelo de GAB

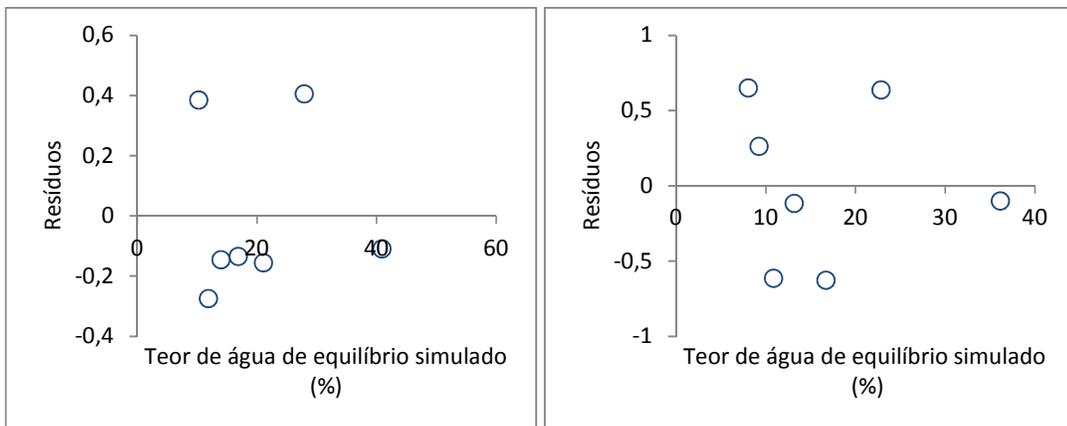


Figura 136: Resíduos para o modelo de GAB – a) T=15°C e b) T=18°C

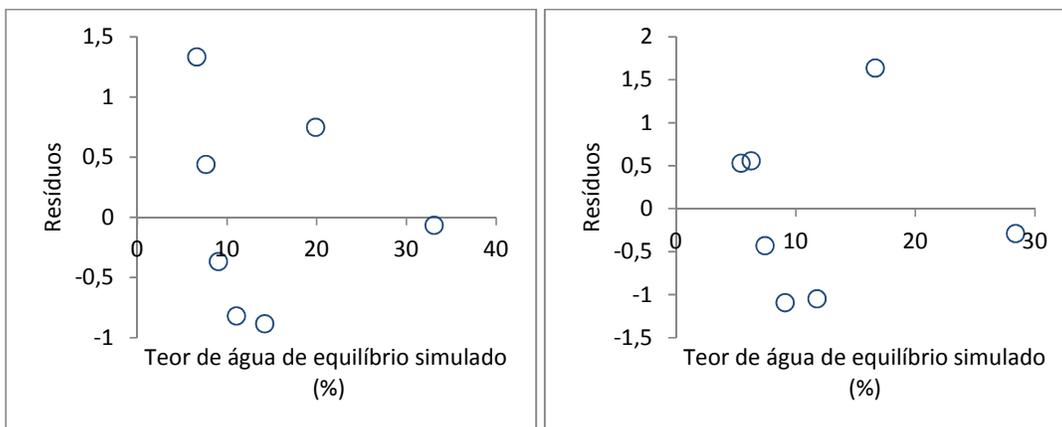


Figura 137: Resíduos para o modelo de GAB – a) T=20°C e b) T=23°C

B.3.2.7. Modelo de Halsey

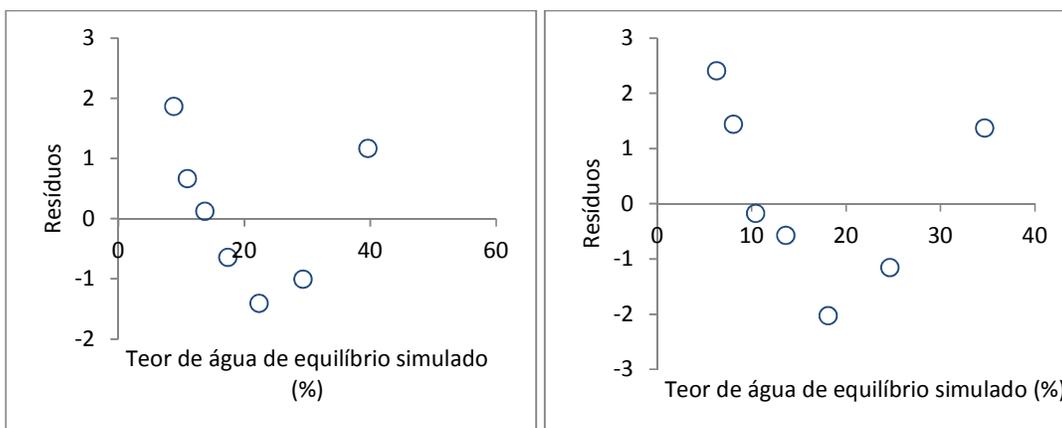


Figura 138: Resíduos para o modelo de Halsey – a) T=15°C e b) T=18°C

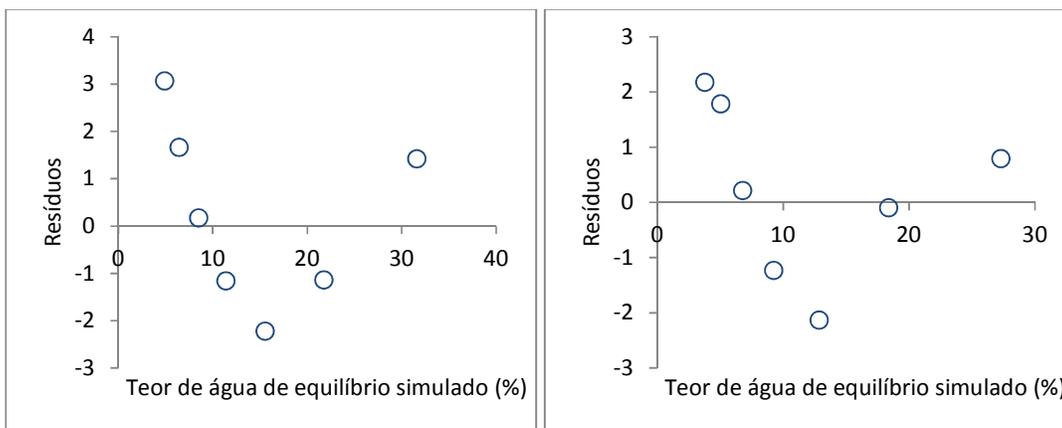


Figura 139: Resíduos para o modelo de Halsey – a) T=20°C e b) T=23°C

B.3.2.8. Modelo de Henderson Modificado

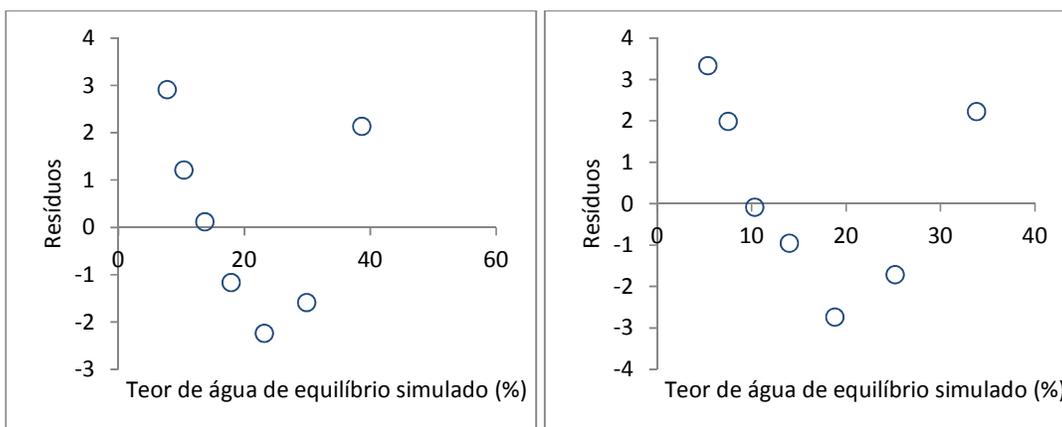


Figura 140: Resíduos para o modelo de Henderson Modificado – a) T=15°C e b) T=18°C

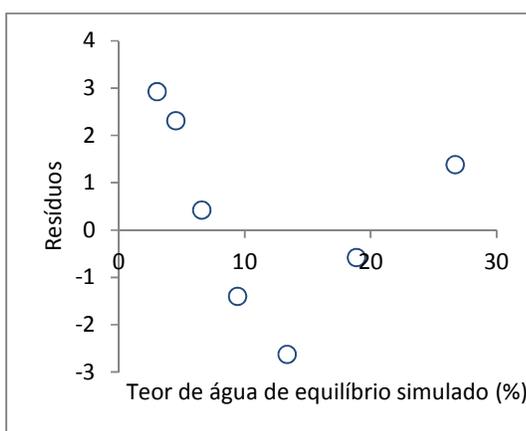


Figura 141: Resíduos para o modelo de Henderson Modificado – T=23°C

B.3.2.9. Modelo de Kuhn

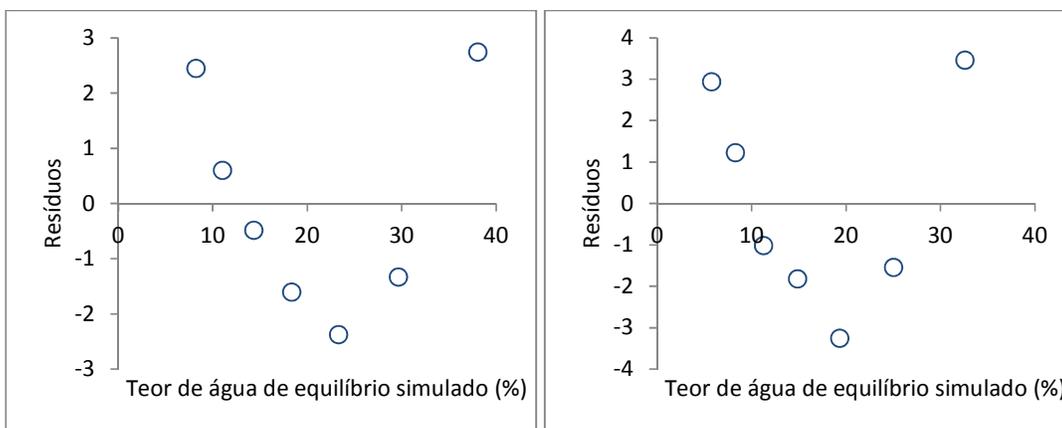


Figura 142: Resíduos para o modelo de Kuhn – a) T=15°C e b) T=18°C

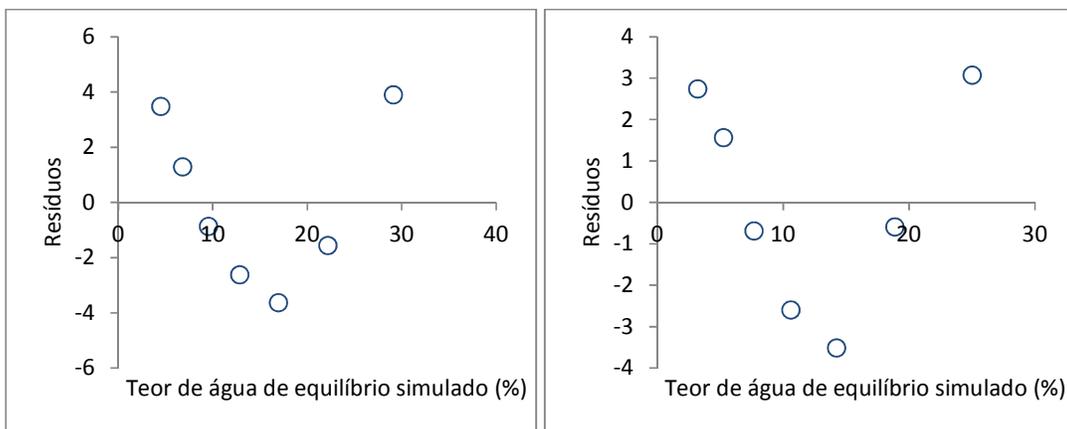


Figura 143: Resíduos para o modelo de Kuhn – a) T=20°C e b) T=23°C

B.3.2.10. Modelo de Oswin

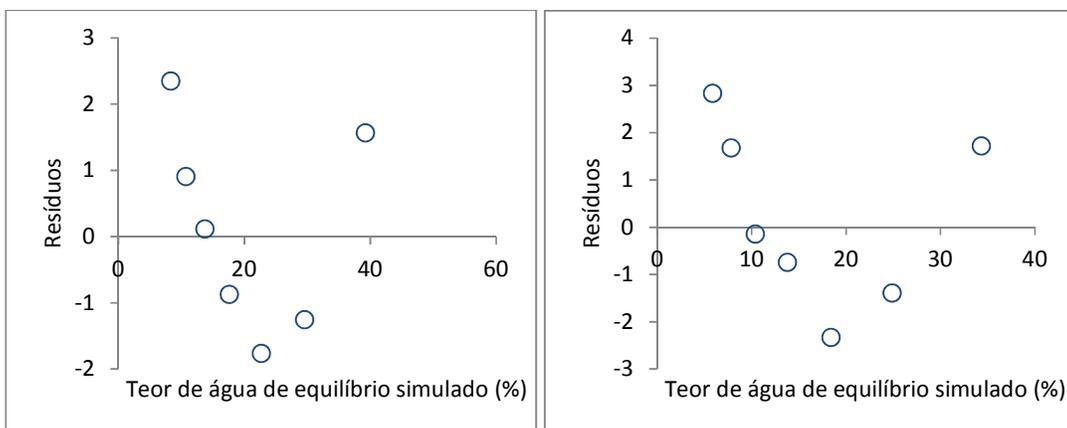


Figura 144: Resíduos para o modelo de Oswin – a) T=15°C e b) T=18°C

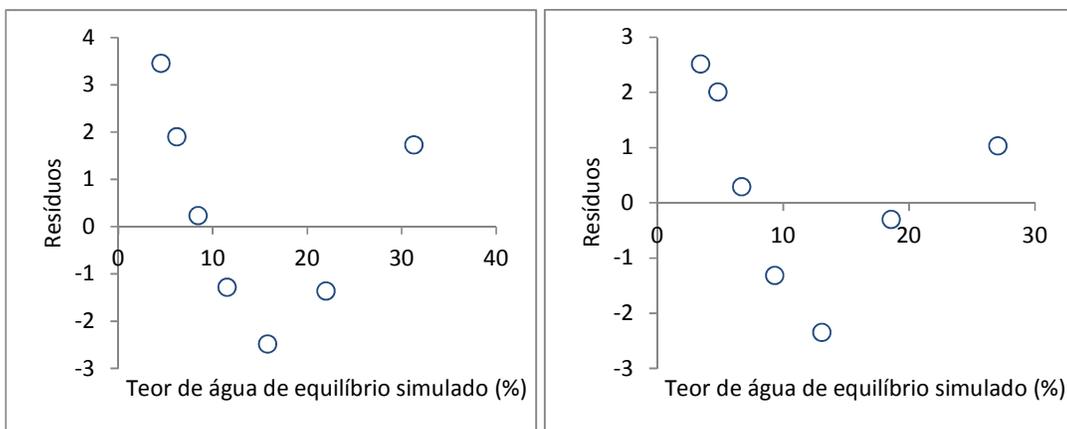


Figura 145: Resíduos para o modelo de Oswin – a) T=20°C e b) T=23°C

B.3.2.11. Modelo de Oswin Modificado

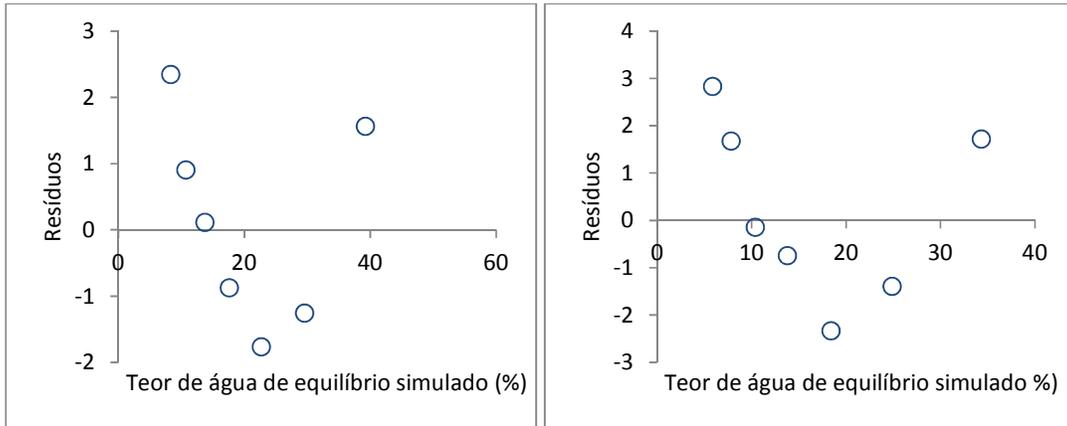


Figura 146: Resíduos para o modelo de Oswin Modificado – a) T=15°C e b) T=18°C

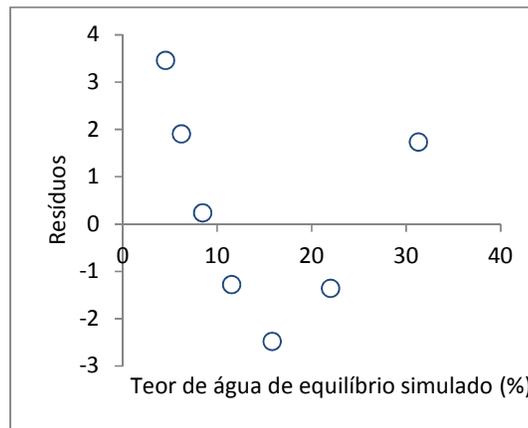


Figura 147: Resíduos para o modelo de Oswin Modificado – T=20°C

B.3.2.12. Modelo de Smith

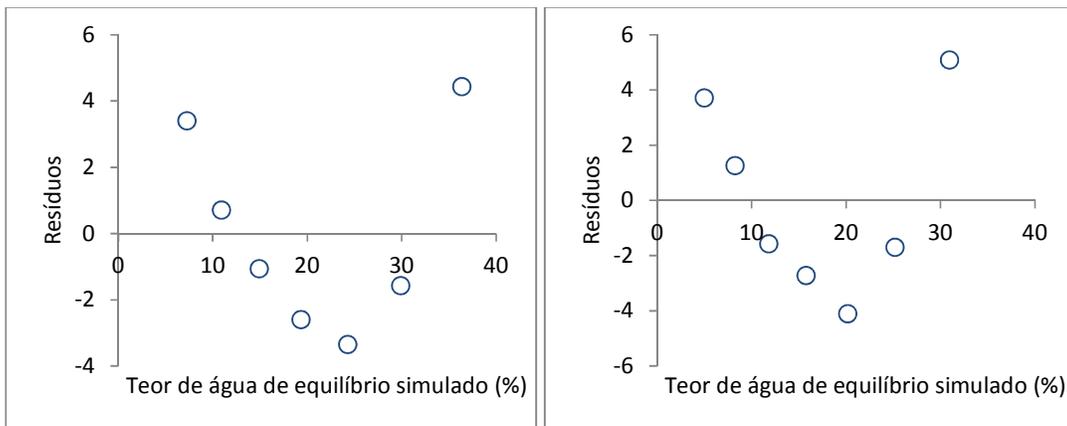


Figura 148: Resíduos para o modelo de Smith – a) T=15°C e b) T=18°C

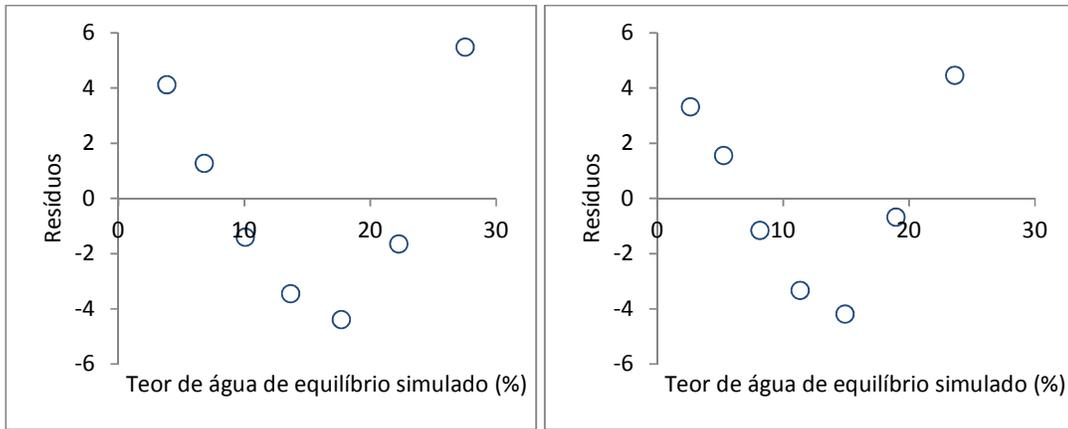


Figura 149: Resíduos para o modelo de Smith – a) T=20°C e b) T=23°C

B.3.2.13. Modelo de Smith Modificado

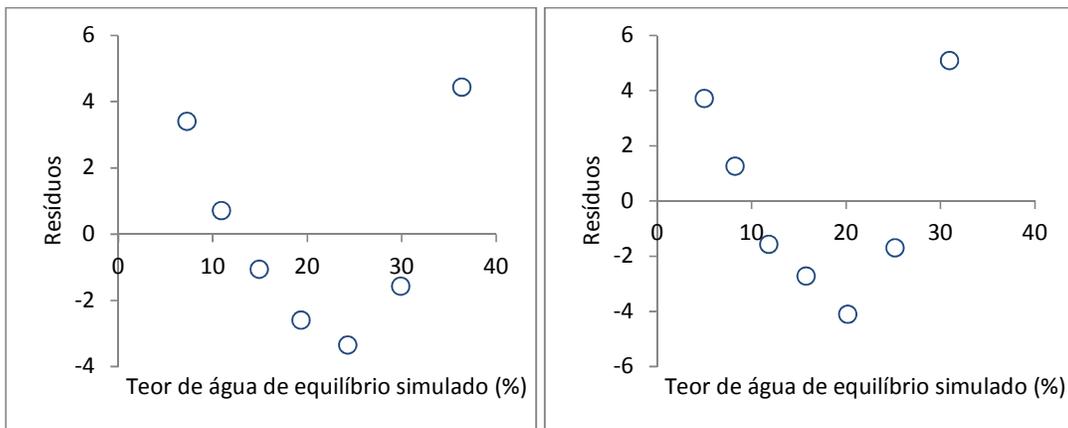


Figura 150: Resíduos para o modelo de Smith Modificado – a) T=15°C e b) T=18°C

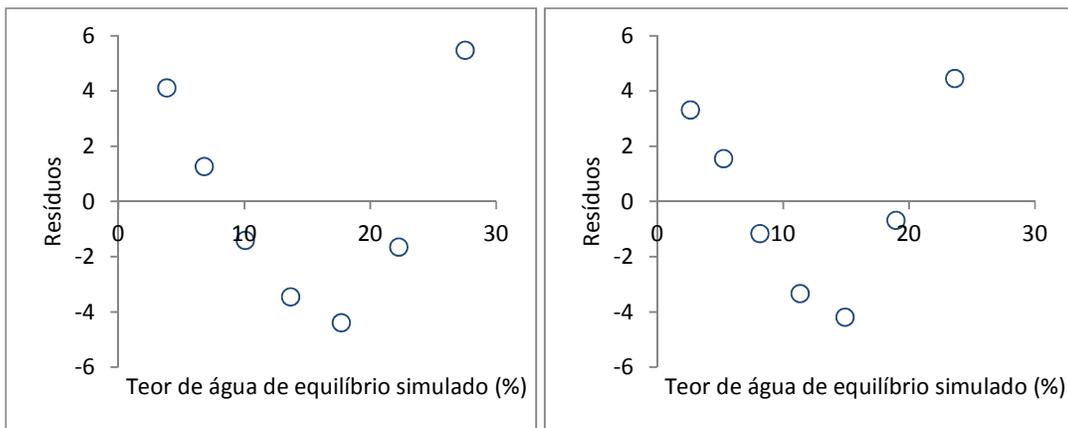


Figura 151: Resíduos para o modelo de Smith Modificado – a) T=20°C e b) T=23°C

ANEXO C

C.1. VARIAÇÃO DA TEMPERATURA NO INTERIOR DA AMOSTRA

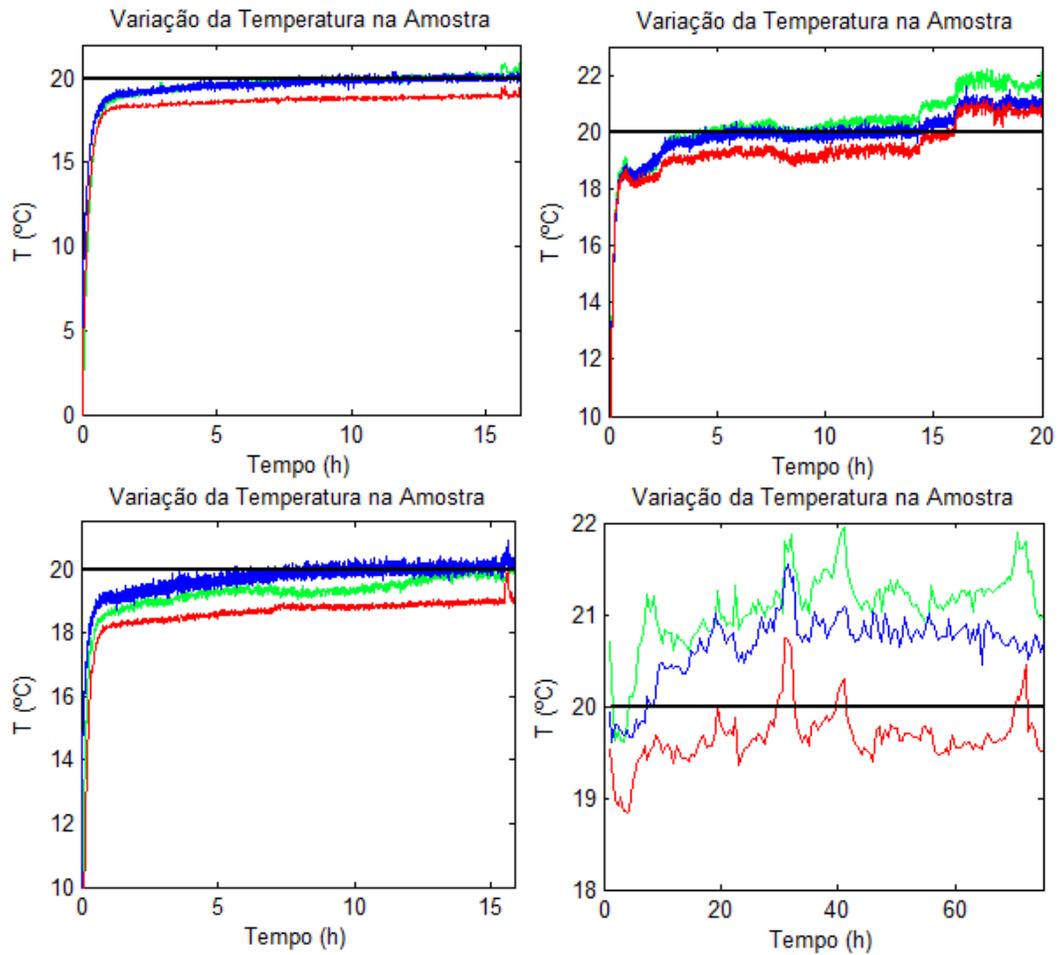


Figura 152: Variação da temperatura no interior da amostra – $T = 20^{\circ}\text{C}$

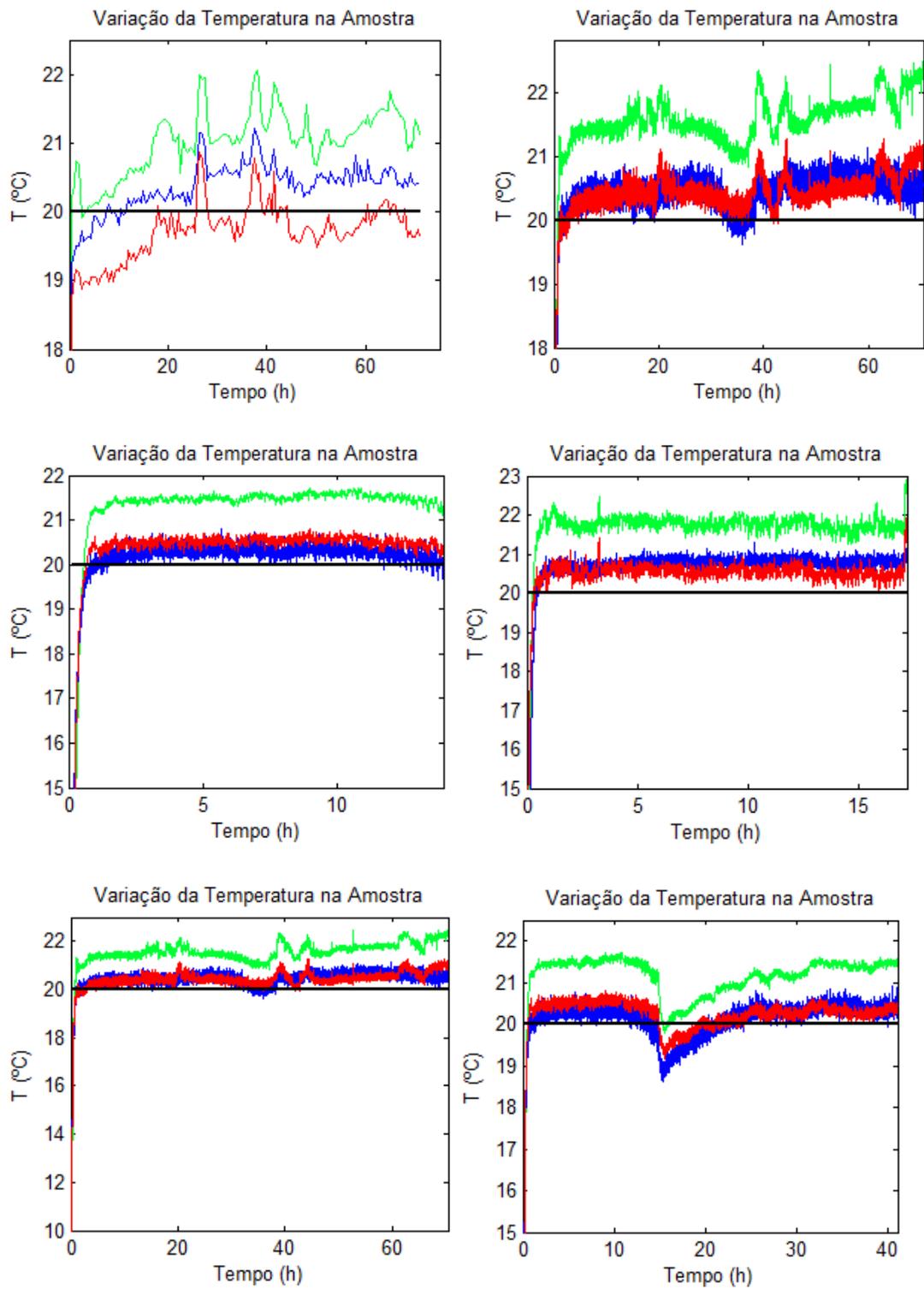


Figura 153: Variação da temperatura no interior da amostra – $T = 20^\circ\text{C}$

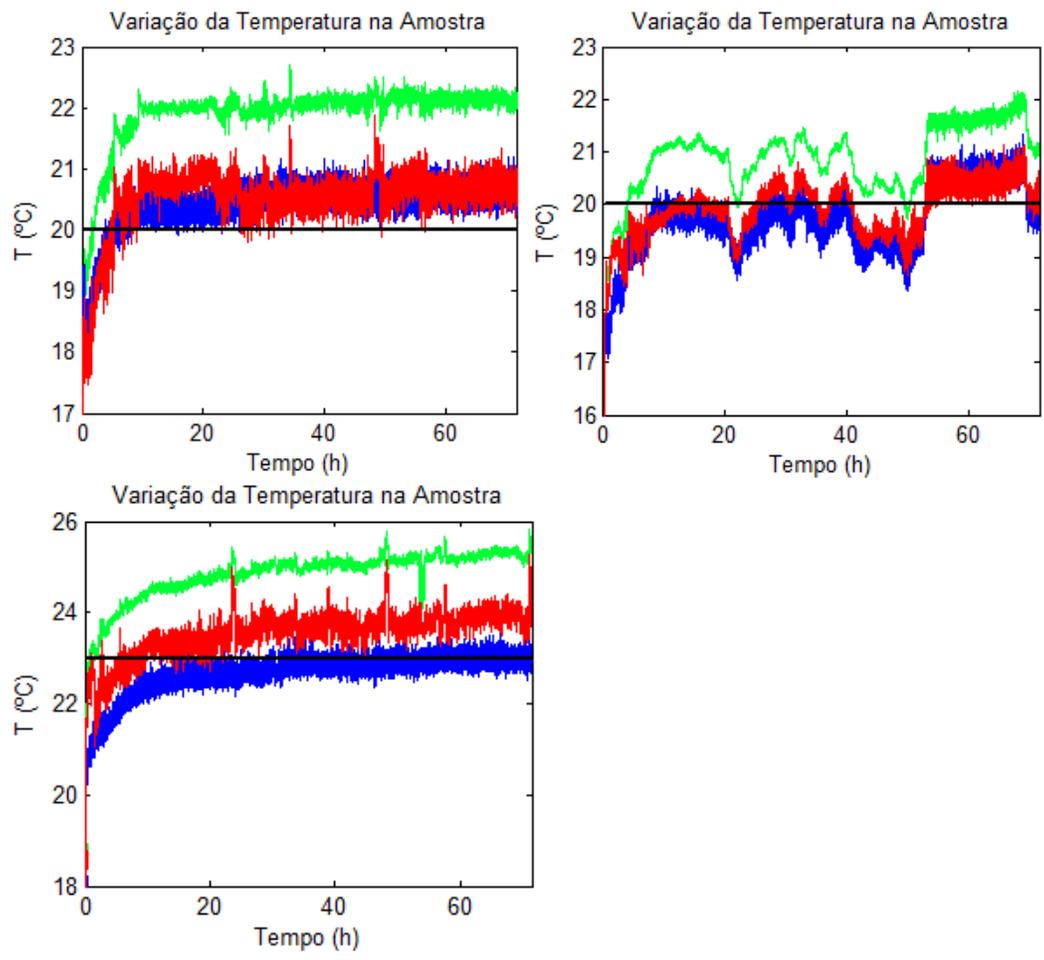


Figura 154: Variação da temperatura no interior da amostra – $T = 20^{\circ}\text{C}$ e $T = 23^{\circ}\text{C}$

C.2. CONDIÇÕES EXPERIMENTAIS DOS DIFERENTES ENSAIOS DE SECAGEM

C.2.1. Média e desvio padrão de cada ensaio experimental

Tabela 35: Média e desvio padrão de cada ensaio experimental

Ensaio	Temperatura		HR		HA		Velocidade	
	Média	Desvio	Média	Desvio	Média	Desvio	Média	Desvio
1A	19,97	0,90	41,57	4,64	7,18	0,64	2,33	0,75
1B	19,00	4,91	49,03	6,88	8,07	0,98	1,95	0,27
2A	19,45	0,54	44,63	3,80	6,24	0,46	1,98	0,18
2B	20,05	0,79	48,39	1,83	7,04	0,25	1,97	0,19
3A	20,14	1,60	50,11	6,92	8,55	0,98	2,29	0,78
3B	20,07	0,89	50,93	3,26	7,43	0,42	2,02	0,74
4A	20,01	0,61	56,05	0,80	9,34	0,30	1,99	0,19
5A	20,05	0,73	61,04	2,61	8,91	0,34	2,01	0,34
6A	19,74	0,40	65,83	0,97	9,44	0,24	1,53	0,15
6B	20,18	0,79	64,95	1,70	10,78	0,36	1,99	0,17
8A	19,63	2,17	45,40	2,72	6,51	0,40	1,49	1,97
8B	19,56	2,82	45,03	3,44	6,47	0,49	1,49	0,19
9A	19,48	3,37	50,06	4,57	7,16	0,65	1,48	0,20
9B	19,55	2,22	50,94	2,88	7,28	0,43	1,48	0,22
10A	19,86	0,25	54,53	2,07	7,85	0,29	1,49	0,13
10B	19,59	3,40	54,66	4,68	7,88	0,68	1,48	0,19
11A	19,94	0,34	58,47	3,50	8,47	0,52	1,49	0,14
11B	19,03	5,32	58,56	7,85	8,38	1,13	1,48	0,23
12A	19,80	0,44	63,32	1,25	10,27	0,25	1,49	0,15
12B	19,68	2,27	63,55	3,95	9,18	0,58	1,48	0,17
13A	15,17	1,03	60,75	3,30	7,37	0,35	2,28	0,74
15A	15,60	0,75	51,23	2,43	6,51	0,27	1,99	0,15
16A	13,98	6,63	55,44	11,53	6,79	1,25	1,92	0,37
16B	14,66	4,51	57,26	8,05	6,99	0,88	1,96	0,27

18A	15,96	1,21	63,58	3,68	8,06	0,34	1,99	0,16
19A	15,18	1,31	35,79	6,23	35,79	0,66	1,40	1,31
20A	19,94	0,34	58,47	3,50	8,47	0,52	1,49	0,14
20B	19,03	5,32	58,56	7,85	8,38	1,13	1,48	0,23
21A	14,91	3,15	51,89	5,07	6,40	0,55	1,56	0,18
21B	14,89	3,22	51,57	5,21	6,36	0,61	1,56	0,19
22A	15,58	0,70	57,88	1,70	7,25	0,33	1,49	0,15
23A	14,88	0,57	59,93	1,00	7,78	0,27	1,54	0,08
24A	15,08	0,75	63,52	2,00	8,27	0,35	1,54	0,09
26A	18,02	1,11	48,44	4,05	7,25	0,52	2,37	0,73
28A	17,02	6,67	55,31	10,71	8,19	1,44	1,93	0,35
29A	17,72	0,40	59,89	1,97	9,33	0,29	1,99	0,16
33A	17,61	0,55	50,42	0,83	8,07	0,21	1,59	0,09
35A	17,74	0,40	58,49	3,14	7,37	0,40	1,47	0,12
36A	17,85	0,34	66,40	0,75	8,45	0,17	1,44	0,13
37A	22,99	1,01	32,57	5,55	7,07	0,93	2,32	0,74
39A	22,93	0,87	51,22	1,14	11,41	0,47	1,99	0,17
40A	23,02	0,67	55,83	0,67	12,29	0,43	1,99	0,17
38A	21,53	8,32	44,44	10,18	9,23	1,79	1,94	0,39
44A	22,94	0,77	46,91	1,04	8,17	0,27	1,49	0,16
45A	24,76	0,65	51,43	0,80	10,02	0,36	1,47	0,12
46A	24,49	0,79	56,19	0,63	10,79	0,51	1,45	0,12
47A	22,61	0,38	60,79	0,98	10,41	0,22	1,46	0,12

C.2.2. Variação dos parâmetros de secagem ao longo em cada ensaio experimental

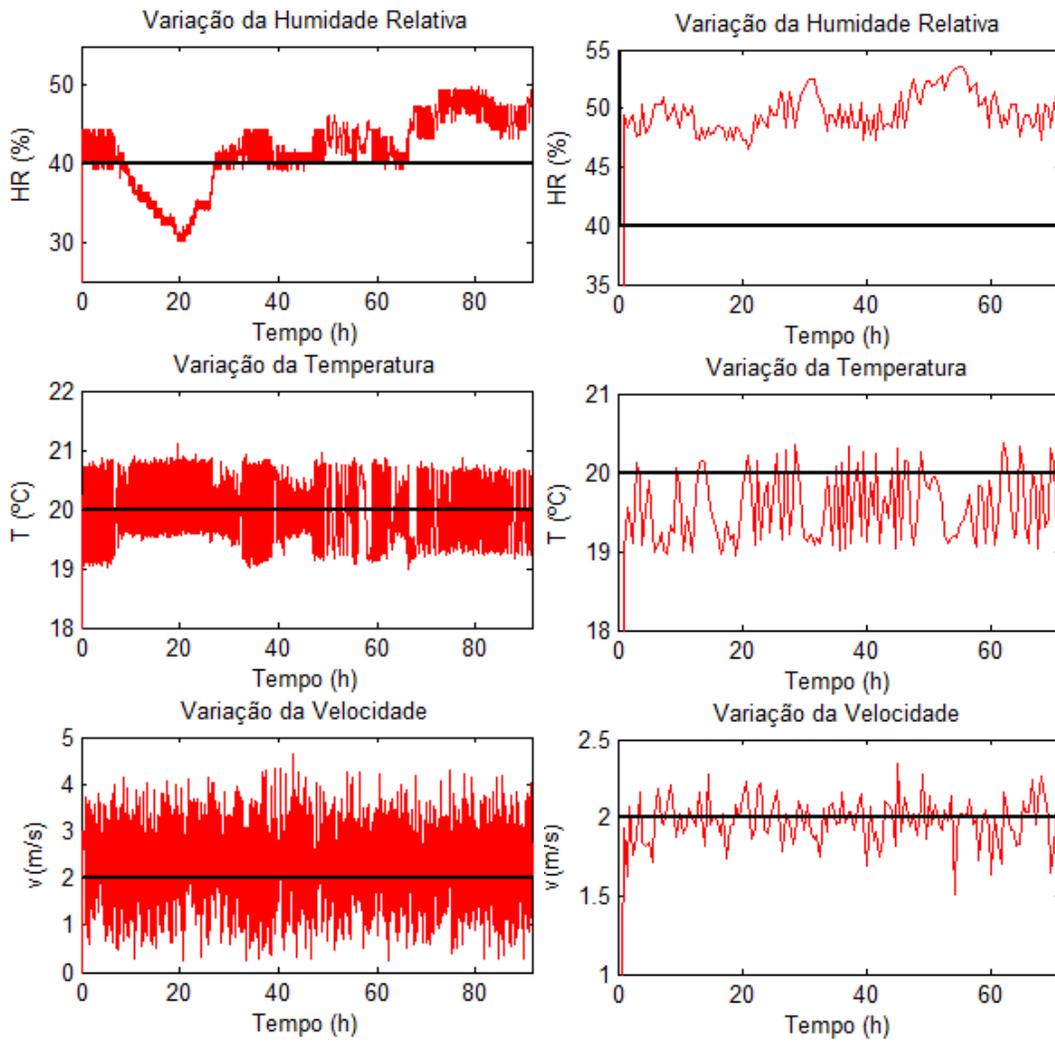


Figura 155: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – T=20°C; HR=40%; v=2m/s

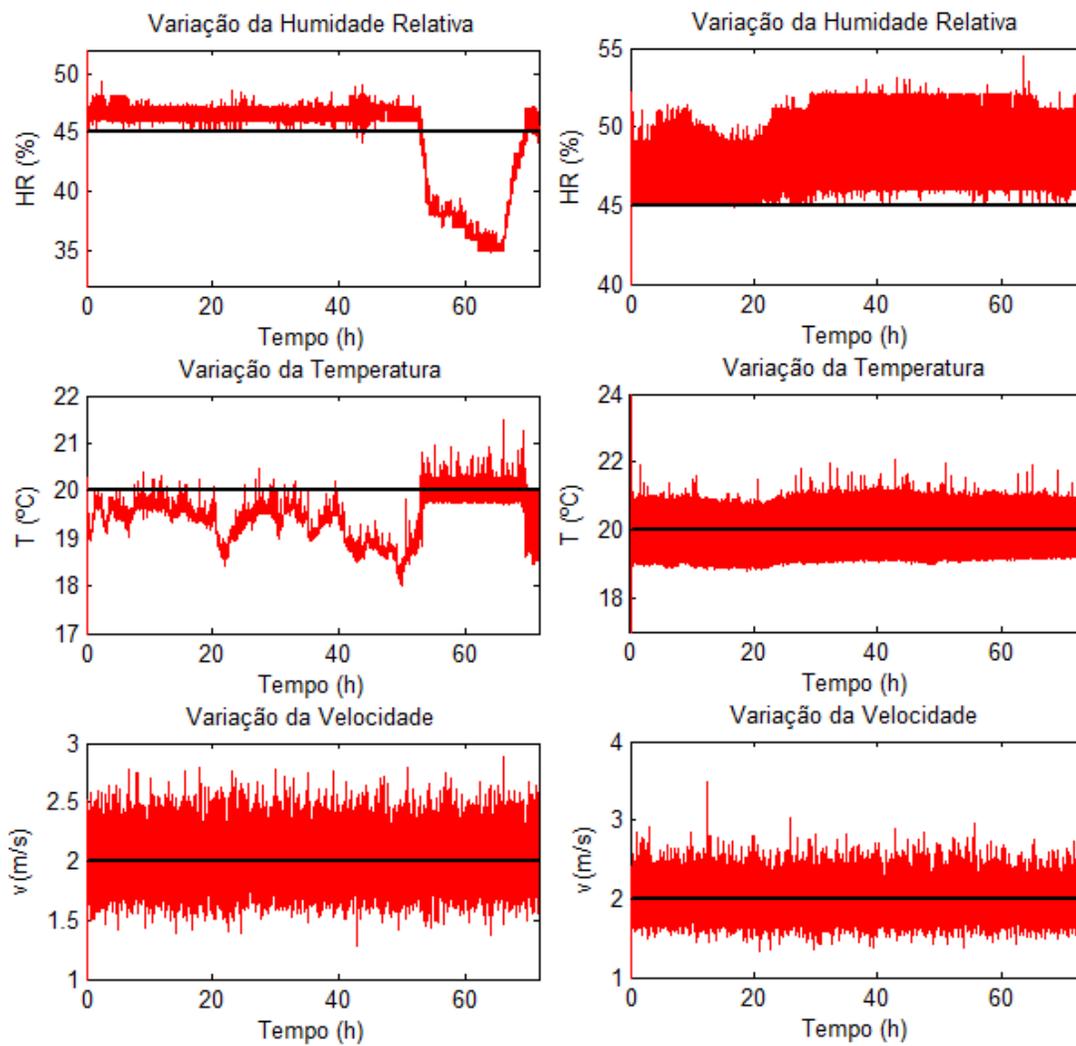


Figura 156: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – $T=20^{\circ}\text{C}$; $HR=45\%$; $v=2\text{m/s}$

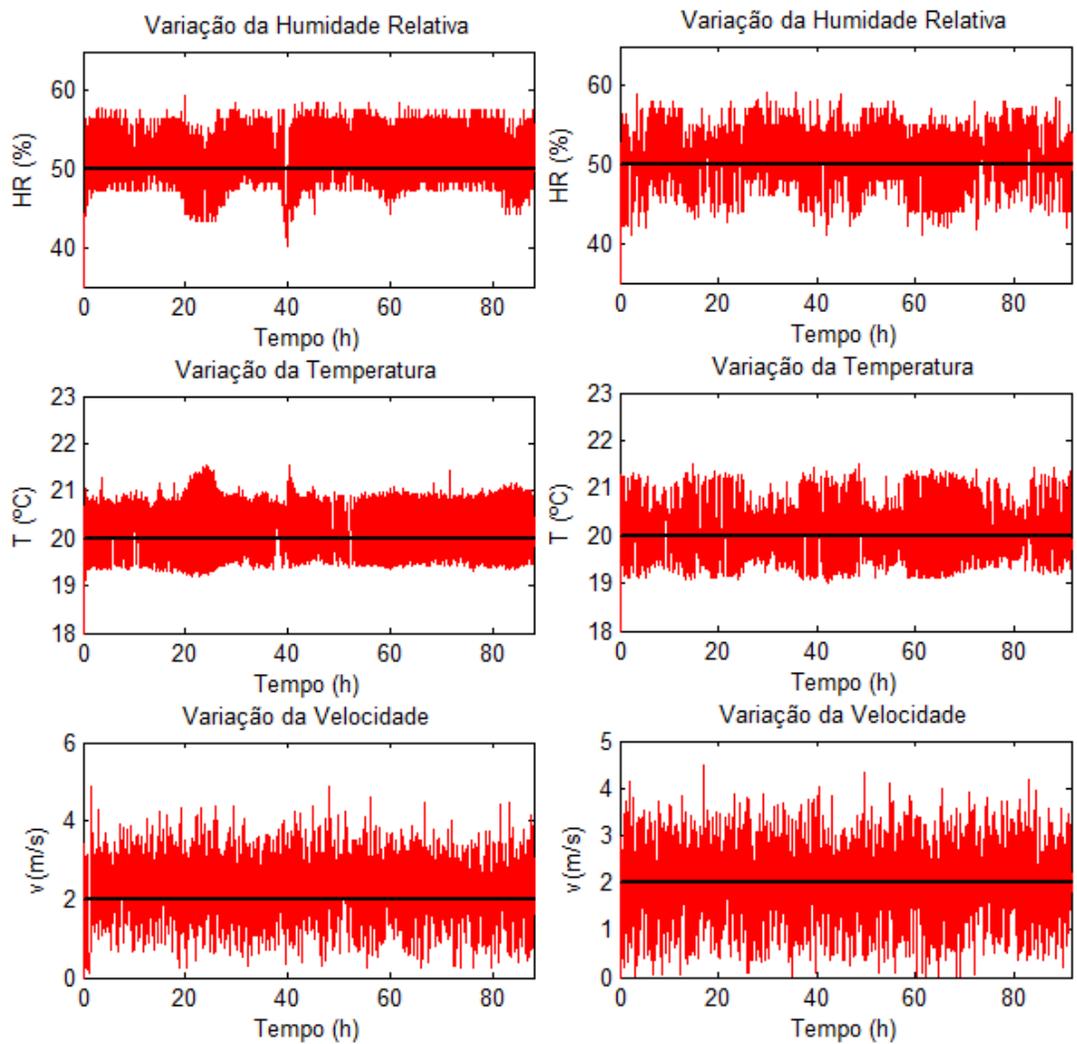


Figura 157: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – $T=20^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=50\%$; $v=2\text{m/s}$

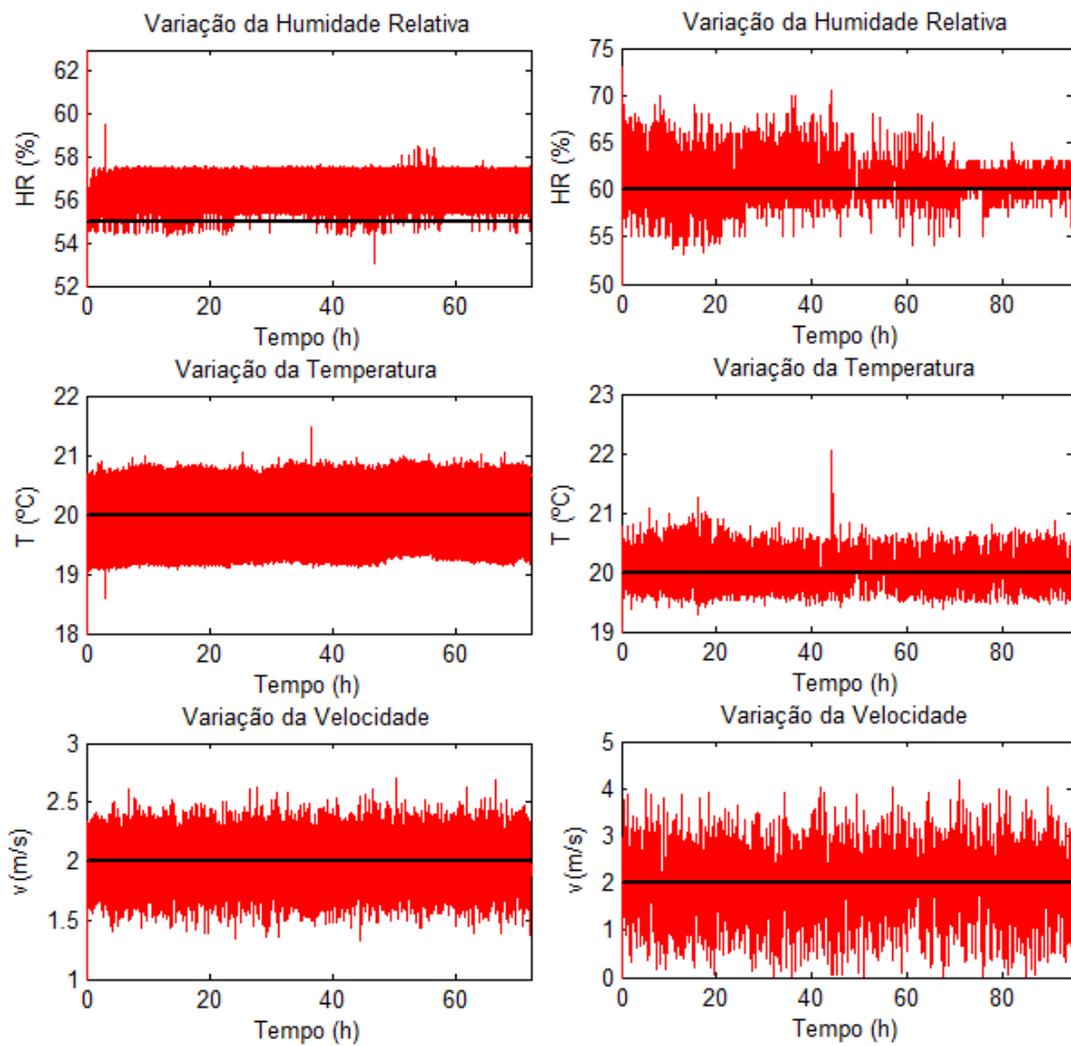


Figura 158: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – a) $T=20^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=55\%$; $v=2\text{m/s}$ – b) $T=20^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=60\%$; $v=2\text{m/s}$

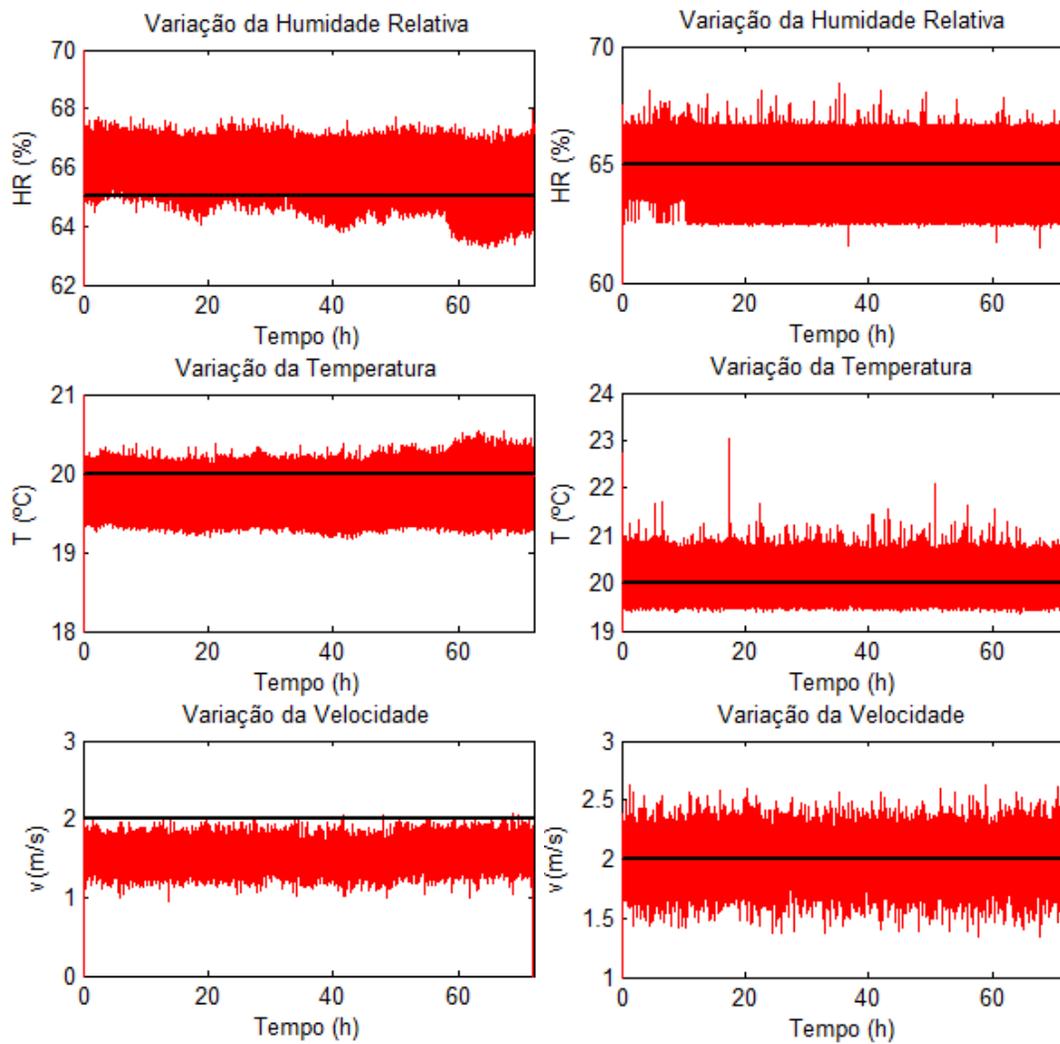


Figura 159: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – T=20°C; HR=65%; v=2m/s

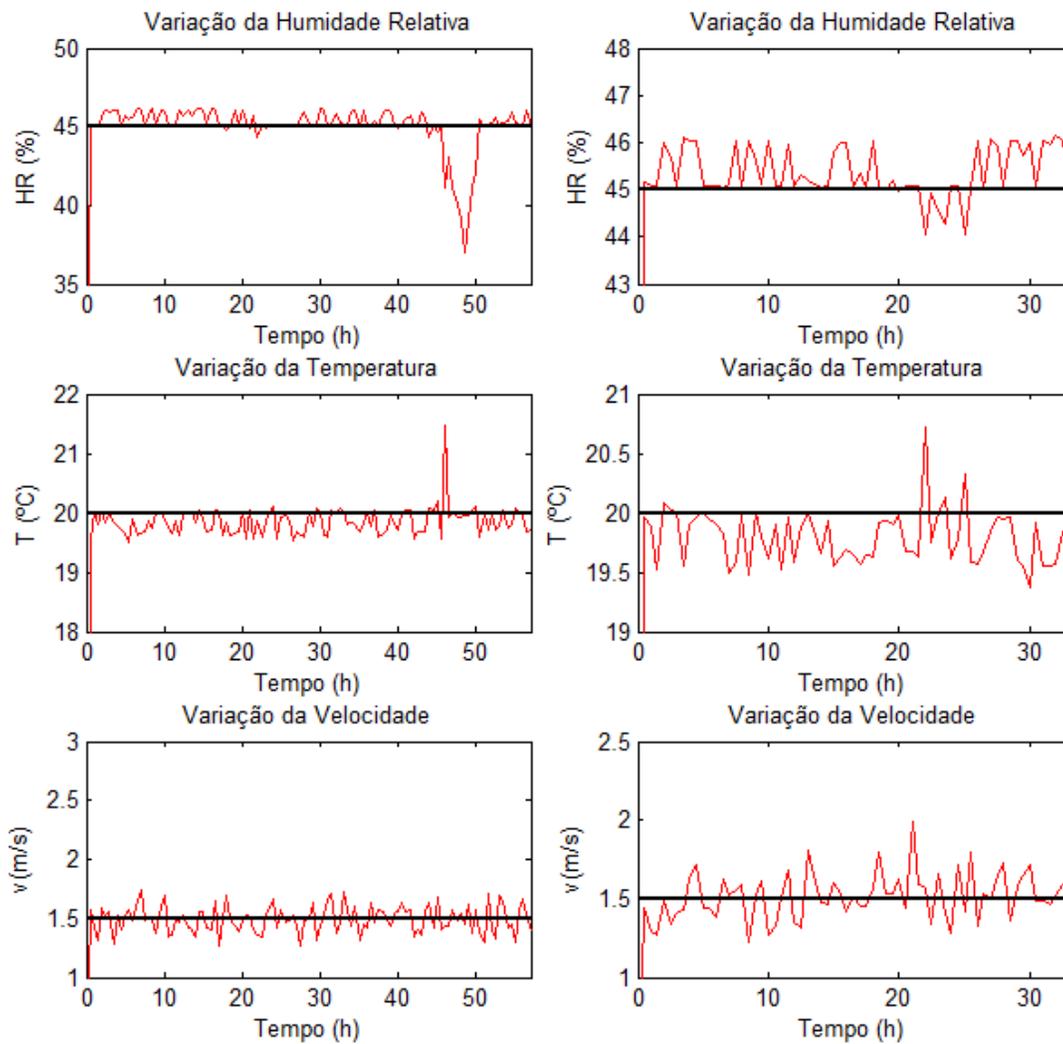


Figura 160: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – $T=20^{\circ}\text{C}$; $HR=45\%$; $v=1,5\text{m/s}$

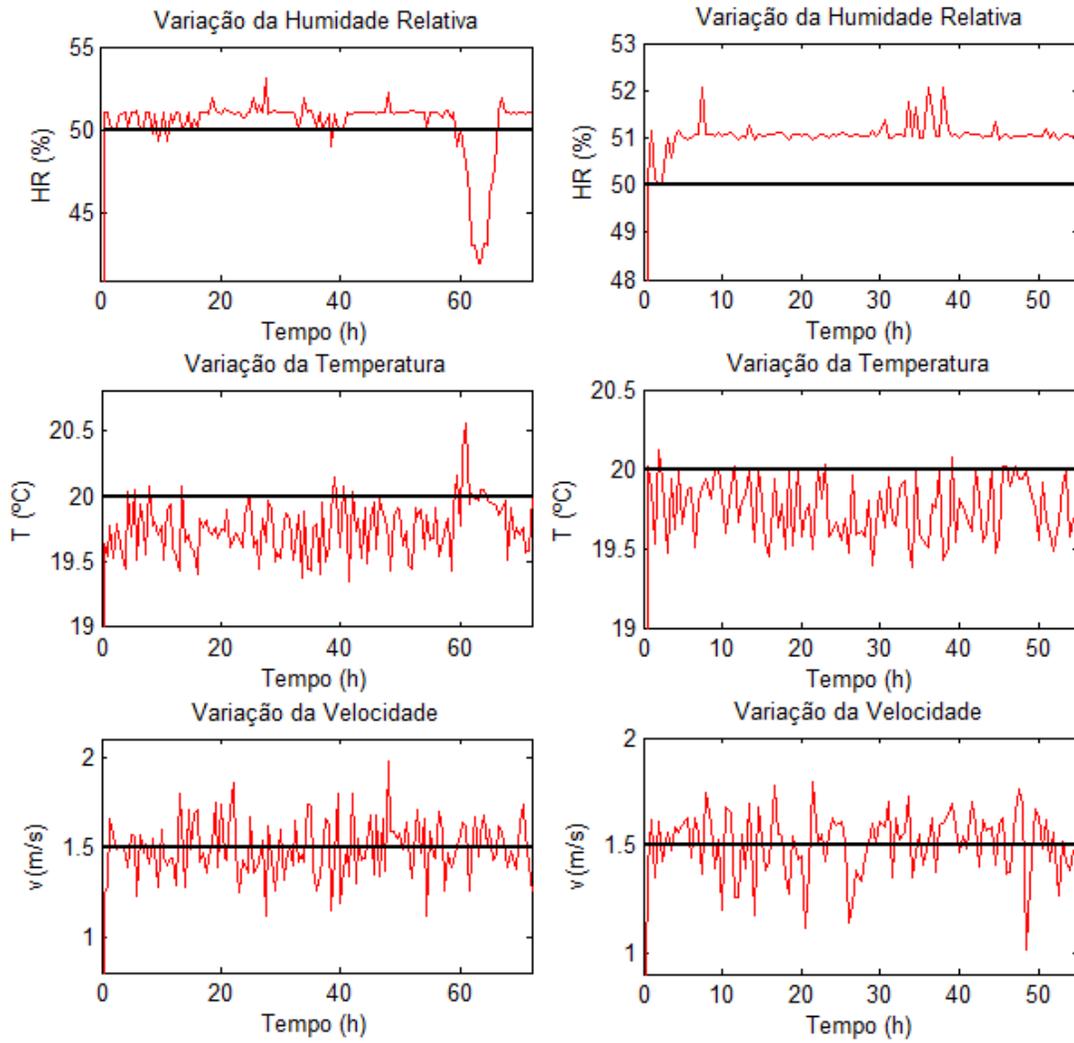


Figura 161: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – $T=20^{\circ}\text{C}$; $HR=50\%$; $v=1,5\text{m/s}$

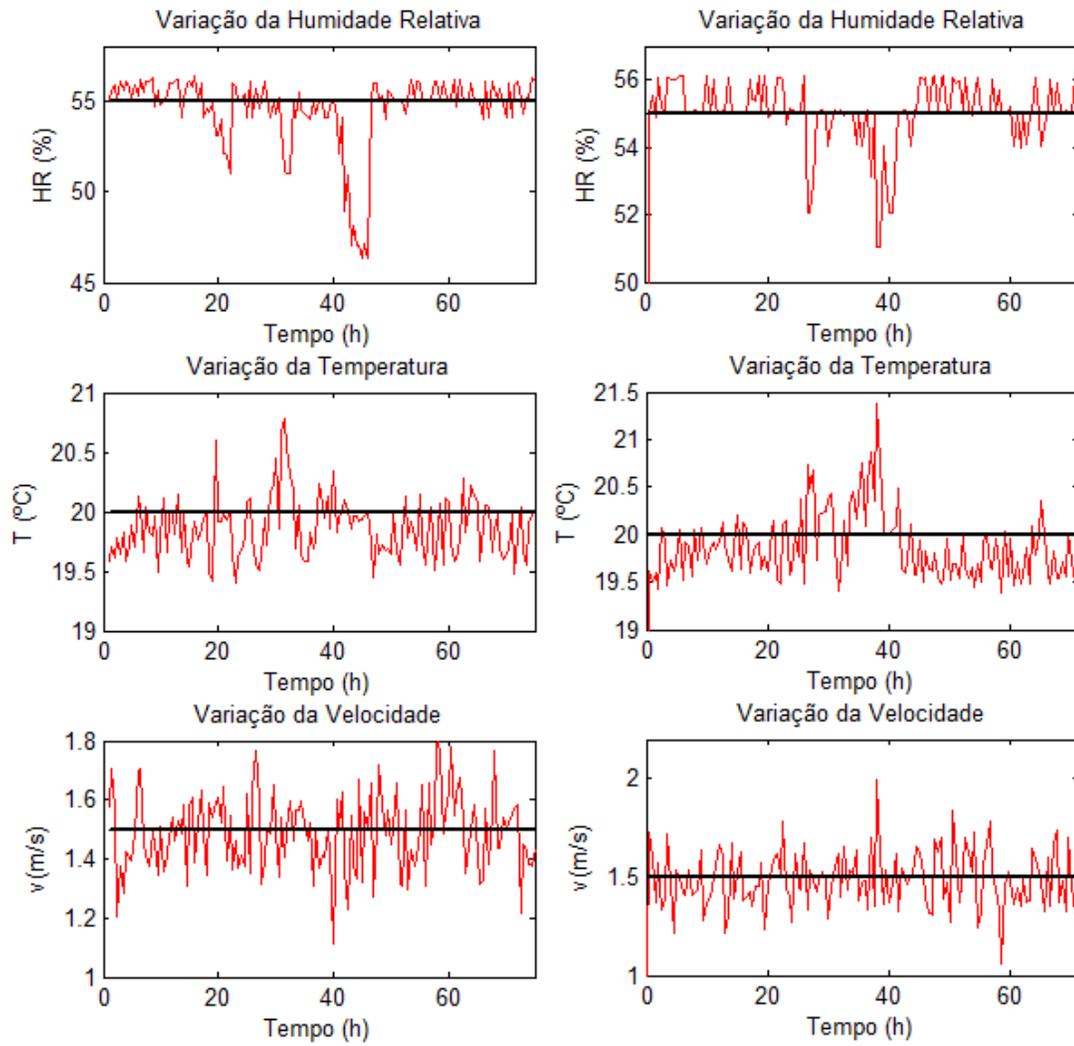


Figura 162: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – T=20°C; HR=55%; v=1,5m/s

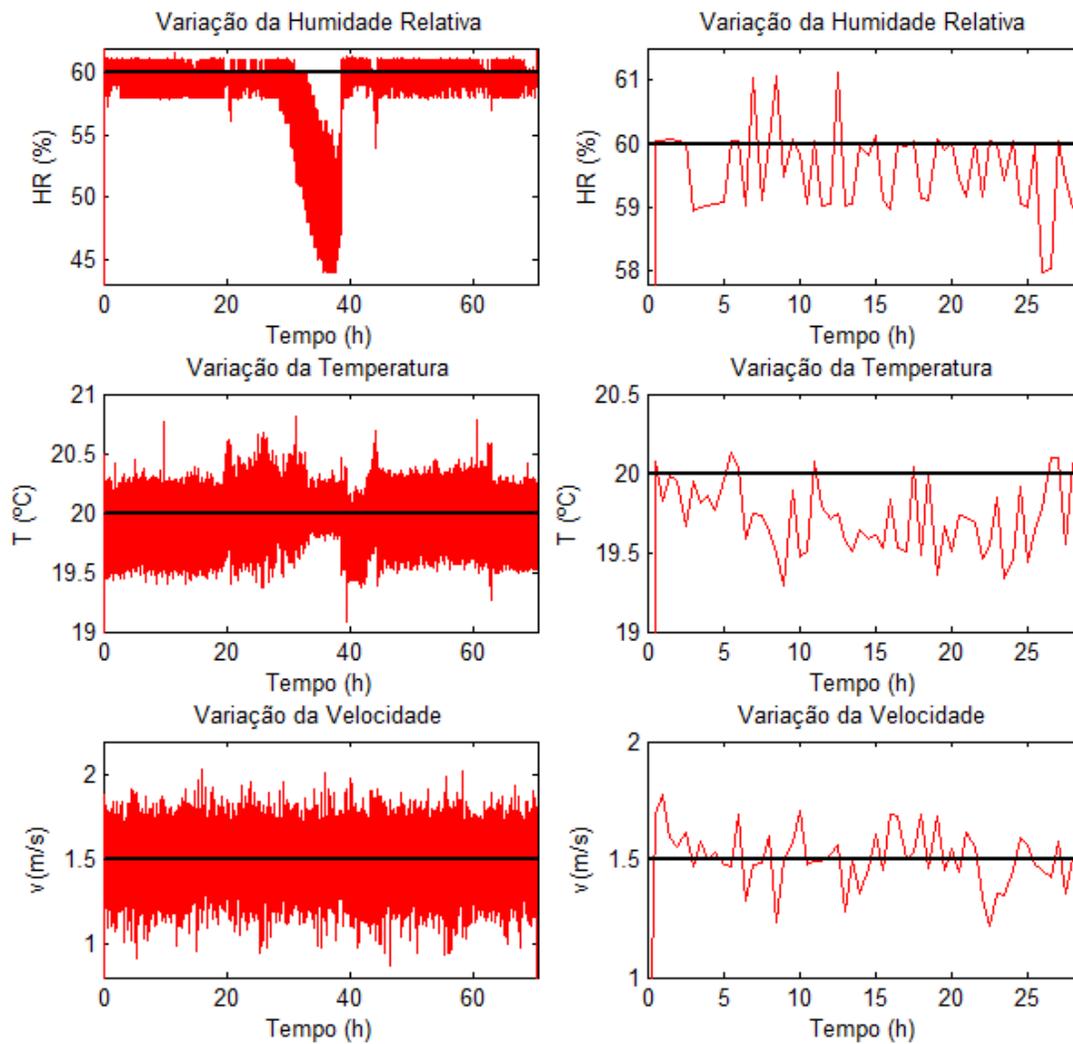


Figura 163: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – $T=20^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=60\%$; $v=1,5\text{m/s}$

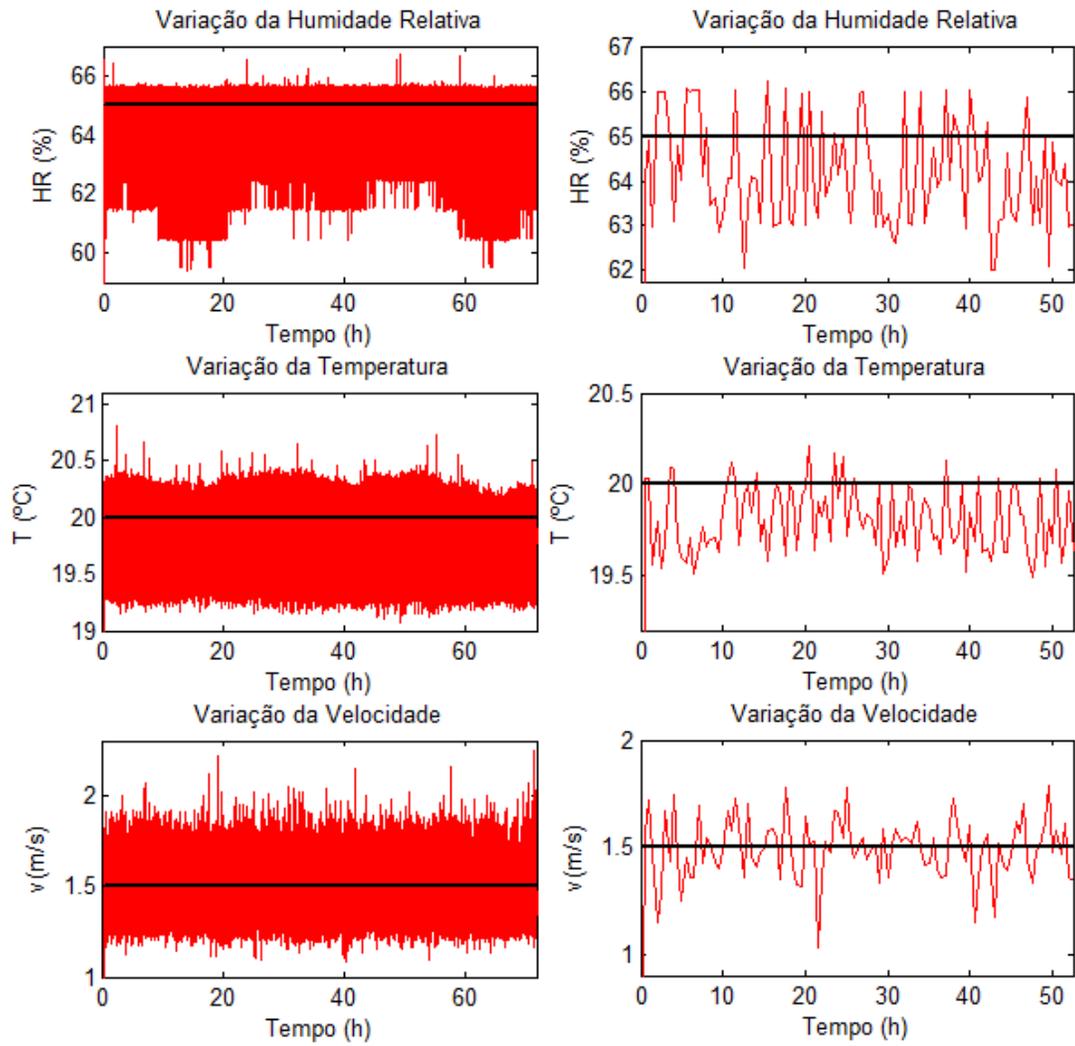


Figura 164: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – T=20°C; HR=65%; v=1,5m/s

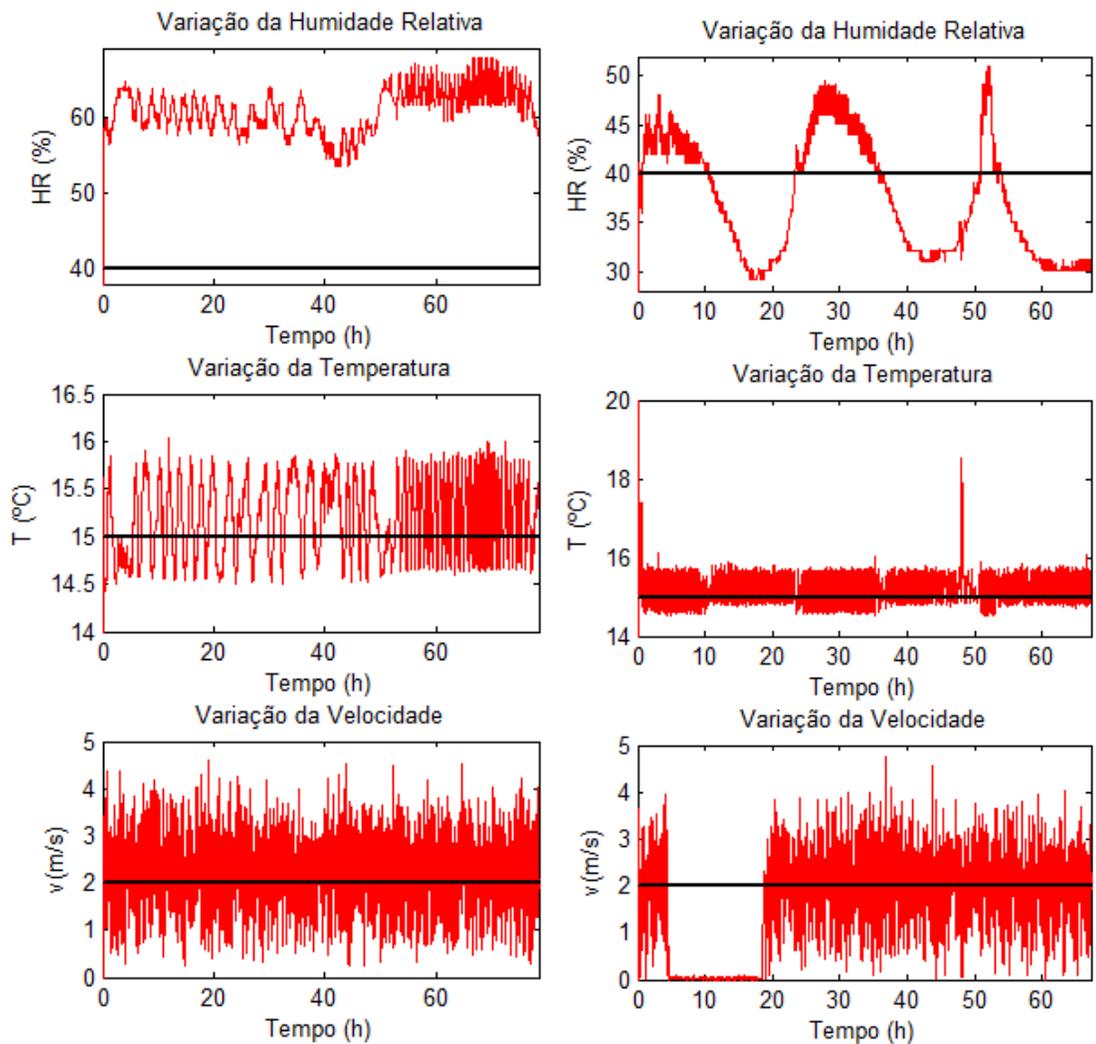


Figura 165: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – T=15°C; HR=40%; v=2m/s

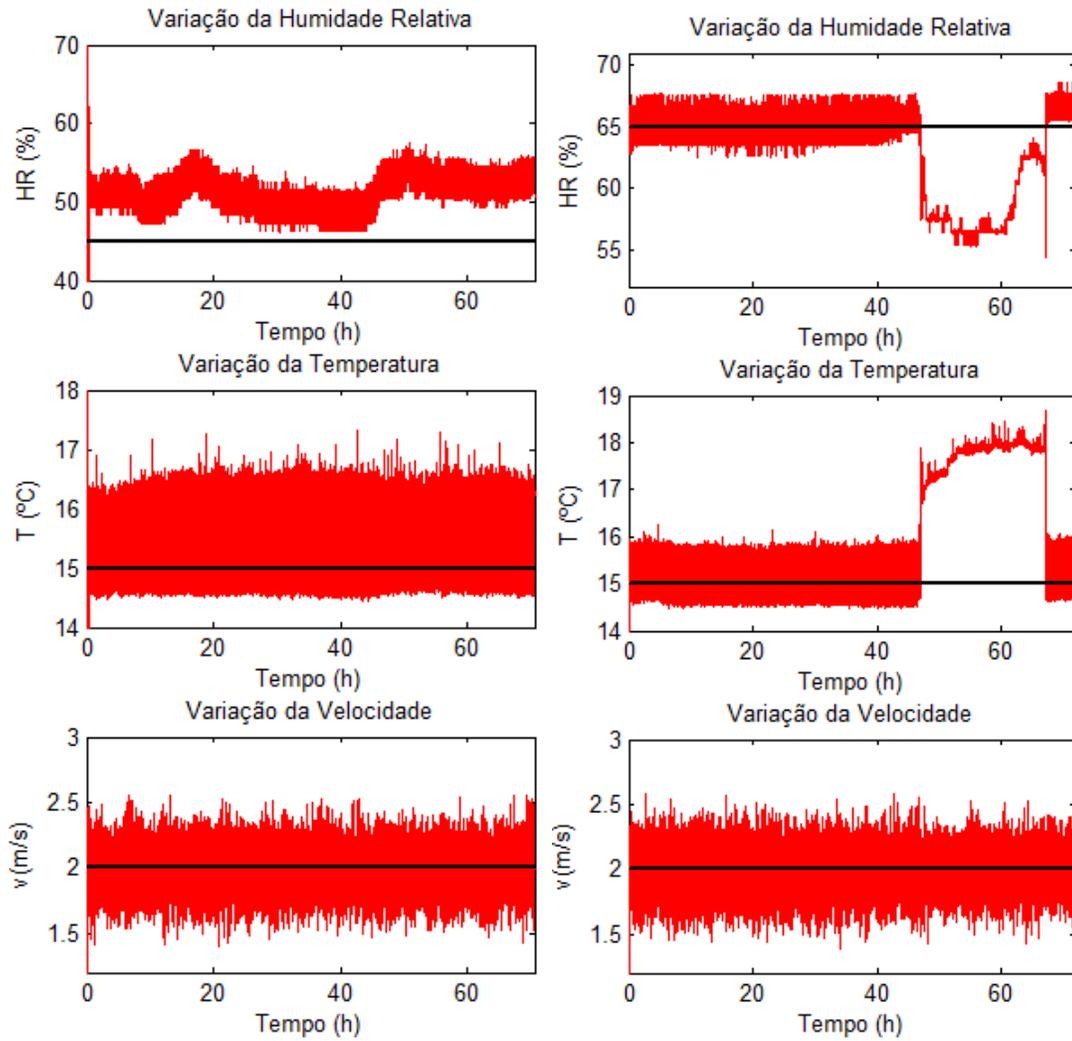


Figura 166: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – a) $T=15^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=45\%$; $v=2\text{m/s}$ – b) $T=15^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=65\%$; $v=2\text{m/s}$

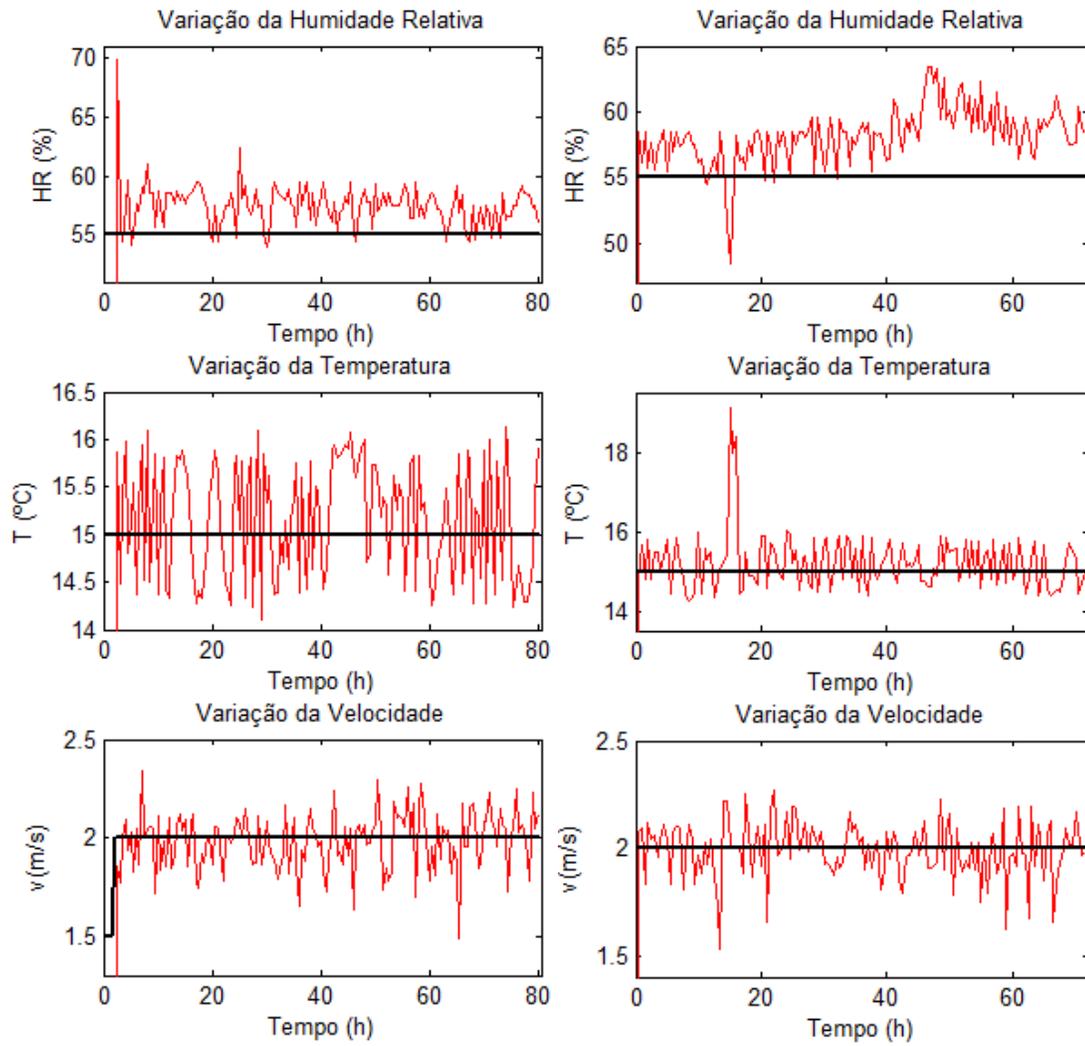


Figura 167: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – $T=15^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=55\%$; $v=2\text{m/s}$

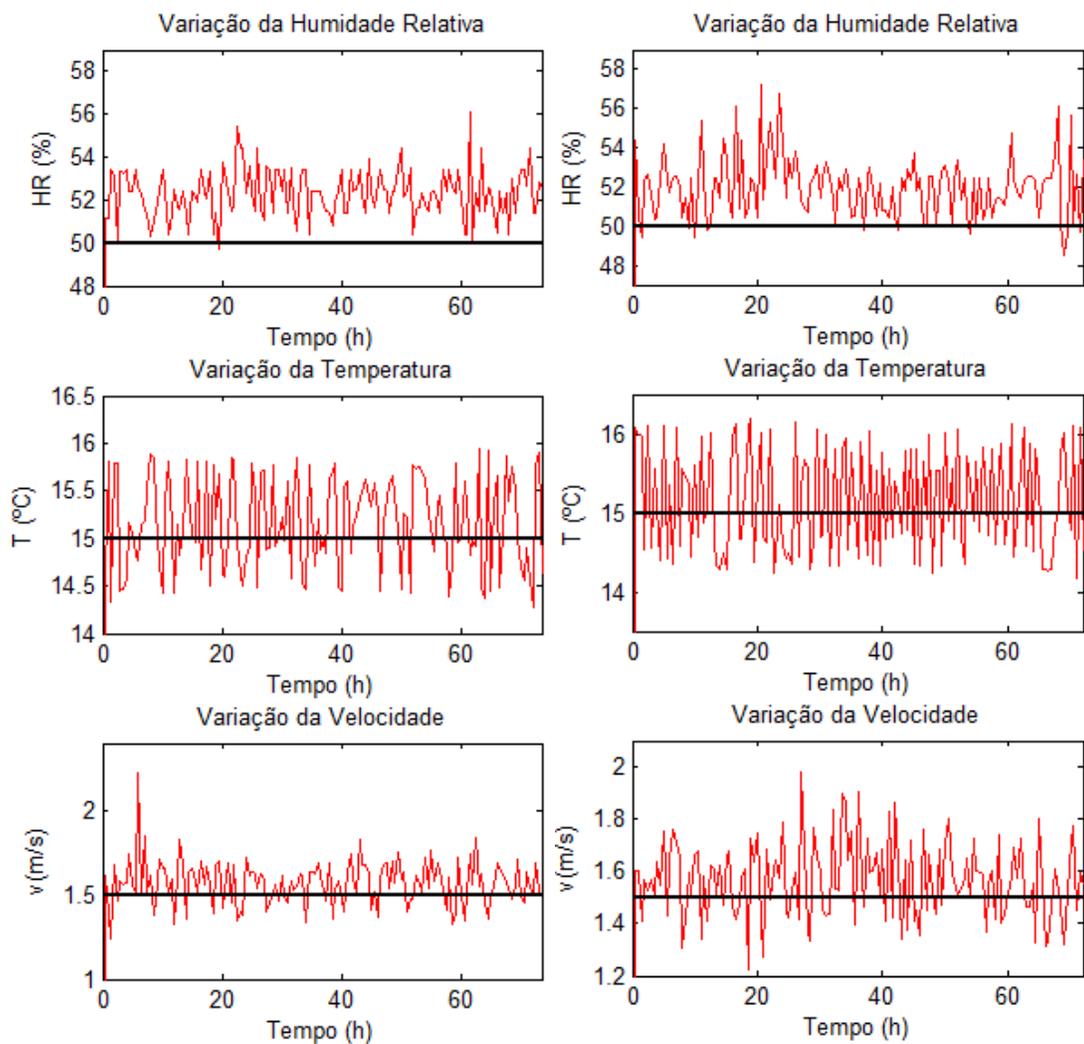


Figura 168: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – $T=15^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=50\%$; $v=1,5\text{m/s}$

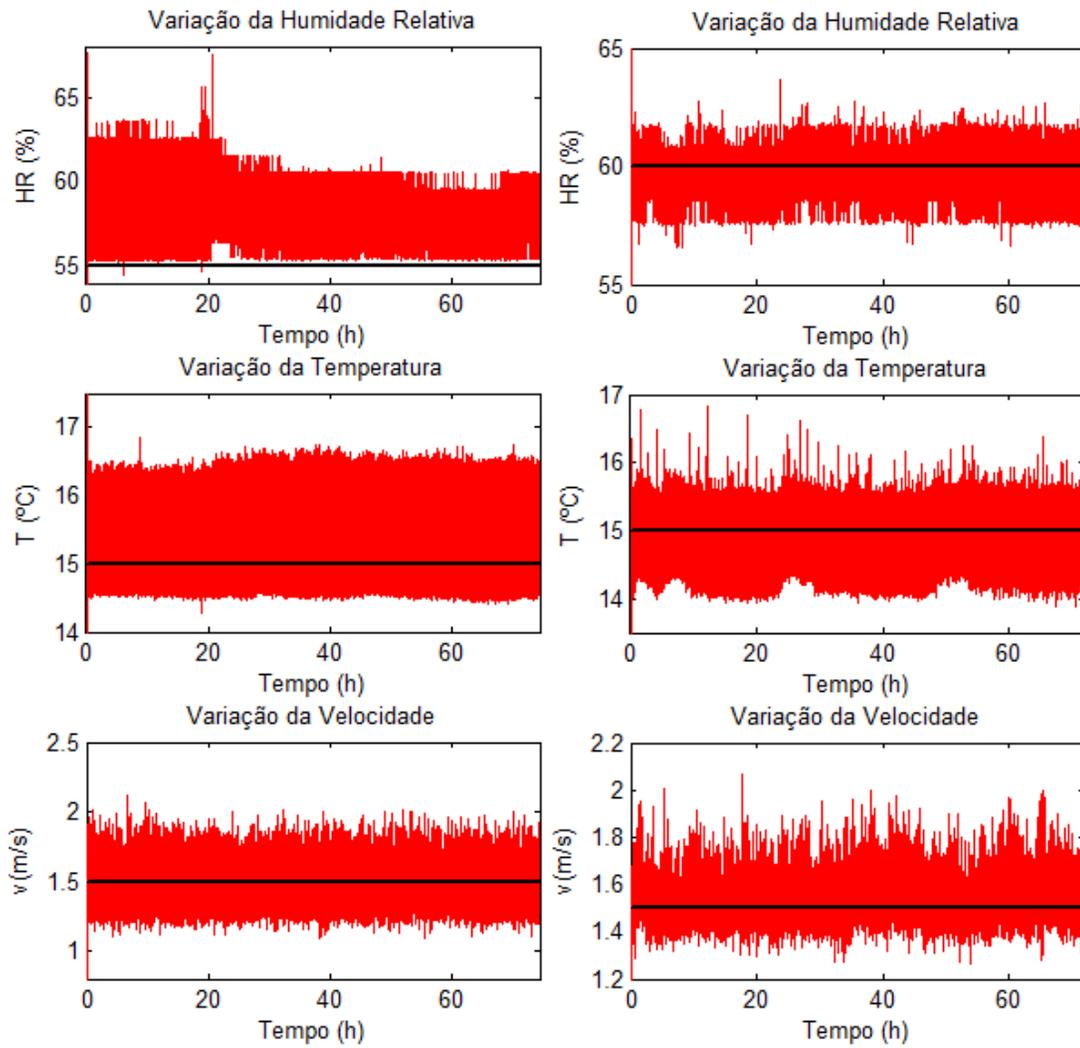


Figura 169: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – a) $T=15^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=55\%$; $v=1,5\text{m/s}$ – b) $T=15^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=60\%$; $v=1,5\text{m/s}$

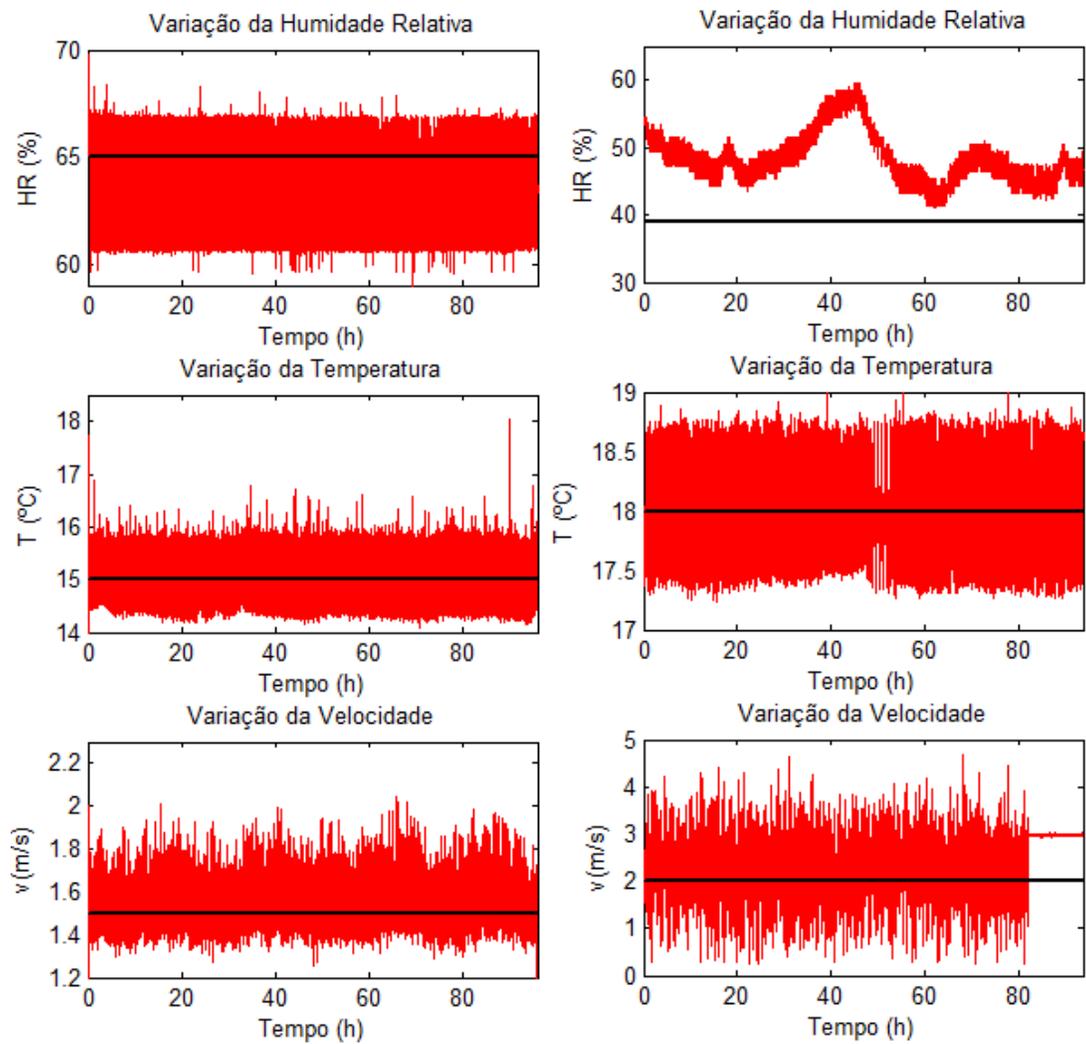


Figura 170: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – a) T=15°C; HR=65%; v=1,5m/s – b) T=18°C; HR=40%; v=2m/s

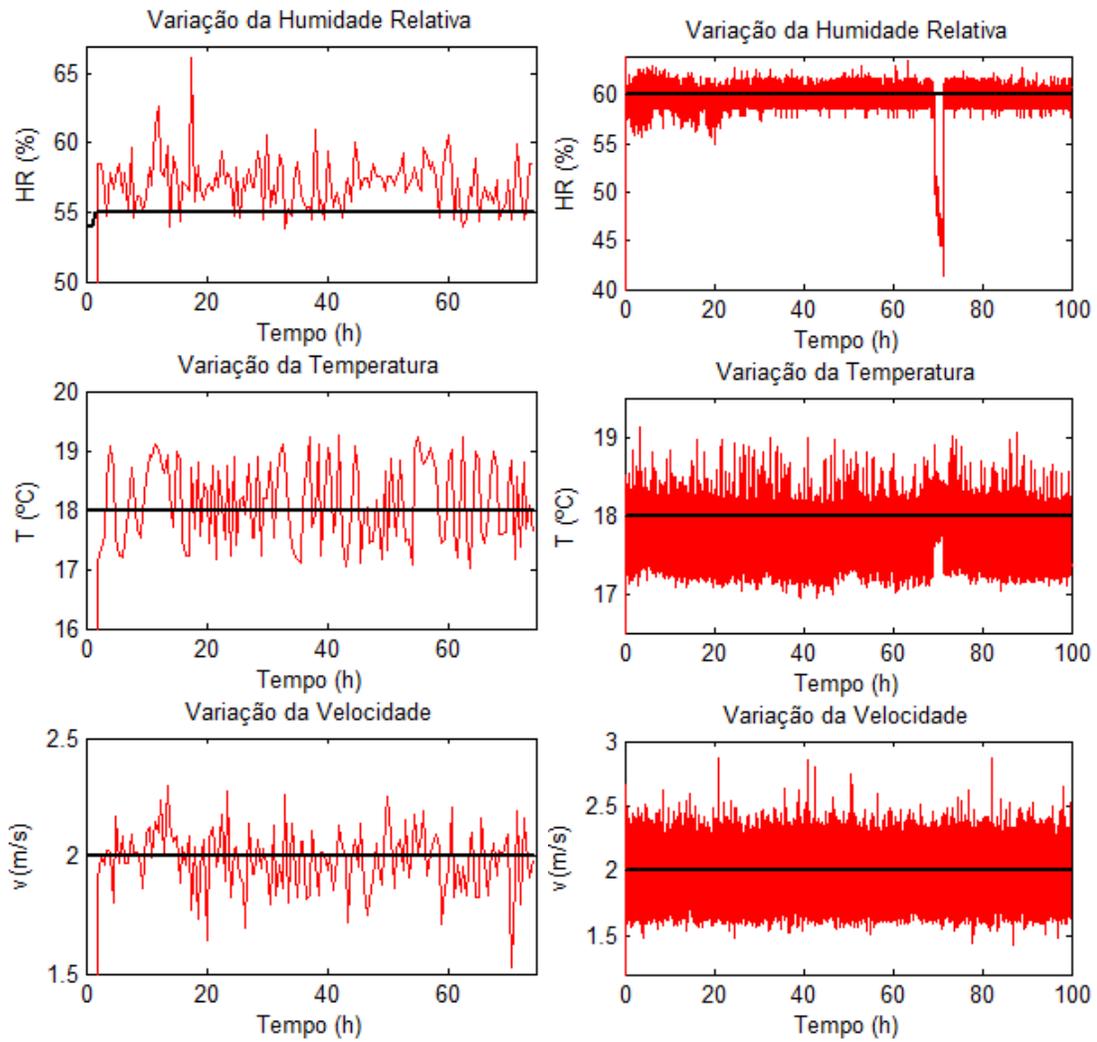


Figura 171: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – a) $T=18^{\circ}\text{C}$; $HR=55\%$; $v=2\text{m/s}$ – b) $T=18^{\circ}\text{C}$; $HR=60\%$; $v=2\text{m/s}$

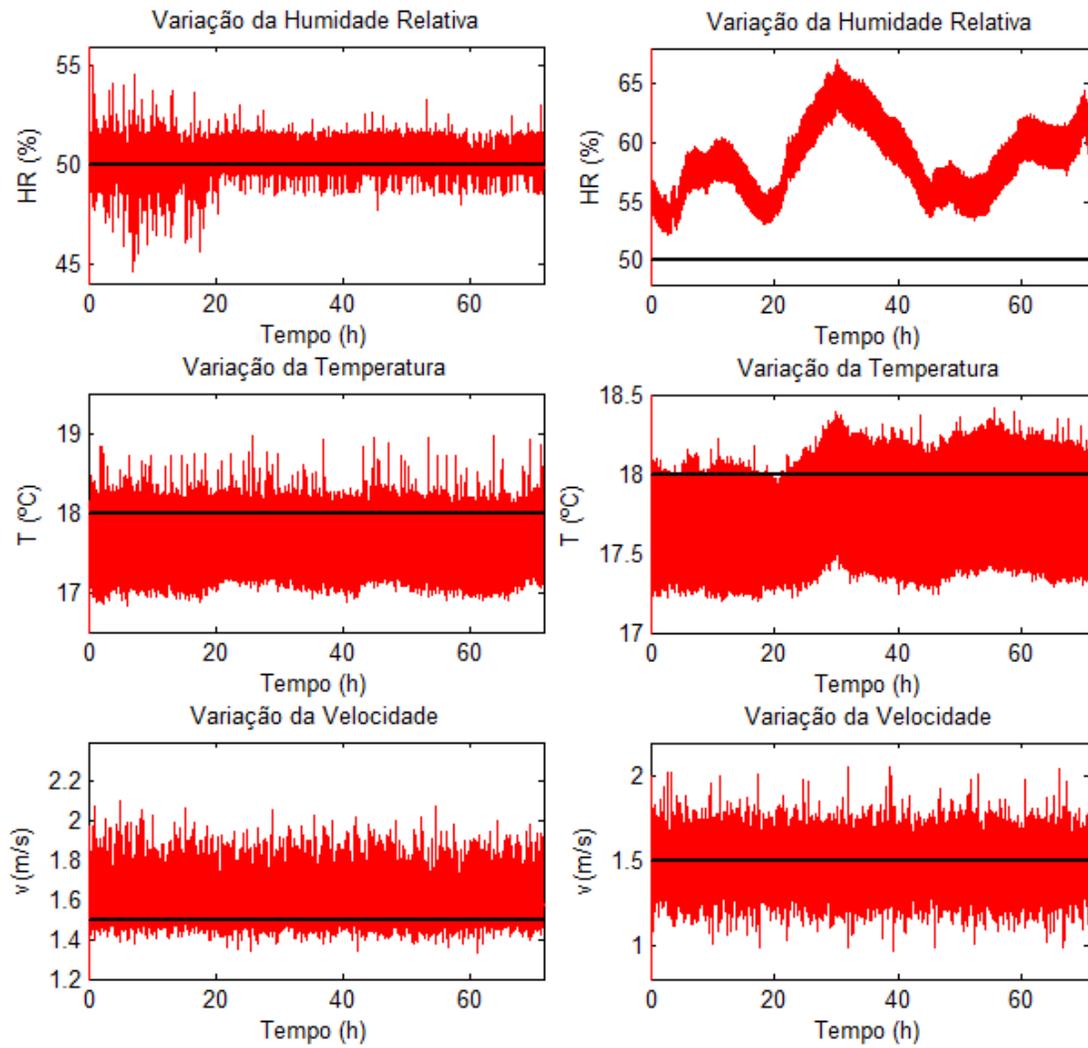


Figura 172: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – $T=18^{\circ}\text{C}$; $HR=50\%$; $v=1,5\text{m/s}$

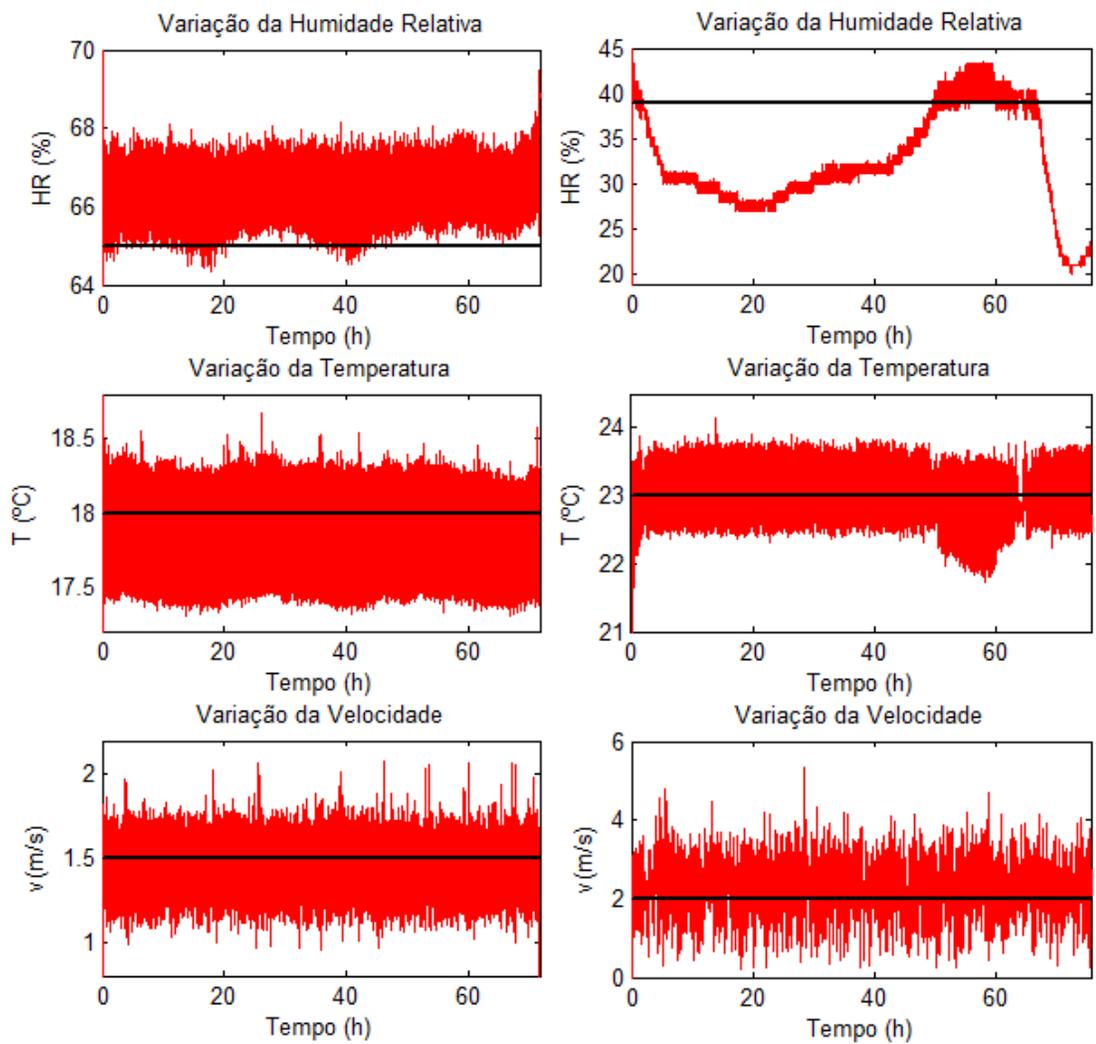


Figura 173: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – a) $T=18^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=65\%$; $v=1,5\text{m/s}$ – b) $T=23^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=40\%$; $v=2\text{m/s}$

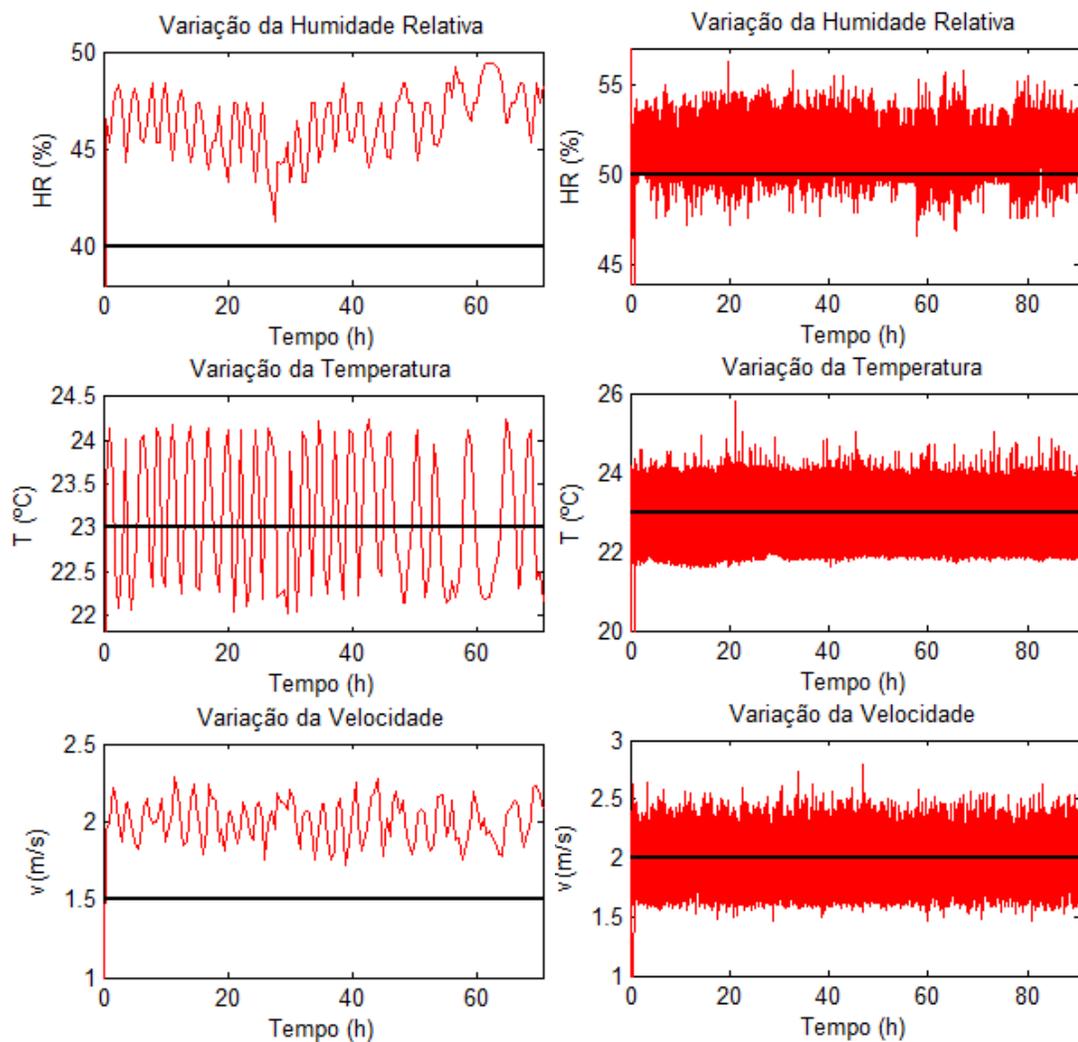


Figura 174: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – a) $T=23^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=40\%$; $v=1,5\text{m/s}$ – b) $T=23^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=50\%$; $v=2\text{m/s}$

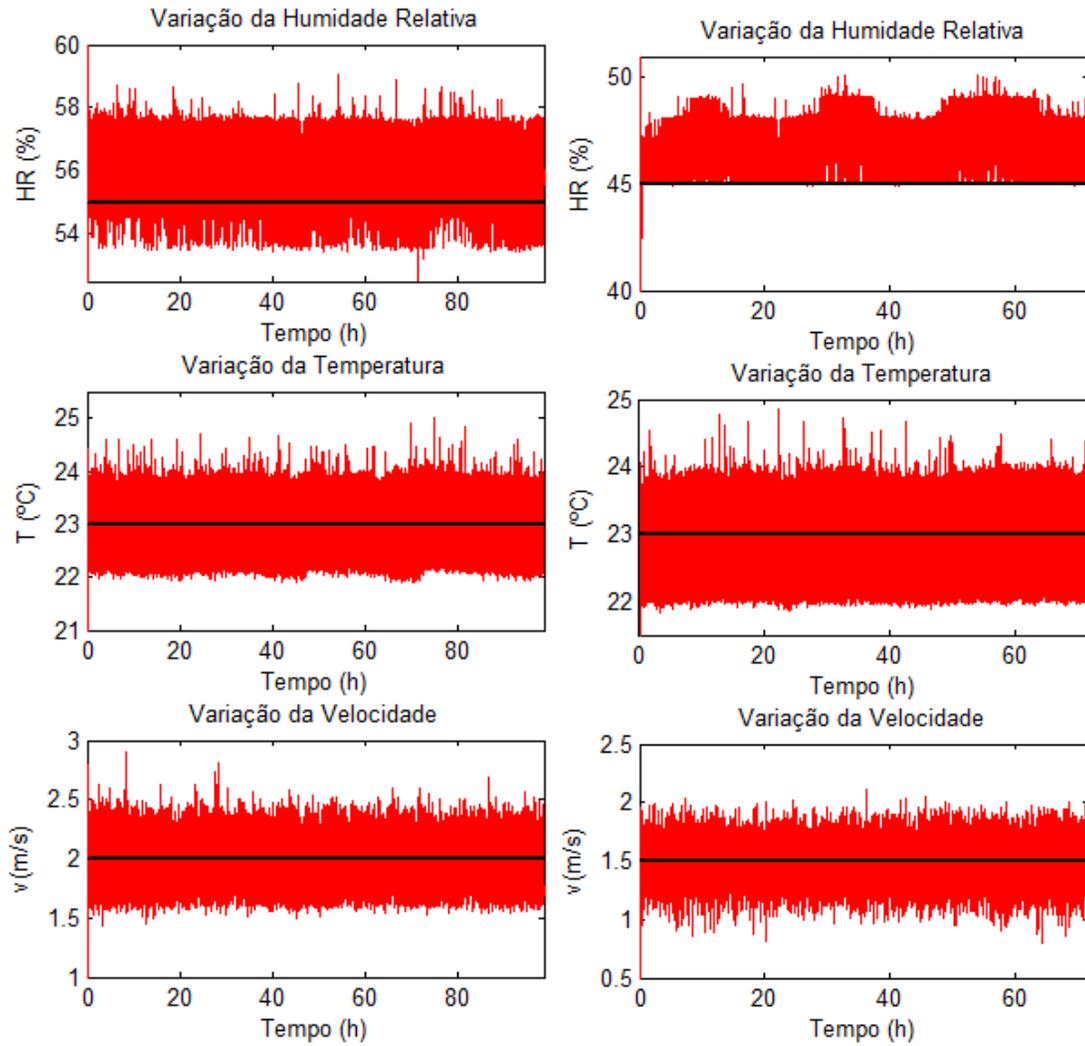


Figura 175: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – a) $T=23^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=55\%$; $v=2\text{m/s}$ – b) $T=23^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=45\%$; $v=1,5\text{m/s}$

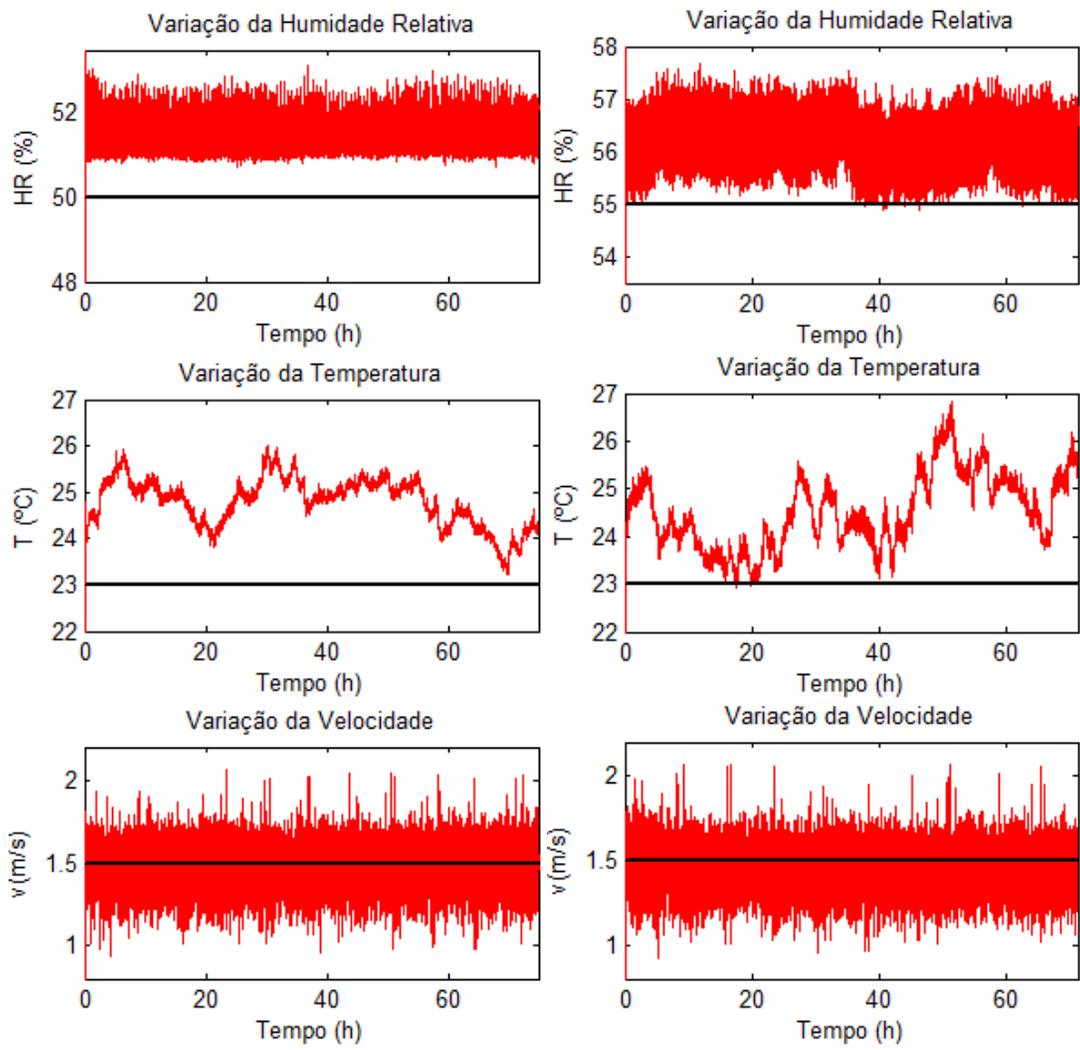


Figura 176: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – a) $T=23^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=50\%$; $v=1,5\text{m/s}$ – b) $T=23^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=55\%$; $v=1,5\text{m/s}$

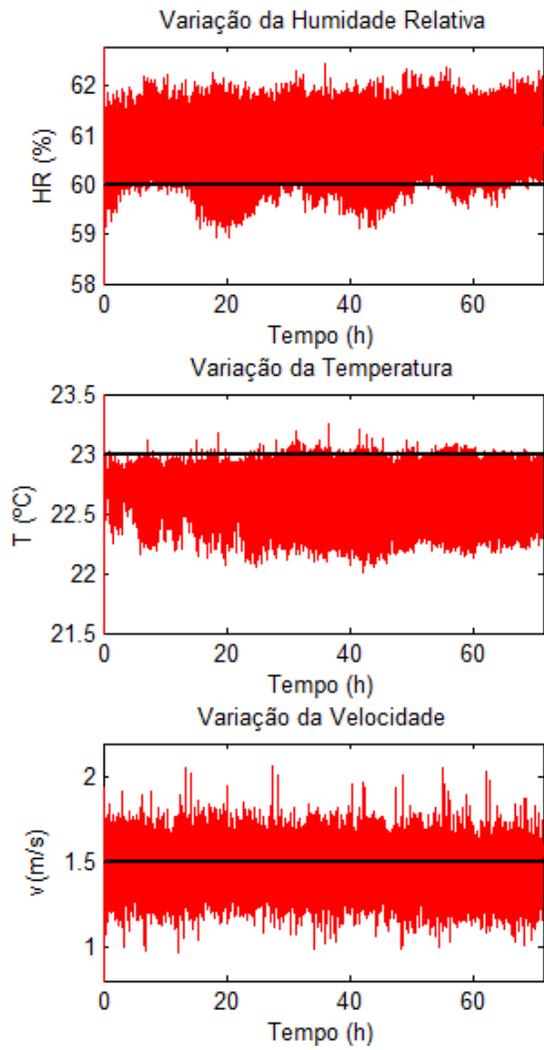


Figura 177: Variação dos parâmetros de secagem ao longo do tempo – $T=23^{\circ}\text{C}$; $\text{HR}=60\%$; $v=1,5\text{m/s}$

C.3. EFEITO DA TEMPERATURA DO AR NAS CURVAS DE SECAGEM

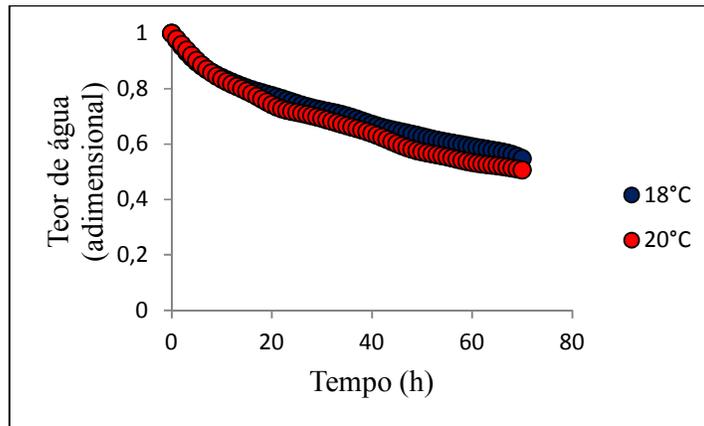


Figura 178: Influência da temperatura – HR = 45%; v = 2m/s

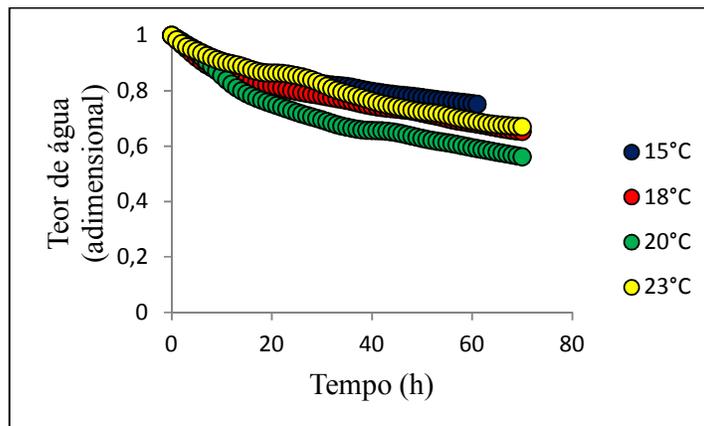


Figura 179: Influência da temperatura – HR = 50%; v = 2m/s

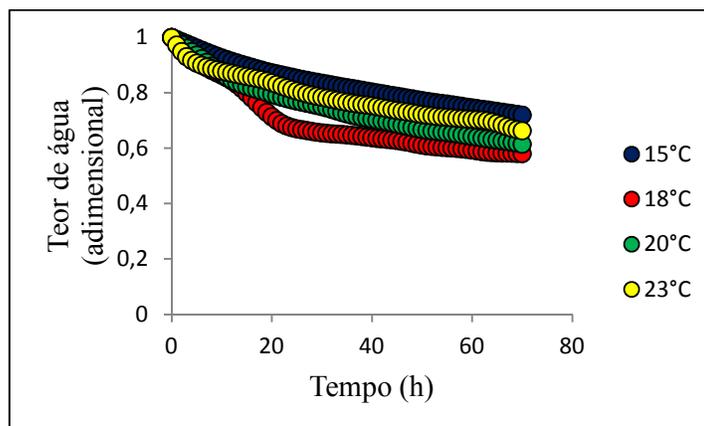


Figura 180: Influência da temperatura – HR = 50%; v = 1,5m/s

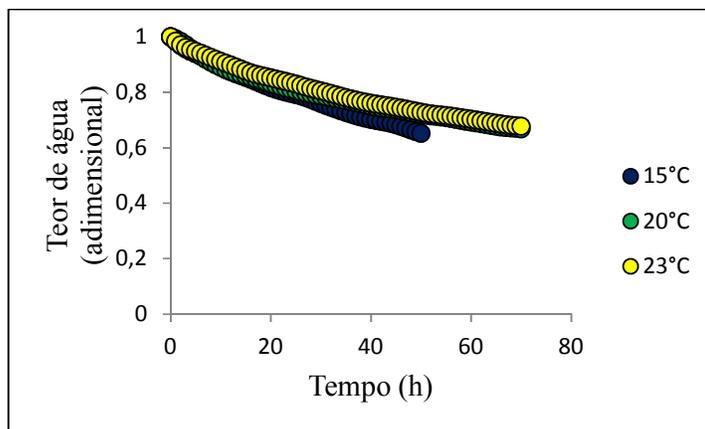


Figura 181: Influência da temperatura – HR = 55%; v = 1,5m/s

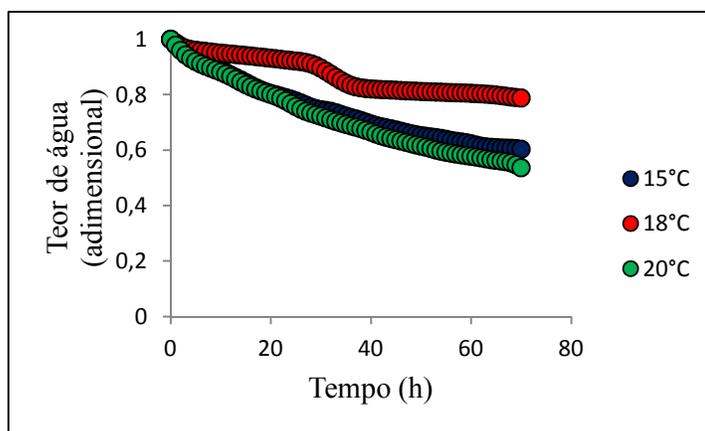


Figura 182: Influência da temperatura – HR = 60%; v = 2m/s

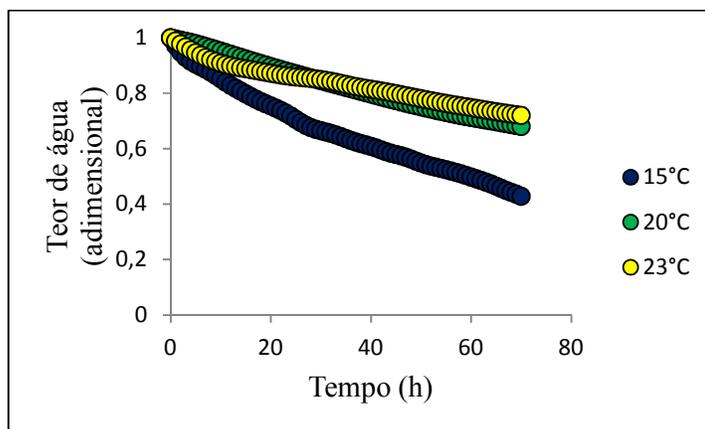


Figura 183: Influência da temperatura – HR = 60%; v = 1,5m/s

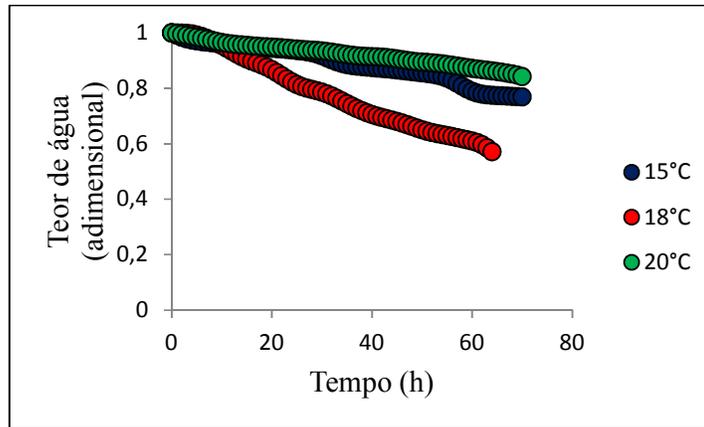


Figura 184: Influência da temperatura – HR = 65%; $v = 1,5\text{m/s}$

C.4. EFEITO DA HUMIDADE RELATIVA DO AR NAS CURVAS DE SECAGEM

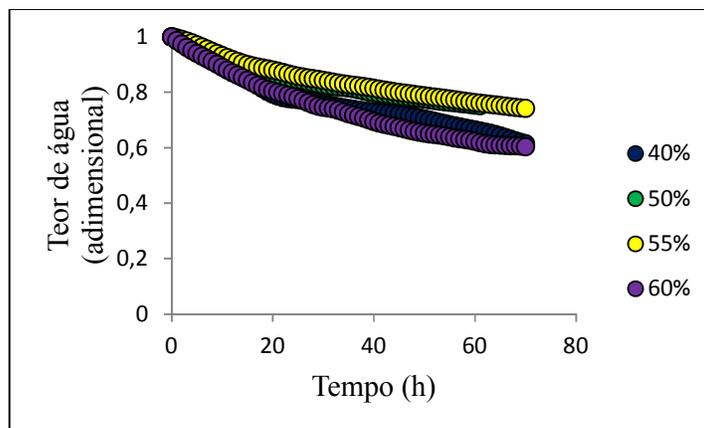


Figura 185: Influência da umidade relativa – $T = 15^\circ\text{C}$; $v = 2\text{m/s}$

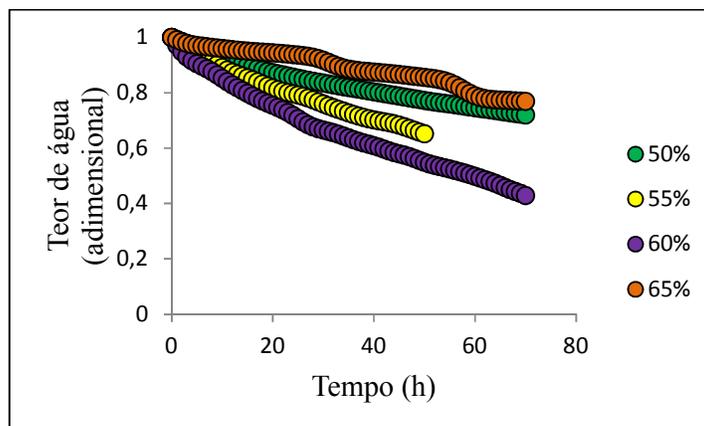


Figura 186: Influência da umidade relativa – $T = 15^\circ\text{C}$; $v = 1,5\text{m/s}$

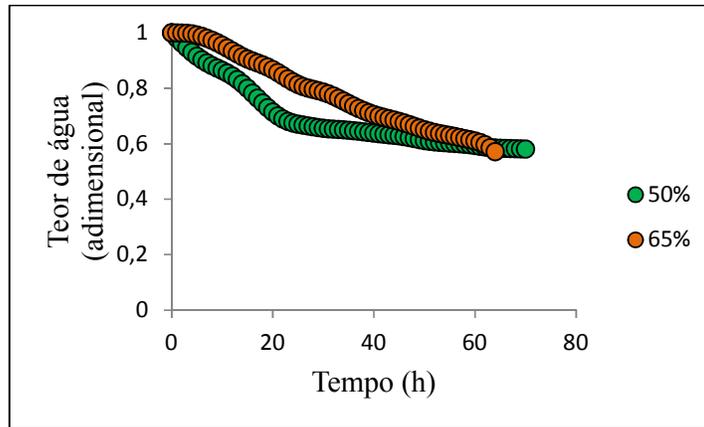


Figura 187: Influência da umidade relativa – $T = 18^{\circ}\text{C}$; $v = 1,5\text{m/s}$

C.5. EFEITO DA VELOCIDADE DO AR NAS CURVAS DE SECAGEM

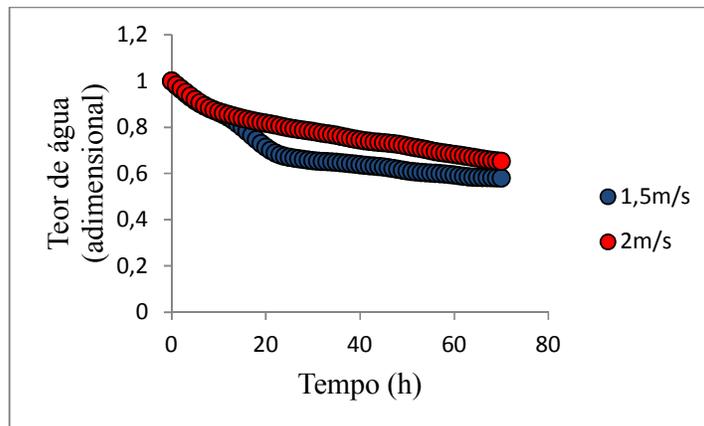


Figura 188: Influência da velocidade do ar – $T = 18^{\circ}\text{C}$; $\text{HR} = 50\%$

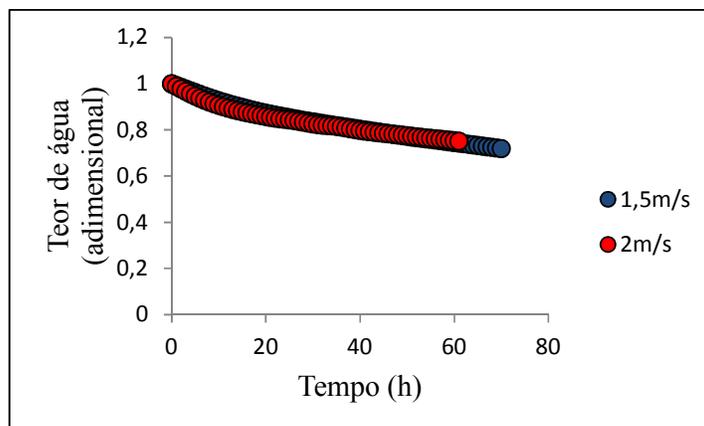


Figura 189: Influência da velocidade do ar – $T = 15^{\circ}\text{C}$; $\text{HR} = 50\%$

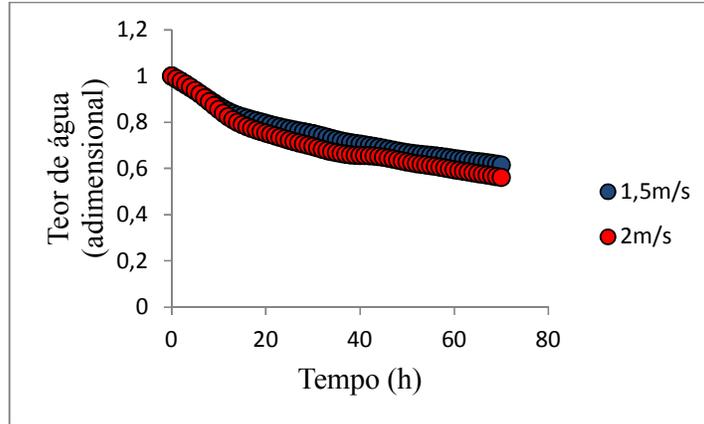


Figura 190: Influência da velocidade do ar – T = 20°C; HR = 50%

C.6. TAXAS DE SECAGEM

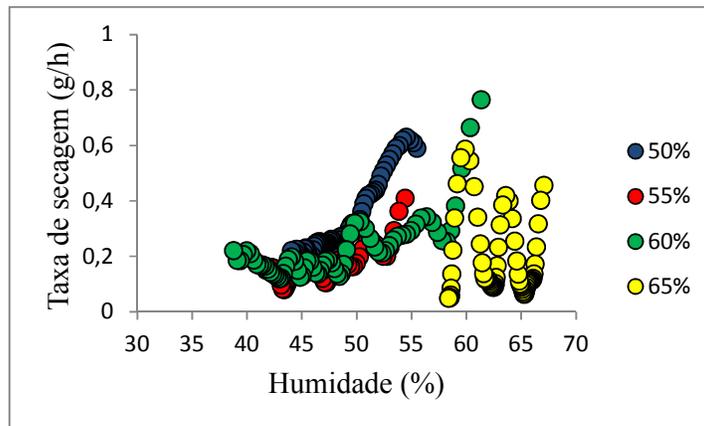


Figura 191: Comparação entre taxas de secagem para diferentes humidades relativas – T = 15°C; v = 1,5 m/s

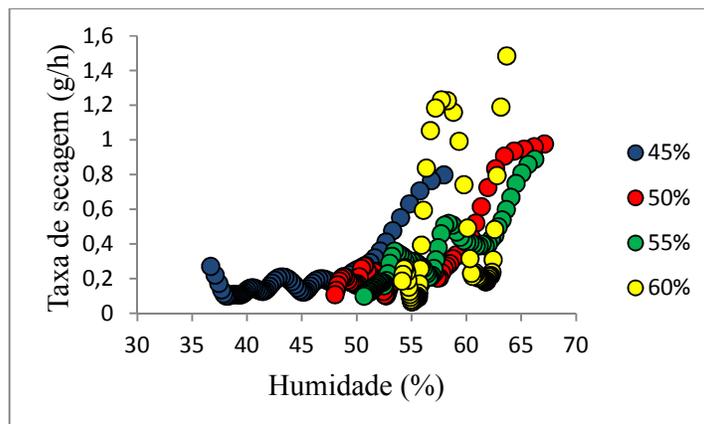


Figura 192: Comparação entre taxas de secagem para diferentes humidades relativas – T = 18°C; v = 2 m/s

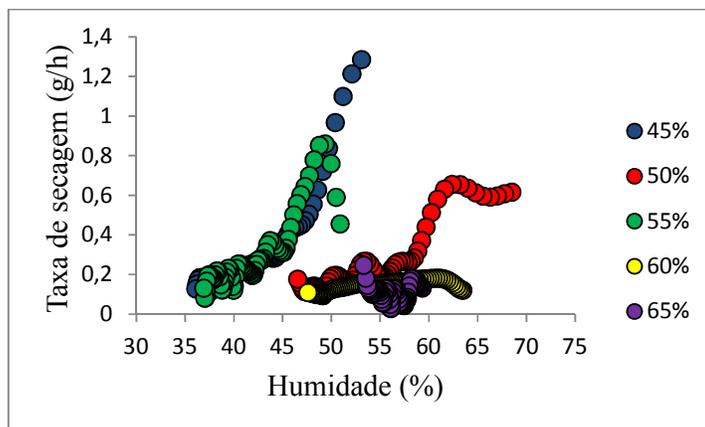


Figura 193: Comparação entre taxas de secagem para diferentes humidades relativas – $T = 20^{\circ}\text{C}$; $v = 1,5\text{m/s}$

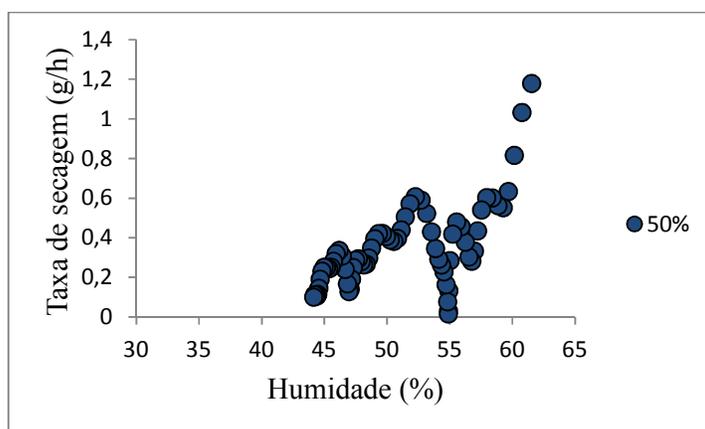


Figura 194: Comparação entre taxas de secagem para diferentes humidades relativas – $T = 23^{\circ}\text{C}$; $v = 2\text{m/s}$

ANEXO D

D.1. ALGORITMOS PARA TREINO E VALIDAÇÃO DA REDE NEURONAL PARA O PROCESSO DE SECAGEM

D.1.1. Treino

```
%PROGRAMA PARA TREINO DA REDE NEURONAL ARTIFICIAL PARA SIMULAÇÃO DA
%SECAGEM DE BACALHAU

% PARÂMETROS:

% Variáveis de entrada:
    % Tempo (h)
    % Temperatura (°C)
    % Velocidade (m/s)
    % Humidade relativa do ar de secagem (%)

% Variável de saída:
    % Teor de humidade do bacalhau (%)

% Número de camadas ocultas: 1

% Neurónios:
    % Camada de entrada: 4
    % Camada de saída: 1
    % Camada oculta: 9

% Funções de Transferência utilizadas na Rede Neuronal:
    % Camada oculta: Função Sigmoidal (tansig)
    % Camada saída: Função Linear (purelin)

% Função de Treino da Rede:
    % Levenberg-Marquardt (trainlm)

%PROGRAMA:

clear all;

close all;

[data,txt] = xlsread('DadosExperimentaisTreinoRNA.xls',1); %Chama os
dados experimentais utilizados para o treino da rede e que estão numa
planilha excel

% 1) DEFINIR OS PADRÕES
```

```

% Dados Globais Utilizados
t = data(:,1); % tempo
v = data(:,2); % velocidade
Temp = data(:,3); % temperatura
HRel = data(:,4); % humidade relativa do ar
TeorH = data(:,5); % teor de humidade da amostra

% 2) INICIALIZAR A REDE

% Redes Feed-forward: Função "newff"
% min(p) e max(p) são os limites dos padrões de entrada
% [5 1] são o número de neurónios da camada oculta e da camada de saída
% {'tansig' 'purelin'} são as funções de ativação de cada camada
% 'trainlm' é o algoritmo de treino

% Entradas para a rede

p=[t'; v'; HRel'; Temp']; % para todas as experiências

net=newff(minmax(p),[9 1],{'tansig' 'purelin'},'trainlm'); %criação da
rede

TeorH_sim = sim(net,p); % Rede sem aprendizagem - para todas experiências

figure(1); plot(t,TeorH,'or',t,TeorH_sim,'xb');%gráfico dos dados
experimentais e da simulação sem treino;

% 3) DEFINIR OS PARÂMETROS DE TREINO

% Parâmetros da rede

net.trainParam.show = 25; %Frequência de exibições de progresso (em
épocas).

net.trainParam.lr = 1; % Taxa de aprendizado

net.trainParam.epochs = 5000; % Quantidade de vezes que o conjunto de
treino será apresentado a rede

net.trainParam.goal = 1e-6; % Erro final desejado

% 4) TREINAR A REDE

% Treino da Rede

net = train(net,p,TeorH');

% 5) TESTAR A REDE

% Simulação da rede após aprendizagem
TeorH_AfterTrain = sim(net,p)% para todas experiências

```

```

figure(2); plot(t,TeorH,'or',t,TeorH_AfterTrain,'xk')%gráfico dos dados
experimentais e da simulação após treino;

title('Comparação entre dados experimentais e simulados');

xlabel('Tempo (h)');

ylabel('Teor de humidade (adimensional)');

legend('Exp.', 'Sim.');
```

% Salvar o arquivo da rede treinada para ser lido no programa de validação

```

save RNATREINADA.mat net
```

D.1.2. Validação

```

% PROGRAMA PARA VALIDAÇÃO DA REDE NEURONAL TREINADA

clear all;
close all;

[data,txt]=xlsread('DadosExperimentaisValidacaoRNA.xls',1); % Dados
experimentais usados para validação da rede neuronal treinada

load RNATREINADA.mat % arquivo que contém a rede neuronal treinada

% Dados Globais Utilizados

t = data(:,1);
v = data(:,2);
Temp = data(:,3);
HRel = data(:,4);
TeorH = data(:,5);
p=[t'; v'; HRel'; Temp'];

TeorH_AfterTrain = sim(net,p)

figure(2); plot(t,TeorH,'or',t,TeorH_AfterTrain,'xK')%gráfico dos dados
experimentais e simulados pela RNA

title('Comparação entre dados experimentais e simulados');

xlabel('Tempo (h)');

ylabel('Humidade (adimensional)');

legend('Exp.', 'Sim.');
```

DadSim=TeorH_AfterTrain';

ANEXO E

E.1. SIMULAÇÕES PELO MODELO DE PAGE

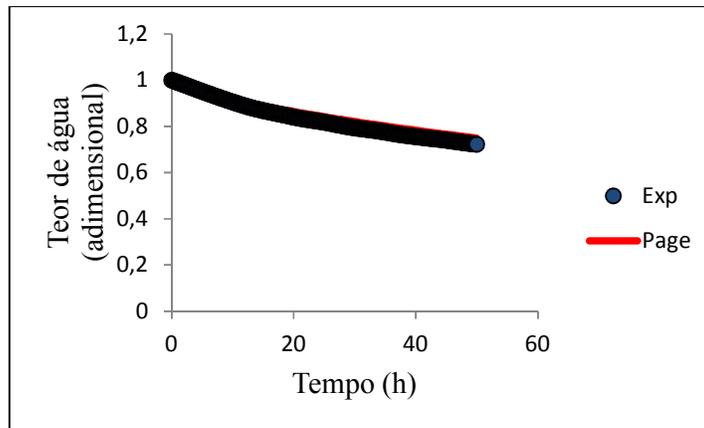


Figura 195: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=15°C, HR=50%,
v=1,5m/s

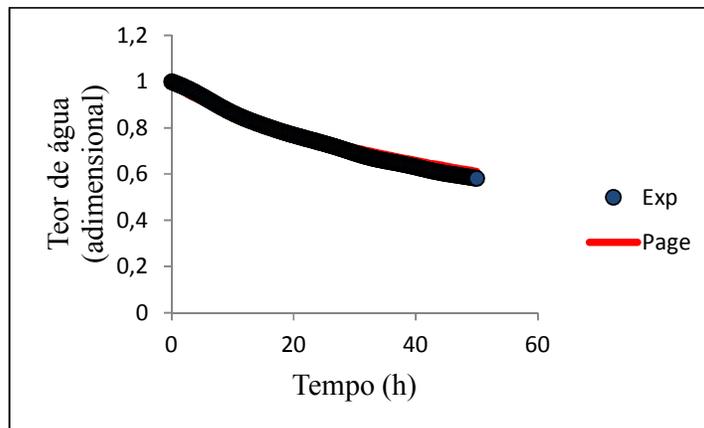


Figura 196: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=20°C, HR=55%,
v=2m/s

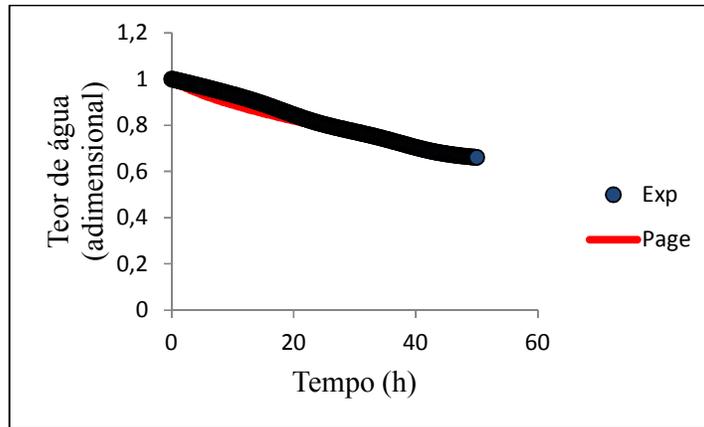


Figura 197: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=20°C, HR=55%,
v=1,5m/s

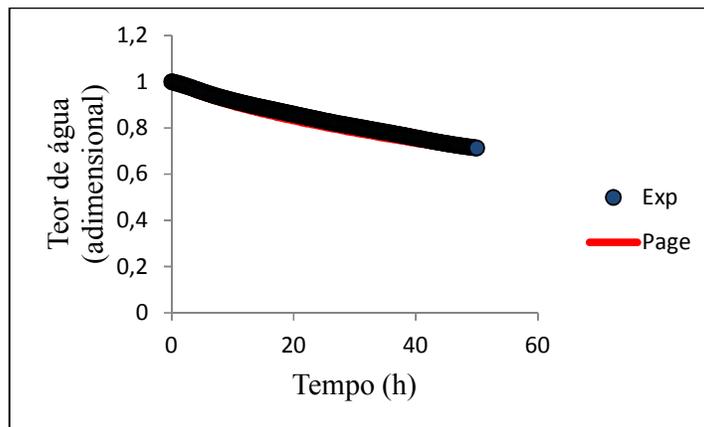


Figura 198: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=20°C, HR=60%,
v=1,5m/s

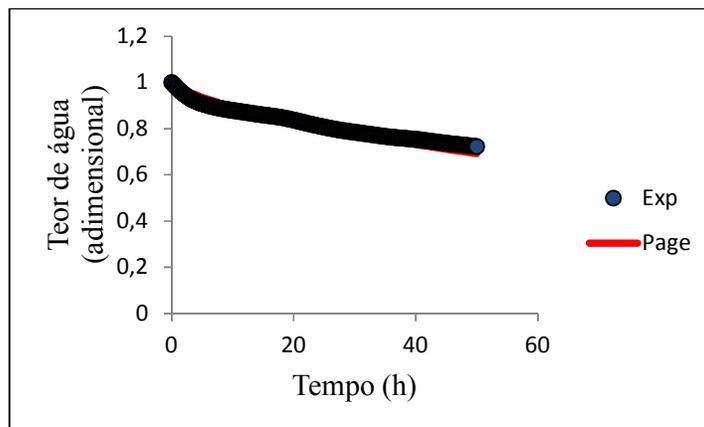


Figura 199: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=23°C, HR=50%,
v=1,5m/s

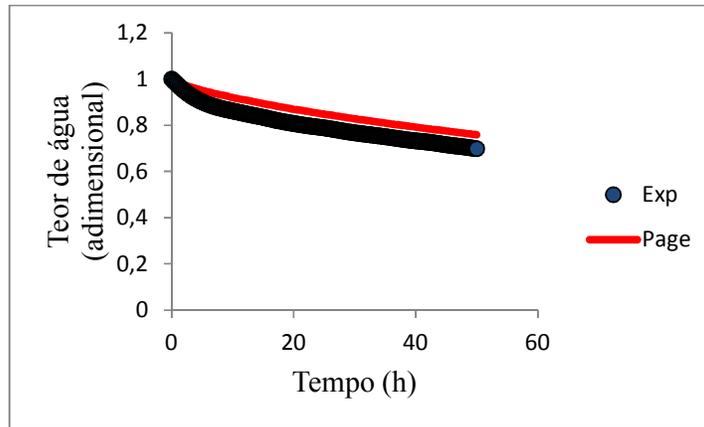


Figura 200: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=15°C, HR=40%,
v=2m/s

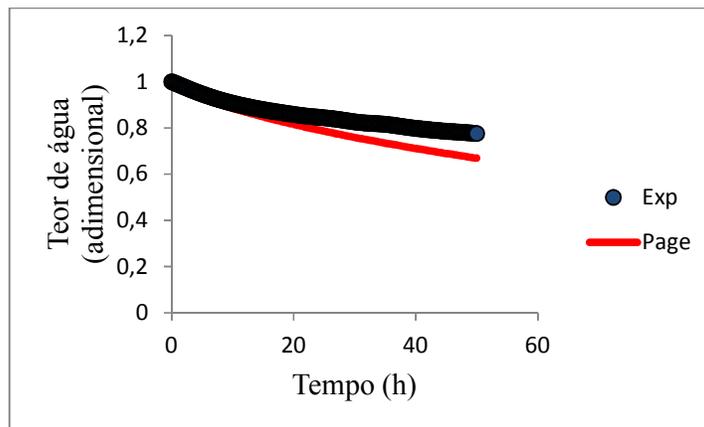


Figura 201: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=15°C, HR=50%,
v=2m/s

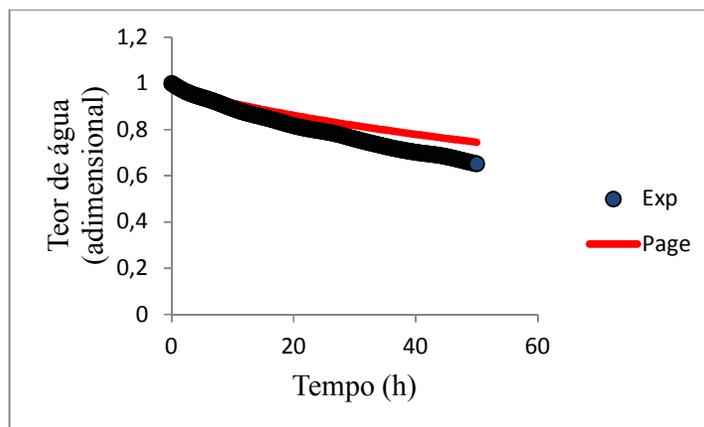


Figura 202: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=15°C, HR=55%,
v=1,5m/s

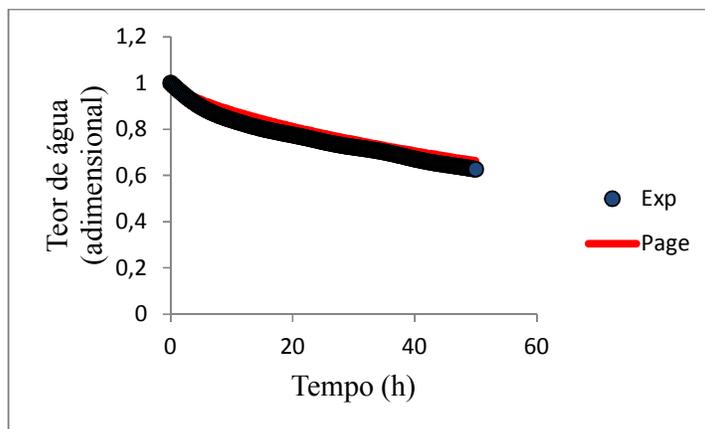


Figura 203: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=18°C, HR=45%,
v=2m/s

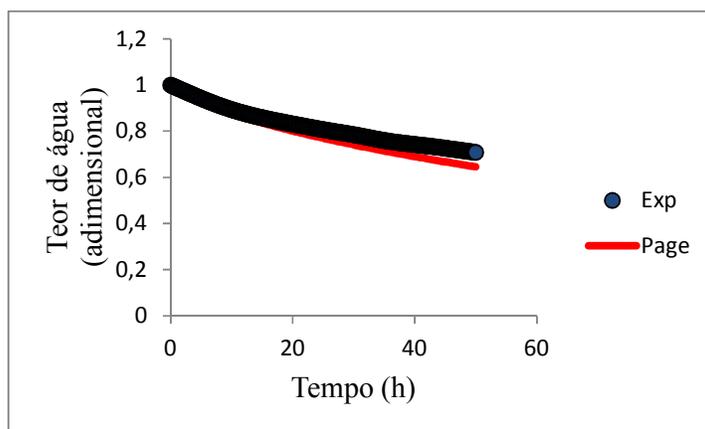


Figura 204: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=18°C, HR=50%,
v=2m/s

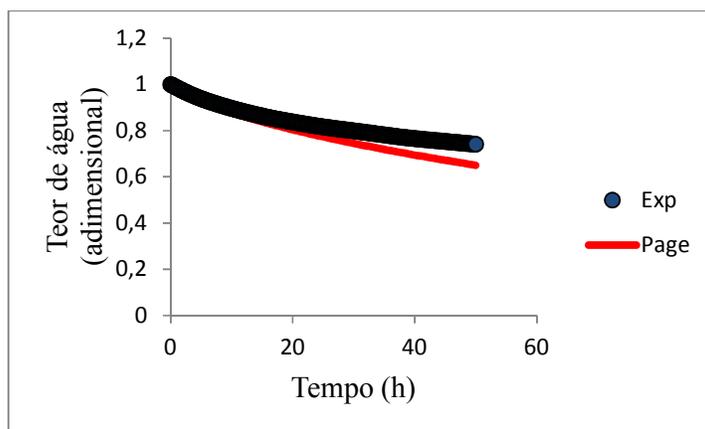


Figura 205: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=18°C, HR=55%,
v=2m/s

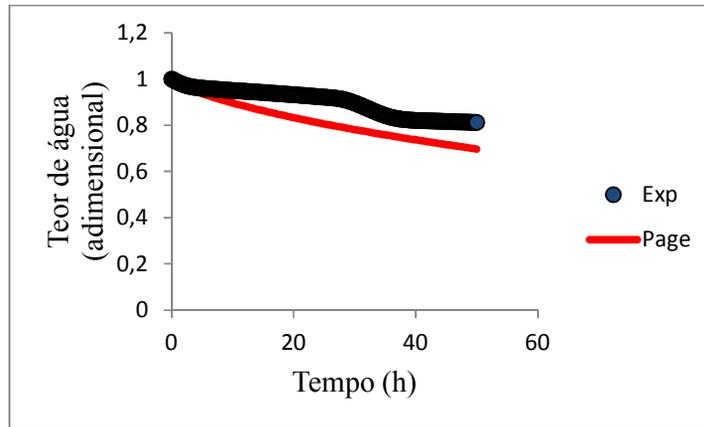


Figura 206: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=18°C, HR=60%,
v=2m/s

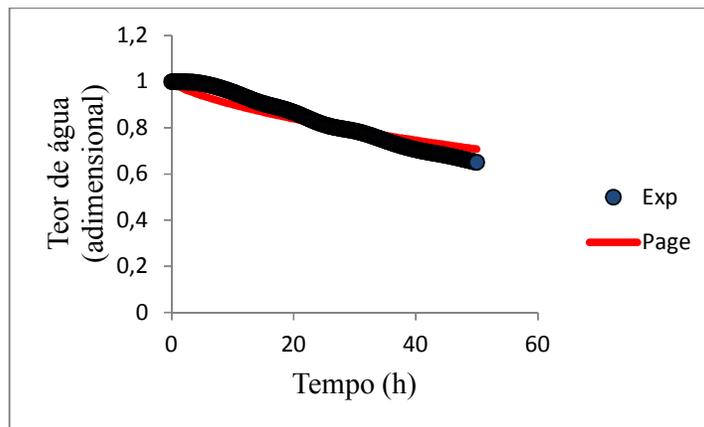


Figura 207: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=18°C, HR=65%,
v=1,5m/s

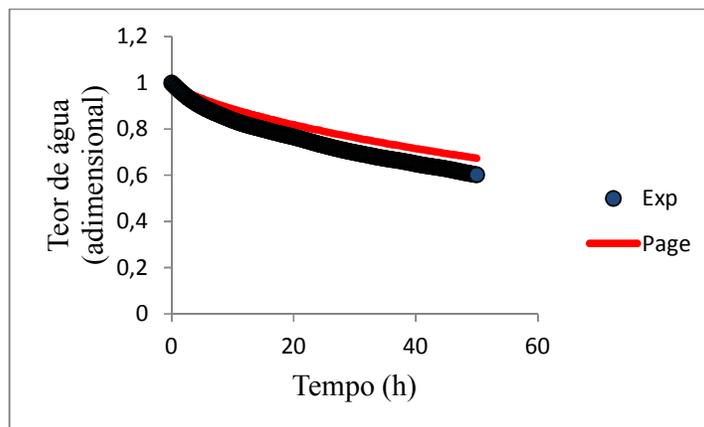


Figura 208: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=20°C, HR=45%,
v=1,5m/s

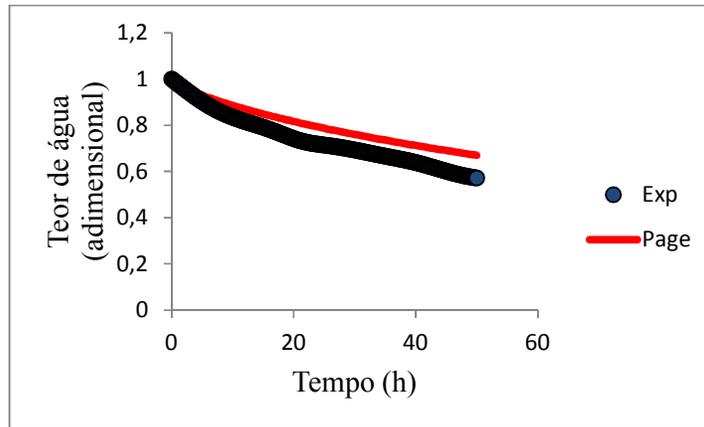


Figura 209: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=20°C, HR=45%,
v=2m/s

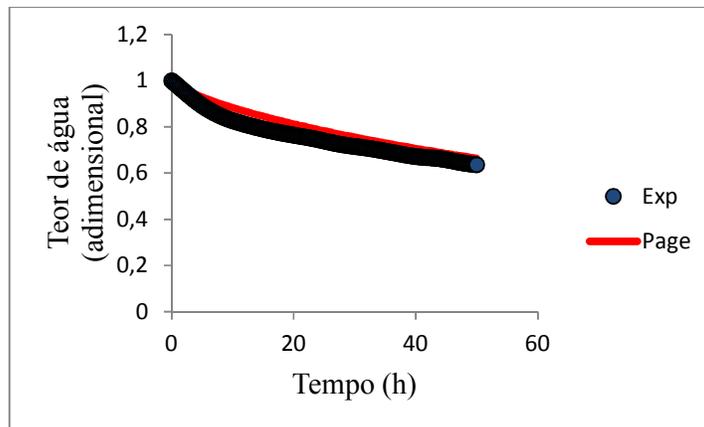


Figura 210: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=20°C, HR=50%,
v=2m/s

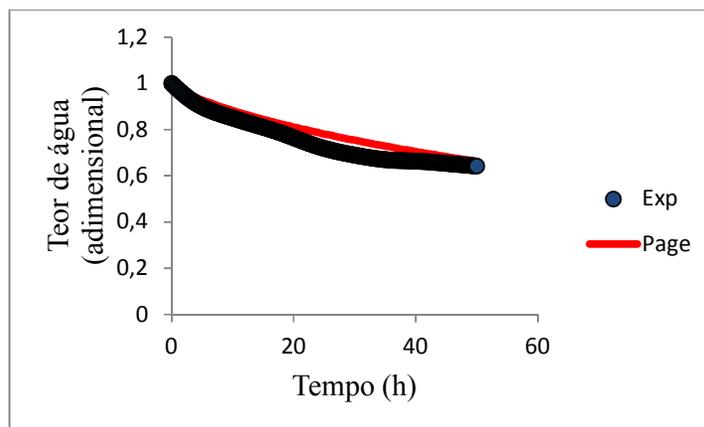


Figura 211: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=20°C, HR=50%,
v=1,5m/s

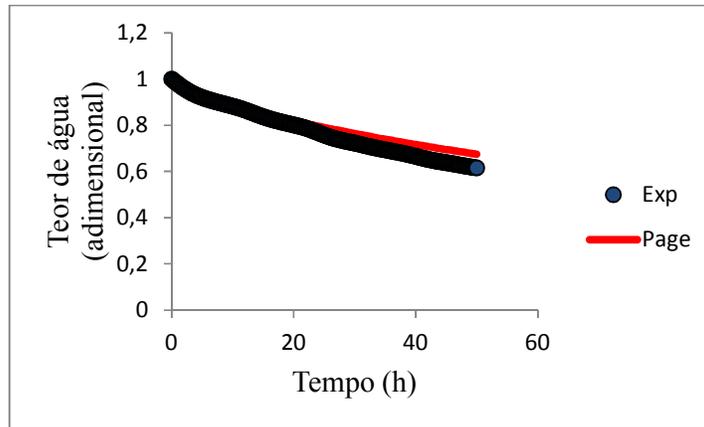


Figura 212: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=20°C, HR=60%,
v=2m/s

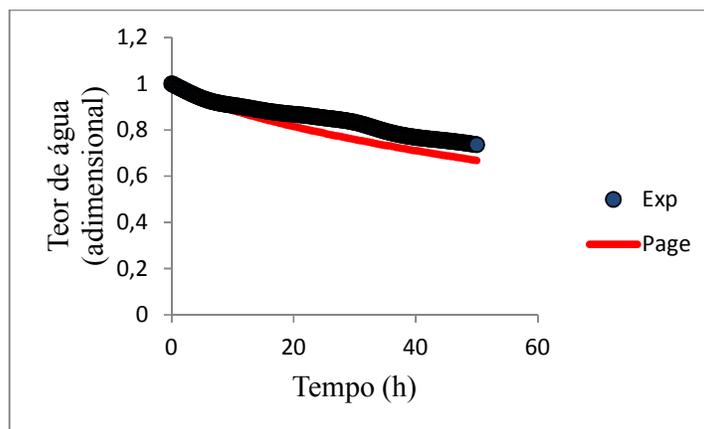


Figura 213: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=20°C, HR=65%,
v=2m/s

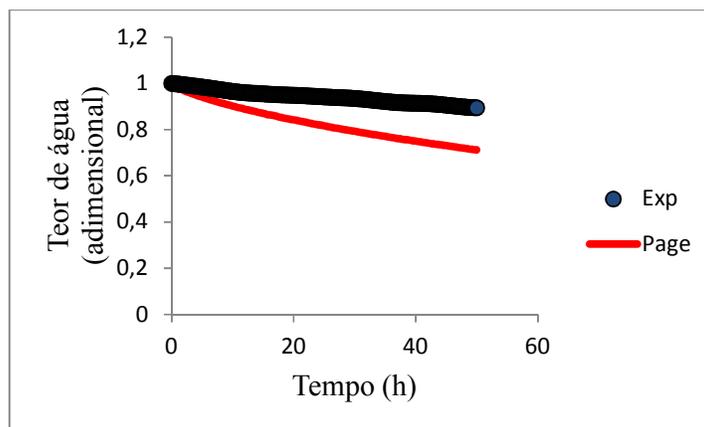


Figura 214: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo de Page – T=20°C, HR=65%,
v=1,5m/s

E.2. SIMULAÇÕES PELO MODELO DIFUSIVO

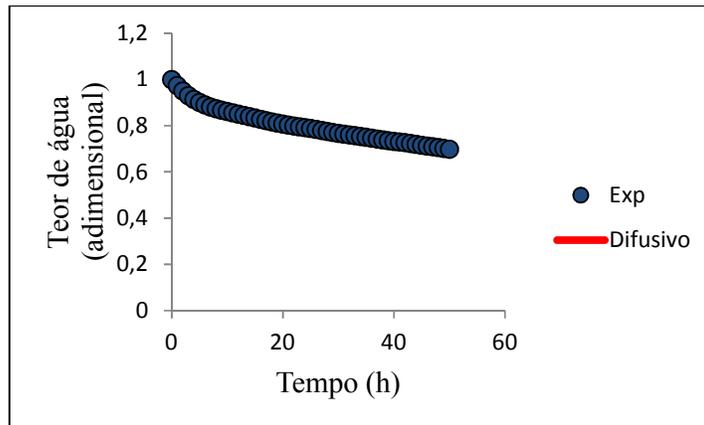


Figura 215: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo difusivo – T=15°C, HR=40%, v=2m/s

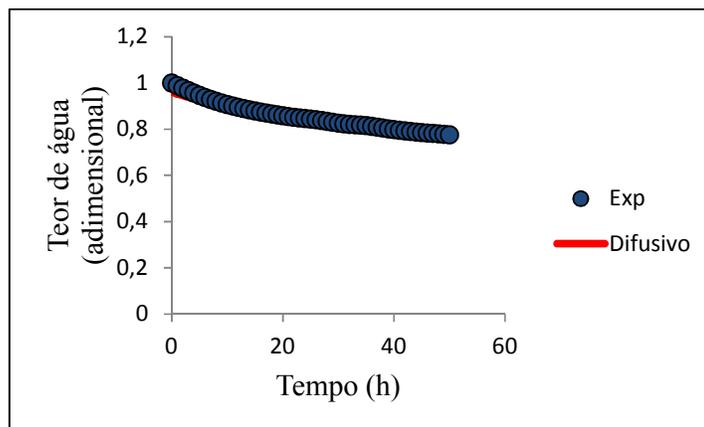


Figura 216: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo difusivo – T=15°C, HR=50%, v=2m/s

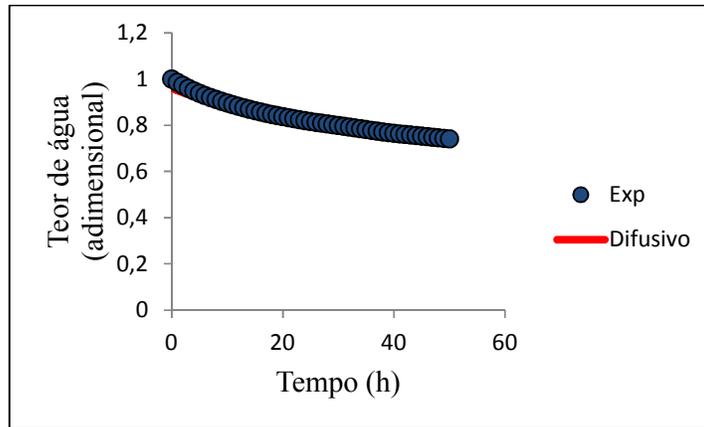


Figura 217: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo difusivo – T=18°C, HR=55%, v=2m/s

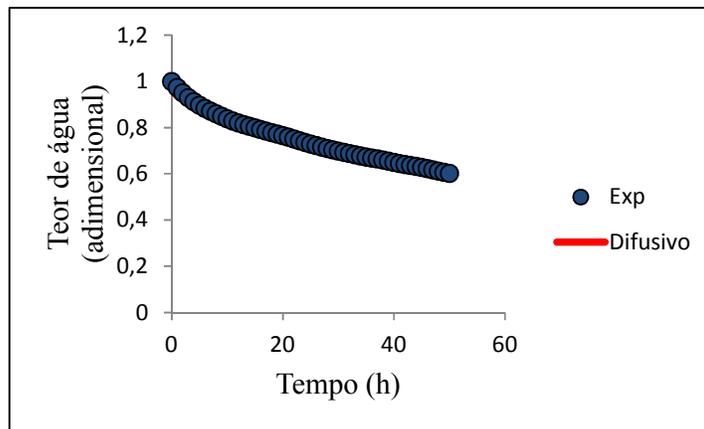


Figura 218: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo difusivo – T=20°C, HR=45%, v=1,5m/s

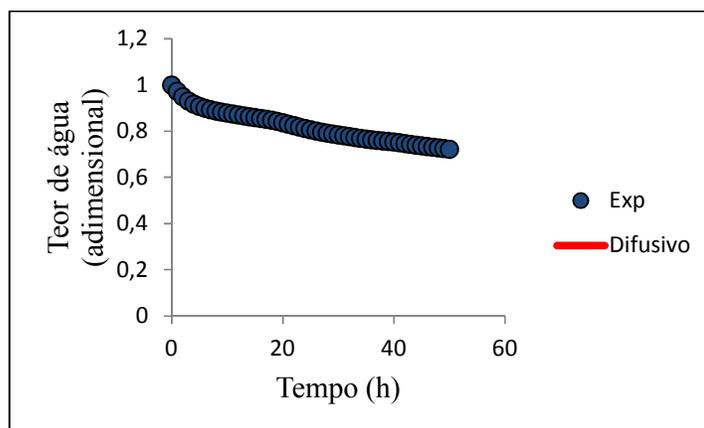


Figura 219: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo difusivo – T=23°C, HR=50%, v=1,5m/s

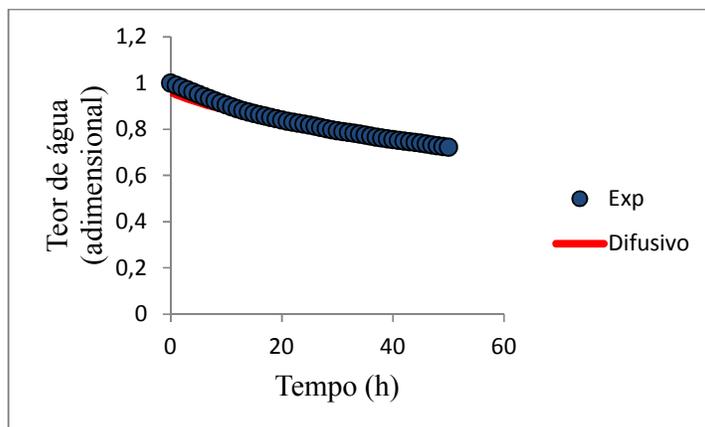


Figura 220: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo difusivo – T=15°C, HR=50%, v=1,5m/s

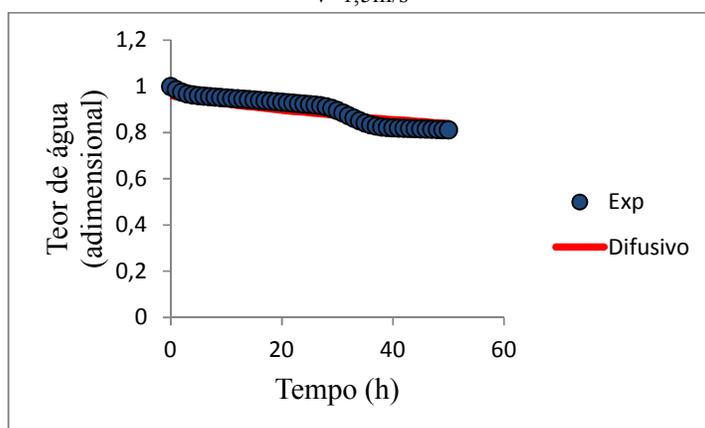


Figura 221: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo difusivo – T=18°C, HR=60%, v=2m/s

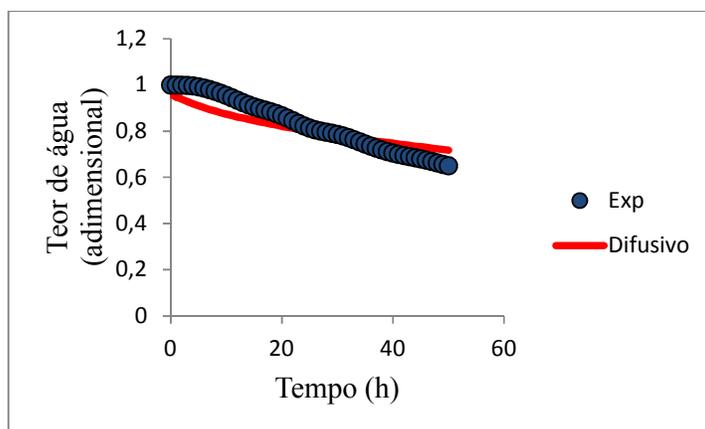


Figura 222: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo difusivo – T=18°C, HR=65%, v=1,5m/s

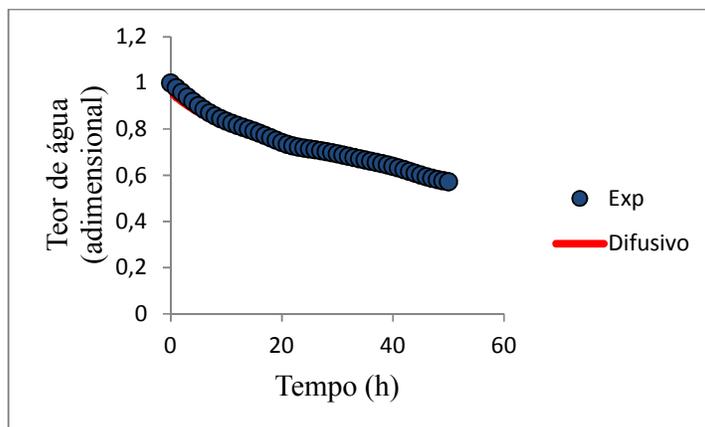


Figura 223: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo difusivo – T=20°C, HR=45%, v=2m/s

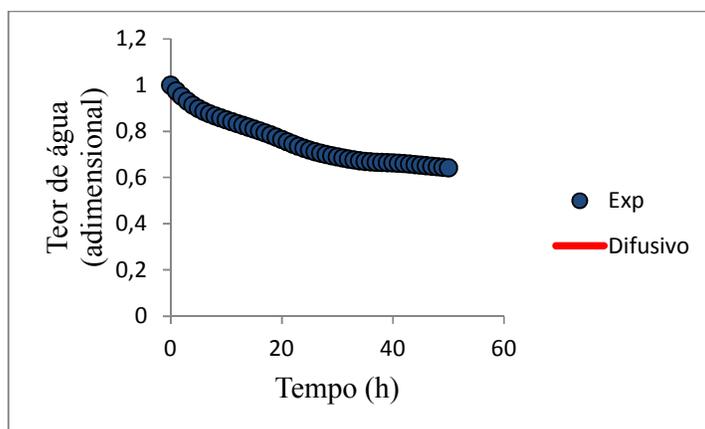


Figura 224: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo difusivo – T=20°C, HR=50%, v=1,5m/s

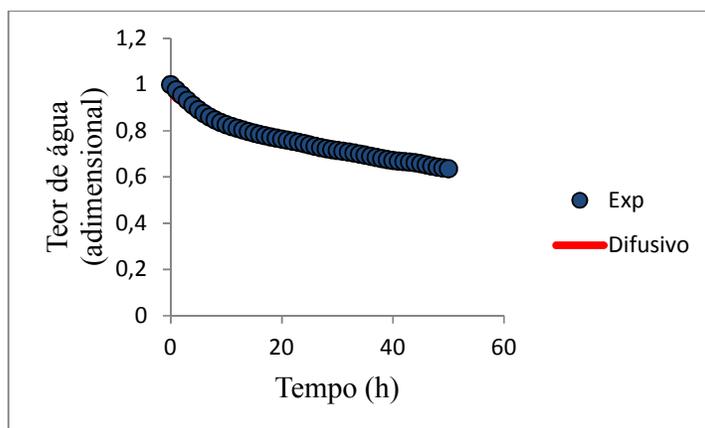


Figura 225: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo difusivo – T=20°C, HR=50%, v=2m/s

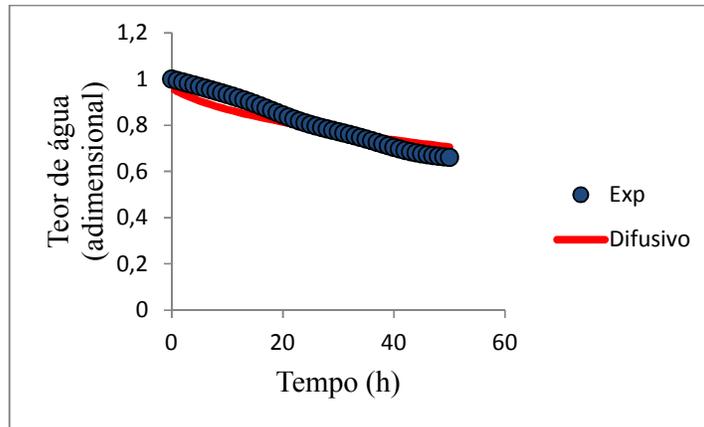


Figura 226: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo difusivo – T=20°C, HR=55%, v=1,5m/s

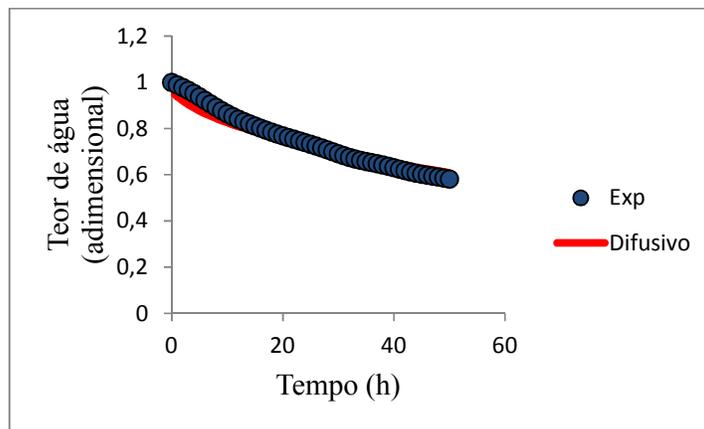


Figura 227: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo difusivo – T=20°C, HR=55%, v=2m/s

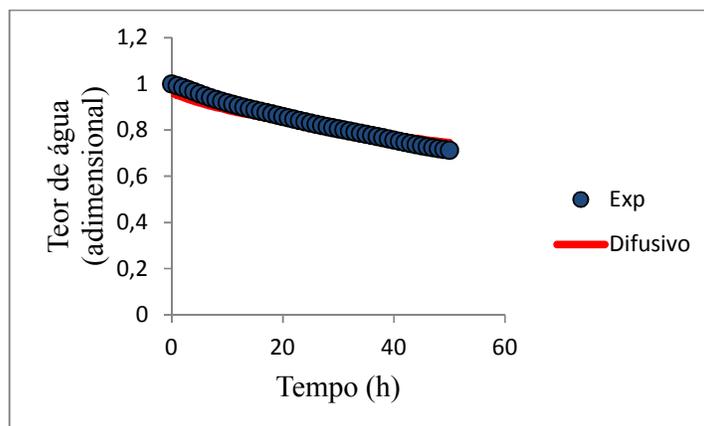


Figura 228: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo difusivo – T=20°C, HR=60%, v=1,5m/s

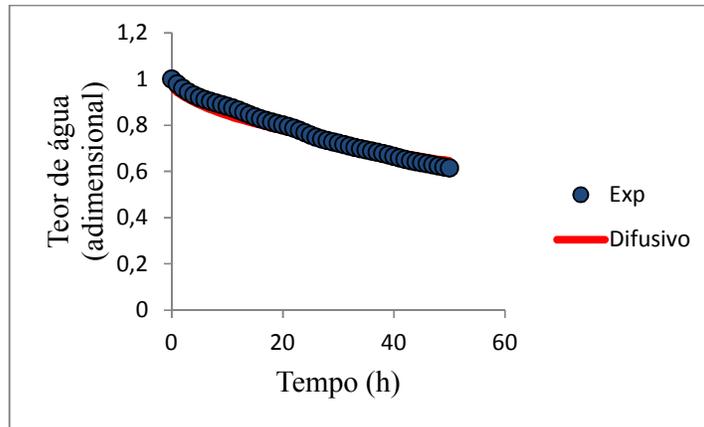


Figura 229: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo difusivo – T=20°C, HR=60%, v=2m/s

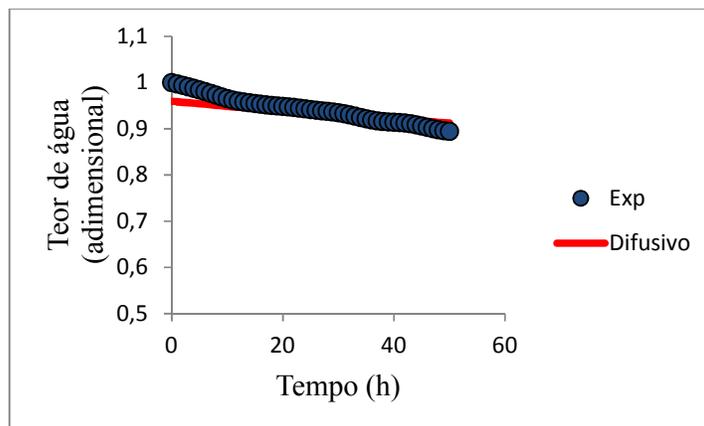


Figura 230: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo difusivo – T=20°C, HR=65%, v=1,5m/s

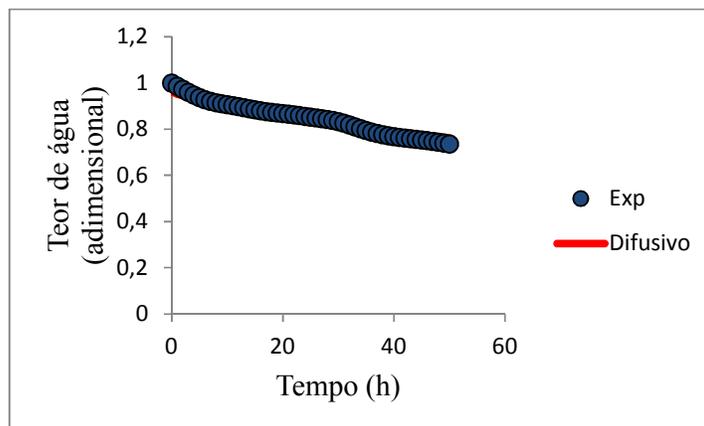


Figura 231: Comparação entre dados experimentais e simulados pelo modelo difusivo – T=20°C, HR=65%, v=2m/s

E.3. SIMULAÇÕES POR REDES NEURONAIS ARTIFICIAIS

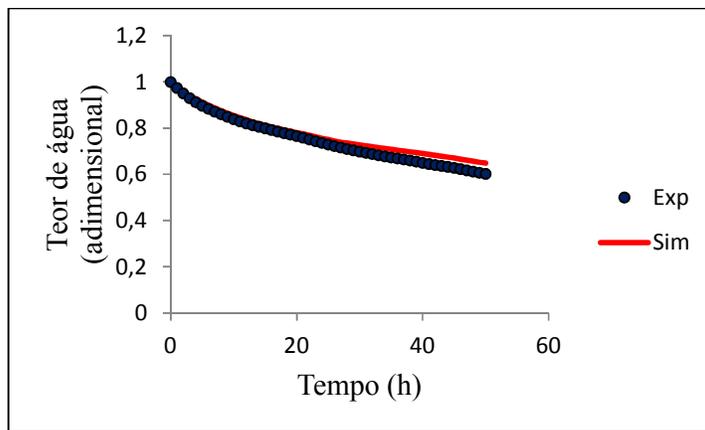


Figura 232: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=20°C, HR=45%, v=1,5m/s

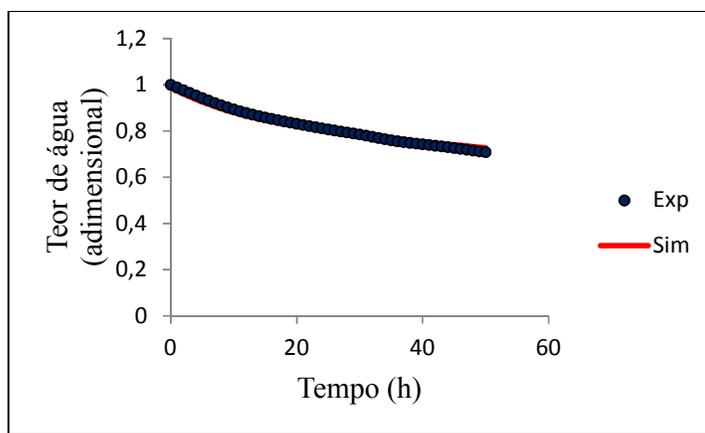


Figura 233: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=18°C, HR=50%, v=2m/s

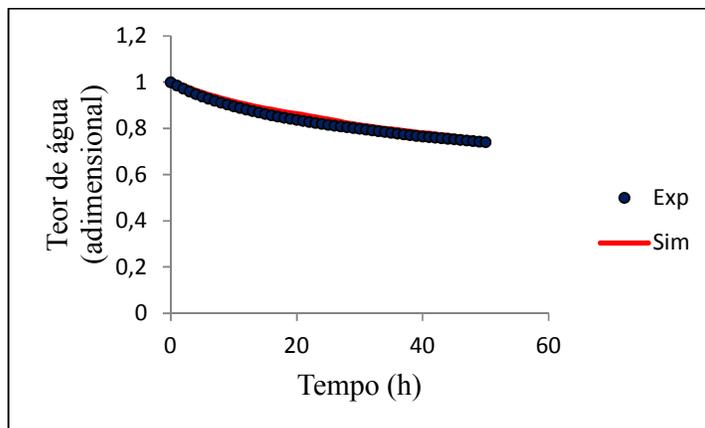


Figura 234: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=18°C, HR=55%, v=2m/s

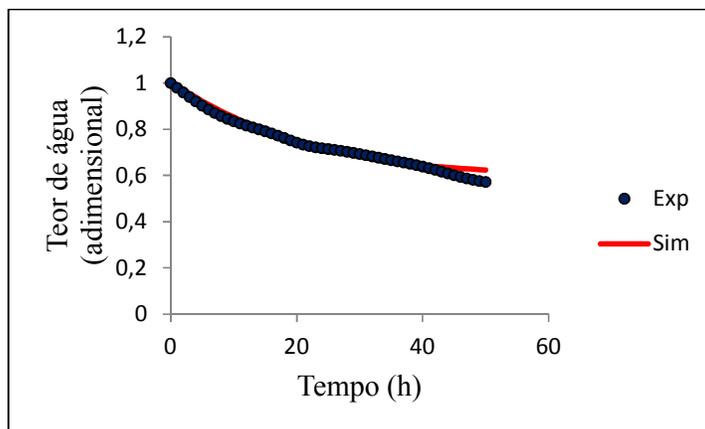


Figura 235: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=20°C, HR=45%, v=2m/s

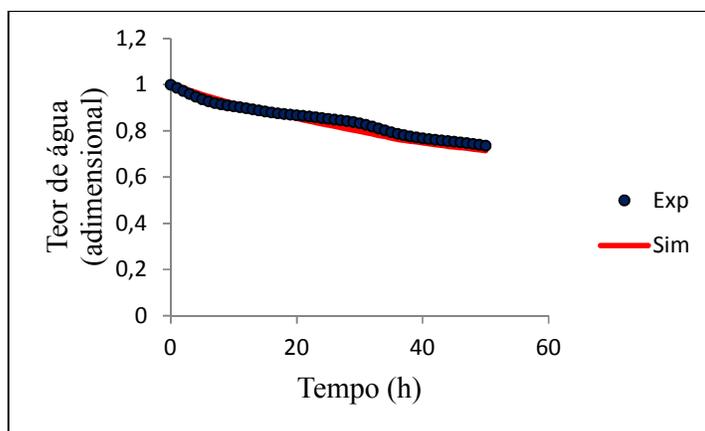


Figura 236: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=20°C, HR=65%, v=2m/s

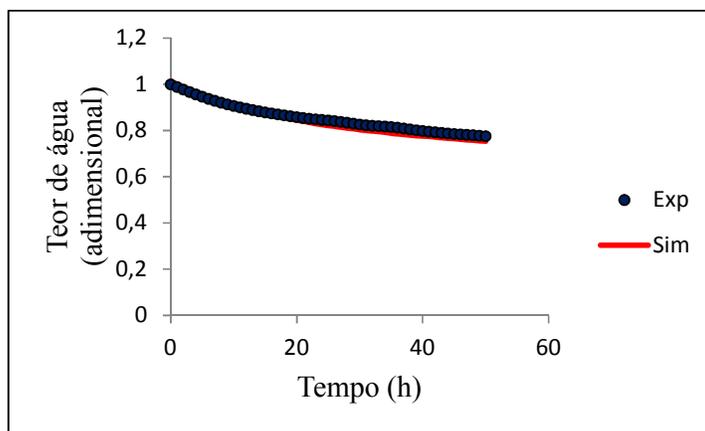


Figura 237: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=15°C, HR=50%, v=2m/s

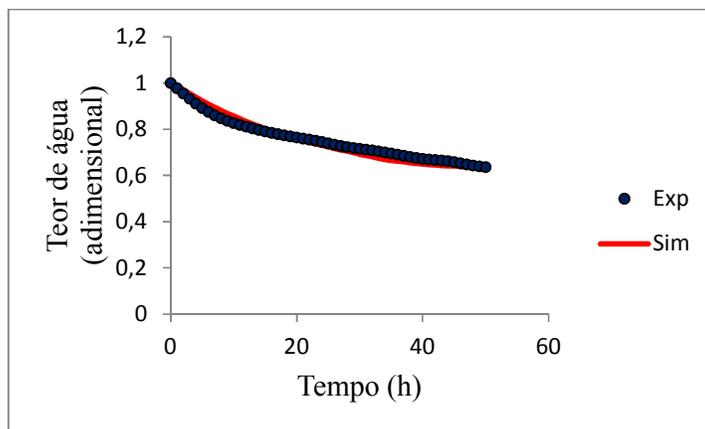


Figura 238: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=20°C, HR=50%, v=2m/s

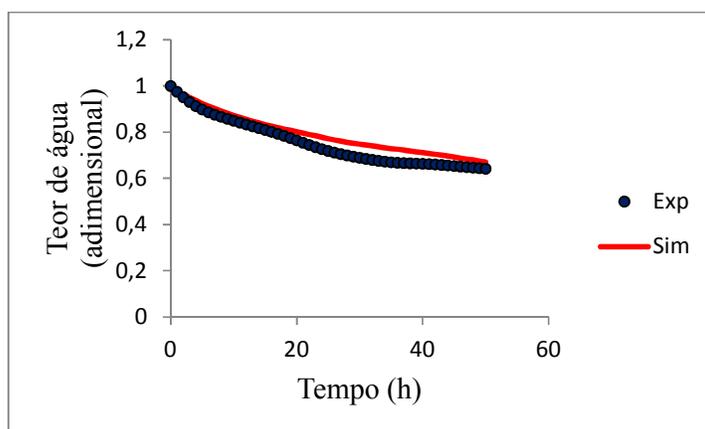


Figura 239: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=20°C, HR=50%, v=1,5m/s

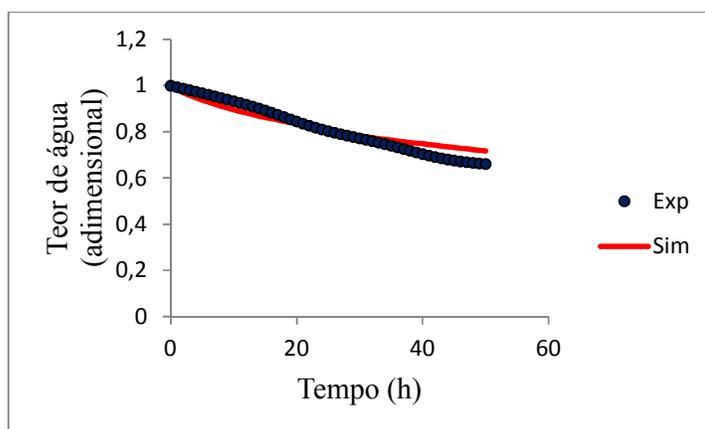


Figura 240: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=20°C, HR=55%, v=1,5m/s

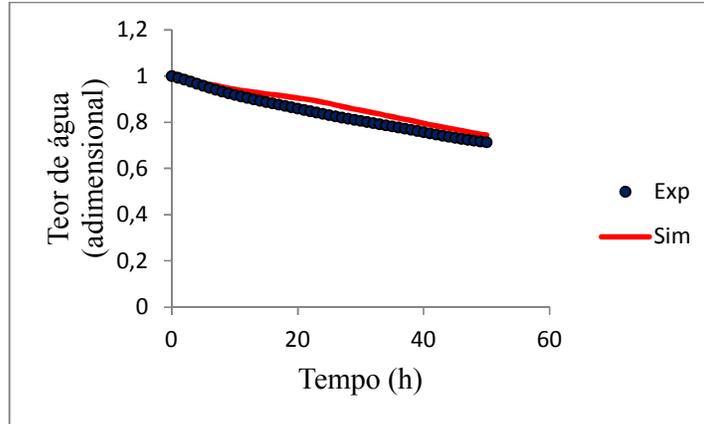


Figura 241: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=20°C, HR=60%, v=1,5m/s

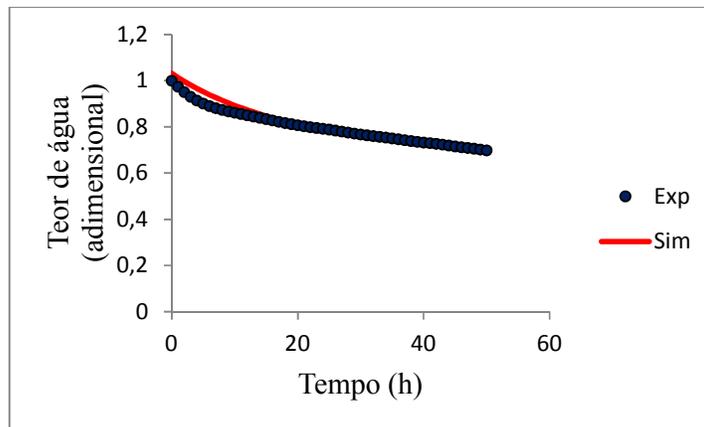


Figura 242: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=15°C, HR=40%, v=2m/s

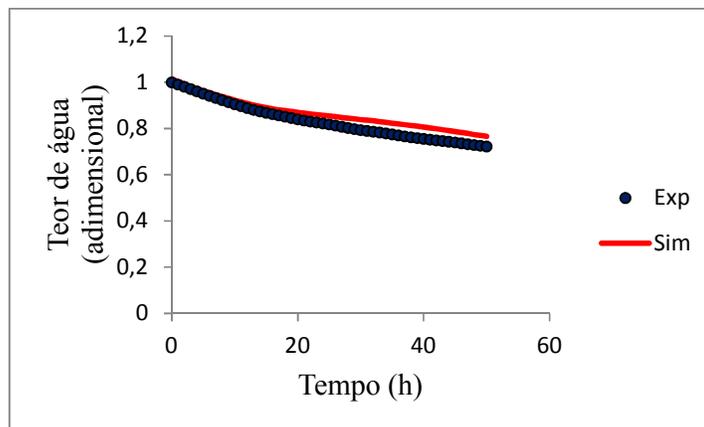


Figura 243: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=15°C, HR=50%, v=2m/s

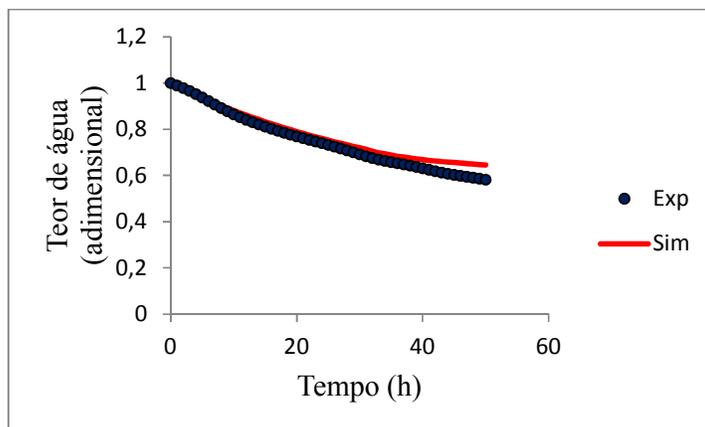


Figura 244: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=20°C, HR=55%, v=2m/s

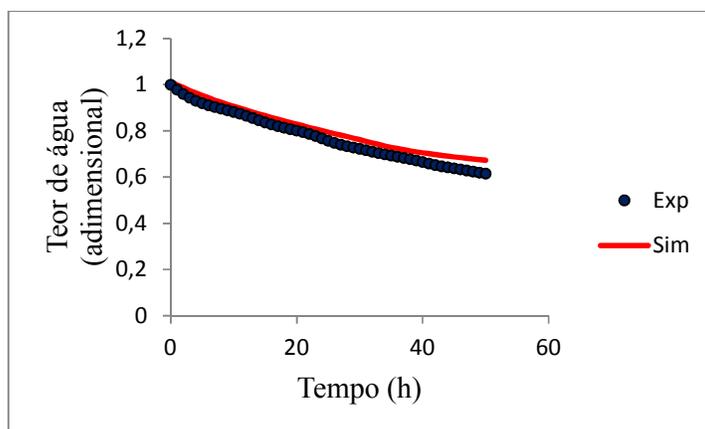


Figura 245: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=20°C, HR=60%, v=2m/s

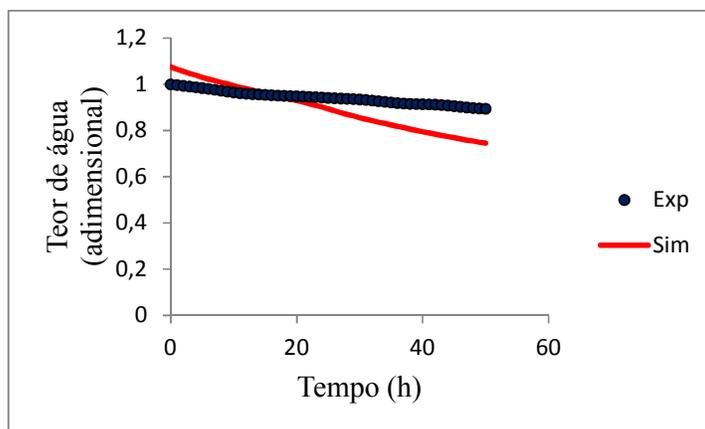


Figura 246: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=20°C, HR=65%, v=1,5m/s

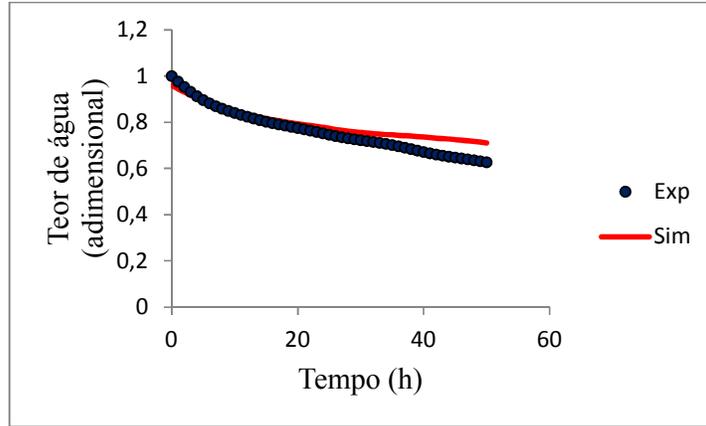


Figura 247: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=18°C, HR=45%, v=2m/s

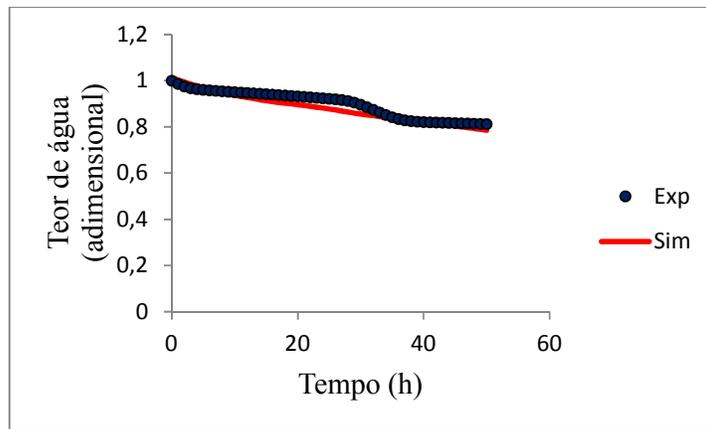


Figura 248: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=18°C, HR=60%, v=2m/s

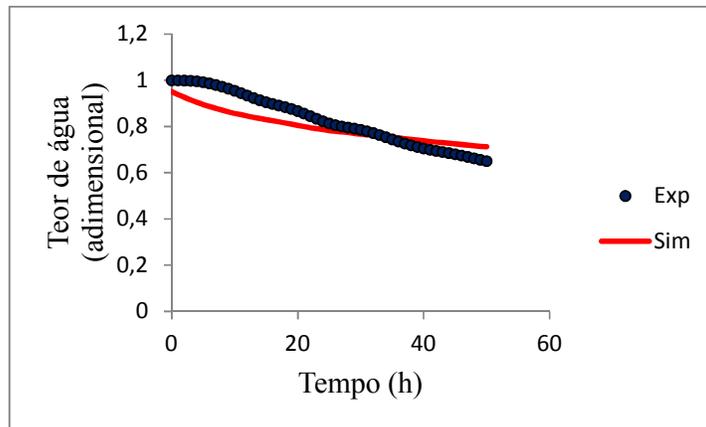


Figura 249: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=18°C, HR=65%, v=1,5m/s

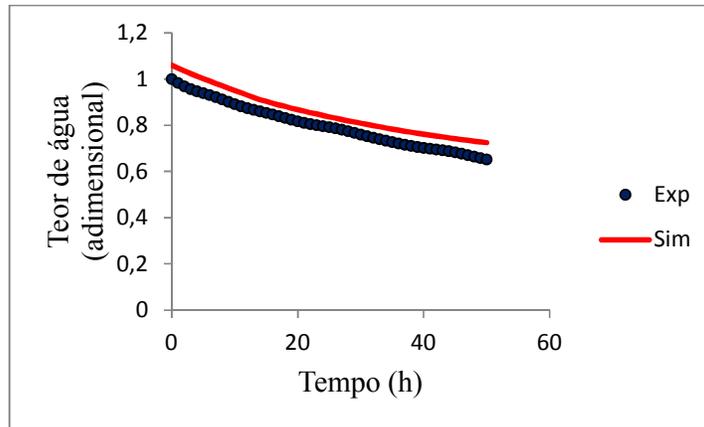


Figura 250: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=15°C, HR=55%, v=1,5m/s

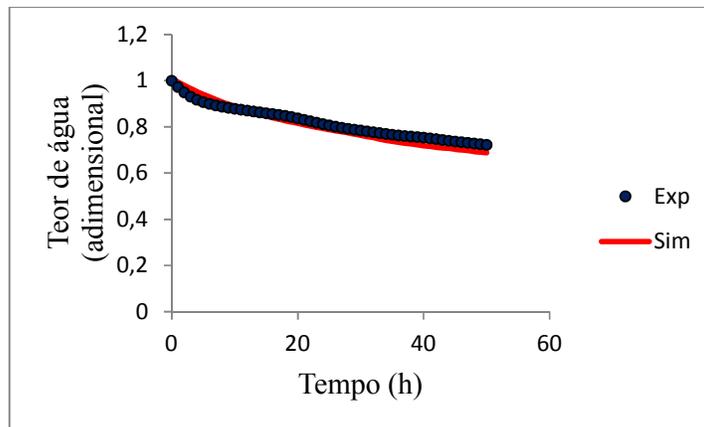


Figura 251: Comparação entre dados experimentais e simulados pela RNA – T=23°C, HR=50%, v=1,5m/s

ANEXO F

F.1. ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO DAS CONDIÇÕES DE SECAGEM

```
%Otimização das condições de com a rede neuronal treinada

clear all;
close all;

global FILE_IDENTIFIER t v T HR IW LW B1 B2 out Xf inp n tansig;
FILE_IDENTIFIER = fopen('fmins_Par_Model_Sec.xls','w');

% DADOS DO MODELO DE RNA

% Matriz de pesos da camada oculta

IW= [0.0369 9.5237 0.2149 -0.6494; 0.1063 -6.0676 0.8265 -2.6569;
     -0.0560 24.4957 0.0051 -1.2625; 0.0313 4.2962 -0.1113 0.1364;
     0.0392 6.3868 0.1046 -0.8042; -0.0489 7.2864 0.1132 0.1055;
     0.2965 -4.1949 -0.0289 -0.7920; -0.0510 -0.0669 -0.0100 0.0191;
     0.0366 6.2043 0.1211 0.6875];

% Matriz de pesos da camada de saída

LW = [0.0953 0.0738 0.0574 -0.0793 -0.1291 0.0497 -0.0060 0.4331 -
0.0957];

% Vetores bias da camada oculta e da camada de saída

B1 = [-14.8550 -5.8286 -22.8960 -5.7375 -1.1892 -18.1849 ...
      16.3718 -0.5520 -27.5025]';

B2 = 1.3527;

% Chute inicial

t=100;
v = 1;
HR = 30;
T = 27;

% RESTRIÇÕES

UB = [70. 2.0 65. 23.];
LB = [40. 1.5 40. 15.];

% Humidade adimensional desejada

Xf = 0.85;
```

```

inp= [t v HR T]';
p(1,:) = t;
p(2,:) = v;
p(3,:) = HR;
p(4,:) = T;

options = optimset('Display','iter', 'MaxIter', 2^66,'TolX',1e-
10,'TolFun',1e-8,'MaxFunEvals',2^66);

fprintf(FILE_IDENTIFIER,' %s \n','Identificação do modelo');

fprintf(FILE_IDENTIFIER,' %s \t %s \t %s \t %s \t %s ', 't',
'v', 'HR', 'T', 'loss')

fprintf(FILE_IDENTIFIER, '\n');

x = fminsearchbnd('FminsearchFunctionBac', p, LB, UB, options);

fclose(FILE_IDENTIFIER);

```

```

function loss = FminsearchFunctionBac(inpPar)
global FILE_IDENTIFIER t v T HR IW LW B1 B2 out Xf inp n tansig_n;

t = inpPar(1);
v = inpPar(2);
HR = inpPar(3);
T = inpPar(4);
inp= [t v HR T]';

% Funções
n = IW*inp + B1;

out = LW*tansig(n) + B2;

% CÁLCULO DO ERRO

loss = (Xf-out)^2;

fprintf(FILE_IDENTIFIER,' %8.5f \t %8.5f \t %8.5f \t%8.5f \t %8.5f \t'
,t,v,HR,T,loss);

fprintf(FILE_IDENTIFIER, '\n');

```

F.2. ALGORITMO DE TREINO E VALIDAÇÃO DA REDE NEURONAL PARA O CONSUMO ENERGÉTICO

F.2.1. Treino

```
%PROGRAMA PARA TREINO DA REDE NEURONAL ARTIFICIAL PARA SIMULAÇÃO DO
CONSUMO ENERGÉTICO DA SECAGEM DE BACALHAU

% PARÂMETROS:

% Variáveis de entrada:
    % Tempo (h)
    % Temperatura (°C)
    % Velocidade (m/s)
    % Humidade relativa do ar de secagem (%)

% Variáveis de saída:
    % Consumo energético - CE

% Número de camadas ocultas: 1

% Neurónios:
    % Camada de entrada: 4
    % Camada de saída: 1
    % Camada oculta: 9

% Funções de Transferência utilizadas na Rede Neuronal:
    % Camada oculta: Função Sigmoidal (tansig)
    % Camada saída: Função Linear (purelin)

% Função de Treino da Rede:
    % Levenberg-Marquardt (trainlm)

%PROGRAMA:

clear all;
close all;

[data,txt]=xlsread('DadosExperimentaisTreinoRNA.xls',1); %Chama os dados
experimentais utilizados para o treino da rede e que estão numa planilha
excel

% 1) DEFINIR OS PADRÕES

% Dados Globais Utilizados
t = data(:,1); % tempo
v = data(:,2); % velocidade
Temp = data(:,3); % temperatura
HRel = data(:,4); % humidade relativa do ar
```

```

CE = data(:,9); %consumo energético

% 2) INICIALIZAR A REDE

% Redes Feed-forward: Função "newff"
% min(p) e max(p) são os limites dos padrões de entrada
% [9 1] são o número de neurónios da camada oculta e da camada de saída
% {'tansig' 'purelin'} são as funções de ativação de cada camada
% 'trainlm' é o algoritmo de treino

% Entradas para a rede

p=[t'; v'; HRel'; Temp']; % para todas as experiências

q=CE';

net=newff(minmax(p), [9 1], {'tansig' 'purelin'}, 'trainlm'); %criação da
rede

Saidas_sim = sim(net,p); % Rede sem aprendizagem - para todas
experiências

figure(1); plot(t,q,'or',t,Saidas_sim,'xb');%gráfico dos dados
experimentais e da simulação sem treino;

% 3) DEFINIR OS PARÂMETROS DE TREINO

% Parâmetros da rede

net.trainParam.show = 25; %Frequência de exibições de progresso (em
épocas).

net.trainParam.lr = 1; % Taxa de aprendizado

net.trainParam.epochs = 5000; % Quantidade de vezes que o conjunto de
treino será apresentado a rede

net.trainParam.goal = 1e-6; % Erro final desejado

% 4) TREINAR A REDE

% Treino da Rede

net = train(net,p,q);

% 5) TESTAR A REDE

% Simulação da rede após aprendizagem

Saidas_AfterTrain = sim(net,p)% para todas experiências
figure(2); plot(t,q,'or',t,Saidas_AfterTrain,'xk')%gráfico dos dados
experimentais e da simulação após treino;

```

```

title('Comparação entre dados experimentais e simulados');

legend('Exp.', 'Sim.');
```

% Salvar o arquivo da rede treinada para ser lido no programa de validação

```

save RNATREINADA.mat net
```

F.2.2. Validação

```

% PROGRAMA PARA VALIDAÇÃO DA REDE NEURONAL TREINADA

clear all;
close all;

[data,txt]=xlsread('DadosExperimentaisValidacaoRNA.xls',1); % Dados
experimentais usados para validação da rede neuronal treinada

load RNATREINADA.mat % arquivo que contém a rede neuronal treinada

% Dados Globais Utilizados

t = data(:,1); % tempo
v = data(:,2); % velocidade
Temp = data(:,3); % temperatura
HRel = data(:,4); % humidade relativa do ar
CE = data(:,9); %consumo energético

p=[t'; v'; HRel'; Temp'];

Saidas_AfterTrain = sim(net,p)% para todas experiências

figure(2); plot(t,CE,'or',t,Saidas_AfterTrain,'xK')

title('Comparação entre dados experimentais e simulados');

DadSim=Saidas_AfterTrain';
```

F.2. ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO DAS CONDIÇÕES DE SECAGEM PARA REDUÇÃO DO CONSUMO ENERGÉTICO

```
%Otimização para a redução dos custos de secagem com a rede treinada

clear all;
close all;

global FILE_IDENTIFIER t v T HR IW LW B1 B2 out Xf inp n tansig CE;

FILE_IDENTIFIER = fopen('fmins_Par_Model_Sec.xls','w');

% DADOS DO MODELO DE RNA

% Matriz de pesos da camada oculta

IW=[0.107023439075763 -7.77859467155472 -0.0374356443038947 -
0.346980193266286;
    -0.0200698318328330 1.62552763819661 0.216921911079118 -
0.230587046310953;
    0.0180934155518799 -2.96738304164598 0.0169780559580788 -
0.0964806795105252;
    0.285380267833898 5.18551354394979 -0.702999758644108
0.127167517662152;
    -0.146289078611041 -6.48925286674067 -0.106015234933276
0.307472353723603;
    -0.0892707538328805 -0.765343730955885 0.00955643472423988 -
0.327485909400982;
    0.0268654148809734 -2.30555197718989 0.0528395027040840
0.443374752709322;
    0.283981036888163 -3.07376288553224 -0.586966700556313
0.0567263970759127;
    0.329590157193693 6.29097256151728 -0.364844895473403 -
0.603720762471198];

% Matriz de pesos da camada de saída

LW=[-2.26108777518337 -0.0654390592014648 1.73474532781577 -
2.20164337347617 -0.0491471041788877 -0.141902835486486
0.0889583531936824 2.15419626292448 0.505119043452613];

% Vetores bias da camada oculta e da camada de saída

B1=[13.4382064384303;3.72108040599878;5.15145306178925;5.25622187851038;9
.06466311137076;-3.98816578393663;-2.12111980804545;13.7732019425970;-
0.670419608437936];

B2=0.718589827440315;

% Chute inicial
t=0;
v = 0;
HR = 0;
T =0;
```

```

% RESTRIÇÕES

% 10 < t < 80
% 1.5 <= v <= 2
% 40 <= HR <= 65
% 15 <= T <= 23

UB = [80. 2.0 65. 23.];
LB = [70. 1.5 40. 15.];

% Consumo energético desejado

CE = 1.20;
inp= [t v HR T]';

p(1,:) = t;
p(2,:) = v;
p(3,:) = HR;
p(4,:) = T;

options = optimset('Display','iter', 'MaxIter', 2^66,'TolX',1e-
10,'TolFun',1e-8,'MaxFunEvals',2^66);

fprintf(FILE_IDENTIFIER, ' %s \n','Identificação do modelo');

fprintf(FILE_IDENTIFIER, ' %s \t %s \t %s \t %s \t %s ', 't',
'v', 'HR', 'T', 'loss')

fprintf(FILE_IDENTIFIER, '\n');

x = fminsearchbnd('FminsearchFunctionBac', p, LB, UB, options);

fclose(FILE_IDENTIFIER);



---


function loss = FminsearchFunctionBac(inpPar)

global FILE_IDENTIFIER t v T HR IW LW B1 B2 out Xf inp n tansig_n CE;

t = inpPar(1);
v = inpPar(2);
HR = inpPar(3);
T = inpPar(4);
inpuut= [t v HR T]';

% Funções

n = IW*inpuut + B1;
out = LW*tansig(n) + B2;

% CÁLCULO DO ERRO

loss = (CE-out)^2;

fprintf(FILE_IDENTIFIER, ' %8.5f \t %8.5f \t %8.5f \t %8.5f \t %8.5f \t'
,t,v,HR,T,loss);

```


ANEXO G

G.1. ESPECIFICAÇÃO DOS EQUIPAMENTOS UTILIZADOS NA ESTAÇÃO DE SECAGEM

G.1.1. Termo-higrômetros

O termo-higrómetro utilizado inicialmente, para medir os valores de humidade relativa e temperatura do ar, é da marca Omega, modelo *RH411 Relative Humidity Meter*, com as seguintes especificações:



Figura 252: Termo-higrómetro Omega

-Temperatura:

- Variação e exatidão:
 - 0°F a 120°F ($\pm 1^\circ\text{F}$)
 - 18°C a 49°C ($\pm 1^\circ\text{C}$)
- Sensor:
 - Estado sólido
- Resolução da tela:
 - 1°F / 1°C

-Humidade Relativa:

- Variação e exatidão:

5% - 20% ($\pm 5\%$ em 25°C)

20% - 90% ($\pm 3\%$ em 25°C)

90% - 99% ($\pm 5\%$ em 25°C)

- Sensor:

Polímero resistente

- Resolução da tela:

1% Humidade Relativa

Eletrônica:

- Modelo:

Microprocessador para controlo de temperatura e humidade relativa.

- Temperatura de operação:

0°F a 120°F (-18°C a 49°C)

- Condições:

0 – 90% Humidade relativa sem condensação

- Saída analógica:

10mV/HR, 10mV/F

$\pm 10\text{mV}$ ligado a $>47\text{k}\Omega$ impedância.

O segundo termo-higrómetro utilizado é da marca Vaisala, modelo *HMT100*, com as seguintes especificações:



Figura 253: Termo-higrómetro Vaisala

-Temperatura:

- Variação e exatidão:
 - 40°F a 176°F ($\pm 0,36^\circ\text{F}$)
 - 40°C a 80°C ($\pm 0,2^\circ\text{C}$)

- Sensor:
 - Pt1000 IEC 751 1/3 classe B

-Humidade Relativa:

- Variação e exatidão:
 - 0% - 90% ($\pm 1,7\%$ entre 15°C e 25°C)
 - 90% - 100% ($\pm 2,5\%$ entre 15°C e 25°C)

- Sensor:
 - Vaisala HUMICAP 180

G.1.2 Transmissor de velocidade

Para aquisição dos dados de velocidade do ar, foi utilizado um transmissor de velocidade da marca Omega, modelo *FMA1002R Series Air velocity / Temperature Transmitter and Indicator*.



Figura 254: Transmissor de velocidade Omega

Alcance:

- Velocidade do ar:
0 – 1000, 0 – 5000, 0 – 10000 FPM
- Temperatura do ar:
-40 a 121°C

Precisão:

- Velocidade do ar:
1,5% da escala completa
- Temperatura do ar:
0,5% da escala completa

Resolução da tela:

- Velocidade do ar:
1FPM; 0,01m/s; 0,01MPH; 0,01km/h
- Temperatura do ar:
0,1°C; 0,1°F

Sensor de velocidade / temperatura:

Uma resistência de 100ohms; 2 resistências de 1000ohms

Tempo de resposta:

250msec

Saída analógica - velocidade:

4-20mA; 0-5Vdc; 0-10Vdc

Saída analógica – temperatura:

0-5Vdc

Força:

15-24Vdc

Temperatura ambiente operacional:

- Sonda do sensor
-40 a 121°C
- Transmissor
0 a 50°C

Humidade relativa operacional

0 a 95% sem condensação

G.1.3. Balança Digital

Inicialmente, os dados da massa da amostra foram adquiridos através de uma balança digital, marca *C Series Top Pan Balances*, com as seguintes especificações:



Figura 255: Balança digital

Modelo:

CC22

Tipo do prato:

Circular

Tamanho:

170mm

Capacidade:

2kg

Precisão:

10^{-3}

Tempo de resposta:

2s

G.1.4. Célula de carga

Posteriormente, as medidas da massa da amostra foram feitas através de uma célula de carga da marca Applied Measurements, modelo CDF (0.25 kN), com um condicionador de sinal Applied Measurements, modelo SGA.

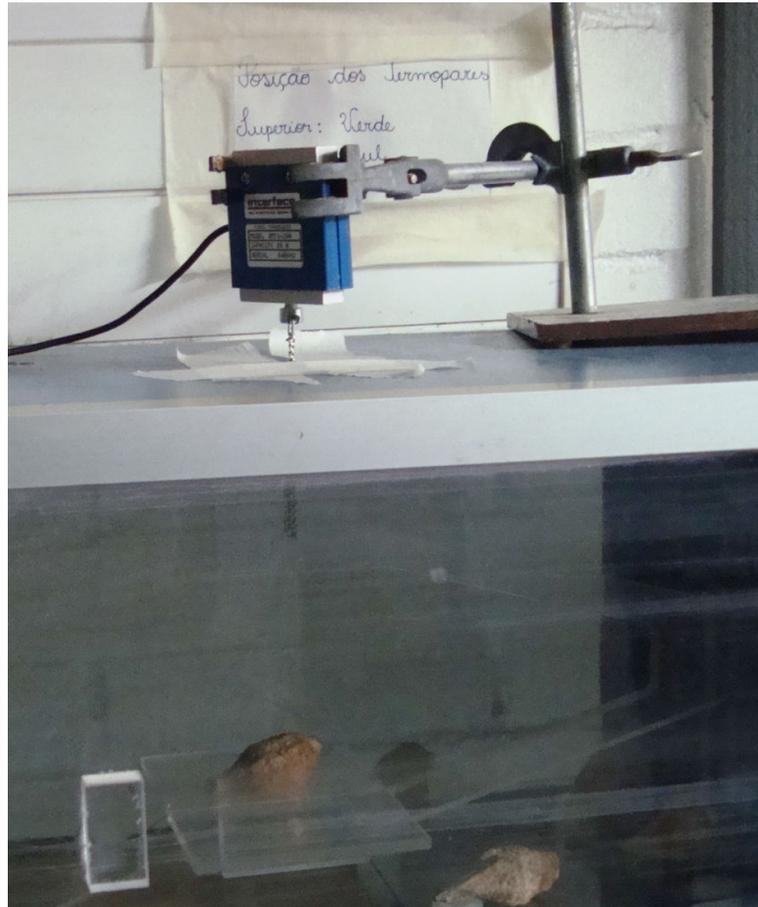


Figura 256: Célula de carga

G.1.5. Inversor

O inversor utilizado foi da marca *Mitsubishi Electric*, série *FR-D700* modelo *Inverter FR-D740-022-EC* e que possui as seguintes especificações:

Temperatura ambiente:

-10 a 50°C

Humidade relativa ambiente:

90%

Temperatura de armazenamento:

-20 a 65°C

Ambiente:

Interior

Altitude:

Máximo 1000m acima do nível do mar para a operação padrão.

Vibração:

5,9m/s² ou menos.

G.1.6. Câmara Higrotérmica

Marca: Brand: Tira GmbH

Modelo : TCC4034

Variação da temperatura: $\pm 0,25$ a $\pm 0,3$ °C

Variação da humidade relativa: $\pm 1\%$ a $\pm 3\%$

Volume: 336L



Figura 257: Câmara Higrotérmica

G.1.5. Estufa



Figura 258: Estufa

G.1.7. Compressor



Figura 259: Compressor