

Estratégias avançadas de modelização e controlo
para processos industriais não lineares e
descontínuos. Aplicação a cristalizadores
industriais de açúcar

Luis Alberto Paz Suárez.

Porto – Março de 10

Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto
Departamento de Engenharia Química



Universidade do Porto

Faculdade de Engenharia

FEUP

Estratégias avançadas de modelização e controlo para processos industriais não lineares e descontínuos. Aplicação a cristalizadores industriais de açúcar

Luis Alberto Paz Suárez.

Dissertação para a obtenção do grau de Doutor em Engenharia Química e Biológica pela
Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto.

Tese realizada sob a orientação do

Professor Doutor Sebastião Feyo de Azevedo

Professor Catedrático da Faculdade de engenharia da Universidade do Porto

e co-orientação da

Professora Doutora Petia Georgieva

Professora Auxiliar do Departamento de Electrónica e Telecomunicações da
Universidade de Aveiro.

FCT

Fundação para a Ciência e a Tecnologia

MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA E ENSINO SUPERIOR



Universidade do Porto

Faculdade de Engenharia

FEUP



HERMANOS SAIZ MONSTES DE OCA
1972 - CUBA

Esta tese de doutoramento foi financiada pela Fundação para a Ciência e a Tecnologia mediante a Bolsa de Doutoramento com a referência SFRH / BD / 16175 / 2004 ao abrigo do Programa de Formação Avançada de Recursos Humanos. No desenvolvimento da tese participaram duas Instituições de Ensino Superior: a Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto (Portugal) e a Faculdade de Informática e Telecomunicações da Universidade de Pinar del Rio (Cuba).

*Para os meus pais e o meu filho Lazaro David,
pelo amor, exemplo e confiança que deles recebo.*

ÍNDICE

Agradecimentos.....	xi
Resumo.....	xiii
Abstract.....	xv
Résumé.....	xvii
Nomenclatura.....	xix
Lista de Figuras.....	xxiii
Lista de Tabelas.....	xxx
CAPÍTULO 1.....	1
INTRODUÇÃO.....	1
1.1 Introdução e motivação.....	1
1.2 Estado da arte da modelização e controlo do processo de cristalização de açúcar.....	2
1.2.1 Estado da arte da modelização do processo de cristalização de açúcar.....	3
1.2.2 Estado da arte do controlo preditivo baseado em modelos.....	5
1.3 Objectivos do projecto.....	11
1.4 Organização da tese.....	12
CAPÍTULO 2.....	15
UNIDADES INDUSTRIAIS DE CRISTALIZAÇÃO BATCH DE AÇÚCAR POR EVAPORAÇÃO EM VAZIO.....	15
2.1 Introdução.....	15
2.2 A indústria do açúcar.....	16
2.3 Diferentes tipos de açúcares.....	19
2.4 Sistemas de cozedura.....	19
2.5 Diferenças fundamentais entre açúcar refinado e açúcar em rama.....	20
2.6 Características do ciclo de produção na Refinaria “RAR.SA”.....	21
2.6.1 Descrição tecnológica da área de tachos na Refinaria “RAR.SA”.....	22
2.6.2 Dados de entrada e saída obtidos no processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA”.....	24
2.7 Características do ciclo de produção na Refinaria “José Martí”.....	25
2.7.1 Descrição tecnológica da área de tachos na Refinaria “José Martí”.....	27
2.7.2 Dados de entrada e saída obtidos no processo de cristalização da Refinaria “José Martí”.....	29
2.8 Características do ciclo de produção na Empresa Açucareira “30 de Noviembre”.....	31
2.8.1 Técnica operatória para a formação do grão fino na empresa açucareira “30 de Noviembre”.....	33
2.8.2 Dados de entrada e saída obtidos no processo de cristalização da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”.....	34
2.9 Principais variáveis do processo de cristalização industrial de açúcar e métodos de medição.....	36

2.9.1	Volume ou nível da suspensão.....	37
2.9.2	Sobressaturação.....	37
2.9.3	Temperatura.....	39
2.9.4	Pressão de vazio.....	40
2.9.5	Viscosidade.....	40
2.9.6	Fracção mássica de cristais.....	40
2.10	Conclusões do capítulo.....	41
CAPÍTULO 3.....		43
MODELIZAÇÃO MATEMÁTICA DO PROCESSO DE CRISTALIZAÇÃO BATCH DE AÇÚCAR.....		43
3.1	Introdução.....	43
3.2	O processo de cristalização batch.....	44
3.3	O processo de cristalização por dentro.....	46
3.4	Modelização do processo de cristalização de açúcar.....	53
3.4.1	Balanço de massa e energia.....	53
3.4.2	Relações termodinâmicas e propriedades físicas.....	55
3.4.3	Balanço populacional.....	58
3.5	Avaliação do modelo para vários processos industriais de cristalização batch de açúcar.....	62
3.5.1	Análise de sensibilidade.....	63
3.5.2	Análise da sensibilidade do modelo de cristalização de açúcar em relação as incertezas dos parâmetros empíricos.....	64
3.5.3	Análise da sensibilidade do modelo de cristalização de açúcar ante os parâmetros de operação utilizados no controlo do processo.....	67
3.5.4	Determinação por optimização dos parâmetros empíricos do modelo de processo de cristalização.....	71
3.5.5	Resultados da avaliação do modelo a partir de dados reais do processo de cristalização na Refinaria “RAR. SA”.....	72
3.5.6	Resultados da avaliação do modelo a partir de dados reais do processo de cristalização na Refinaria “José Martí”.....	74
3.5.7	Resultados da avaliação do modelo a partir de dados reais do processo de cristalização na Empresa “30 de noviembre”.....	76
3.6	Conclusões do capítulo.....	77
CAPÍTULO 4.....		79
ESTRATÉGIAS DE OPERAÇÃO E CONTROLADORES PID PARA PROCESSOS DE CRISTALIZAÇÃO BATCH DE AÇÚCAR.....		79
4.1	Introdução.....	79
4.2	Estratégia Heurística de Operação do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA”.....	80
4.3	Estratégia Heurística de Operação do processo de cristalização na Refinaria “José Martí”.....	81
4.4	Estratégia Heurística de Operação do processo de cristalização na Empresa Açucareira “30 de Noviembre”.....	83

4.5	Projecto e sintonização de controladores PID para o processo de cristalização de açúcar.	84
4.5.1	Determinação dos valores iniciais dos parâmetros do PID.	86
4.5.2	Sintonização por optimização dos parâmetros do PID.	87
4.6	Avaliação dos controladores PI no processo de cristalização de açúcar.	88
4.6.1	Avaliação dos controladores PI na estratégia heurística de operação da Refinaria “RAR.SA”	88
4.6.1.1	Avaliação do controlador PI na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 1).	90
4.6.1.2	Avaliação do controlador PI na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 2).	92
4.6.1.3	Avaliação do controlador PI na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 3).	93
4.6.2	Avaliação dos controladores PI na Estratégia Heurística de Operação da Refinaria “José Martí”	94
4.6.2.1	Avaliação do controlador PI na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 1).	96
4.6.2.2	Avaliação do controlador PI na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 2).	97
4.6.2.3	Avaliação do controlador PI na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 3).	99
4.6.3	Avaliação dos controladores PI na Estratégia Heurística de Operação da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”.	100
4.6.3.1	Avaliação do controlador PI na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação - 1).	101
4.6.3.2	Avaliação do controlador PI na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação - 2).	102
4.6.3.3	Avaliação do controlador PI na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação - 3).	104
4.7	Conclusões do capítulo	104
CAPÍTULO 5.		107
CONTROLO PREDITIVO BASEADO EM MODELOS NÃO LINEARES. APLICAÇÃO NO PROCESSO INDUSTRIAL DE CRISTALIZAÇÃO BATCH DE AÇÚCAR.		107
5.1	Introdução.	107
5.2	Controlo preditivo baseado em modelos.	108
5.3	Controlador preditivo não linear adaptado às restrições dos sistemas digitais de aquisição de dados.	111
5.3.1	Gerador de trajectória.	112
5.3.2	Modelo discreto não linear de previsão.	113
5.3.3	Optimização numérica baseada nas restrições dos sistemas digitais de aquisição de dados e controlo.	114
5.3.4	Determinação dos parâmetros do controlador.	116
5.4	Avaliação do algoritmo DN MPC.	117
5.4.1	Avaliação do algoritmo DN MPC na Estratégia Heurística de Operação da Refinaria “RAR.SA”	119

5.4.1.1	Avaliação do DN MPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (Cenário de operação - 1).	120
5.4.1.2	Avaliação do DN MPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (Cenário de operação - 2).	122
5.4.1.3	Avaliação do DN MPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (Cenário de operação - 3).	125
5.4.2	Controlador preditivo digital baseado em modelo não linear com tolerância no erro de previsão.	128
5.4.2.1	Avaliação do algoritmo ET-DN MPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 3).	129
5.4.2.2	Comparação entre DN MPC e ET-DN MPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 3).	131
5.4.3	Avaliação do algoritmo DN MPC na Estratégia Heurística de Operação da Refinaria “José Martí”	133
5.4.3.1	Avaliação do algoritmo DN MPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 1).	133
5.4.3.2	Avaliação do algoritmo DN MPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 2).	135
5.4.3.3	Avaliação do algoritmo DN MPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 3).	136
5.4.3.4	Avaliação do algoritmo ET-DN MPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 3).	138
5.4.3.5	Comparação entre resultados do ET-DN MPC e DN MPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 3).	139
5.4.4	Avaliação do algoritmo DN MPC na Estratégia Heurística de Operação da Empresa Açucareira “30 de noviembre”	141
5.4.4.1	Avaliação do DN MPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação - 1).	142
5.4.4.2	Avaliação do DN MPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação - 2).	143
5.4.4.3	Avaliação do DN MPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação - 3).	144
5.4.4.4	Avaliação do ET-DN MPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação - 3).	144
5.4.4.5	Comparação entre resultados do ET-DN MPC e DN MPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação - 3).	145
5.5	Conclusões do capítulo.	146
CAPÍTULO 6.		149
CONTROLO PREDITIVO BASEADO EM MODELOS NEURONAI. APLICAÇÃO NO PROCESSO INDUSTRIAL DE CRISTALIZAÇÃO BATCH DE AÇÚCAR.		149
6.1	Introdução.	149
6.2	Caracterização geral das redes neuronais.	150
6.2.1	Modelos neuronais estáticos.	152
6.2.2	Funções de activação.	153
6.2.3	Arquitectura dos modelos neuronais.	153
6.2.4	Métodos de aprendizagem.	154
6.3	Controlo preditivo baseado em redes neuronais.	155

6.3.1	A <i>Toolbox Neural Network</i> de MatLab.....	156
6.3.2	Estrutura da rede neuronal.....	158
6.3.3	Treino da rede neuronal.....	159
6.4	Avaliação do algoritmo NNMPC.....	161
6.4.1	Avaliação do algoritmo NNMPC na Estratégia Heurística de Operação da Refinaria “RAR.SA”.....	162
6.4.1.1	Obtenção dos modelos neuronais para os NNMPC da EHO da refinaria “RAR.SA”.....	163
6.4.1.2	Parâmetros dos NNMPC aplicados na EHO da Refinaria “RAR.SA”.....	165
6.4.1.3	Influência do parâmetro λ_2 no desempenho do NNMPC.	168
6.4.1.4	Avaliação do NNMPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 1).....	168
6.4.1.5	Avaliação do NNMPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 2).....	170
6.4.1.6	Avaliação do NNMPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 3).....	172
6.4.1.7	Avaliação do algoritmo ET-NNMPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 3).....	173
6.4.1.8	Comparação entre o desempenho do NNMPC e ET-NNMPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 3).	175
6.4.2	Avaliação do algoritmo NNMPC na Estratégia Heurística de Operação da Refinaria “José Martí”.....	178
6.4.2.1	Avaliação do algoritmo NNMPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 1).....	180
6.4.2.2	Avaliação do algoritmo NNMPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 2).....	182
6.4.2.3	Avaliação do algoritmo NNMPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 3).....	183
6.4.2.4	Avaliação do algoritmo ET-NNMPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 3).....	185
6.4.2.5	Comparação entre o desempenho do NNMPC e ET-NNMPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 3).....	186
6.4.3	Avaliação do algoritmo NNMPC na Estratégia Heurística de Operação da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”.....	189
6.4.3.1	Avaliação do NNMPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação -1).....	191
6.4.3.2	Avaliação do NNMPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação - 2).....	192
6.4.3.3	Avaliação do NNMPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação - 3).....	194
6.4.3.4	Avaliação do ET-NNMPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação - 3).....	195
6.4.3.5	Comparação entre o desempenho do NNMPC e ET-NNMPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação - 3).....	196
6.4.4	Comparação do desempenho dos controladores PI , NNMPC e DNMPC em processos de cristalização batch de açúcar.....	198
6.4.4.1	Comparação do desempenho dos algoritmos PI, NNMPC e DNMPC na EHO do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA”.....	198

6.4.4.2	Comparação do desempenho dos algoritmos PI, NNMPC e DNMPC na EHO do processo de cristalização na Refinaria “José Martí”	200
6.4.4.3	Comparação do desempenho dos algoritmos PI, NNMPC e DNMPC na EHO do processo de cristalização na Empresa açucareira “30 de Noviembre ”	202
6.5	Conclusões do capítulo.	203
CAPÍTULO 7.		205
INTRODUÇÃO DE PARÂMETROS FINAIS DE QUALIDADE NA FUNÇÃO OBJECTIVO DO NNMPC. APLICAÇÃO NO PROCESSO INDUSTRIAL DE CRISTALIZAÇÃO BATCH DE AÇÚCAR.		205
7.1	Introdução.	205
7.2	Controlador preditivo baseado em modelos neuronais com objectivos de controlo batch.	206
7.2.1	NNMPC-Batch (referência variável).	209
7.2.2	NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável).	211
7.3	Avaliação do algoritmo NNMPC com objectivos de controlo batch.	212
7.3.1	Avaliação dos algoritmos NNMPC-Batch na EHO da Refinaria “RAR.SA”	213
7.3.1.1	Avaliação do NNMPC-Batch (referência variável) na EHO da refinaria “RAR.SA”	214
7.3.1.2	Avaliação do NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) na EHO da refinaria “RAR.SA”	216
7.3.1.3	Influência da etapa de aperto no desempenho do NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável).	219
7.3.2	Avaliação dos algoritmos ET-NNMPC-Batch na EHO da Refinaria “RAR.SA”	220
7.3.2.1	Avaliação do ET-NNMPC-Batch (referência variável) na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 3)	221
7.3.2.2	Avaliação do ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 3)	223
7.3.3	Avaliação dos algoritmos NNMPC-Batch na EHO da Refinaria “José Martí”	226
7.3.3.1	Avaliação do NNMPC-Batch (referência variável) na EHO da Refinaria “José Martí”	227
7.3.3.2	Avaliação do NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) na EHO da Refinaria “José Martí”	229
7.3.3.3	Avaliação do ET-NNMPC-Batch (referência variável) na EHO da Refinaria “José Martí”	230
7.3.3.4	Avaliação do ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) na EHO da Refinaria “José Martí”	232
7.4	Conclusões do capítulo.	234
CAPÍTULO 8.		237
CONCLUSÕES E TRABALHO FUTURO		237
8.1	Apreciação geral do trabalho.	237
8.2	Principais resultados do trabalho.	239

8.3	Perspectivas para o trabalho futuro.....	240
APÊNDICES A.....		241
RECOLHA DE DADOS NA INDÚSTRIA, OBTENÇÃO DO MODELO MATEMÁTICO DO PROCESSO DE CRISTALIZAÇÃO BATCH DE AÇÚCAR E AVALIAÇÃO DO MODELO.....		241
A.1	Obtenção de dados reais em processos industriais de cristalização batch de açúcar.....	241
A.1.1	Representação gráfica dum conjunto de dados reais do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA” (Batch-2).....	241
A.1.2	Representação gráfica dum conjunto de dados reais do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA” (Batch-3).....	242
A.1.3	Representação gráfica dum conjunto de dados reais do processo de cristalização na Refinaria “José Martí” (Batch-2).....	242
A.1.4	Representação gráfica dum conjunto de dados reais do processo de cristalização na Refinaria “José Martí” (Batch-3).....	243
A.1.5	Representação gráfica dum conjunto de dados reais do processo de cristalização na empresa Açucarera “30 de Noviembre” (Batch-2).....	243
A.1.6	Representação gráfica dum conjunto de dados reais do processo de cristalização na Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (Batch-3).....	244
A.2	Modelo matemático detalhado do processo de cristalização batch de açúcar.....	245
A.2.1	Modelo Geral do processo de cristalização em MatLab Simulink.....	245
A.2.2	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a massa de água.....	246
A.2.3	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a massa de impurezas e de sacarose dissolvida na solução.....	246
A.2.4	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar o volume da suspensão.....	246
A.2.5	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a densidade do licor de alimentação.....	246
A.2.6	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar os parâmetros da solução.....	247
A.2.7	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a taxa de evaporação.....	247
A.2.8	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar o calor de entrada no cristalizador.....	247
A.2.9	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar o brix de saturação.....	248
A.2.10	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a sobressaturação.....	248
A.2.11	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar o coeficiente de saturação.....	248
A.2.12	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a viscosidade da suspensão cristalina.....	248
A.2.13	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a temperatura do processo.....	249

A.2.14	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a corrente do agitador.	249
A.2.15	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a viscosidade da solução.	250
A.2.16	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a densidade da solução	250
A.2.17	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar o Momento 0 da função de distribuição Número - Volume (Número de cristais).....	250
A.2.18	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a massa de cristais e as equações de balanço populacional.....	251
A.2.19	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar o Momento 2 da função de distribuição Número – Volume.	251
A.2.20	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar o Momento 3 da função de distribuição Número – Volume.	251
A.2.21	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a razão de crescimento linear.	252
A.2.22	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a taxa de nucleação.....	252
A.2.23	Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a razão de crescimento volumétrico.	252
A.2.24	Função implementada em MatLab para determinar os parâmetros tamanho médio e coeficiente de variação de cristais.	253
A.3	Avaliação do modelo matemático do processo de cristalização batch de açúcar.....	253
A.3.1	Programa implementado em MatLab para determinar a sensibilidade do modelo em relação as incertezas dos parâmetros empíricos.....	253
A.3.2	Sensibilidade do modelo em relação aos parâmetros empíricos (para dez conjuntos de dados da Refinaria “RAR.SA”).....	255
A.3.3	Contribuição da variação dos parâmetros empíricos nas saídas do modelo (para dez conjuntos de dados da Refinaria “RAR.SA”).....	256
A.3.4	Influência do parâmetro empírico K_{vap} nas saídas do modelo (Dados Batch_RAR_01).....	257
A.3.5	Sensibilidade das principais saídas do modelo em relação ao parâmetro empírico K_{vap} (Dados Batch_RAR_01).....	257
A.3.6	Influência do parâmetro empírico K_g nas saídas do modelo (Dados Batch_RAR_01).....	258
A.3.7	Sensibilidade das principais saídas do modelo em relação ao parâmetro empírico K_g (Dados Batch_RAR_01).....	258
A.3.8	Influência do parâmetro empírico K_n nas saídas do modelo (Dados Batch_RAR_01).....	259
A.3.9	Sensibilidade das principais saídas do modelo em relação ao parâmetro empírico K_n (Dados Batch_RAR_01).....	259
A.3.10	Influência do parâmetro empírico K_{ag} nas saídas do modelo (Dados Batch_RAR_01).....	260

A.3.11	Sensibilidade das principais saídas do modelo em relação ao parâmetro empírico K_{ag} (Dados Batch_RAR_01)	260
A.3.12	Programa implementado em MatLAB para determinar a sensibilidade do modelo em relação às variações nos parâmetros de operação utilizados no controlo do processo empírico.	261
A.3.13	Sensibilidade do modelo em relação aos parâmetros de controlo (para dez conjuntos de dados da Refinaria “RAR.SA”)	262
A.3.14	Contribuição da variação dos parâmetros de controlo nas saídas do modelo (para dez conjuntos de dados da Refinaria “RAR.SA”).....	263
A.3.15	Programa implementado em MatLab para determinar por optimização os parâmetros empíricos do modelo no caso de estudo da Refinaria “RAR.SA”	264
A.3.16	Esquema implementado em MatLab Simulink para representar o modelo utilizado pela função de optimização $fminbnd$	265
A.3.17	Valores obtidos por optimização dos parâmetros empíricos do modelo e valor médio do erro do modelo (Função objectivo), (Caso de estudo Refinaria “RAR.SA”).....	266
A.3.18	Valores obtidos por optimização dos parâmetros empíricos do modelo e valor médio do erro do modelo (Função objectivo), (Caso de estudo Refinaria “José Martí”).	267
A.3.19	Valores obtidos por optimização dos parâmetros empíricos do modelo e valor médio do erro do modelo (Função objectivo), (Caso de estudo Empresa Açucareira “30 de Noviembre”).....	268
APÊNDICES B.		269
SIMULAÇÕES ASSOCIADAS ÀS DIFERENTES ESTRATÉGIAS DE CONTROLO APLICADAS NO PROCESSO DE CRISTALIZAÇÃO BATCH DE AÇÚCAR.....		269
B.1	Estratégias de controlo Proporcional Integral Derivativo.....	269
B.1.1	Condições iniciais das variáveis de estado no instante em que são activados os controladores.	269
B.1.2	Programa do algoritmo de sintonização dos parâmetros do controlador PID. (Processo “RAR.SA” - Controlador 1)	270
B.1.3	Resposta do algoritmo de sintonização do controlador PID (processo cristalização da Refinaria “RAR.SA”)	271
B.1.4	Resposta do algoritmo de sintonização do controlador PID (processo cristalização da Refinaria “José Martí”).....	272
B.1.5	Resposta do algoritmo de sintonização do controlador PID (processo cristalização da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”).....	273
B.1.6	Representação gráfica dum conjunto de dados reais aplicados na validação do controlador PI para o processo de cristalização “30 de Noviembre” (Batch 1)	273
B.1.7	Representação gráfica dum conjunto de dados reais aplicados na validação do controlador PI para o processo de cristalização “RAR.SA” (Batch 1).....	274

B.1.8	Representação gráfica dum conjunto de dados reais aplicados na validação do controlador PI para o processo de cristalização “José Martí” (Batch 1).....	274
B.1.9	Modelo utilizado em MatLab para representar o processo de cristalização e o sistema geral de controlo (Caso Refinaria “RAR.SA”)......	275
B.1.10	Modelo utilizado em MatLab para representar o sistema de controlo.....	275
B.2	Controlo preditivo baseado em modelos.	276
B.2.1	Modelo discreto do processo de cristalização.....	276
B.2.2	Algoritmo geral da implementação do DNMPC.	278
B.2.3	Programa completo da implementação do DNMPC na EHO “RAR.SA”.....	278
B.2.4	Desempenho do ET-DNMPC (EHO Refinaria “RAR.SA” – Cenário 1).....	292
B.3	Controlo preditivo baseado em modelos neuronais com objectivos de controlo batch.....	293
B.3.1	Programa implementado em MatLab para determinar o valor médio da somatória do erro previsto (E_{Σ}). (<i>Media_Somatoria_Erro.mat</i>)	293
B.3.2	Modelo neuronal de previsão utilizado pelo ET-NNMPC-Batch (referência variável) para determinar E_{Σ} (<i>Model_NN_AM_Ref_Pred.md</i>).....	293
B.3.3	Programa implementado em MatLab para recalcular o horizonte de previsão no ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (<i>Calculo_Hp.mat</i>)	293
B.3.4	Programa implementado em MatLab para fazer a previsão de AM no ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (<i>Prev_AM_Batch.mat</i>).	294
B.3.5	Modelo neuronal de previsão utilizado pelo ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) para determinar AM_{Batch} (<i>Model_NN_AM_End_Pred.md</i>).	294
	BIBLIOGRAFIA.	295

Agradecimentos.

Ver chegar o momento no qual estou pronto para apresentar a um júri científico a minha tese de doutoramento tem para mim um significado difícil de explicar: “uma sensação de satisfação, um forte impulso na minha vontade por continuar a minha vida profissional por este caminho e um desejo imenso por partilhar este momento e transmitir o meu sincero agradecimento a todas as pessoas e instituições que contribuíram para a materialização deste projecto”.

Em primeiro lugar desejo expressar a minha gratidão aos meus orientadores o Professor Doutor Sebastião Feyo de Azevedo e a Professora Doutora Petia Georgieva pela sua acertada orientação e o seu exemplo como professores, cientistas e investigadores. Deles tive, além de sua guia no campo científico, o privilégio de receber o seu apoio em muitas circunstâncias difíceis.

Ao Departamento de Engenharia Química da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto e à Fundação para a Ciência e Tecnologia de Portugal que viram a importância deste projecto e se propuseram financiá-lo.

Às empresas “RAR.SA”, “Refinaria José Martí” e “Açucareira 30 de Noviembre” que permitiram o acesso às suas instalações e a utilização dos seus dados de produção, e aos seus engenheiros e operários que proporcionaram experiência, conhecimentos e critérios essenciais para a materialização deste trabalho.

A todos os colegas de trabalho com os quais partilhei, na sala E-219 do DEQ-FEUP, momentos inesquecíveis, dos quais recebi em todo momento ajuda incondicional e apoio em todos os campos. Nuno, Hélder, Ricardo, Peter, Julio, Moritz e outros mais, além de excelentes investigadores, ofereceram-me a sua amizade sincera e fizeram menos difíceis estes anos longe de Cuba.

À Joana Azeredo e Fátima Faustino que sempre estiveram prontas em todos os meus trâmites administrativos. Também à Joana Feyo de Azevedo pela sua grande ajuda na correcção da tese.

Ao meu pai pelo seu exemplo, a minha mãe pelos seus conselhos sempre sábios, ao Manicero, Tay e Eduy por estar sempre ao meu lado, a David por dar-me a força de vontade quando a vida torna-se difícil e à María Jesús que me ensinou a crer no mais maravilhoso do mundo.

Ao Professor Doutor Omar Sánchez Pérez pelo seu exemplo de investigador incansável e por ter-me motivado, desde a época de estudante, a vocação pela investigação.

Aos trabalhadores e professores da Faculdade de Informática e Telecomunicações da Universidade de Pinar del Rio, dos que sempre recebi apoio e estímulo para concluir o projecto.

A todos os meus sinceros agradecimentos. Este trabalho forma parte da sua obra.

Resumo.

O objectivo desta tese de doutoramento foi o estudo e o desenvolvimento de estratégias viáveis e robustas de controlo preditivo baseado em modelos não lineares (na literatura inglesa Nonlinear Model Predictive Control -NMPC), para processos por partidas (batch) na área de engenharia química, com aplicação aos processos de cristalização industrial de açúcar em três empresas, Refinaria “RAR.SA, Refinaria “José Martí” e Empresa Açucareira “30 de Noviembre”.

O projecto teve como antecedentes trabalhos realizados no Departamento de Engenharia Química da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto e no Departamento de Telecomunicações e Electrónica da Universidade de Pinar del Rio, nas áreas da modelização, e controlo de unidades de cristalização de açúcar. Identificou-se que uma das limitações das estratégias de automatização das unidades de cristalização de açúcar está em não considerar, no seu controlo, os indicadores da qualidade final dos cristais de açúcar. Assim, as estratégias de controlo a desenvolver no presente estudo deveriam ser capazes de controlar eficientemente ao longo de todo o ciclo as variáveis de saída que caracterizam o processo e que podem ser medidas periodicamente, bem como controlar aquelas variáveis ou índices de qualidade que só podem ser validados ao terminar o processo.

Na concretização da tese foram realizadas as seguintes acções: i) análise dos processos industriais em estudo, com definição de estratégias de operação e recolha de dados reais; ii) obtenção dum modelo detalhado do processo de cristalização que incluísse os parâmetros tamanho médio e coeficiente de variação da função de distribuição massa – tamanho dos cristais, iii) desenvolvimento e implementação de diferentes estratégias de controlo preditivo baseado em modelos (Model Predictive Control-MPC), iv) validação das estratégias de controlo e v) análise global dos resultados e conclusões.

Foram desenvolvidas três estratégias do tipo NMPC. O primeiro algoritmo de controlo (DNMPC-Digital NMPC) utiliza um modelo de previsão discreto. O segundo algoritmo (NNMPC – Neural Network MPC) utiliza um modelo computacional baseado em redes neuronais, obtido de duas formas: i) a partir de um modelo detalhado do processo de cristalização; e ii) a partir de dados reais adquiridos ao longo de várias partidas. No terceiro algoritmo (Batch NNMPC), o principal resultado deste trabalho, o controlador foi desenhado por forma a controlar o tamanho médio dos cristais e com o objectivo de este parâmetro atingir no final do processo um valor de referência.

Os principais obstáculos para a implementação do paradigma do controlo preditivo não linear na indústria são o elevado custo computacional e os problemas numéricos associados à operação de optimização efectuada a cada passo de controlo. Nesta tese foi proposta uma modificação do método de optimização que permite uma tolerância do erro entre o valor de variável controlada e a sua referência (NMPC com Tolerância de Erro), o que reduziu substancialmente o tempo de optimização.

As três estratégias de controlo preditivo foram comparadas entre si e com controladores clássicos do tipo Proporcional-Integral (PI). Foram identificadas de forma clara as situações de processo em que os controladores NMPC desenvolvidos (nomeadamente o Batch NNMPC), consubstanciam melhorias relativas de desempenho, representando alternativas atractivas para a operação industrial.

Abstract.

The main objective of this PhD thesis was to study and develop efficient and robust non linear predictive control strategies (NMPC) for batch chemical engineering processes, with application in the industrial sugar crystallization processes of three companies: Refinery “RAR.SA”, Refinery “José Martí” and Sugar Company “30 de Noviembre”

The work is based on long standing experience and previous studies developed in the Department of Chemical Engineering, Faculty of Engineering of the University of Porto and in the Department of Telecommunications and Electronics of the University of Pinar del Río, related with modeling and control of sugar crystallization units. The control strategies implemented in the three sugar companies involved in the present project do not consider explicitly the final crystal quality and this has been identified as a great limitation for the improvement of the process performance. Therefore, the goal of the present work was to study the possibility to control on-line over the batch duration not only the operational measurable variables, but also the evolution of the final process quality measures.

The work can be divided into the following stages: i) analysis of the three industrial processes, with definition of operating strategies and acquisition of real process data; ii) development of a detailed sugar crystallization model, including the main crystal size distribution parameters, namely the mass average crystal size and the coefficient of variation; iii) development of various Nonlinear Model based Predictive Control (NMPC) strategies, iv) validation of the NMPC strategies and v) global analysis of the results and conclusions.

Three NMPC strategies were developed. The first control algorithm (DNMPC – Digital NMPC) uses a discrete model to predict the process future behavior. The second control algorithm (NNMPC – Neural Network NMPC) uses a computational neural network based predictive model obtained in two ways: i) from a detailed mechanistic model or ii) from real industrial batch data. In the third algorithm (Batch NNMPC), which is the main result of the thesis, the controller explicitly takes into account the evolution of the mass averaged crystal size parameter over the final crystallization stage in order to reach at the batch end the reference value.

The main challenge for real world implementation of the MPC control paradigm is the high computational costs and related numerical problems due to the optimization performed at each iteration step. A modification of the optimization procedure is proposed in this work where a certain tolerance between the value of the controlled variable and its respective reference is admitted (Error Tolerant NMPC). By this alteration, considerable reduction of the optimization time was registered.

The NMPC controllers developed in this work, particularly the Batch NNMPC, outperform the classical solutions and represent attractive alternatives for industrial operation.

Résumé.

L'objectif de ce travail de dissertation a été l'étude et le développement de stratégies viables et robustes de contrôle prédictif non linéaire basé sur des modèles (NMPC), pour des procédés batch, dans le secteur de la génie chimique, avec application aux procédés de cristallisation industrielle de sucre des sociétés Raffinerie « RAR.SA », Raffinerie « José Martí » et Société Sucrière « 30 de Noviembre ».

Le projet a été précédé par des travaux réalisés dans le Département de Génie Chimique de la Faculté d'Ingénierie de l'Université de Porto et dans le Département de Télécommunications et Électronique de l'Université de Pinar del Rio dans les secteurs de la modélisation, et le contrôle d'unités de cristallisation de sucre. On a identifié que une des limitations des stratégies d'automatisation des unités de cristallisation de sucre, est ne pas considérer, dans son contrôle, les indicateurs de la qualité finale des cristaux de sucre. Ainsi, les stratégies de contrôle à développer dans cet étude devraient être capables de contrôler efficacement, au long de tout le cycle, les variables de sortie qui caractérisent le processus et qui peuvent être mesurés périodiquement, ainsi que de contrôler ces variables ou indices de qualité qui peuvent être validées seulement à la finition du processus.

Pendant la concrétisation de la thèse les suivantes actions ont été réalisées: i) analyse des procédés industriels en étude, avec définition de stratégies d'opération et de collecte de données réelles ; ii) obtention d'un modèle détaillé du processus de cristallisation, qui représente les paramètres de taille moyenne et coefficient de variation de la fonction de distribution masse – taille des cristaux, iii) développement et mise en oeuvre de différentes stratégies MPC (contrôle prédictif basé sur des modèles), iv) validation des stratégies de contrôle et v) analyse globale des résultats et conclusions.

Trois stratégies NMPC ont été développées. Le premier cas (DNMPC - NMPC Digitales)) se soutient dans les exigences classiques de NMPC et utilise un modèle de prévision discret. Le second cas (NNMPC - NMPC basée sur des réseaux neuronaux) utilise un modèle neuronal obtenu de deux formes: i) à partir du modèle détaillé et ii) à partir de données réelles, en considérant le processus comme une boîte noire. Dans le troisième cas (NNMPC adapté à des objectifs de processus Batch), principal résultat de ce travail, le contrôleur est dessiné afin de contrôler la taille moyenne des cristaux, afin que ce paramètre atteigne la fin du processus avec la valeur désirée. Les trois stratégies NMPC ont été aussi développées avec une modification (ET-NMPC - NMPC avec Tolérance d'Erreur) qui permet une tolérance dans les erreurs de prévision des modèles, ce qui a permis de diminuer le temps de calcul du contrôleur.

Les résultats de tout les NMPC S sont comparés entre eux et avec des contrôleurs PI. Les situations de processus, spécifiquement celles qui sont associés à des processus Batch, ont été identifiées de forme claire. Les contrôleurs MPC développés (notamment le NNMPC-Batch), consolident des améliorations relatives de performance, en représentant des alternatives disponibles pour l'opération industrielle.

Nomenclatura.

Caracteres Romanos

AM	Tamanho médio dos cristais, [m]
$B(v)$	Função de nascimento de cristais em coordenadas de volume da partícula, [1/m ⁶ s]
B_0	Taxa de nucleação, [1/m ³ s]
B, Bx	Brix (fracção mássica de sólidos dissolvidos)
BPE	Ponto máximo de ebulição, [°C]
\mathbf{b}_i	Vector dos umbrais considerados nas capas do modelo neuronal
Cp	Capacidade calorífica, [J/(kg °C)]
Ctb	Contribuição desejada no segundo termo da função objectivo, [%]
CV	Coefficiente de variação, [%]
$D(v)$	Função de morte de cristais em coordenadas do volume da partícula, [1/m ⁶ s]
\mathbf{d}	Vector das saídas desejadas no treino do modelo neuronal.
d	Tempo de retardo dum sistema expressado em períodos de amostragem
E_Σ	Valor médio dos erros futuros
\mathbf{e}	Vector dos erros de saída
F_f	Caudal volumétrico de alimentação, [m ³ /s]
F_s	Caudal mássico de vapor, [kg/s]
$Flag$	Indicadores binários
G	Velocidade de crescimento linear dos cristais, [m/s]
G_v	Velocidade de crescimento volumétrico de cristais, [m ³ /s]
\mathbf{g}	Gradiente aplicado no método de <i>Levenberg-Marquardt</i>
\mathbf{H}	Matriz Hessiana
H	Entalpia específica, [J/kg]
H_c	Horizonte de controlo
H_p	Horizonte de previsão
IA	Corrente do agitador, [A]
IAE	Valor absoluto do integral do erro
$ITAE$	Valor absoluto do integral do erro ponderado no tempo
\mathbf{J}	Matriz Jacoviano
J_{cris}	Caudal mássico de cristalização, [kg/s]
J_{vap}	Caudal mássico de evaporação, [kg/s]
K_{ag}	Constante cinética de aglomeração de cristais

K_g	Constante cinética de crescimento de cristais
K_n	Constante cinética de nucleação de cristais
K_{vap}	Constante de correcção da razão de evaporação
k	Índice de tempo discreto
k_p	Constante de ganho proporcional no controlador PID
k_v	Factor volumétrico de forma
L, \bar{L}	Tamanho das partículas, Tamanho médio (distribuição populacional), [m]
M	Massa, [kg]
m	Número de bits do conversor Digital/Analógico
$m(L)$	Função de distribuição massa – tamanho dos cristais, [1/m]
\mathbf{n}_2, n_1	Saídas das capas do modelo neuronal
$n(L)$	Função de distribuição número – tamanho dos cristais, [1/m ⁴]
$n(v)$	Função de distribuição número – volume de cristais, [1/m ⁶]
P	Pressão, [bar]
Pur	Pureza (Fracção mássica de sacarose nos sólidos dissolvidos)
\mathbf{P}	Vector com os parâmetros empíricos e de controlo do modelo (Capítulo 3)
P	(Soft Constraint) Variação máxima permitida nos códigos binários do conversor Digital/Analógico para um intervalo de amostragem
Q	Calor de entrada, [J/s]
R	Constante cinética dos gases, [J/molK]
\mathbf{r}, \mathbf{p}	Vectores de entrada do modelo neuronal (Capítulo 6)
ref	Referência que devem seguir os MPC
S	Sobresaturação
SP	Valor desejado (<i>Set Point</i>)
T	Temperatura, [°C]
t	Tempo, [s]
t_{CPU}	Tempo de computação, [s]
t_e	Tempo de estabelecimento, [s]
\mathbf{u}	Vector das variáveis de controlo
u^*	Último valor de u calculado antes que E_Σ atinja a zona de tolerância
V	Volume da suspensão no cristalizador, [m ³]
v	Volume dos cristais, [m ³]
W	Potencia do agitador, [J/s]
$\mathbf{W}_{i,j}, \mathbf{w}_{i,j}$	Matrizes e vectores dos pesos sinápticos do modelo neuronal
\mathbf{x}	Vector das variáveis de estados
\mathbf{y}	Vector das variáveis de saída mesuráveis

Subscritos

<i>a</i>	Açúcar dissolvida
<i>batch</i>	Parâmetro referido ao momento no qual conclui o processo
<i>c</i>	Cristais de açúcar
<i>cris</i>	Cristalização
<i>f</i>	Alimentação
<i>i</i>	Impurezas (sempre se refere a massa de impurezas)
<i>i, j</i>	Índices variáveis
<i>m</i>	Suspensão de cristais e licor
<i>p</i>	Processo ou planta
<i>s</i>	Vapor de água
<i>sat</i>	Condições de saturação
<i>sol</i>	Solução
<i>vac</i>	Vazio
<i>vap</i>	Evaporação
<i>ref</i>	Referência que devem seguir os MPC
<i>w</i>	Água
RAR	Refinaria “RAR.SA”
Marti	Refinaria “José Martí”
30_Nov	Empresa Açucareira “30 de Noviembre”
NN	Rede neuronal

Letras gregas

α_s	Factor de correcção empírico do calor de entrada
β	Núcleo de aglomeração, [m ³ /s]
β'	Núcleo de aglomeração instantâneo (com respeito ao volume total), [1/s]
χ	Valor de tolerância permitida no erro de previsão
ϕ_{ij}	Matriz de sensibilidade do modelo
γ	Factor de peso, [0 1]
$\eta_j(L)$	Momento j da função de distribuição número – tamanho dos cristais, [mj]
$\eta_j(v)$	Momento j da função de distribuição número – volume de cristais $m(L)$, [mj]
λ_1, λ_2	Factores de peso dos termos da função objectivo
λ_{vap}	Calor latente evaporação, [J/kg]
μ	Viscosidade dinâmica, [Pa · s]
$\tilde{\mu}_j(v)$	Momento j da função de distribuição número – volume de cristais $n(v)$, [mj]
μ_{LM}	Escalar aplicado no método de <i>Levenberg-Marquardt</i>
θ	Resolução do sistema digital de controlo

ρ	Densidade, [kg/m ³]
σ	Variância da distribuição populacional
w_c	Fracção mássica de cristais
v_c	Fracção volumétrica de cristais
τ	Constante de tempo
τ_i	Constante de tempo de integração
τ_d	Constante de tempo proporcional
Φ_k	Conjunto de vectores com todos as saídas possíveis do modelo no horizonte de previsão
Λ_k	Conjunto de vectores com todos os valores possíveis do sinal de controlo no horizonte de controlo
Ψ_{ij}	Matriz que representa a contribuição, da variação dos parâmetros empíricos e de controlo dentro do intervalo de confiança, nas saídas do modelo.

Operadores

ΔX	Varição do parâmetro X num intervalo de amostragem
\bar{X}	Valor médio do parâmetro X
\hat{X}	Valor estimado do parâmetro X
\tilde{X}	Baseado no volume total do sistema $\tilde{X} = X \cdot V_m$, [$X \cdot \text{m}^3$]
$\text{floor}(X)$	Obtém a parte inteira do parâmetro X

Abreviaturas

EHO	Estratégia heurística de operação
ET	Tolerância no erro de previsão
DNMPC	Controlador preditivo digital baseado em modelos não lineares
GUI	Interface gráfica de usuário
LMPC	Controlador preditivo baseado em modelos lineares
MIMO	Múltiplas entradas múltiplas saídas
MPC	Controlador preditivo baseado em modelos
NMPC	Controlador preditivo baseado em modelos não lineares
NNMPC	Controlador preditivo baseado em modelos neuronais
PID	Proporcional integral derivativo
SISO	Simple entrada simples saída

Lista de Figuras.

Figura 2.1 - Esquema geral do ciclo produtivo do açúcar refinado a partir da rama de açúcar.	17
Figura 2.2 - Esquema tecnológico simplificado seguido na Refinaria “RAR.SA”.	21
Figura 2.3 - Esquema simplificado de cristalização dum massa cozida.	23
Figura 2.4 - Representação gráfica dum conjunto de dados reais do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA” (Batch-1)	25
Figura 2.5 - Fluxo tecnológico seguido na Refinaria “José Martí”	26
Figura 2.6 - Esquema de cozedura de 4 massas cozidas.	29
Figura 2.7 - Representação gráfica dum conjunto de dados reais do processo de cristalização na Refinaria “José Martí” (Batch-1)	31
Figura 2.8 - Esquema de 3 massas cozidas aplicada na Empresa “30 de Noviembre” para obter rama de açúcar.	32
Figura 2.9 - Representação gráfica dum conjunto de dados reais do processo de cristalização na Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (Batch-1)	35
Figura 2.10 - Perfil típico de volume no processo de cristalização.	37
Figura 2.11 - Perfil típico da sobressaturação no processo de cristalização.	38
Figura 2.12 - Perfil típico da fracção mássica de cristais.	41
Figura 3.1 - Esquema geral dum cristalizador batch de açúcar por evaporação ao vazio (Gonçalves, 1996)	45
Figura 3.2 - Diagrama de solubilidade – temperatura e respectivas zonas de saturação (Gonçalves, 1996).	47
Figura 3.3 - Representação simplificada do mecanismo de crescimento de cristais (adaptado de (Matsuoka, 1991)).	47
Figura 3.4 - Esquema do procedimento utilizado para a avaliação do modelo e a estimativa dos seus parâmetros empíricos.	63
Figura 3.5 - Esquema geral do mecanismo de avaliação da sensibilidade do modelo.	65
Figura 3.6 - Esquema utilizado em MatLab Simulink para o estudo de sensibilidade do modelo em relação aos parâmetros empíricos.	66
Figura 3.7 - Influência do parâmetro empírico α_s nas saídas do modelo. (Dados Batch_RAR_01).....	66
Figura 3.8 - Sensibilidade das principais saídas do modelo em relação ao parâmetro α_s (Dados Batch_RAR_01).....	67
Figura 3.9 - Esquema utilizado em Simulink para o estudo de sensibilidade do modelo em relação aos parâmetros de controlo.....	68
Figura 3.10 - Influência do parâmetro de controlo F_f nas saídas do modelo. (Dados Batch_RAR_01)....	69
Figura 3.11 - Influência do parâmetro de controlo F_s nas saídas do modelo. (Dados Batch_RAR_01)....	69
Figura 3.12 - Influência do parâmetro de controlo P_{vac} nas saídas do modelo. (Dados Batch_RAR_01).....	70

Figura 3.13 - Comparação entre as principais saídas do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA” e do modelo. (Batch-1).....	73
Figura 3.14 - Comparação entre as principais saídas do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA” e do modelo. (Batch-2).....	73
Figura 3.15 - Comparação entre a resposta da temperatura do processo real e do modelo ante entradas reais obtidas na Refinaria “José Martí” (Batch: 2 e 5).....	74
Figura 3.16 - Representação gráfica dos valores reais de entrada disponíveis para dois batch na Refinaria “José Martí”	75
Figura 3.17 - Resposta das principais saídas do modelo utilizando dados de entrada reais da Refinaria “José Martí” (Batch 2 e 5).....	75
Figura 3.18 - Comparação entre as principais saídas do processo de cristalização na Empresa Açucareira “30 de Noviembre” e o modelo. (Batch-2).....	76
Figura 3.19 - Comparação entre as principais saídas do processo de cristalização na Empresa Açucareira “30 de Noviembre” e o modelo. (Batch-6).....	77
Figura 4.1 - Representação do controlador PID (Em MatLab Simulink).....	85
Figura 4.2 - Representação gráfica do Integral do Erro.....	85
Figura 4.3 - Estrutura usada em Simulink para determinar os parâmetros óptimos do PID.....	86
Figura 4.4 - Esquema do sistema geral de controlo para implementar a estratégia de operação da Refinaria “RAR.SA” com controladores PI.....	89
Figura 4.5 - Resposta do controlador PI-1 e PI -4. (EHO da Refinaria “RAR.SA”-Cenário1).....	91
Figura 4.6 - Resposta do controlador PI-2 e PI -3. (EHO da Refinaria “RAR.SA”-Cenário1).....	91
Figura 4.7 - Resposta do controlador PI -2 às perturbações no brix de alimentação de licor. (EHO da Refinaria “RAR.SA”).....	92
Figura 4.8 - Resposta às perturbações na pressão de vazio (PI -3) e na pureza do licor de alimentação na ultima fase de cristalização (PI -4). (EHO da Refinaria “RAR.SA”).....	93
Figura 4.9 - Resposta do controlador PI-1 e PI -4. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3).....	94
Figura 4.10 - Resposta do controlador PI-2 e PI -3. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3).....	94
Figura 4.11 - Esquema do sistema geral de controlo para implementar a estratégia de operação da Refinaria “José Martí” com controladores PI.	95
Figura 4.12 - Resposta do controlador PI-1 e PI -4. (EHO da Refinaria “José Martí”-Cenário 1)	96
Figura 4.13 - Resposta dos controladores PI-2, PI-3 (EHO da Refinaria “José Martí”-Cenário 1)	97
Figura 4.14 - Resposta do controlador PI -2 às perturbações no brix de alimentação de licor. (EHO da Refinaria “José Martí”).....	98
Figura 4.15 - Resposta às perturbações na pressão de vazio (PI -3) e na pureza o licor de alimentação na ultima fase de cristalização (PI -4). (EHO da Refinaria “José Martí”)	98
Figura 4.16 - Resposta do controlador PI-1 e PI -4. (EHO da Refinaria “José Martí”-Cenário 3)	99
Figura 4.17 - Resposta do controlador PI-2 e PI -3. (EHO da Refinaria “José Martí”-Cenário 3)	100
Figura 4.18 - Esquema do sistema geral de controlo para implementar a estratégia de operação da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” com controladores PI.....	100
Figura 4.19 - Resposta do controlador PI-1 e PI -2. (EHO da Empresa “30 de Noviembre”-Cenário 1) .	102
Figura 4.20 - Resposta a perturbações no brix do licor de alimentação (PI -2). (EHO da Empresa “30 de Noviembre”), (Cenário -2)	103

Figura 4.21 – Resposta às perturbações na pressão de vazio e na pureza do licor de alimentação (PI - 2). (EHO da Empresa “30 de Noviembre”), (Cenário -2).....	103
Figura 4.22 - Resposta do controlador PI-1 e PI -2. (EHO da Empresa “30 de Noviembre”-Cenário 3) .	104
Figura 5.1 - Representação da estratégia de controlo preditivo e da política de horizonte móvel.	109
Figura 5.2 - Arquitectura básica do MPC.....	110
Figura 5.3 - Arquitectura general DNMPC	112
Figura 5.4 - Efeito do factor de peso γ na geração da trajectória.	112
Figura 5.5 - Efeito da introdução do erro do modelo na equação do gerador de trajectória.	113
Figura 5.6 - Resposta dos DNMPC-1 e 4. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 1).....	121
Figura 5.7 - Resposta dos DNMPC-2 e 3. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 1).....	121
Figura 5.8 - Resposta do DNMPC - 2 às perturbações no brix do licor de alimentação. (EHO da Refinaria “RAR.SA”) (Cenário 2)	123
Figura 5.9 - Resposta do DNMPC -2 com a acção de controlo de emergência às perturbações no brix do licor de alimentação. (EHO da Refinaria “RAR.SA”) (Cenário 2).....	123
Figura 5.10 – Acção de controlo de emergência.	124
Figura 5.11 - Resposta dos DNMPC -3 e 4 às perturbações na pressão de vapor e na pureza do xarope de alimentação (EHO da Refinaria “RAR.SA”) (Cenário 2).....	125
Figura 5.12 - Resposta dos DNMPC-1 e 4. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3).....	126
Figura 5.13 - Resposta dos DNMPC- 2 e 3. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3).....	126
Figura 5.14 - Comportamento do parâmetro tamanho médio. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3, Batch 1, Batch 2 e Batch 3)	127
Figura 5.15 - Desempenho do ET-DNMPC 1 - 4. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)	130
Figura 5.16 - Desempenho do ET-DNMPC 2 - 3. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)	130
Figura 5.17 - Comparação entre DNMPC e ET-DNMPC. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)...	131
Figura 5.18 - Comparação entre DNMPC e ET-DNMPC. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)..	132
Figura 5.19 - Tempo de computação requerido pelos algoritmos ET-DNMPC e DNMPC. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)	132
Figura 5.20 - Desempenho do DNMPC 1 - 4. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 1)	134
Figura 5.21 - Desempenho do DNMPC 2 - 3. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 1)	134
Figura 5.22 - Resposta do DNMPC - 2 às perturbações no brix de alimentação de licor (EHO da Refinaria “José Martí”)(Cenário 2).....	135
Figura 5.23 - Resposta do DNMPC 3 – 4 às perturbações na pressão de vazio e na pureza do licor (EHO da Refinaria “José Martí”) (Cenário 2)	136
Figura 5.24 - Desempenho do DNMPC 1 - 4. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)	137
Figura 5.25 - Desempenho do DNMPC 2 -3. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)	137
Figura 5.26 - Desempenho do ET-DNMPC 1 - 4. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3).....	138
Figura 5.27 - Desempenho do ET-DNMPC 2 - 3. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3).....	139
Figura 5.28 - Comparação entre DNMPC e ET-DNMPC. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)	139
Figura 5.29 - Comparação entre DNMPC e ET-DNMPC. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)	140
Figura 5.30 - Tempo de computação requerido pelos algoritmos ET-DNMPC e DNMPC. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3).....	140

Figura 5.31 - Desempenho do DNMPC 1 - 2. (EHO da Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 1).....	142
Figura 5.32 - Resposta do DNMPC -2 às perturbações no brix e a pureza do licor (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”) (Cenário 2)	143
Figura 5.33 - Desempenho do DNMPC 1 - 2. (EHO da Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 3).....	144
Figura 5.34 - Desempenho do ET-DNMPC 1 - 2. (EHO da Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 3)	145
Figura 5.35 - Comparação entre DNMPC e ET-DNMPC. (EHO da Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 3).....	146
Figura 5.36 - Tempo de computação requerido pelos algoritmos ET-DNMPC e DNMPC. (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 3).....	146
Figura 6.1 - Unidade computacional dum modelo neuronal estático.	153
Figura 6.2 - Principais funções de activação.	153
Figura 6.3 - Estruturas dum modelo neuronal (a) uma capa, (b) multicapa.	154
Figura 6.4 - Classificação taxionómica do processo de aprendizagem.	154
Figura 6.5 - Esquema geral NNMPC.....	156
Figura 6.6 - GUI <i>Neural Network Predictive Control</i> de MatLab.	157
Figura 6.7 - GUI <i>Plan Identification</i> de MatLab.	157
Figura 6.8 - Estrutura neuronal multicapa.	158
Figura 6.9 - Representação esquemática do algoritmo de aprendizagem da rede neuronal.	159
Figura 6.10 - Esquema do sistema geral de controlo para implementar a estratégia de operação da Refinaria “RAR.SA” com NNMPC.	163
Figura 6.11 - Caso de Treino 1. Esquema de geração de dados.	164
Figura 6.12 - Representação dos dados utilizados no treino da rede neuronal do ciclo de controlo 1 (Seis Batch, Refinaria “RAR.SA”).	165
Figura 6.13 - Representação dos dados utilizados no treino da rede neuronal do ciclo de controlo 2 (Seis Batch, Refinaria “RAR.SA”).	165
Figura 6.14 - Influência do factor de peso λ_2 na resposta dos NNMPC 1 e 2. (EHO da Refinaria “RAR.SA”, Cenário 1, Procedimento de Treino 1)	168
Figura 6.15 - Resposta dos NNMPC-1 e 4. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 1).....	169
Figura 6.16 - Resposta dos NNMPC-2 e 3. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 1).....	170
Figura 6.17 - Resposta do NNMPC-2 ante perturbações no brix do licor de alimentação. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 2).....	171
Figura 6.18 - Resposta dos NNMPC-3 e 4 ante perturbações na pressão de vazio e na pureza do xarope de alimentação. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 2)	171
Figura 6.19 - Resposta dos NNMPC-1 e 4. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3).....	173
Figura 6.20 - Resposta dos NNMPC-2 e 3. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3).....	173
Figura 6.21 - Resposta dos ET-NNMPC 1 e 4. (Modelo neuronal Caso 1 e Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)	174
Figura 6.22 - Resposta dos ET-NNMPC 2 e 3. (Modelo neuronal Caso 1 e Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)	175
Figura 6.23 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 1 e 4. (Modelo neuronal Caso 1) (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3).....	176

Figura 6.24 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 2 e 3. (Modelo neuronal Caso 1) (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3).....	176
Figura 6.25 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 1 e 4. (Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3).....	177
Figura 6.26 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 2 e 3. (Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3).....	177
Figura 6.27 - Tempo de computação utilizado pelos algoritmos NNMPC e ET-NNMPC. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)	178
Figura 6.28 - Esquema do sistema geral de controlo para implementar a estratégia de operação da Refinaria “José Martí ” com NNMPC.	179
Figura 6.29 - Resposta dos NNMPC-1 e 4. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 1)	181
Figura 6.30 - Resposta dos NNMPC-2 e 3. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 1)	181
Figura 6.31 - Resposta do NNMPC-2 na presença de perturbações no brix do licor de alimentação. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 2).....	182
Figura 6.32 - Resposta dos NNMPC-3 e 4 às perturbações na pressão de vazio e na pureza do licor de alimentação. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 2)	183
Figura 6.33 - Resposta dos NNMPC-1 e 4. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)	184
Figura 6.34 - Resposta dos NNMPC-2 e 3. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)	184
Figura 6.35 - Resposta dos ET-NNMPC 1 e 4. (Modelo neuronal Caso 1 e Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3).....	185
Figura 6.36 - Resposta dos ET-NNMPC 2 e 3. (Modelo neuronal Caso 1 e Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3).....	186
Figura 6.37 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 1 e 4. (Modelo neuronal Caso 1) (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)	187
Figura 6.38 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 2 e 3. (Modelo neuronal Caso 1) (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)	187
Figura 6.39 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 1 e 4. (Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)	188
Figura 6.40 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 2 e 3. (Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)	188
Figura 6.41 - Tempo de computação utilizado pelos algoritmos NNMPC e ET-NNMPC. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3).....	189
Figura 6.42 - Esquema do sistema geral de controlo para implementar a EHO do processo de cristalização na Empresa Açucareira “30 de Noviembre” com NNMPC.	190
Figura 6.43 - Resposta dos NNMPC-1 e 2. (EHO da Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 1).....	191
Figura 6.44 - Resposta do NNMPC-2 às perturbações no brix do licor de alimentação. (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 2)	193
Figura 6.45 - Resposta dos NNMPC-3 e 4 às perturbações na pressão de vazio e na pureza do licor de alimentação. (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 2).....	193
Figura 6.46 - Resposta dos NNMPC-1 e 2. (EHO da Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 3).....	194
Figura 6.47 - Resposta dos ET-NNMPC 1 e 2. (Modelo neuronal Caso 1 e Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 3)	195
Figura 6.48 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 1 e 2. (Modelo neuronal Caso 1) (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 3).....	196

Figura 6.49 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 1 e 2. (Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 3).....	196
Figura 6.50 - Tempo de computação utilizado pelos algoritmos NNMPC e ET-NNMPC. (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 3).....	197
Figura 6.51 - Comparação entre o desempenho dos algoritmos PID, NNMPC e DNMPC (Ciclos de controlo 1 e 4, EHO Refinaria “RAR.SA”, Cenário operação 3)	199
Figura 6.52 - Comparação entre o desempenho dos algoritmos PID, NNMPC e DNMPC (Ciclos de controlo 2 e 3, EHO Refinaria “RAR.SA”, Cenário de operação 3).....	199
Figura 6.53 - Comparação entre o desempenho dos algoritmos PID, NNMPC e DNMPC (Ciclos de controlo 1 e 4, EHO Refinaria “José Martí”, Cenário de operação 3)	200
Figura 6.54 - Comparação entre o desempenho dos algoritmos PID, NNMPC e DNMPC (Ciclos de controlo 2 e 3, EHO Refinaria “José Martí”, Cenário de operação 3)	201
Figura 6.55 - Comparação entre o desempenho dos algoritmos PID, NNMPC e DNMPC (Ciclos de controlo 1 e 2, EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”, Cenário de operação 3).....	202
Figura 7.1 - Perfil típico dos parâmetros AM e CV. EHO da Refinaria “RAR.SA” com controladores PI.....	207
Figura 7.2 - Comportamento do parâmetro AM (último ciclo de controlo em ciclo aberto, EHO da Refinaria “RAR.SA”).....	208
Figura 7.3 - Perfil típico do parâmetro AM (último ciclo de controlo, EHO da Refinaria “RAR.SA” com controladores PI.	209
Figura 7.4 - Estrutura utilizada em MatLab Simulink para o NNMPC-Batch (referência variável).....	211
Figura 7.5 - Estrutura utilizada em MatLab Simulink para o NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável).	212
Figura 7.6 - Esquema do sistema geral de controlo para implementar a EHO da Refinaria “RAR.SA” com controladores PI e o algoritmo NNMPC-Batch.	213
Figura 7.7 - Estrutura utilizada em Matlab Simulink para representar o Sistema geral de controlo.....	214
Figura 7.8 - Resposta do NNMPC-Batch (referência variável). (AM = 0.55 mm e AM = 0.56 mm) (EHO da Refinaria “RAR.SA”).	215
Figura 7.9 - Resposta do NNMPC-Batch (referência variável). (AM = 0.57 mm e AM = 0.58 mm) (EHO da Refinaria “RAR.SA”).	216
Figura 7.10 - Resposta do NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) (AM = 0.55 mm e AM = 0.56 mm) (EHO da Refinaria “RAR.SA”).....	217
Figura 7.11 - Resposta do NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (AM = 0.57 mm e AM = 0.58 mm) (EHO da Refinaria “RAR.SA”).....	218
Figura 7.12 - Tempo de computação utilizado pelo algoritmo NNMPC-Batch (Horizonte de previsão variável), (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3).	219
Figura 7.13 - Estrutura utilizada em MatLab Simulink para o ET-NNMPC-Batch (referência variável).	222
Figura 7.14 - Resposta do ET-NNMPC-Batch (referência variável). (Para dois conjuntos de dados reais, EHO da Refinaria “RAR.SA”).	222
Figura 7.15 - Tempo de computação utilizado pelos ET-NNMPC-Batch e NNMPC-Batch (referência variável), (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3).	223
Figura 7.16 - Estrutura utilizada em Matlab Simulink para o ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável).....	224

Figura 7.17 - Resposta do ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (Para dois conjuntos de dados reais, EHO da Refinaria “RAR.SA”).....	225
Figura 7.18 - Tempo de computação utilizado pelos ET-NNMPC-Batch e NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável), (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3).....	226
Figura 7.19 - Esquema do sistema geral de controlo para implementar a EHO da Refinaria “José Martí” com controladores PI e o algoritmo NNMPC-Batch.....	226
Figura 7.20 - Resposta do NNMPC-Batch (referência variável). (Para dois conjuntos de dados reais, EHO da Refinaria “José Martí”).....	228
Figura 7.21 - Resposta do NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (Para dois conjuntos de dados reais, EHO da Refinaria “José Martí”).....	230
Figura 7.22 - Resposta do ET-NNMPC-Batch (referência variável). (Para dois conjuntos de dados reais, EHO da Refinaria “José Martí” – Cenário 3).....	231
Figura 7.23 - Tempo de computação utilizado pelos ET-NNMPC-Batch e NNMPC-Batch (referência variável), (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3).....	232
Figura 7.24 - Resposta do ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (Para dois conjuntos de dados reais, EHO da Refinaria “José Martí” – Cenário 3).....	233
Figura 7.25 - Tempo de computação utilizado pelos ET-NNMPC-Batch e NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável), (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3).....	234

Lista de Tabelas.

Tabela 2.1 - Diferenças fundamentais entre o açúcar refinado e o açúcar em rama.....	20
Tabela 2.2 - Instrumentos de medição e regulação acoplados ao cristalizador na Refinaria “RAR.SA”....	24
Tabela 2.3 - Especificações técnicas do tacho estudado na Refinaria “RAR.SA”	24
Tabela 2.4 – Valores nominais dos parâmetros de operação para o tacho estudado na Refinaria “RAR.SA”.....	25
Tabela 2.5 - Características dos produtos que intervêm num ciclo de 4 massas cozidas.	29
Tabela 2.6 - Especificações técnicas do tacho estudado na Refinaria José Martí	30
Tabela 2.7 – Valores nominais dos parâmetros de operação para o tacho estudado na Refinaria “José Martí”	30
Tabela 2.8 - Características dos produtos fundamentais do processo de cristalização na Empresa “30 de Noviembre”	33
Tabela 2.9 - Instrumentos de medição e regulação acoplados ao cristalizador estudado na Empresa Açucareira “30 de Noviembre”.....	35
Tabela 2.10 - Especificações técnicas do cristalizador estudado na Empresa “30 de Noviembre”.....	36
Tabela 2.11 – Valores nominais dos parâmetros de operação do cristalizador estudado na Empresa “30 de Noviembre” para produzir o grão fino.	36
Tabela 3.1 - Principais variáveis de entrada e saída no processo de cristalização batch.....	46
Tabela 3.2 - Valores dos parâmetros empíricos do modelo aplicados na análise de sensibilidade.	65
Tabela 3.3 - Contribuição média da incerteza dos parâmetros empíricos nas saídas do modelo. (Dados reais da Refinaria “RAR.SA”)	65
Tabela 3.4 - Valores do intervalo de confiança aplicados nos parâmetros de operação.....	67
Tabela 3.5 - Contribuição média dos parâmetros de controlo nas saídas do modelo. (Dados reais da Refinaria “RAR.SA”).....	70
Tabela 3.6 - Parâmetros de correcção e propriedades da semente (modelo do cristalizador nas três indústrias).....	72
Tabela 3.7 - Valores finais obtidos por simulação. Cristalização na Refinaria “RAR.SA”	74
Tabela 3.8 - Valores finais obtidos por simulação. Cristalização na Refinaria “José Martí”	76
Tabela 3.9 - Parâmetros finais. Processo de cristalização na Empresa “30 de Noviembre”	77
Tabela 4.1 - Valores nominais de operação (cristalizador estudado na Refinaria “RAR.SA”).....	80
Tabela 4.2 - Resumo da Estratégia Heurística de Operação proposta para o processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA”	81
Tabela 4.3 - Resumo da Estratégia Heurística de Operação proposta para o processo de cristalização na Refinaria “José Martí”	82
Tabela 4.4 - Valores nominais de operação (cristalizador estudado na Refinaria “José Martí”)	83
Tabela 4.5 - Valores nominais de operação (cristalizador estudado na Empresa “30 de Noviembre” para produzir o grão fino)	83
Tabela 4.6 - Estratégia Heurística de Operação para a cristalização do grão fino na Empresa Açucareira “30 de Noviembre”	84

Tabela 4.7 - Parâmetros do controlador PI obtidos pela minimização da ITAE.....	90
Tabela 4.8 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 1).....	91
Tabela 4.9 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 2).....	92
Tabela 4.10 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 2).....	93
Tabela 4.11 - Parâmetros do controlador PI obtidos pela minimização da ITAE.....	96
Tabela 4.12 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 1).....	97
Tabela 4.13 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 2).....	99
Tabela 4.14 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 3).....	99
Tabela 4.15 - Parâmetros do controlador PI obtidos pela minimização da ITAE.....	101
Tabela 4.16 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 1).....	102
Tabela 4.17 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 2).....	102
Tabela 4.18 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 3).....	104
Tabela 5.1 - Parâmetros definidos para os DNMPC.....	119
Tabela 5.2 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 1).....	122
Tabela 5.3 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 2).....	125
Tabela 5.4 - Valores finais dos parâmetros da função de distribuição de tamanhos dos cristais (AM a CV para três batch no Cenário - 3).....	128
Tabela 5.5 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 3).....	128
Tabela 5.6 - Parâmetros de desenho ET-DNMPC (EHO da Refinaria “RAR.SA”).....	131
Tabela 5.7 - Comparação dos valores finais dos parâmetros de qualidade nos DNMPC e ET-DNMPC (EHO da Refinaria “RAR.SA”, Cenário 3, Batch 4).....	131
Tabela 5.8 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 1).....	135
Tabela 5.9 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 1).....	136
Tabela 5.10 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 1).....	137
Tabela 5.11 - Parâmetros de desenho ET-DNMPC (EHO da Refinaria “RAR.SA”).....	141
Tabela 5.12 - Comparação dos valores finais dos parâmetros de qualidade nos DNMPC e ET-DNMPC (EHO da Refinaria “José Martí”, Cenário 3, Batch 4).....	141
Tabela 5.13 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” - Cenário de operação 1).....	142

Tabela 5.14 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” - Cenário de operação 2)	143
Tabela 5.15 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” - Cenário de operação 2)	144
Tabela 5.16 - Parâmetros de desenho ET-DNMPC (EHO da Refinaria “RAR.SA”).....	145
Tabela 5.17 - Comparação dos valores finais dos parâmetros de qualidade nos DNMPC e ET-DNMPC (EHO da Açucareira “30 de Noviembre”, Cenário 3, Batch 4)	145
Tabela 6.1 - Parâmetros fundamentais dos quatro NNMPC da EHO da Refinaria “RAR.SA”	167
Tabela 6.2 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 1)	170
Tabela 6.3 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 2)	172
Tabela 6.4 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 3)	172
Tabela 6.5 - Parâmetros de desenho ET-NNMPC (EHO da Refinaria “RAR.SA”)	175
Tabela 6.6 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC e ET-NNMPC (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 3).....	177
Tabela 6.7 - Parâmetros fundamentais dos quatro NNMPC da EHO da Refinaria “José Martí”	180
Tabela 6.8 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 1).....	181
Tabela 6.9 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 2).....	183
Tabela 6.10 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 3).....	184
Tabela 6.11 - Parâmetros de desenho ET-NNMPC (EHO da Refinaria “José Martí”).....	185
Tabela 6.12 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC e ET-NNMPC (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 3).....	188
Tabela 6.13 - Parâmetros fundamentais dos dois NNMPC da EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”	190
Tabela 6.14 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” - Cenário de operação 1).....	192
Tabela 6.15 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” - Cenário de operação 2).....	192
Tabela 6.16 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” - Cenário de operação 3).....	194
Tabela 6.17 - Parâmetros de desenho ET-NNMPC (EHO da Açucareira “30 de Noviembre”)	195
Tabela 6.18 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC e ET-NNMPC (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” - Cenário de operação 3)	197

Tabela 6.19 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo, NNMPC, DNMPC e PI (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 3).....	200
Tabela 6.20 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo, NNMPC, DNMPC e PI (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 3).....	201
Tabela 6.21 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo, NNMPC, DNMPC e PI (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” - Cenário de operação 3)	202
Tabela 7.1 - Parâmetros dos três controladores PI. (EHO Refinaria “RAR.SA”).....	213
Tabela 7.2 - Parâmetros do NNMPC-Batch (referência variável) (Quarto ciclo de controle da EHO da Refinaria “RAR.SA”	215
Tabela 7.3 - Parâmetros finais obtidos utilizando o NNMPC-Batch (referência variável). (Referência batch de AM 0.56 mm. EHO Refinaria “RAR.SA”)	216
Tabela 7.4 - Parâmetros do NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (Quarto ciclo de controle da EHO da Refinaria “RAR.SA”	217
Tabela 7.5 - Parâmetros finais obtidos utilizando o NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (Referência batch de AM 0.56 mm. EHO Refinaria “RAR.SA”).....	218
Tabela 7.6 - Parâmetros finais obtidos utilizando o NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (Referência batch de AM 0.56 mm. EHO Refinaria “RAR.SA”).....	220
Tabela 7.7 - Comparação do valor final do parâmetro tamanho médio nos quatro controladores estudados (PID, DNMPC, NNMPC e NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável)) (Referência batch AM= 0.56 mm) (EHO Refinaria “RAR.SA”, Cenário - 3).....	220
Tabela 7.8 - Parâmetros finais obtidos utilizando o ET-NNMPC-Batch (referência variável). (EHO Refinaria “RAR.SA”)	223
Tabela 7.9 - Parâmetros finais obtidos utilizando o ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (EHO Refinaria “RAR.SA”) (cenário – 3).	225
Tabela 7.10 - Parâmetros dos três controladores PI. (EHO Refinaria “José Martí”)	227
Tabela 7.11 - Parâmetros do NNMPC-Batch (referência variável) (Quarto ciclo de controle da EHO da Refinaria “José Martí”	228
Tabela 7.12 - Parâmetros finais obtidos utilizando o NNMPC-Batch (referência variável). EHO Refinaria “José Martí”).....	228
Tabela 7.13 - Parâmetros do NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (Quarto ciclo de controle da EHO da Refinaria “José Martí”	229
Tabela 7.14 - Parâmetros finais obtidos utilizando o NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). EHO Refinaria “José Martí”).....	229
Tabela 7.15 - Comparação do valor final do parâmetro tamanho médio nos quatro controladores estudados (PID, DNMPC, NNMPC e NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável)) (Referência batch AM= 0.56 mm) (EHO Refinaria “José Martí”, Cenário - 3)	230
Tabela 7.16 - Parâmetros finais obtidos utilizando o ET-NNMPC-Batch (referência variável). (EHO Refinaria “José Martí”).....	232
Tabela 7.17 - Parâmetros finais obtidos utilizando o ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (EHO Refinaria “José Martí”)	233

Capítulo 1.

Introdução.

Neste capítulo expõem-se os argumentos que motivaram o desenvolvimento do trabalho, identifica-se um problema concreto dentro do processo de cristalização industrial de açúcar por partidas¹, descrevem-se os antecedentes do problema, são definidos os objectivos a alcançar e são propostas as formas do o conseguir. Além disso realiza-se uma análise do estado da arte das temáticas centrais do trabalho: “Cristalização industrial de açúcar” e “Controlo preditivo baseado em modelos”

1.1 Introdução e motivação.

A indústria açucareira constituiu durante os últimos séculos a principal fonte de emprego, e a sua produção o principal produto de exportação da sociedade e da economia cubana respectivamente. Esta realidade tem experimentado mudanças visíveis nas últimas décadas, quando para manter rentável a produção numa fábrica de açúcar é imprescindível a introdução, na linha produtiva, das últimas tecnologias e avanços científicos vinculados aos processos que acontecem nesta indústria, assim como as mais avançadas técnicas de controlo automático industrial. Só assim se pode garantir os níveis de qualidade exigidos pelo mercado internacional, satisfazendo igualmente as exigências relativas à rentabilidade económica da fábrica.

Durante décadas numerosos grupos de investigação em universidades e centros de investigação de todo o mundo têm dedicado os seus esforços ao desenvolvimento de novas tecnologias para melhorar a qualidade e os rendimentos na indústria açucareira, assim como a caracterizar minuciosamente todas as etapas e processos que têm lugar dentro da indústria do açúcar, procurando melhorar e otimizar as soluções tecnológicas aplicadas em cada etapa deste ciclo produtivo.

Maioritariamente a nível mundial o açúcar é obtido a partir da cana-de-açúcar e da beterraba açucareira. Independentemente da matéria-prima podem obter-se dois tipos de açúcares básicos: açúcar em rama e açúcar refinado. Para produzir estes dois tipos de açúcares passa-se por um grupo de operações tecnológicas dentro das quais a cristalização constitui uma das de maior importância.

¹ Os processos por partidas são frequentemente referidos como processos *Batch*, em diante o vocábulo *Batch* vai ser utilizado para referir este tipo de processos.

Especificamente o processo de cristalização é o responsável pela extracção, em forma de cristais, do açúcar dissolvido nos sumos obtidos da cana-de-açúcar ou da beterraba açucareira. Dentro de todo o ciclo produtivo do açúcar o processo de cristalização determina em grande medida a eficiência da fábrica e a qualidade do produto final, o que tem motivado o estudo pormenorizado do processo de cristalização.

Por outro lado a comunidade científica e os centros industriais a nível mundial dedicam esforços notórios para desenvolver e introduzir na indústria novas estratégias de controlo automático, nomeadamente o Controlo Preditivo Baseado em Modelos, o qual discretamente tem aumentado a sua presença na indústria moderna, demonstrando que é uma solução viável, fundamentalmente naqueles processos submetidos a restrições de diferentes índoles e com um comportamento não linear das suas variáveis fundamentais. O controlo preditivo baseado em modelos tornou-se na forma mais geral de formular um problema de controlo no domínio do tempo, além disso este controlador pode ser integrado com outras ferramentas e técnicas de controlo automático tradicionais.

Esta investigação parte da identificação dum problema existente na maioria das fábricas de açúcar, que se pode definir como a necessidade de introduzir na unidade de cristalização (ou tacho) elementos de controlo automático, que permitam regular a qualidade final do açúcar através de dois parâmetros: coeficiente de variação e tamanho médio dos cristais, parâmetros estes adoptados pela ICUMSA (*International Commission for Uniform Methods of Sugar Analysis*) com esse objectivo. Com a introdução destes novos elementos de controlo prevê-se, além disso, elevar a eficiência do processo, diminuir o tempo de operação, aumentar o volume de produção de cada ciclo ou batch e conseguir uma utilização mais racional das potencialidades da indústria.

O Departamento de Engenharia Química da FEUP tem uma rica trajectória de investigação sobre o tema cristalização de açúcar; além disso, tem realizado importantes projectos de investigação sobre o tema com a Empresa de Refinação de Açúcar “RAR.SA” em Portugal. Acrescem ainda os vínculos de investigação existentes entre o Departamento de Telecomunicações e Electrónica da Universidade de Pinar del Río (UPR) com a Empresa Açucareira “30 de Noviembre” em Cuba, basicamente relacionados com a instrumentação, aquisição de dados e supervisão de processos.

Deste enquadramento e com a motivação identificada, surgiram os objectos de estudo fundamentais desta tese doutoral - o controlo preditivo baseado em modelos de processos de cristalização de açúcar.

1.2 Estado da arte da modelização e controlo do processo de cristalização de açúcar.

Existem dois objectos bem definidos sobre os quais está centrado o desenvolvimento desta tese doutoral: “Os controladores preditivos não lineares baseados em modelos” e “O processo de cristalização de açúcar”. Dada a importância de ambos temas, os mesmos têm sido estudados durante muitos anos por engenheiros e cientistas de todo o mundo, demonstrando-o a abundante literatura científica, o aumento de

aplicações reportadas pela indústria, assim como a presença de temas relacionados com estes tópicos em todos os congressos científicos de controlo automático nos últimos anos.

Nesta introdução apresenta-se uma primeira visão geral dos problemas em análise neste trabalho, a qual será devidamente complementada nos capítulos 2 a 6 que se seguem.

1.2.1 Estado da arte da modelização do processo de cristalização de açúcar.

A cristalização aplica-se como técnica operacional desde o surgimento da Engenharia Química. O seu objectivo de forma geral consiste na formação de partículas sólidas no seio duma fase homogénea. No caso que nos ocupa consiste em transferir para a fase sólida em forma de cristais, a sacarose dissolvida numa solução líquida. Desde o século XIX existem artigos e tratados científicos caracterizando diferentes procedimentos para lograr a cristalização. Alguns deles escritos em Cuba.

Muitos são os produtos obtidos por cristalização: óxidos ou metais puros; sais como cloreto de sódio, nitrato de potássio, sulfato de bário, entre muitas mais; a produção dum grande número de medicamentos; e, como caso típico, o produto em questão “açúcar ou sacarose”.

A literatura científica sobre o tema da produção de açúcar é ampla, um dos principais volumes mais abarcadores e de consulta obrigatória é apresentado por (Chen e Chou, 1993), outras referências integradoras são apresentadas por (Lyle, 1957; Honig, 1963; Hugot, 1986), estas realizam uma descrição detalhada do ciclo produtivo da indústria açucareira. De forma mais particular, o fenómeno da cristalização de açúcar também é abordado com frequência em trabalhos como (Mullin, 1972; Tiller, 1991), que fazem uma caracterização minuciosa do processo e dos fenómenos que neste interactivam. Trabalhos como os apresentados por (Jancic e Grootsholten, 1984; Jong, 1984; Garside, 1985; Mackintosh, 1985), mostram as complexidades do processo de cristalização, onde é difícil quantificar todos os factores que influem sobre o mesmo. Aqui a cristalização apresenta-se como um processo simultâneo de transferência de massa e calor, influenciado pela hidrodinâmica da suspensão cristalina e pela cinética de cristalização.

No contexto das dificuldades intrínsecas do processo de cristalização, onde a ciência e a arte frequentemente dão as mãos, os investigadores enfrentam o problema de representar matematicamente o processo de cristalização. A principal dificuldade consiste em conhecer a velocidade de crescimento dos cristais, aspecto este que ainda actualmente só é conseguido em condições muito pontuais. Os principais resultados alcançados pelos investigadores são resumidos a seguir.

- Uma tentativa formal de simular o processo de cristalização de açúcar foi reportada por (Evans *et al.*, 1970), que se baseia num conjunto de equações diferenciais obtidas a partir de considerações de fenómenos e leis físicas.
- O modelo dum cristalizador é obtido conceptualmente determinando apropriadamente os balanços de massa e energia, conjuntamente com a representação matemática da taxa de

cristalização. Esta última pode ser obtida através de considerações básicas de transferência de massa (Ditl *et al.*, 1990), ou definindo um balanço populacional representado pelas equações dos momentos (Tavare *et al.*, 1980; Feyo de Azevedo e Gonçalves, 1988; Wilson *et al.*, 1991; Jones, 1994). O conceito de balanço populacional foi inicialmente formulado por (Hulburt e Katz, 1964), e foi posteriormente reformulado por (Randolph e White, 1977; Randolph e Larson, 1988); esta constitui a base da teoria da distribuição multivariável de processos batch, que permite caracterizar a função de distribuição de tamanhos dos cristais.

- O método dos momentos para a resolução do balanço populacional (Rawlings *et al.*, 1993) permite calcular os parâmetros de maior interesse industrial: tamanho médio e coeficiente de variação dos cristais.
- Os trabalhos de (Austmeyer, 1986; Hempelmann e Austmeyer, 1987) confirmam a eficiência da medição do Brix² da solução com refractómetros e densímetros radiométricos.
- Os métodos de difração laser foram idealizados pela primeira vez na Universidade de Sheffield nos anos 70 e têm sido desenvolvidos para processos industriais, mas encontram-se ainda em fase laboratorial ou de instalação piloto (Boxman, 1992).
- Têm sido propostos sensores de programação que permitem quantificar, por métodos relativamente simples e económicos, a taxa de cristalização e a distribuição de tamanhos dos cristais (Chorão, 1995), propriedades estas muito importantes para um comportamento eficiente do cristalizador e para a obtenção dum produto final de qualidade.
- Outros trabalhos propõem modelos que incluem para além das equações de massa e energia, equações que caracterizam os fenómenos de crescimento, nucleação e aglomeração. Propõem também uma estratégia para a estimativa de parâmetros por optimização não linear, que demonstrou a robustez e fiabilidade do modelo na descrição do processo (Gonçalves, 1996).
- Outros trabalhos analisam as possibilidades de caracterizar a população cristalina mediante o uso de técnicas digitais de análise de imagens (Pons e Vivier, 1990; Vivier *et al.*, 1996; Faria, 2001).
- Têm sido propostos modelos híbridos baseados na teoria do conhecimento onde é utilizada uma rede neuronal para calcular os parâmetros que caracterizam o fenómeno de cristalização (Georgieva *et al.*, 2003).
- Também existem trabalhos que descrevem a influência de impurezas na estrutura cristalina e na termodinâmica e cinética do processo de cristalização (Mullin, 1972; Randolph e Larson, 1988).

² Massa de sólidos dissolvidos em 100 gramas numa solução.

1.2.2 Estado da arte do controlo preditivo baseado em modelos.

Os avanços significativos que se verificam na automatização de cristalizadores industriais estão estreitamente relacionados com o desenvolvimento dos sistemas de controlo digital e as suas possibilidades de armazenamento, processamento e monitorização de dados.

Existem características próprias do processo de cristalização, das quais se podem mencionar: restrições às variáveis de entrada e aos parâmetros de saída, comportamento altamente não linear, atrasos na propagação dos efeitos das acções de controlo, necessidade de controlo multivariável, entre outras. As anteriores características conduzem à hipótese de que uma estratégia de controlo preditivo baseada em modelos pode ser factível para garantir o controlo do processo, tendo em conta as especificações que exige a indústria e o mercado. De seguida mostra-se um resumo com a evolução dos métodos de controlo preditivo baseado em modelos, suas diferentes variantes e o estado actual da literatura científica neste tema.

O Controlo Preditivo baseado em modelos (MPC) foi desenvolvido nos finais dos anos setenta, evoluindo de forma significativa. Este termo não designa uma estratégia de controlo particular. O mesmo inclui um conjunto de métodos de controlo que fazem uso explícito dum modelo do processo para obter o sinal de controlo, minimizando uma função objectivo. Estes métodos de controlo levam a controladores que têm basicamente a mesma estrutura e os mesmos elementos:

- Uso explícito dum modelo para prever a evolução do processo no futuro.
- Minimização duma função objectivo.
- Utilização dum horizonte de controlo finito e deslizante que implica o cálculo da sequência de controlo para todo o horizonte, com a aplicação do primeiro valor da sequência e a repetição de todo o algoritmo no seguinte instante de amostragem.

Os algoritmos de controlo preditivo diferem em: (1) o modelo que representa o processo, (2) as restrições, (3) a função objectivo considerada e (4) os métodos de optimização utilizados. Existem aplicações de controlo preditivo em diversos processos que vão desde: robots (Gómez-Ortega e Camacho, 1996), anestesia clínica (Linkers e Mahfonf, 1994), aplicações na indústria de cimento, secadoras, braços de robots (Clarke, 1988), outros trabalhos para colunas de destilação, plantas de PVC, geradores de vapor, etc. (Richalet *et al.*, 1978; Richalet, 1993).

O controlo preditivo possui uma série de vantagens sobre outros métodos, podendo-se citar as seguintes:

- Pode-se utilizar para controlar uma ampla variedade de processos, desde processos muito simples até processos com dinâmicas complexas, processos com grandes tempos mortos, processos de fase não mínima, processos instáveis ou processos multivariáveis. O seu carácter preditivo faz compensar intrinsecamente os tempos mortos.

- É uma técnica particularmente atractiva para os operadores, que requer poucos conhecimentos de controlo, porque os conceitos são muito intuitivos e a sintonização relativamente simples.
- Introduce um controlo por antecipação e, de forma natural, compensa as perturbações mensuráveis.
- A lei de controlo resultante é de fácil implementação.
- É muito útil quando são conhecidas as referências futuras, como ocorre no caso da robótica ou processos batch.
- Permite tratar as restrições numa forma sistemática e conceptualmente muito simples durante a fase de desenho.

O MPC também tem os seus inconvenientes. O principal é que, a sua implementação é mais difícil comparada com os clássicos controladores PID. Se a dinâmica do processo não muda e não existem restrições, a maior parte dos cálculos podem realizar-se em linha e o controlador resultante é simples, podendo aplicar-se a processos de dinâmicas rápidas. Caso contrário, os requisitos de cálculos resultam muito maiores, embora possamos dizer que devido à potência dos computadores actuais isto não seja realmente uma dificuldade inultrapassável. A maior dificuldade que apresentam na sua aplicação é a necessidade dum modelo apropriado do processo, e a sua obtenção requer conhecimentos mínimos de controlo. O controlo preditivo tem demonstrado ser na prática uma estratégia razoável de controlo e tem sido aplicado com sucesso a numerosos processos industriais.

Desde finais da década de 70 que apareceram vários artigos mostrando um interesse incipiente no controlo preditivo na indústria, principalmente em (Richalet *et al.*, 1976; Richalet, Rault, *et al.*, 1978), apresentando o controlo preditivo heurístico baseado em modelo ("*Model Predictive Heuristic Control*", MPHC), mais tarde conhecido como controlo algorítmico baseado em modelo ("*Model Algorithmic Control*", MAC) e (Cutler e Ramaker, 1980) sobre controlo com matriz dinâmica ("*Dynamic Matrix Control*", DMC). Ambos os algoritmos utilizam explicitamente um modelo dinâmico do processo (a resposta ao impulso no primeiro caso e a resposta ao degrau no segundo caso) para prever o efeito dos futuros sinais de controlo nas variáveis a controlar. Estas formulações foram heurísticas e fizeram uso do potencial cada vez maior dos computadores digitais naqueles tempos.

Estes controladores estiveram intimamente ligados ao problema de controlo óptimo em tempo mínimo e à programação linear (Zadeh e Whalen, 1962). O conceito de horizonte deslizante, uma das ideias centrais do controlo preditivo, foi proposto em (Propoi, 1963), no marco da realimentação óptima em ciclo aberto (*open-loop optimal feedback*) que foi utilizada extensamente nos anos 70.

O controlo preditivo chegou a ser popular, particularmente na indústria de processos químicos, devido à simplicidade do algoritmo e à utilização do modelo de resposta ante o impulso, a qual, apesar de precisar de mais parâmetros que as formulações no espaço de estado, resulta mais intuitivo e requer

menos informação a priori para a identificação. Um relatório muito completo sobre as aplicações do controlo preditivo no sector petroquímico durante os anos 80 pode-se encontrar em (García *et al.*, 1989).

A maioria destas aplicações tem lugar em sistemas multivariáveis que incluem restrições. Apesar de ter sucesso, estas formulações careciam duma teoria formal para aportar resultados sobre a estabilidade e robustez. De facto, o caso de horizonte finito parecia demasiado difícil de analisar excepto em casos muito específicos.

Outra linha de trabalho foi desenvolvida independentemente em torno das ideias de controlo adaptativo, desenvolvendo estratégias de controlo preditivo para sistemas monovariáveis e formulados sobre modelos de entrada e saída. O controlo auto sintonizado baseado em preditores ("*Predictor-Based Self-Tuning Control*") (Peterka, 1984) e o controlo adaptativo de horizonte estendido ("*Extended Horizon Adaptive Control*" EHAC) (Ydstie, 1984), o controlador auto sintonizado ("*Extended Prediction Self Adaptive Control*" EPSAC) (Keyser e Van-Cuawenberghe, 1985), e o controlo preditivo generalizado ("*Generalized Predictive Control*", GPC) desenvolvido por (Clarke *et al.*, 1987) podem ser mencionados neste contexto. O GPC utiliza ideias dos controladores de mínima variação generalizada ("*Generalized Minimum Variance*", GMV) (Clarke e Gawthrop, 1979) e, na actualidade, é um dos métodos mais utilizados a nível académico.

Existem numerosas formulações do controlo preditivo baseadas nas mesmas ideias comuns, entre as quais se pode incluir o controlo adaptativo multivariável multipasso ("*Multistep Multivariable Adaptive Control*", MUSMAR) (Greco *et al.*, 1984) e o controlo preditivo funcional ("*Predictive Functional Control*", PFC) (Richalet *et al.*, 1987). O MPC tem sido formulado no espaço de estados (Morari, 1994), o que permite uma utilização de resultados bem conhecidos sobre estabilidade e também a generalização a casos mais complexos como processos multivariáveis, processos não lineares e sistemas com perturbações estocásticas. Ainda que os primeiros trabalhos sobre GPC contenham alguns resultados de estabilidade para o caso nominal, a falta de resultados gerais sobre a estabilidade dos controladores de horizontes finito e deslizante constituiu, no princípio, um inconveniente para a sua utilização. Para fazer frente a isto, apareceu nos anos 90 uma nova linha de trabalho sobre controladores preditivos com estabilidade garantida. Podem ser citados dois métodos, o CRHPC (Clarke e Scattolini, 1991) e o SIORHC (Mosca *et al.*, 1990), os quais foram desenvolvidos independentemente e garantem estabilidade, para o caso nominal, impondo que o sinal de saída atinja a referência no final do horizonte.

Para o caso das restrições, a análise de estabilidade parecia ser um problema demasiado complicado de resolver. Ainda que o optimizador fosse capaz de encontrar uma solução, não estava garantida a estabilidade do ciclo fechado. A utilização de penalizações terminais ou restrições, funções de Lyapunov, ou conjuntos invariantes têm dado lugar a uma família de técnicas que garantem a estabilidade do sistema. As principais formulações propostas que garantem estabilidade estão resumidas em (Mayne *et al.*, 2000) onde se dão condições suficientes para desenhar um regulador preditivo com garantias de estabilidade.

Outra das linhas de investigação abertas nos últimos anos é a do controlo preditivo robusto. A ideia básica é ter em conta as incertezas sobre o processo numa maneira explícita, e desenhar o controlador preditivo para otimizar a função objectivo ante a pior situação possível das incertezas.

Existem muitas companhias que fornecem controladores preditivos, entre as quais podemos destacar as seguintes com o acrónimo do produto que fornecem:

- AspenTech: Dynamic Matrix Control (DMC)
- Adersa: Identification and Command (ID-COM), Hierarchical Constraint Control (HIECON) and Predictive Functional Control (PFC)
- Honeywell Profimatics: Robust Model Predictive Control Technology (RMPCT) and Predictive Control Technology (PCT)
- Setpoint Inc.: Setpoint Multivariable Control Architecture (SMCA) and IDCOM-M (multivariable)
- Treiber Controls: Optimum Predictive Control (OPC)
- ABB: 3dMPC
- Pavillion Technologies Inc.: Process Perfecter
- Simulation Sciences: Connoisseur

Cada produto não é somente um algoritmo, também vem acompanhado por pacotes adicionais para a identificação da planta e realização de provas.

Existem muitas aplicações do controlo preditivo na indústria. A maior parte das aplicações estão no sector petroquímico (Qin e Badgwell, 1998) na área de refinação, também existem numerosas aplicações nos sectores de produção de papel, produção de alimentos, gás, engenharia de minas, fornos, metalurgia, indústria aeroespacial e indústria do automóvel. Uma excelente revisão sobre MPC, principalmente dirigida a pessoas da indústria com experiência em controlo, pode-se encontrar em (Rawlings, 2000).

Entre os tipos de modelo mais usados estão: função transferência, modelos de convolução e modelo no espaço de estados.

A formulação mais conhecida, que usa como modelo uma função de transferência, é sem dúvida o Controlo Preditivo Generalizado (*Generalized Predictive Control*, GPC) (Clarke, Mohtadi, *et al.*, 1987), embora existam outras formulações que também usam modelos de função de transferência (por exemplo: EPSAC e EHAC). O GPC tem-se convertido num dos métodos mais populares tanto no âmbito industrial como no académico e tem funcionado com sucesso em muitas aplicações industriais (Clarke, 1988), podendo tratar plantas instáveis e de fase não mínima, dado que incorpora a ideia de horizonte de controlo e a consideração de pesos nos incrementos do sinal de controlo. No GPC o modelo da planta vem representado por uma função de transferência discreta na forma dum modelo CARIMA (*Controller Auto-Regressive Integrated Moving-Average*)

Os modelos de convolução englobam os modelos de resposta ao impulso e resposta ao degrau, de grande sucesso na indústria por serem muito intuitivos e permitirem um procedimento de identificação relativamente simples. Estes tipos de modelo têm dado lugar a dois dos controladores mais utilizados na prática: *Dynamic Matrix Control*, (DMC) e *Model Algorithmic Control* (MAC).

Os modelos de espaço de estados ou descrição interna também podem ser usados para formular o problema do controlo preditivo. Além disso, os principais resultados teóricos relacionados com a estabilidade provêm deste tipo de formulação, que pode ser usada tanto para problemas monovariáveis como multivariáveis e pode ser estendido facilmente ao caso não linear (Aström e Wittenmark, 1984).

Na maior parte dos processos não só há variáveis contínuas, como também há variáveis que tomam valores discretos. Durante muito tempo, a forma de modelar e controlar ambos os processos realizou-se como algo totalmente distinto. Por um lado utilizou-se grafos de transição de estados, redes de Petri etc. para descrever os processos com variáveis discretas, e por outro lado utilizou-se equações diferenciais, funções de transferência para descrever processos contínuos. Desde o começo dos anos 90 tem havido um grande interesse pelo estudo de processos que têm parte contínua e discreta: os sistemas híbridos. O controlo preditivo pode ser também aplicado a sistemas híbridos (ver capítulo 10 de (Camacho e Bordons, 2004)). Os sistemas híbridos têm-se modelado de formas distintas: (i) como um grafo de transição de estados (com dinâmica contínua dentro de cada estado) ou (ii) como um conjunto de equações diferenciais ou em diferenças, com variáveis discretas. Esta última é a aproximação mais usual no campo do controlo preditivo.

Entre outros métodos de controlo preditivo para sistemas híbridos temos Sistemas Dinâmicos com variáveis lógicas. Este tipo de sistema ("*Mixed Logical Dynamical Systems*", MLD) foi proposto em (Bemporad e Morari, 1999). Outra forma de modelar sistemas híbridos é mediante sistemas afins a troços ("*Piecewise Affine Systems*", PWA). De facto, tem sido demonstrado (Heemels *et al.*, 2001) que um sistema MLD, e muitas outras descrições de sistemas híbridos, podem-se descrever como sistemas PWA. Os sistemas afins a troços têm também a vantagem de permitir aproximar sistemas não lineares com um grau de precisão arbitrário.

Uma das desvantagens dos controladores preditivos é que requerem, em alguns casos, tempos de cálculo demasiado grandes para aplicações de tempo real. Isto tem lugar, por exemplo, no caso de presença de restrições, mudanças nos parâmetros do processo, controlo preditivo robusto ou controlo preditivo não linear. Têm aparecido algoritmos na literatura que permitem a implementação fácil de controladores preditivos. Por exemplo, a estrutura proposta em (Bordons e Camacho, 1998) para sistemas que podam ser descritos pelo método da curva de reacção ou a utilização de redes neuronais para aproximar controladores preditivos não lineares (Gómez-Ortega e Camacho, 1994).

Em geral, os processos da indústria são não lineares, não obstante a maioria das aplicações do MPC estarem baseadas no uso de modelos lineares. Existem duas importantes razões para isto: por um lado, a

identificação dum modelo linear a partir de dados de processo é relativamente simples, e por outro, os modelos lineares proporcionam bons resultados quando a planta opera na vizinhança do ponto de operação. Além disso, o uso dum modelo linear em união com uma função objectivo tipo quadrática dá lugar a um problema convexo (Programação Quadrática), e a sua solução está bem estudada e existem numerosos produtos comerciais disponíveis. Não obstante, a resposta dinâmica dos controladores lineares que resultam é inadequada quando é aplicada a processos que são não lineares com diferentes graus de severidade. Apesar de que o número de aplicações de *Nonlinear Model Predictive Control* (NMPC) é ainda limitado (Qin e Badgwell, 1997; Qin e Badgwell, 1998), o seu potencial é realmente grande e acabará por abrir caminho naquelas áreas onde as não linearidades são severas e as necessidades do mercado exigem frequentes alterações no regime de operação.

Há três tipos de modelos que são utilizados nas formulações de NMPC:

- Modelos empíricos, que se obtêm de dados reais e podem tomar a forma de modelos de entrada e saída (Por exemplo NARX, modelos de Volterra, Hammerstein ou bilineares e modelos neuronais) ou modelos não lineares no espaço de estados.
- Modelos fundamentais que provêm de equações de balanço, também denominados de primeiros princípios. As equações são obtidas pelo conhecimento do processo, aplicando equações de balanço de massa, energia, momento, etc. Neste caso, a previsão é feita como uma simulação das equações não lineares que descrevem a dinâmica do processo. Para processos industriais complexos, este tipo de modelos é difícil e custoso de construir, porque são necessários conhecimentos amplos do processo.
- Modelos de caixa cinzenta, que se desenvolvem combinando os enfoques empírico e fundamental, fazendo uso das vantagens dos dois tipos de modelos. Neste enfoque híbrido, a informação dos primeiros princípios vê-se enriquecida com dados empíricos.

A solução eficiente do problema do controlo óptimo é importante para qualquer aplicação a processos reais, embora a estabilidade do ciclo fechado seja também de crucial importância. Para sistemas lineares sem restrições, a estabilidade pode-se analisar com ferramentas convencionais da teoria de sistemas lineares, tendo em conta que se aparecerem restrições ou o sistema for não linear, a lei de controlo converte-se em não linear e devem usar-se outras ferramentas. Este é um campo onde têm aparecido resultados significativos recentemente. (Mayne, Rawlings, *et al.*, 2000).

O controlo preditivo considera-se um controlador maduro no caso de processos lineares e é utilizado com bastante sucesso na indústria. De qualquer forma, não se pode considerar o controlo preditivo como uma disciplina fechada à investigação, pelo contrário, é um ramo do controlo automático com grande efervescência. Isto pode-se constatar pelo facto de todos os congressos de controlo dos últimos anos terem sempre secções específicas de controlo preditivo e quase todas as revistas de controlo expõem sempre algum artigo sobre este tema. Os temas ainda não resolvidos do todo e que são objecto de

investigação na área do controlo preditivo podem, de forma geral, classificar-se como problemas de implementação e problemas de análises. O controlo preditivo é muito difícil de implementar em tempo real para processos não lineares, processos híbridos ou processos muito rápidos. No caso de sistemas não lineares e híbridos têm aparecido soluções para casos particulares e normalmente de pequena dimensão, mais ainda não existem soluções gerais.

Mais recentemente, a literatura científica tem publicado trabalhos onde são aplicados algoritmos de controlo preditivo baseados em modelos para processos batch, incluindo o processo de cristalização de açúcar (de Prada *et al.*, 2008) e outros processos geralmente ligados a indústria química (Lee e Lee, 1997; Sandrock *et al.*, 2006).

Estes resultados prometedores permitem pensar que o controlo preditivo experimentará uma maior disseminação tanto no mundo académico como na comunidade industrial nos próximos anos.

1.3 Objectivos do projecto.

O objectivo desta tese de doutoramento foi o estudo e o desenvolvimento de estratégias viáveis e robustas de controlo preditivo baseado em modelos não lineares (na literatura inglesa Nonlinear Model Predictive Control -NMPC), para processos por partidas (batch) na área de engenharia química, com aplicação aos processos de cristalização industrial de açúcar em três empresas, Refinaria “RAR.SA, Refinaria “José Martí” e Empresa Açucareira “30 de Noviembre”

As estratégias de controlo devem ser capazes de controlar eficientemente ao longo de todo o ciclo os parâmetros que caracterizam o processo e que podem ser medidos periodicamente. Além disso, devem introduzir criterios de controlo para aqueles parâmetros ou índices de qualidade que só podem ser validados ao terminar o processo. O cumprimento deste objectivo deve influir positivamente em aspectos como: segurança operacional do processo, reprodutibilidade dos índices de qualidade do produto final, aumento da produtividade, redução dos custos de produção e elevar a competitividade industrial.

Para dar cumprimento ao objectivo definido para o projecto, definem-se as seguintes acções, as quais contribuem paulatinamente para o cumprimento do objectivo final.

1. Análise bibliográfica minuciosa sobre os trabalhos que contêm a literatura científica relacionados com os objectos básicos do trabalho: cristalização industrial de açúcar e controlo preditivo baseado em modelos.
2. Caracterização do processo de cristalização industrial batch de açúcar em três indústrias diferentes: (i) Empresa para refinação de açúcar “RAR.SA”, em Portugal, que produz açúcar refinado, (ii) Empresa açucareira “30 de Noviembre”, em Cuba, a qual produz açúcar em rama e (iii) Refinaria “José Martí”, a qual produz açúcar refinado.
3. Aquisição de dados de entrada/saída nos processos de cristalização das três indústrias anteriores, os quais permitirão fazer a identificação, fora da planta, de cada processo, e serão

utilizados para avaliar os modelos e as estratégias de controlo que serão desenvolvidas dentro do trabalho.

4. Estudo de todos os fenómenos que caracterizam o processo de cristalização industrial de açúcar, com o objectivo de obter um modelo matemático detalhado do processo que permita definir o comportamento das variáveis fundamentais do processo (volume, sobressaturação, temperatura, massa de cristais, fracção mássica, etc.), e que além disso contemple uma representação matemática para os parâmetros que definem a qualidade do produto final (tamanho médio e coeficiente de variação de cristais).
5. Definição de estratégias heurísticas de operação para os três processos de cristalização estudados, assim como introdução de técnicas de controlo tradicionais, nomeadamente o controlo proporcional integral derivativo (PID). As estratégias de operação devem definir os possíveis laços de controlo de cada processo, assim como os requisitos e condições necessários para a sua implementação sequencial.
6. Estudo dos métodos de controlo preditivo não linear baseados em modelos. Dentro deste estudo deve-se contemplar a possibilidade de representar o processo por dois tipos de modelos: (1) Modelo matemático não linear baseado em equações diferenciais, (2) Modelo matemático baseado em redes neuronais. Este estudo permitirá definir a estratégia de controlo preditivo que será aplicada nos processos de cristalização das três indústrias estudadas.
7. Análise dos resultados obtidos ao aplicar as estratégias de controlo ao processo de cristalização das três indústrias, e comparação destes resultados com os obtidos quando são utilizadas técnicas tradicionais de controlo (por exemplo: controlador proporcional integral derivativo PID). Esta análise deve considerar a influência de fontes perturbadoras, nos parâmetros de alimentação do processo, buscando uma semelhança com o ambiente real da indústria.
8. Introdução, dentro das estratégias e dos algoritmos de controlo, de critérios que permitam o seguimento dos parâmetros de qualidade do produto final (tamanho médio e coeficiente de variação), assim como a análise dos resultados obtidos quando estes novos algoritmos são aplicados no processo de cristalização das três indústrias estudadas.

1.4 Organização da tese.

A tese está dividida em oito capítulos, os quais abordam as seguintes questões:

Capítulo 1. O primeiro capítulo da tese faz uma introdução relacionada com os antecedentes do projecto, apresenta a situação da literatura científica ou estado da arte dos principais temas tratados na tese (cristalização industrial de açúcar e controlo preditivo baseado em modelos), o seu objectivo, a metodologia seguida e finalmente a como está organizada a tese.

Capítulo 2. Neste capítulo descreve-se, de um ponto de vista prático, as operações industriais realizadas no ciclo produtivo para obter açúcar em três indústrias diferentes: (1) Empresa para refinação de açúcar “RAR.SA”, em Portugal, a qual produz açúcar refinado, (2) Empresa açucareira “30 de Noviembre”, em Cuba, a qual produz açúcar em rama e (3) Refinaria “José Martí”, que pertence à Empresa “30 de Noviembre” e produz açúcar refinado. Além disso, definem-se as restrições que são aplicadas em cada indústria, os métodos aplicados na medição das variáveis do processo e os protocolos de transmissão e armazenamento de dados utilizados. Por último, mostra-se uma análise da relação entrada/saída de algumas variáveis a partir de conjuntos de dados reais correspondentes ao processo de cristalização em cada uma destas indústrias.

Capítulo 3. Realiza-se, neste capítulo, uma análise minuciosa dos principais fenómenos que acontecem no processo de cristalização. Esta análise permite propor um modelo matemático detalhado para o processo, baseado em equações diferenciais obtidas a partir das equações de balanço de massa, energia e populacional. Nestas equações consegue-se representar as variáveis fundamentais do processo, incluindo aquelas que podem ser medidas durante todo o processo, por exemplo: volume, sobressaturação, temperatura, fracção mássica, etc., e os parâmetros que determinam a qualidade final do produto: tamanho médio e coeficiente de variação de cristais. Além disso, neste capítulo os parâmetros de correcção do modelo são otimizados para cada processo, a partir dum algoritmo de optimização que compara as saídas do modelo com os dados reais disponíveis em cada caso.

Capítulo 4. Neste capítulo são desenvolvidas três estratégias de operação heurística baseadas nas especificações tecnológicas dos três processos de cristalização apresentados no Capítulo 2. Dentro de cada estratégia são definidos os possíveis ciclos de controlo, assim como as condições e requisitos necessários para a implementação sequencial dos controladores. As três estratégias são avaliadas fazendo uso de controladores tradicionais PID em diferentes cenários de operação. Os parâmetros dos PID são obtidos por um método de optimização que permite diminuir o valor da integral absoluta do erro.

Capítulo 5. Neste capítulo descrevem-se os fundamentos gerais do controlo preditivo baseado em modelos (MPC), aprofundando no controlo preditivo não linear (NMPC). Especificamente é desenvolvido um algoritmo NMPC, o qual tem como base do seu algoritmo de optimização numérica as restrições padrão dos sistemas de controlo digitais. O algoritmo de controlo preditivo é avaliado dentro das três estratégias de operação para diferentes cenários de simulação, os quais procuram uma aproximação às condições reais da indústria.

Capítulo 6. Neste capítulo é desenvolvida e validada uma estratégia de controlo preditivo que utiliza um modelo neuronal para prever o comportamento do processo (NNMPC). Primeiramente são descritos os aspectos teóricos gerais do desenho e treino duma rede neuronal, neste ponto são aplicadas as técnicas afins propostas na *Toolbox Neural Network* de MatLab. Os modelos neuronais são obtidos por duas vias diferentes: (i) dados de entrada/saída obtidos por simulação do modelo detalhado apresentado no Capítulo 3 e (ii) Dados de entrada/saída reais obtidos nas indústrias descritas no Capítulo 2. O

controlador preditivo baseado nas redes neuronais é aplicado nas três estratégias heurísticas de operação do processo de cristalização propostas no Capítulo 4. No final estes resultados são comparados com os obtidos pelo controlador apresentado no Capítulo 5 e com os obtidos ao aplicar um controlador PID no Capítulo 4.

Capítulo 7 Neste capítulo são introduzidos, na última etapa da estratégia de operação defendida, os elementos que permitem estabelecer critérios para chegar ao final do processo cumprindo uma referência para os parâmetros de qualidade do processo de cristalização (tamanho médio ou coeficiente de variação de cristais). São mostrados os resultados da aplicação destas modificações nas duas Refinarias estudadas (“RAR.SA” e “José Martí”) e comparam-se os resultados com os parâmetros obtidos nos casos em que estes critérios não são tidos em conta.

Capítulo 8. Este capítulo, último do trabalho, resume as conclusões dos principais resultados da tese de doutoramento e as recomendações para futuras investigações relacionadas com o projecto.

Capítulo 2.

Unidades industriais de cristalização batch de açúcar por evaporação em vazio.

Neste capítulo realiza-se uma caracterização do ponto de vista da implementação prática das principais especificações do processo de cristalização em três indústrias açucareiras. Primeiro descreve-se a cristalização em duas fábricas de açúcar refinado: a Refinaria “RAR.SA” em Portugal e a Refinaria “José Martí” em Cuba. Posteriormente descreve-se o processo de cristalização para obter açúcar em rama da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” em Cuba. Para as três indústrias são analisadas as principais variáveis associadas ao processo de cristalização, suas restrições, alguns métodos usados para a sua medição, assim como um grupo de dados reais obtidos nos respectivos processos de cristalização.

2.1 Introdução.

O organismo humano obtém a energia que necessita para todas as suas funções a partir dos alimentos. Com a digestão o organismo converte parte dos alimentos num açúcar simples conhecida como glucose³, esta molécula constitui o principal combustível do sistema nervoso e o cérebro humano deve consumir cerca de 140 gramas de glucose por dia. A glucose é o composto orgânico mais abundante na natureza e é essencial para a vida. Os açúcares, nas suas diferentes formas, constituem a forma básica de energia no reino vegetal, onde são fabricados mediante a combinação de água, dióxido de carbono e luz solar no processo de fotossíntese (Alimentación-Sana, 2007). O homem basicamente obtém estas moléculas a partir de alimentos ricos em hidratos de carbono, frutas e lácteos (Projecto-SICA, 2007).

Outra forma de proporcionar a glucose de que o organismo necessita é através do açúcar comum ou sacarose⁴, que é formada por duas moléculas de açúcares simples: glucose e frutose⁵, cuja ligação é facilmente separada pelas enzimas do sistema digestivo. Isto permite a rápida introdução da glucose no sangue e faz da sacarose o único hidrato de carbono que fornece energia imediata ao organismo, apesar da ciência ter demonstrado que o seu consumo em excesso propicia a aparição de várias doenças.

³ Tipo de açúcar simples. Fórmula química: $C_6H_{12}O_6$ (Composto orgânico mais abundante na natureza)

⁴ Disacárido formado por uma molécula de Glucose e outra de Frutose. Fórmula química: $C_{12}H_{22}O_{11}$

⁵ Tipo de açúcar simples com fórmula igual à Glucose mas com estrutura diferente.

O açúcar que comemos é exactamente o mesmo que existe na natureza, seja na cana-de-açúcar, frutas ou vegetais; é uma fonte de energia eficiente, económica, pura e um alimento muito útil. Poucas vezes é consumida de forma directa sendo o usual que seja: adicionada a outros alimentos para melhorar o seu sabor, textura e corpo (bebidas, sumos, gelados), utilizado como conservante (leite, frutas, presuntos) ou para melhorar a aparência (padaria, pastelaria).

Segundo relatórios da Organização das Nações Unidas para a Agricultura e a Alimentação (FAO), a produção mundial de açúcar no ano 2006 ultrapassou os 147 milhões de toneladas e espera-se que o consumo aumente nos próximos anos. Aproximadamente 69% desta produção é obtido a partir da cana-de-açúcar (*Saccharum Officinarum L*) e 29% da beterraba açucareira (*Beta Vulgaris L*) (Buerkle, 2006), embora existam produções comercializadas em menor escala que são obtidas do sorgo e do milho. Também se deve mencionar que o mel de abelha é um dos poucos produtos de origem animal com uma alta percentagem de açúcares.

2.2 A indústria do açúcar.

Há evidências de que há milhares de anos já os chineses extraíam sacarose da cana-de-açúcar e a conservavam cuidadosamente. Cerca de 510 antes de Cristo, os persas descobrem o açúcar proveniente do mel de abelhas. Por volta do ano 300 a.C. os gregos (por Alexandre O Grande) e logo depois os Romanos conheceram a existência do açúcar. Raro e caro, converteu-se num condimento e medicamento muito apreciado (IANSÁ, 2007). No princípio do século XVI, os colonizadores espanhóis decidiram começar, na ilha A Espanhola (hoje Santo Domingo), o cultivo da cana-de-açúcar para substituir a decadente actividade mineira; instalaram-se então os primeiros trapiches⁶ e a partir daí a nascente indústria açucareira continuou a sua expansão pelo resto da América (CUPERSUCAR, 2007).

Hoje em dia o açúcar é produzida em 136 países e o seu ciclo produtivo segue um esquema definido tecnologicamente em função da matéria-prima utilizada (cana de açúcar ou beterraba açucareira) e do tipo de produto desejado (açúcar em rama ou refinado). Independentemente do esquema tecnológico assumido por cada indústria na produção de açúcar, para cada ciclo produtivo podem definir-se um grupo de operações que tipificam o processo. Na Figura 2.1 apresenta-se um esquema geral com as operações industriais realizadas na produção de açúcar refinado a partir da rama de açúcar.

Dentro do ciclo produtivo do açúcar, como em quase todos os processos de produção de alimentos, podem ser bem identificados diferentes processos físicos, químicos e biológicos. Estes processos são conhecidos como operações unitárias e cada uma delas tem uma função específica dentro do processo. Obtenção do sumo, limpeza do sumo, concentração, cristalização, centrifugação, eliminar a humidade e arrefecimento são as operações unitárias mais importantes na produção industrial de açúcar.

⁶ Moinho utilizado para extrair o sumo de alguns frutos e plantas (por exemplo: açúcar de cana e azeitonas). Nos seus primórdios eram movidos por força animal; na actualidade usa-se o vapor de água como força motriz

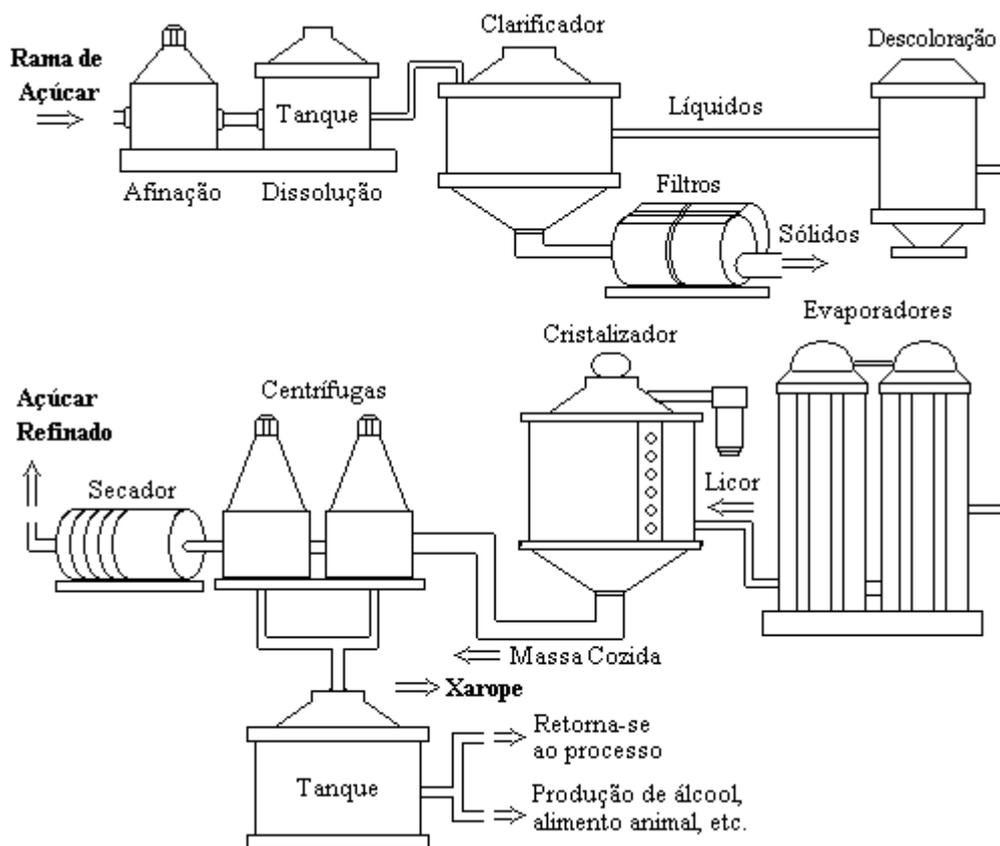


Figura 2.1 - Esquema geral do ciclo produtivo do açúcar refinado a partir da rama de açúcar.

Quando é utilizada cana-de-açúcar como matéria-prima, esta é submetida a um processo de preparação que consiste em romper ou desfibrar os talos de cana mediante facas giratórias que cortam a cana uniformemente sem extrair o sumo. Posteriormente, a cana picada é transportada para os moinhos ou trapiches, constituídos por três ou quatro cilindros metálicas que extraem o sumo mediante pressão (Perafán, 2005). Cada moinho está equipado com uma turbina de alta pressão. No percurso da cana pelo moinho é adicionada água, geralmente quente, para extrair ao máximo a sacarose que contem o material fibroso. Este processo de extracção tem por nome maceração. Uma maceração eficiente deve obter mais do 95 % do açúcar que contem a cana. O bagaço⁷ que sai da última unidade de moinhos é conduzido a uma bagaceira para que seque e depois é utilizado noutras funções (combustível, produção de papel, cartão, etc.). O sumo extraído da cana tem uma cor verde escura, é ácido ($\text{pH} \approx 5.2$) e com grandes quantidades de impurezas (Aparicio e Herrera, 1997).

Se a matéria-prima é a beterraba açucareira, antes de extrair o sumo, esta é lavada para eliminar a terra e outros resíduos da colheita. Posteriormente, a beterraba lavada e fresca é cortada em tiras largas de grande superfície de contacto, o que facilita a extracção do açúcar contido na beterraba. A extracção é feita com um processo de água quente em contracorrente, numa torre de difusão em série com um macerador. Pelo topo da torre onde entra a água são extraídos os restos da beterraba esgotada e húmida,

⁷ Resíduo lenhoso obtido depois de extrair o sumo da cana-de-açúcar.

os quais são utilizados como alimento para animal. Do macerador obtém-se um sumo açucarado ou sumo de difusão, o qual passa à próxima etapa para a purificação ou clarificação (Dunham *et al.*, 1995).

Ao sumo extraído adiciona-se posteriormente leite de cal suficiente para obter um sumo clarificado de pH = 7.0. O leite de cal evita ainda o processo de inversão da sacarose e ajuda a precipitar a maior parte das impurezas orgânicas e inorgânicas que traz o sumo. Depois o sumo é aquecido até 100 °C nos aquecedores, o que permite a formação de sais cálcicos, produto da reacção entre o leite de cal e os ácidos orgânicos e fosfóricos contidos no sumo. O precipitado em forma de lodo destes sais arrasta as impurezas, que se retiram do processo e podem ser utilizadas como adubo orgânico.

O sumo clarificado passa à etapa de concentração, a qual consiste em evaporar o sumo clarificado para eliminar a maior quantidade possível de água. Aqui é obtido o licor ou xarope de 65 °Brix e um pH de 6.5. Neste processo evapora-se aproximadamente 75 % do peso total do sumo. Os evaporadores trabalham ao vazio para facilitar a ebulição a menor temperatura e podem ser de triplo, quádruplo ou quántuplo efeito. O sumo entra primeiro no pré-evaporador e é aquecido até ao ponto de ebulição. Ao começar a ebulição são gerados vapores que servem para aquecer o sumo na etapa seguinte, obtendo assim um ponto de ebulição mais baixo em cada evaporador. Ao terminar a concentração, o licor obtido pode ser novamente submetido a um processo de clarificação para aumentar a sua pureza.

A etapa seguinte do ciclo produtivo é conhecida como Cristalização ou Cozedura. Esta etapa constitui uma das mais importantes dentro de todo o ciclo e tem lugar num evaporador ao vazio de simples efeito conhecido como Tacho. Nesta unidade o licor é evaporado até ficar saturado em açúcar. Num certo momento do processo, são introduzidos no cristalizador grãos ou sementes muito finos de açúcar. A sobressaturação, força motriz do processo, provoca o crescimento desta semente. Isto permite obter um cristal de açúcar cujas características relativas a tamanho e pureza dependem da matéria-prima utilizada e do tipo de produto que se deseja obter: açúcar em rama, açúcar branco directo, açúcar branco especial ou açúcar refinado. Este processo termina quando o cristalizador se enche da suspensão cristalina ou massa cozida⁸, composta aproximadamente por 45% e 55% de cristais (SICA, 2007). O processo de cristalização é extremamente complexo e será analisado em detalhe no Capítulo 3. Os três casos de cristalização estudados realizam-se de forma descontínua, batch⁹ ou por lotes, seguindo um determinado sistema de cozedura ou cristalização.

A massa cozida obtida pela cristalização passa à etapa de centrifugação; aqui, através da força centrífuga, separam-se os cristais de açúcar do licor mãe. As centrífugas são cilindros que giram a alta velocidade e estão cobertos por uma malha fina. A parte líquida sai pela malha e armazena-se para posterior utilização; este líquido recebe o nome de xarope ou mel final, em função do grau de esgotamento que tenha. O xarope é realimentado no processo e o mel final, que não é cristalizável,

⁸ Na linguagem da indústria açucareira refere-se à suspensão ou mistura formada pela solução de sacarose e os cristais de açúcar que se formam durante o processo de cristalização.

⁹ Num processo batch (por partidas) processa-se completamente certa quantidade de matéria-prima, a qual produz um produto final e depois reinicia-se o processo novamente

utiliza-se para obter alimento animal, álcoois, etc. Os grãos ou cristais de açúcar ficam retidos dentro da centrífuga, são lavados com água ou vapor e posteriormente são separados de forma mecânica. Este açúcar tem uma alta humidade (entre 0.5 % e 2 %) e uma temperatura entre 65 e 95 °C, por estas características os cristais de açúcar passam por um processo de secagem e arrefecimento (Li, 2002).

A secagem realiza-se em secadores (rotativos ou leitofluidizado), onde a acção dum fluxo de ar quente em contracorrente absorve a humidade dos cristais de açúcar e a reduz a menos do 0.04 %. Ao concluir esta etapa o açúcar ainda pode ter entre 35 ou 40 °C pelo que se submete a uma última etapa de arrefecimento antes do armazenamento.

2.3 Diferentes tipos de açúcares.

A nível mundial são produzidos e comercializados essencialmente três tipos de açúcar: em rama, branco directo ou especial e refinado. A diferença fundamental entre estes tipos de açúcares encontra-se na percentagem de sacarose que possuem. No seu esquema produtivo também existem diferenças causadas pela aplicação ou não de etapas de clarificação para aumentar a pureza do licor de alimentação.

O açúcar em rama (também conhecida por açúcar cru ou moreno) é o açúcar de menor percentagem de sacarose (entre 96 % e 99 %), e obtém-se da cana-de-açúcar ou beterraba utilizando um único ciclo de cristalização. Este tipo de açúcar conserva uma película de xarope que envolve o cristal.

Uma forma de elevar a percentagem de sacarose no açúcar final é introduzindo etapas de clarificação antes da fase de concentração. Um método muito aplicado consiste na sulfitação ou uso de dióxido de enxofre. Esta substância é passada através dos sumos de cana sem clarificar provocando o branqueado do sumo, facilitando a separação de impurezas e destruindo as bactérias presentes no mesmo. Mediante estas técnicas de branqueamento pode-se obter, mediante um único processo de cristalização, açúcar com 99.5 % de sacarose, conhecido também como açúcar sulfitado, branco directo ou branco especial.

Em vez de se branquear o açúcar pode purificar-se e obter-se um açúcar com 99.96% de sacarose. Este tipo de açúcar é conhecido como açúcar refinado, e para a sua obtenção é necessário repetir o processo de cristalização. No processo de refinação utiliza-se o açúcar em rama como matéria-prima, a qual é novamente diluída, clarificada, concentrada, cristalizada, centrifugada e secada.

2.4 Sistemas de cozedura.

Independentemente do tipo de açúcar produzido, sempre que é realizado o processo de centrifugação obtêm-se dois produtos: açúcar granulado e xarope. O açúcar granulado termina o processo para ser comercializado (pode ser açúcar refinado ou rama de açúcar). O xarope, que tem um alto conteúdo de açúcar, pode ser retirado ou reinserido no processo. A forma adoptada na indústria para realimentar o

xarope ao processo e cristalizar o açúcar ainda dissolvido, até ser esgotado o mais possível, é conhecido como sistema de cozedura.

Os sistemas de cozedura são definidos em função dos requerimentos e possibilidades da fábrica e também da experiência de cada produtor. Neste trabalho são descritos três sistemas de cozedura: (1) o sistema de uma massa cozida (*Back Boiling*), implementado na Refinaria “RAR.SA” para produzir açúcar refinado, (2) o sistema de cozedura de quatro massas cozidas (*Four Strike Boiling*), implementado na Refinaria “José Martí” para produzir açúcar refinado e (3) o sistema de três massas cozidas sem recirculação de xarope (*Three Strike Boiling*) aplicado na Empresa Açucareira “30 de Noviembre” para produzir açúcar em rama.

2.5 Diferenças fundamentais entre açúcar refinado e açúcar em rama.

A produção mundial de açúcar é quantificada basicamente por dois tipos de açúcares: açúcar refinado e açúcar em rama. Para ambos os tipos de açúcares existem diferenças bem marcadas, que distinguem tanto as suas propriedades físico-químicas como o ciclo produtivo de cada tipo de açúcar. A Tabela 2.1 resume as diferenças básicas destes tipos de açúcares.

Tabela 2.1 - Diferenças fundamentais entre o açúcar refinado e o açúcar em rama.

	Açúcar em rama	Açúcar refinado
Matéria-prima utilizada	Sumos da cana-de-açúcar ou beterraba açucareira	Açúcar em rama dissolvido
Pureza das soluções usadas na cristalização	[78 - 85] %	[95 - 99.5] %
Duração da cristalização	[2.5 - 3] Horas (Grão fino) [2.5 - 3] Horas (Rama de açúcar)	[90 - 100] min
Ciclos de cristalização e centrifugação	Um ciclo	Dois ciclos
Volume de trabalho dos cristalizadores	≈ 40 m ³	≈ 34 m ³
Pureza final	≈ 96 %	99.9 %
Cor final	Escura, morena (conserva uma película de xarope)	Branca
Tamanho médio	≈ 1 mm	≈ 0.6 mm
Coefficiente de variação	≈ 22 %	≈ 30 %

2.6 Características do ciclo de produção na Refinaria “RAR.SA”.

A refinaria de Porto “RAR.SA” produz açúcar refinado a partir de açúcar em rama¹⁰. O processo de refinação é constituído pelas seguintes operações ou etapas: afinção, dissolução, carbonatação, filtração, concentração, cristalização, centrifugação, recuperação, secagem, classificação e empacotamento. No final do processo obtém-se um açúcar refinado com uma pureza de cerca de 99.97% de sacarose. A Figura 2.2 representa de forma simplificada o ciclo tecnológico de refinação seguido na “RAR. SA”.

O primeiro passo, afinção, tem por objectivo separar a película de xarope que envolve o cristal da rama de açúcar. Para conseguir isto, mistura-se a rama com soluções de açúcar recicladas do processo e posteriormente é centrifugada. A seguir o açúcar afinado é dissolvido completamente. Posteriormente acrescenta-se hidróxido de cálcio à solução, o que permite a formação dum precipitado de carbonato de cálcio, o qual arrasta a maior parte das impurezas. Com a afinção e carbonatação consegue-se uma redução do 60% da cor inicial da rama de açúcar.

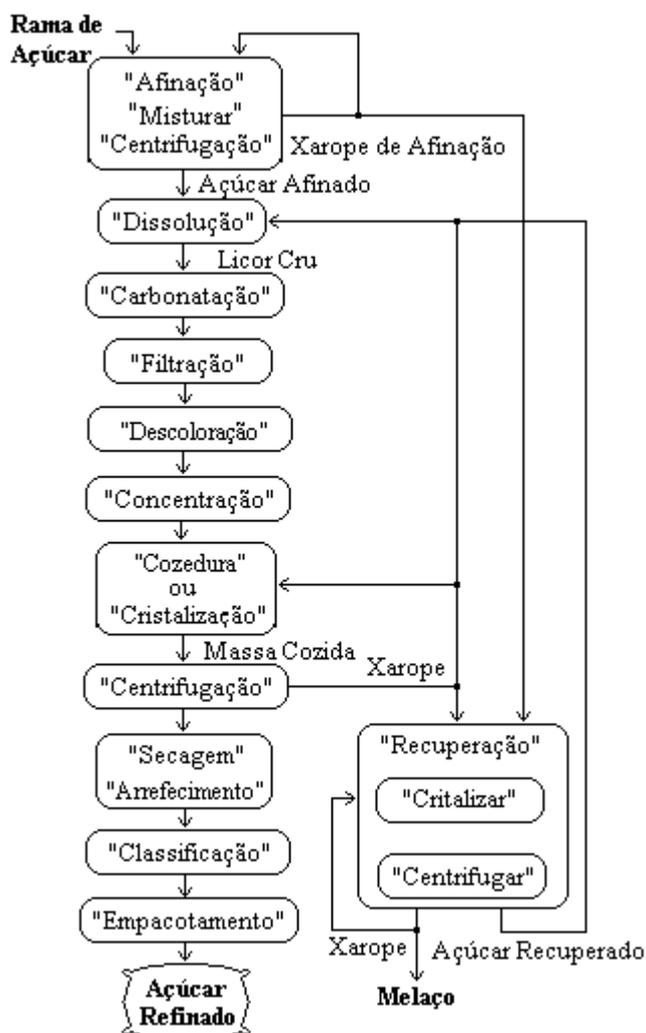


Figura 2.2 - Esquema tecnológico simplificado seguido na Refinaria “RAR.SA”.

¹⁰ Os trabalhos anteriores de Chorão (1995) e Gonçalves (1996), desenvolvidos em cooperação com a empresa, descrevem detalhadamente o processo

A seguir, a solução é filtrada e descorada em colunas de resinas por absorção e permuta de cloretos. Depois desta operação a pureza da solução é normalmente superior a 99 %. Na etapa seguinte a solução passa por um processo de evaporação e a concentração da solução aumenta até aos 72 °Brix; esta solução é conhecida como licor. Este licor é utilizado para alimentar a etapa de cristalização ou cozedura.

A cristalização realiza-se num evaporador em vazio de efeito simples, seguindo um esquema de cozedura com apenas uma massa cozida. Durante o processo de cristalização utilizam-se licor aproximadamente para encher entre o 45% e 50% do volume total do tacho, o volume restante do tacho alimenta-se com xarope (para o caso de estudo $\approx 22 \text{ m}^3$ de licor e 16 m^3 de xarope). O xarope é a solução açucarada que é obtida como subproduto na etapa de centrifugação.

A suspensão cristalina obtida no cristalizador passa à etapa de centrifugação onde são separados os cristais de açúcar do xarope. O açúcar obtido tem uma pureza de cerca de 99.97 % e o xarope de ≈ 95 %. Posteriormente à centrifugação o açúcar é secado em secadores rotativos com ar em contracorrente, e aqui diminui-se a humidade a menos de 0.04 %. A seguir o açúcar é arrefecido e posteriormente classificado. Na classificação eliminam-se os cristais com tamanho fora das especificações: maiores que 1.18 mm (grossos) e menores que 0.2 mm (finos). Os cristais com as dimensões estabelecidas passam a ser empacotados, os restantes são reintroduzidos na etapa de dissolução.

Parte do xarope que se obtém na centrifugação utiliza-se na próxima cristalização e o excedente passa à etapa de recuperação. Nesta etapa o xarope submete-se a sucessivas cristalizações. O açúcar que se obtém na recuperação passa à etapa de afinação e a solução separada pela centrifugação passa novamente à recuperação até ter uma pureza limite e é retirada do processo como subproduto ou melaço.

2.6.1 Descrição tecnológica da área de tachos na Refinaria “RAR.SA”.

A etapa de cristalização na Refinaria “RAR.SA” do Porto aplica o esquema de uma massa cozida (ver Figura 2.3). O processo realiza-se num cristalizador batch por evaporação ao vazio. Estes cristalizadores são unidades cilíndricas com uma capacidade de 30 m^3 . O cristalizador alimenta-se com duas soluções: licor (Pureza = 99 % e Brix = 72 °Brix) e xarope (Pureza = 95 % e Brix = 75 °Brix). O processo tem uma duração aproximada de 90 minutos e segue o seguinte procedimento.

1. Fechar todas as válvulas de alimentação e saída do tacho.
2. Activar a bomba que alimenta a água ao condensador barométrico para diminuir a pressão de vazio do cristalizador.
3. Alimentar o cristalizador com licor até cobrir completamente a calândria.
4. Pôr em marcha o agitador mecânico.
5. Estabilizar a pressão de vazio em 0.22 bar^{11} (pressão absoluta).

¹¹ No sistema internacional 1 bar equivale a 10^5 Pa

6. Manter a válvula de alimentação de vapor com um caudal constante (1.5 kg/s).
7. Controlar o volume da solução (15 cm acima da calândria) com o caudal de licor.
8. Quando a sobressaturação alcança o valor 1.15 introduzir a semente.
9. Esperar 3 minutos para garantir a formação dos grãos.
10. Abrir a alimentação de licor e controlar a sobressaturação com o caudal de licor.
11. Manter o controlo da sobressaturação com caudal de alimentação de licor até consumir ≈ 22 m³ de licor (este valor depende do brix do licor de alimentação).
12. Manter a válvula de alimentação fechada e controlar a sobressaturação com o caudal de vapor até atingir um valor de ≈ 0.4 na fracção mássica de cristais, a qual é medida indirectamente pela corrente do agitador.
13. Iniciar a alimentação com xarope e utilizar agora o caudal de xarope para manter constante a fracção mássica (0.4 que equivale a 22 A no consumo de corrente no agitador).
14. Manter estas condições até alcançar o volume máximo (30 m³).
15. Fechar completamente a alimentação e abrir a válvula de vapor até que a suspensão tenha a fracção mássica desejada (0.56 - 0.57 equivalente a 50 A agitador).
16. Descarregar o tacho e transportar a massa cozida à unidade de centrifugação.

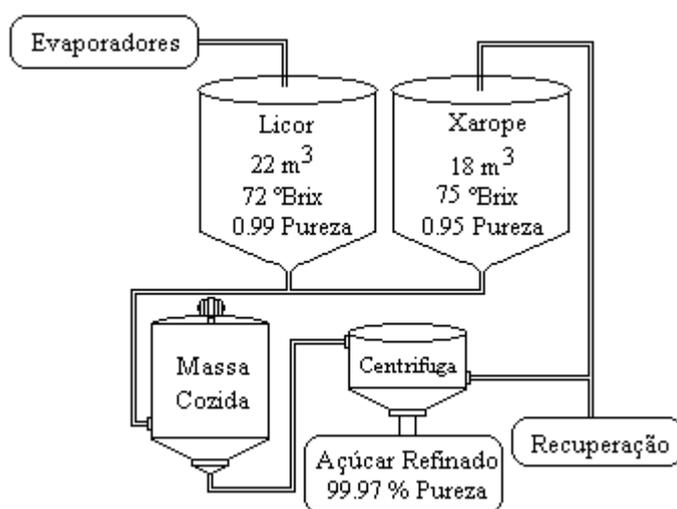


Figura 2.3 - Esquema simplificado de cristalização de uma massa cozida.

O controlo do processo realiza-se mediante um sistema de supervisão por computador, controladores lógicos programáveis (CLP) e processadores de controlo Foxboro. A supervisão do sistema realiza-se mediante o programa **IA SERIES SYSTEM FOXBORO** que utiliza o sistema operativo Windows XP. O sistema de supervisão comunica-se mediante uma rede Ethernet (100 Mbit) com os dispositivos de interface MICRO I/A e estes mediante uma rede Profibus com os dispositivos de campo.

2.6.2 Dados de entrada e saída obtidos no processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA”.

Como parte do trabalho desenvolvido, na Refinaria “RAR.SA” foram obtidos 24 conjuntos de dados os quais reflectem o comportamento das principais variáveis medíveis do processo. Estes dados reais serão utilizados na identificação do processo por diferentes métodos e para avaliar a eficácia dos modelos e algoritmos de controlo a implementar. O cristalizador seleccionado para fazer as medições tem os instrumentos de medição e regulação representados na Tabela 2.2. Na aquisição dos dados utilizou-se um período de amostragem de um segundo, sendo possível a medição das seguintes variáveis:

Variáveis de entrada: caudal de alimentação, brix de alimentação, temperatura de alimentação, caudal de vapor, pressão de vapor, temperatura de vapor, caudal de água e pressão de vazio.

Variáveis de saída: volume da suspensão, sobressaturação, corrente do agitador (equivalente a medição indirecta da fracção mássica de cristais), temperatura da suspensão, tamanho médio e coeficiente de variação (estas duas últimas variáveis são medidas ao concluir o processo)

As especificações técnicas do cristalizador objecto de estudo para a aquisição de dados estão resumidas na Tabela 2.3 e os seus parâmetros teóricos de operação na Tabela 2.4.

Tabela 2.2 - Instrumentos de medição e regulação acoplados ao cristalizador na Refinaria “RAR.SA”.

Sensores / Reguladores	Rango	Instrumento
Pressão de vazio (absoluta)	0 - 1 bar	Transmissor Foxboro IAP-10
Nível	0 - 4.41 mH ₂ O	Transmissor Foxboro IDP-10
Brix da solução	65 - 95 °Brix	Refractómetro K-Patents PR-01-S
Temperatura no cristalizador	0 - 120 °C	PT-100
Temperatura de vapor	40 - 200 °C	PT-100
Pressão de vapor (relativa)	0 - 3 bar	Transmissor Foxboro IGP-10
Corrente do agitador	0 - 50 A	Transmissor TI + conversor 4-20 mA
Fluxo de alimentação	0 - 125 m ³ /h	Caudalímetro Foxboro 8003-WCR
Fluxo de água	0- 50 m ³ /h	Contador Foxboro (Saída por impulsos)
Caudal de vapor	0 - 14 t/h	Transmissor Foxboro 843DP + Orif. Calibrado

Tabela 2.3 - Especificações técnicas do tacho estudado na Refinaria “RAR.SA”

Parâmetro	Especificação
Tipo de cristalizador	Calândria fixa
Diâmetro	3.92 m
Volume de trabalho	34 m ³
Área de transferência de calor	194 m ²
Diâmetros dos tubos da calândria	0.098 m
Velocidade de agitador	58.6 rpm
Potência de agitador	15 kW

Tabela 2.4 – Valores nominais dos parâmetros de operação para o tacho estudado na Refinaria “RAR.SA”.

Parâmetro de operação	Valor nominal
Tempo médio do processo completo	≈ 90 min.
Volume final	≈ 30 m ³
Pressão de vazio	0.22 bar
Brix do licor de alimentação	72 °Brix
Pureza do licor alimentação	> 99 %
Brix de xarope de alimentação	75 °Brix
Pureza do xarope alimentação	95 %
Temperatura de alimentação	65 °C
Temperatura de vapor	≈ 140 °C
Pressão de vapor	2 bar
Massa de semente	110 g

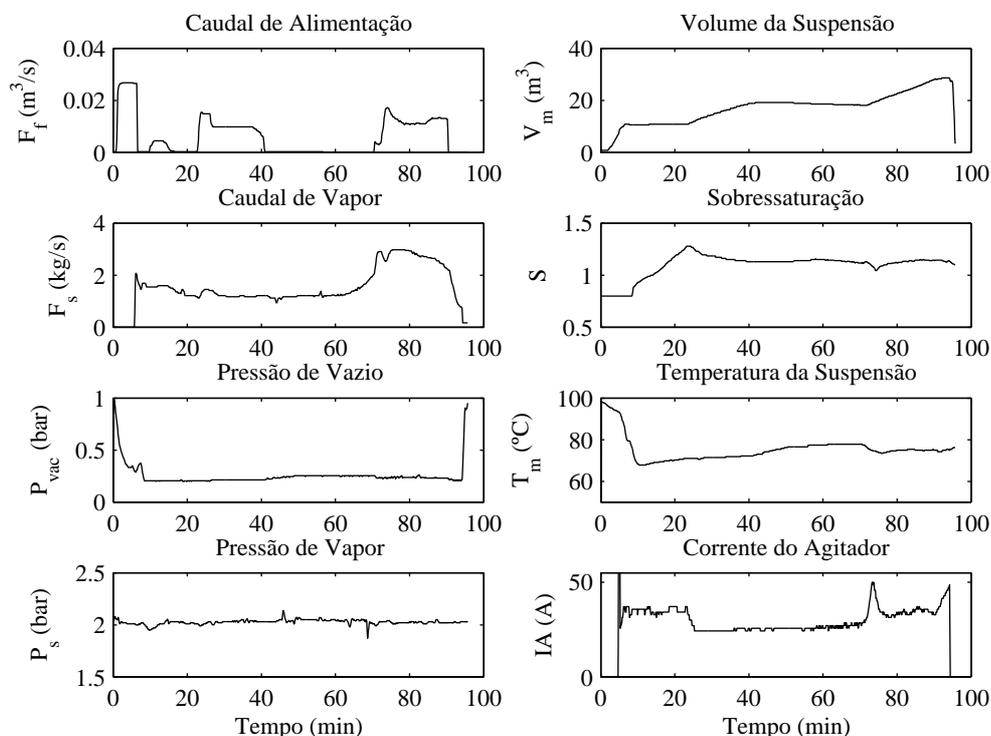


Figura 2.4 - Representação gráfica dum conjunto de dados reais do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA” (Batch-1)

Na Figura 2.4 mostra-se graficamente o comportamento dos principais dados adquiridos (Batch -1). Outros conjuntos de dados adquiridos nesta indústria são apresentados nos Apêndices A.1.1 e A.1.2.

2.7 Características do ciclo de produção na Refinaria “José Martí”.

A Empresa Açucareira “30 de Noviembre” tem associadas duas fábricas de açúcar: a “30 de Noviembre” que produz açúcar em rama e a “José Martí” que refina a produção do “30 de Noviembre” e

outras produções de açúcar em rama de outras empresas. Na Refinaria “José Martí” o processo de refinação segue os passos seguintes: afinação, dissolução, tratamento químico, clarificação, concentração, cozedura, centrifugação, mistura, secagem e empacotamento. (Ver Figura 2.5).

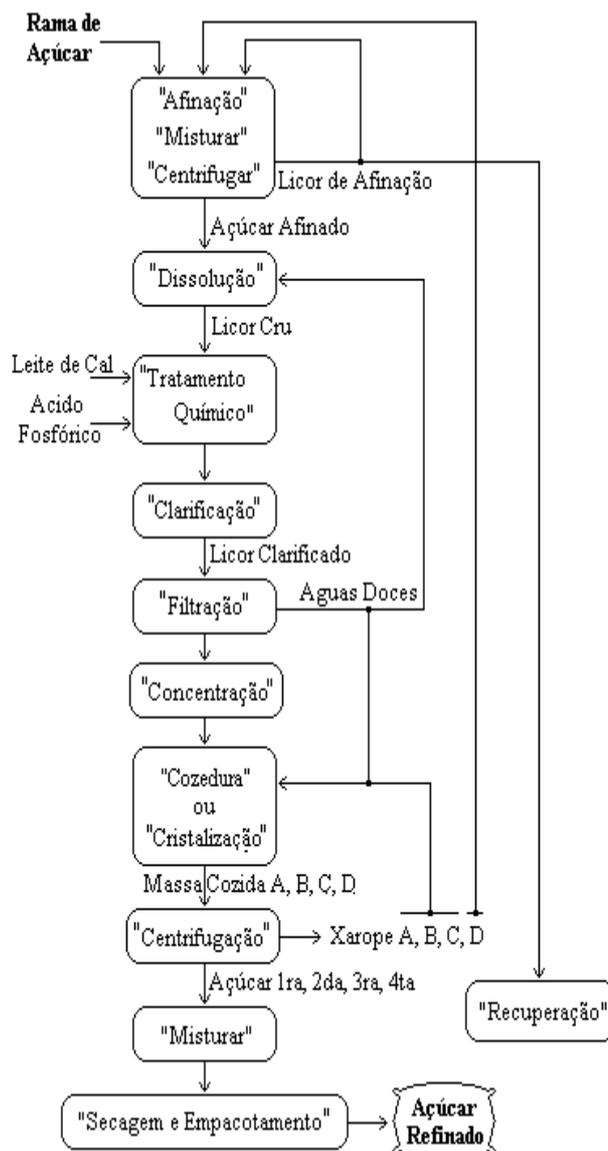


Figura 2.5 - Fluxo tecnológico seguido na Refinaria “José Martí”

O objectivo da etapa de afinação é eliminar a capa de meladura que recobre o cristal de açúcar em rama. Para isso mistura-se o açúcar em rama com xarope de afinação ou com o mel final obtido quando se centrifuga a massa cozida D. Posteriormente a mistura é centrifugada e o açúcar obtido lavado com água quente. No final desta etapa consegue-se remover entre 40 % e 55 % da cor do açúcar em rama inicial.

O açúcar em rama afinado dissolve-se com água doce ou de retorno e obtém-se um licor cru entre os 62° e 65 °Brix. A dissolução é submetida a um tratamento químico com leite de cal e ácido fosfórico. O leite de cal deve manter o pH entre 7.0 e 7.2, o ácido fosfórico através da floculação arrasta as impurezas em suspensão.

O licor tratado quimicamente passa à etapa de clarificação, a sua temperatura é elevada até a os 85 °C o que permite que os precipitados sólidos ascendam à superfície e os resíduos sólidos possam ser separados mecanicamente. Na etapa de clarificação elimina-se entre 25 % e 35 % da cor inicial. Os sólidos que ainda restam na suspensão são separados num filtro de pressão onde se obtém um licor com 54° - 60°Brix e uma pureza de 99 % aproximadamente.

Posteriormente o licor procedente dos filtros é concentrado em evaporadores de duplo e triplo efeito até valores entre 65 ° e 70 °Brix. Este licor é alimentado nos tachos para a cozedura ou cristalização, e a partir do mesmo é produzida a massa cozida A (MC-A). A cristalização realiza-se pelo método batch e segue o esquema de quatro massas cozidas (A, B, C, D). Para obter uma massa cozida B (MC-B), são utilizados os xaropes obtidos ao centrifugar duas massas cozidas A e assim sucessivamente até obter a massa cozida D, cujo xarope é utilizado na etapa de afinação. Num ciclo completo de cozedura devem obter-se 15 massas cozidas (8 MC-A, 4 MC-B, 2 MC-C e 1 MC-D), cada uma composta aproximadamente por 50 % de cristais e 50 % de xarope. A massa cozida é centrifugada para separar os cristais do xarope obtendo-se açúcar refinado (1ª, 2ª, 3ª e 4ª) e os xaropes (A, B, C e D) respectivamente (ver Figura 2.6). O grau de pureza e a qualidade diminuem desde o açúcar de 1ª até ao de 4ª, pelo que no final de cada ciclo a produção é misturada para obter um açúcar de cor homogénea.

O açúcar misturado resultante tem uma humidade entre 1 % e 1.2 %, a qual não é recomendável para o seu armazenamento, pelo que é submetido a uma etapa de secagem que reduz a humidade a menos de 0.06%, e prepara o açúcar para ser comercializado.

2.7.1 Descrição tecnológica da área de tachos na Refinaria “José Martí”

A área de tachos numa refinaria de açúcar tem como objectivo obter em forma de cristais a sacarose que está dissolvida no licor clarificado; este açúcar refinado deve ter uma pureza de 99.9 %. Na refinaria “José Martí” utiliza-se o sistema de quatro massas cozidas (ver Figura 2.6) e exige-se que todos os tachos devam cumprir os seguintes requisitos tecnológicos.

1. Indicador de temperatura (0 -100 °C). Indica a temperatura da massa cozida.
2. Manómetro com escala de vazio (30-2 inHg)¹² (pressão absoluta).
3. Manómetro para pressão de vapor na calândria (10-50 PSI)¹³ (pressão relativa).
4. Indicador de temperatura na linha de entrada de água (0-100 °C).
5. Amperímetro para medir a carga eléctrica no motor do agitador (0-50 A).
6. Escala de volume visível com dupla graduação (m³ e %).
7. Sistema para introduzir a semente no tacho.

¹² inHg → polegadas de mercúrio, no sistema internacional 1 inHg equivale a 3386.5 Pa (0.0338 bar)

¹³ PSI → libras por polegada quadrada, no sistema internacional 1 PSI equivale a 6894.6 Pa (0.0689 bar)

A operação do tacho deve seguir um procedimento que é estabelecido com base nos resultados esperados do processo. Do cumprimento deste procedimento e da experiência dos operários depende basicamente a qualidade dos produtos ao finalizar o ciclo. O operador do tacho é o responsável por garantir que o tacho funcione dentro dos parâmetros definidos. O procedimento da cristalização neste caso é o seguinte.

1. Fechar todas as válvulas de alimentação e saída do tacho.
2. Comunicar o tacho com a linha de vazio auxiliar.
3. Quando o vazio alcança 12 inHg abrir a válvula de comunicação com o condensador barométrico e fechar o sistema de vazio auxiliar.
4. Quando o vazio tiver ficado estável em 10 inHg, abrir a válvula de alimentação de licor e alimentar o tacho até cobrir completamente a calândria.
5. Fechar a válvula de alimentação e abrir ligeiramente a alimentação de vapor até obter uma pressão de vapor na calândria entre 25 e 30 PSI.
6. Manter a válvula de vapor nesta posição até que a solução alcance as condições ideais para cristalizar (as condições ideais são determinadas pela experiência do operador e pela análise visual das amostras retiradas do tacho).
7. Pôr em funcionamento o agitador mecânico.
8. Introduzir a semente, que deve ser preparada com as seguintes proporções: 250 g de semente por cada 1000 ft³ (28.3 m³ no sistema internacional, volume final esperado).
9. Reduzir a pressão de vapor até 22 PSI e manter a pressão de vazio entre os (8 e 10) inHg. Manter estas condições até que seja garantida a correcta formação dos grãos (≈ 3 minutos).
10. Restabelecer os valores de pressão de vazio e vapor em 10 inHg e 22 PSI respectivamente.
11. Regular a alimentação de acordo com o grau de evaporação no tacho.
12. Extrair frequentemente amostras da suspensão através da sonda e corrigir as alterações através da alimentação de licor.
13. Manter as condições anteriores até completar o volume da operação (≈ 28 m³).
14. Fechar a válvula de alimentação e continuar a evaporação e o crescimento dos cristais até obter a consistência desejada na suspensão cristalina.
15. Descarregar o tacho e passar a suspensão cristalina à unidade de centrifugação.

Este procedimento tem uma duração aproximada de (95 – 105) minutos. Na Refinaria “José Martí” não estão implementados sistemas automáticos de controlo, os instrumentos só se utilizam para facilitar o trabalho dos operários, são estes que, com base na sua experiência, devem tomar as decisões de aumentar ou diminuir o caudal de alimentação. Ao concluir o ciclo, o tamanho médio dos cristais deve ser de 0.56 mm aproximadamente e a fracção mássica de cristais de 50 %. Antes de começar cada cozedura, mede-se

o brix do licor clarificado ou o xarope mediante indicadores de cores para garantir que o brix dos mesmos tenha os valores estabelecidos para cada caso. A Tabela 2.5 mostra as características fundamentais dos produtos que intervêm num ciclo de 4 massas cozidas.

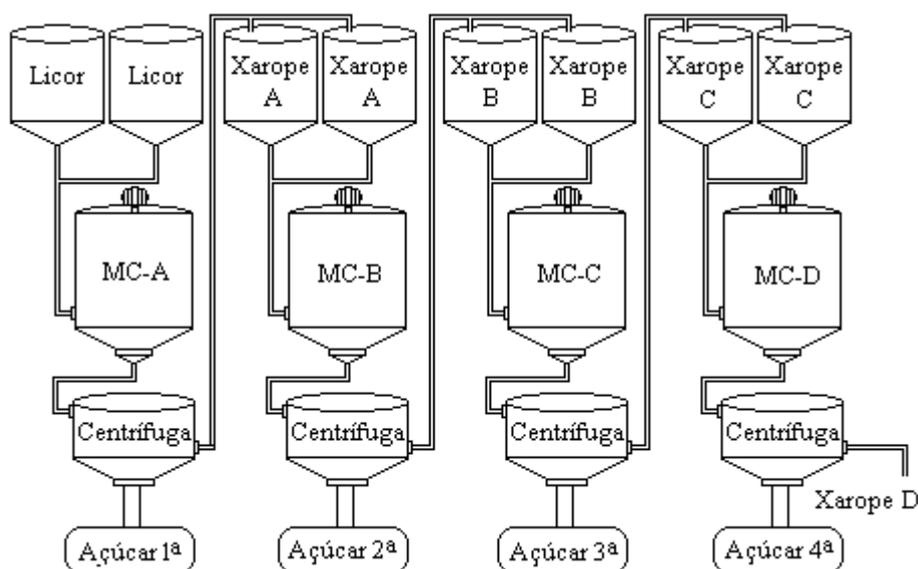


Figura 2.6 - Esquema de cozedura de 4 massas cozidas.

Tabela 2.5 - Características dos produtos que intervêm num ciclo de 4 massas cozidas.

	Brix (°Brix)	Pureza (%)	Cor (Unidades ICUMSA)
Licor clarificado	67 – 69	> 99	
MC-A	88 – 90		
Açúcar 1ra			≈ 60
Xarope A	72 – 75	≈ 97	
MC-B	88 – 90		
Açúcar 2da			≈ 90
Xarope B	72 – 75	≈ 95	
MC-C	90 – 92		
Açúcar 3ra			≈ 120
Xarope C	72 – 75	≈ 92	
MC-D	90 – 92		
Açúcar 4ta			≈ 150
Xarope D		≈ 89	

2.7.2 Dados de entrada e saída obtidos no processo de cristalização da Refinaria “José Martí”.

Para poder estudar a dependência entrada/saída das variáveis do processo de cristalização e obter posteriormente um modelo fiável do mesmo, foi seleccionado um dos tachos da área, do qual foram

monitorizadas as suas principais variáveis. O tacho seleccionado destina-se a obter massa cozida A, as suas especificações técnicas são resumidas na Tabela 2.6 e os seus parâmetros nominais de operação na Tabela 2.7.

Tabela 2.6 - Especificações técnicas do tacho estudado na Refinaria José Martí

Parâmetro	Especificação
Tipo de cristalizador	Calândria fixa
Diâmetro	3.8 m
Volume de trabalho	32 m ³
Área de transferência de calor	200 m ²
Diâmetros dos tubos da calândria	0.0675 m
Velocidade de agitador	60 rpm
Potência de agitador	15 kW

Tabela 2.7 – Valores nominais dos parâmetros de operação para o tacho estudado na Refinaria “José Martí”.

Parâmetro de operação	Valor nominal
Tempo médio do processo completo	≈ 100 min.
Volume final	≈ 28 m ³
Pressão de vazio (Absoluta)	10 inHg
Brix do licor de alimentação	66 - 69 °Brix
Pureza do licor alimentação	> 98 %
Temperatura de alimentação	≈ 65 °C
Temperatura de vapor	≈ 140 °C
Pressão de vapor (Relativa)	25 - 30 PSI
Massa de semente	≈ 250 g
PH do licor de alimentação	6.6 - 7.0

Dado o baixo nível de automatização que possui a área de tachos na Refinaria “José Martí” não foi possível fazer uma análise exaustiva do comportamento de todas as variáveis que intervêm no processo de cristalização; não obstante foi possível obter 10 conjuntos de dados correspondentes à cristalização da massa cozida A. As variáveis adquiridas nos dez conjuntos de dados são as seguintes:

Variáveis de entrada: Caudal, brix e temperatura de alimentação; caudal de vapor, pressão de vapor, temperatura de vapor, fluxo de água, pressão de vazio e PH de alimentação (PH, só utilizado para garantir condições químicas que minimizem a inversão da sacarose).

Variáveis de saída: temperatura da suspensão, cor do açúcar final (esta última variável só medida ao concluir o processo)

A recolha de dados nas instalações da área de tachos na Refinaria “José Martí” resultou muito difícil. Só existiam instrumentos de medição analógicos, o que obrigou a realizar a leitura dos dados de forma manual e foi necessária a participação de vários operários na medição dos dados. Na leitura dos dados

utilizou-se um período de amostragem de 40 segundos. Neste caso não foi possível medir as variáveis sobressaturação e fracção mássica por não dispor dos instrumentos de medição necessários. Um factor muito importante, para um desempenho aceitável do processo, é a experiência dos operários que devem analisar frequentemente as amostras da suspensão cristalina. A Figura 2.7 mostra graficamente o comportamento de algumas das variáveis adquiridas para este processo (Batch 1). Nos Apêndices A.1.3 e A.1.4 apresentam-se outros dois conjuntos de dados.

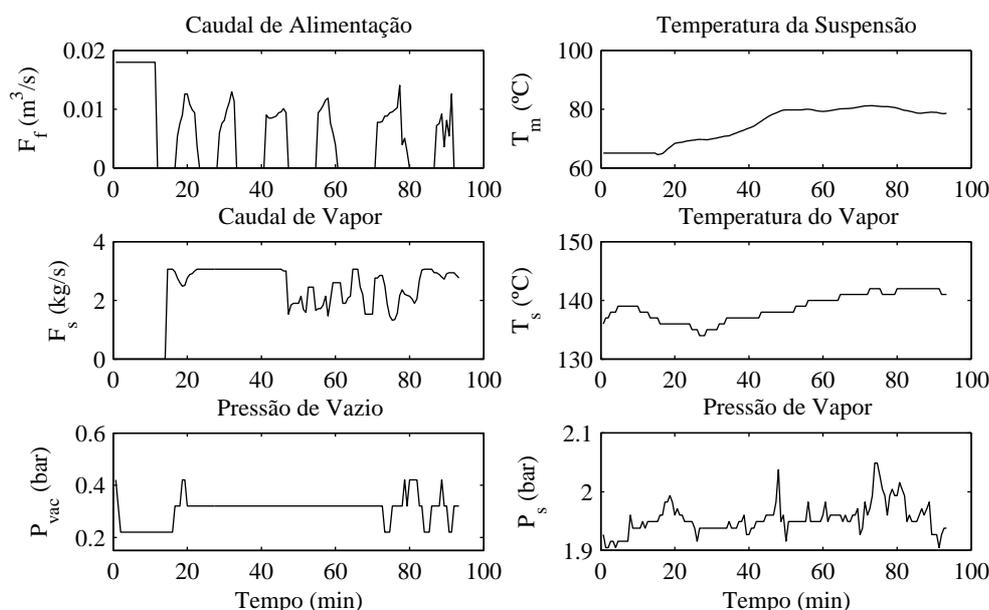


Figura 2.7 - Representação gráfica dum conjunto de dados reais do processo de cristalização na Refinaria “José Martí” (Batch-1) (As variações bruscas na pressão de vazio devem-se a o facto de aquisição manual dos dados e os erros de leitura)

2.8 Características do ciclo de produção na Empresa Açucareira “30 de Noviembre”.

Como se viu na secção 2.7, a Empresa Açucareira “30 de Noviembre” produz açúcar em rama a partir dos sumos extraídos da cana-de-açúcar. A empresa realiza o ciclo de produção completo, sendo a área de tachos uma das mais complexas e principal responsável pela eficiência da indústria. Esta área recebe o licor concentrado nos evaporadores e tem a função de produzir os cristais de açúcar em rama com os requisitos estabelecidos para este caso. O processo de cristalização segue o esquema de cozedura de três massas cozidas sem recirculação de xarope (ver Figura 2.8).

A baixa pureza dos materiais açucarados utilizados na cristalização da rama de açúcar (< 85 %), implica mudanças substanciais na técnica operatória aplicada nesta indústria. Dada a baixa taxa de cristalização, por causa da baixa pureza, a cristalização realiza-se mediante duas fases: (i) Formação do grão fino e (ii) cristalização das massas comerciais.

A etapa de formação do grão fino é um processo batch que é realizado num cristalizador evaporativo ao vazio. Durante esta etapa tem lugar a formação da semente, que posteriormente seguirá o processo de crescimento e esgotamento do licor nos cristalizadores das massas comerciais.

Nos cristalizadores comerciais produzem-se duas massas cozidas comerciais (A e B), as quais depois de serem centrifugadas dão lugar ao açúcar em rama A e B, que são misturados para posteriormente serem comercializados, também obtêm-se o xarope A e B respectivamente de cada massa. Uma terceira massa cozida, a massa cozida C ou massa de esgotamento, tem a função de esgotar o máximo de xarope.

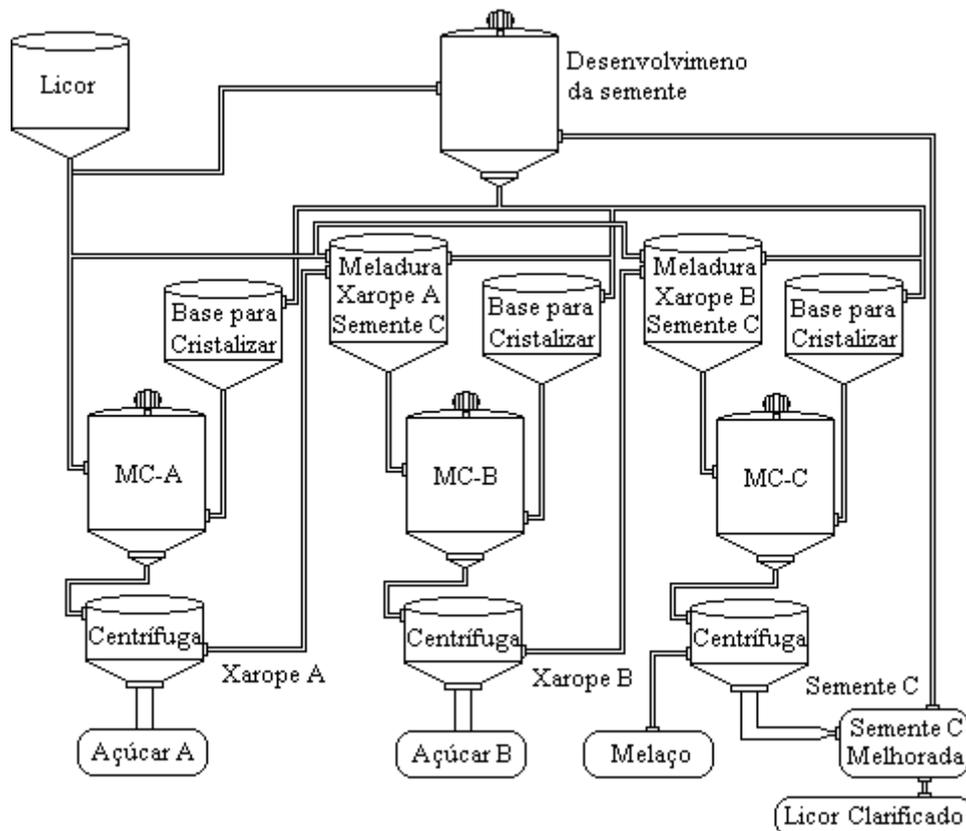


Figura 2.8 - Esquema de 3 massas cozidas aplicada na Empresa “30 de Noviembre” para obter rama de açúcar.

A massa cozida C deve ter uma pureza inferior a 62 % e a partir dela obtém-se (depois da centrifugação) a semente C e o melado. A semente C é um grão de açúcar com um tamanho médio que deve oscilar entre 0.2 e 0.34 mm; é dissolvida com licor clarificado e reintroduzida no processo para alimentar o cristalizador onde tem lugar a formação do grão fino e os cristalizadores das massas comerciais A e B. O melado obtido depois de centrifugar a massa cozida C deve ter uma pureza 20 pontos abaixo do valor do licor madre, ou seja, deve ser inferior a 42 %.

Na etapa de formação do grão fino prepara-se previamente uma mistura formada por licor virgem, semente dissolvida e, em alguns casos, xarope A. Esta mistura, que deve ter uma pureza entre 78 e 85 %, é introduzida no cristalizador até superar em 50 cm aproximadamente a altura da calândria. A partir deste momento espera-se que estejam reunidas as condições óptimas para introduzir a semente. Uma vez introduzida a semente espera-se o tempo suficiente para que esta mostre uma definição (visíveis) e

dureza (palpáveis ao tacto) que garantam o seu crescimento. Depois reinicia-se a alimentação até completar o volume do cristalizador. Esta fase é conhecida como fase de formação do grão fino. A suspensão cristalina aqui obtida seguirá o seu crescimento nas próximas etapas de cristalização que são implementadas nos cristalizadores comerciais. Os parâmetros fundamentais dos produtos que intervêm no ciclo de três massas cozidas estão resumidos na Tabela 2.8.

Tabela 2.8 - Características dos produtos fundamentais do processo de cristalização na Empresa “30 de Noviembre”

Produto	Pureza (%)	Brix (°Brix)
Meladura	80-82	≈ 60
Mescla para cristalização da massa cozida A	65-68	89-91
Massa Cozida A	71-74	> 92.5
Xarope A	55-60	90
Açúcar A	≈ 98	
Mescla para cristalização da massa cozida B	60 - 62	≈ 64
Massa Cozida B	65 - 70	> 94
Xarope B	53-58	92
Açúcar B	≈ 95	
Mescla para cristalização da massa cozida C	58 -60	≈ 68
Massa Cozida C	< 62	96
Melaço	< 42	94
Semente C	> 85	

2.8.1 Técnica operatória para a formação do grão fino na empresa açucareira “30 de Noviembre”.

A área de cristalização integra vários cristalizadores. Para este estudo foi seleccionado o cristalizador onde tem lugar a formação da semente ou grão fino. Para este tacho foi recolhido um conjunto de dados que permitirão a avaliação dos modelos propostos e das técnicas de controlo que serão desenvolvidas. A técnica operatória estabelecida por norma para obter o grão fino é a seguinte:

1. Verificar que no tacho foram realizadas todas as operações de limpeza.
2. Abrir a válvula de comunicação com a linha de vazio auxiliar até alcançar um valor equivalente a (8 - 10) inHg (pressão absoluta). A seguir abrir a linha de vazio principal e a de injeção ao condensador.
3. Alimentar o licor para cristalizar até superar entre 30 e 50 cm o nível da calândria.
4. Pôr em funcionamento o agitador mecânico.
5. Permitir a entrada de vapor na calândria e regular a alimentação de licor para lograr uma evaporação vigorosa, e concentrar a solução até que a sobressaturação atinja o valor 1.15.
6. Introduzir rapidamente a semente.

7. Manter a entrada de vapor na gama de (20 e 23) PSI.
8. Manter estas condições e recolher amostras da suspensão de forma continua até que a formação dos grãos mostre uma definição e dureza que garantam um crescimento uniforme e estável. Enquanto não esteja cumprida esta condição o cristalizador não deve ser alimentado.
9. Reiniciar a alimentação do cristalizador com o licor que cumpra as condições estabelecidas e utilizar o caudal de licor para manter a sobressaturação constante (aproximadamente 1.22)
10. Recolher amostras periodicamente para garantir que os cristais formados mantenham a sua consistência. No caso de ser preciso introduzir água no cristalizador.
11. Manter controlada a sobressaturação (1.22) com alimentação do licor até alcançar o volume de operação do tacho (40 m³).

A operação para obter o grão fino tem uma duração aproximada de (2.5 - 3) horas. A experiência dos operadores é de muita importância para que o grão fino tenha as qualidades ótimas para passar à cristalização final ou comercial. O grão fino deve ter um tamanho aproximado entre (0.1-0.15) mm, para garantir uma futura rama de açúcar de qualidade. Além das dimensões, é imprescindível que exista a quantidade suficiente de grãos para que não sobre licor nos cristalizadores comerciais.

2.8.2 Dados de entrada e saída obtidos no processo de cristalização da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”.

Como parte deste projecto na Empresa Açucareira “30 de Noviembre”, foram obtidos dez conjuntos de dados com as principais variáveis de entrada e saída que intervêm no processo de cristalização para a formação do grão fino, sendo esta etapa muito importante para a posterior obtenção da rama de açúcar. O cristalizador ao qual correspondem os dados tem um alto grau de automatização, o que permitiu a leitura das principais variáveis do processo. Os principais instrumentos de medição e regulação acoplados ao tacho estão resumidos na Tabela 2.9. O sistema de controlo que conduz de forma autónoma o processo está suportado em controladores de campo (*Brainchild Electronic, Honeywell e Foxboro*), os quais estão conectados ao sistema de supervisão GRACIL mediante uma rede industrial do tipo MODBUS. O sistema de supervisão GRACIL é executado a partir dum computador pessoal com sistema operativo Windows NT, a partir do qual se pode ter acesso a todos os ciclos de controlo da indústria.

Os dez conjuntos de dados foram recolhidos com um período de amostragem de 1 segundo. As especificações técnicas do cristalizador ao qual correspondem as medições estão resumidas na Tabela 2.10, e os valores nominais dos principais parâmetros de operação mostram-se na Tabela 2.11.

Na Figura 2.9 representa-se graficamente um dos conjuntos de dados adquiridos na Empresa Açucareira “30 de Noviembre”. Estes dados correspondem à primeira etapa de cristalização de açúcar em rama (formação do grão fino). Outros dois conjuntos de dados correspondentes a este processo são apresentados nos Apêndices A.1.5 e A.1.6. As variáveis recolhidas no cristalizador são as seguintes:

Variáveis de entrada: caudal, brix e temperatura de alimentação; caudal de vapor, pressão de vapor, temperatura de vapor, caudal de água, temperatura da água de alimentação e pressão de vazio.

Variáveis de saída: volume da suspensão, sobressaturação e temperatura da suspensão.

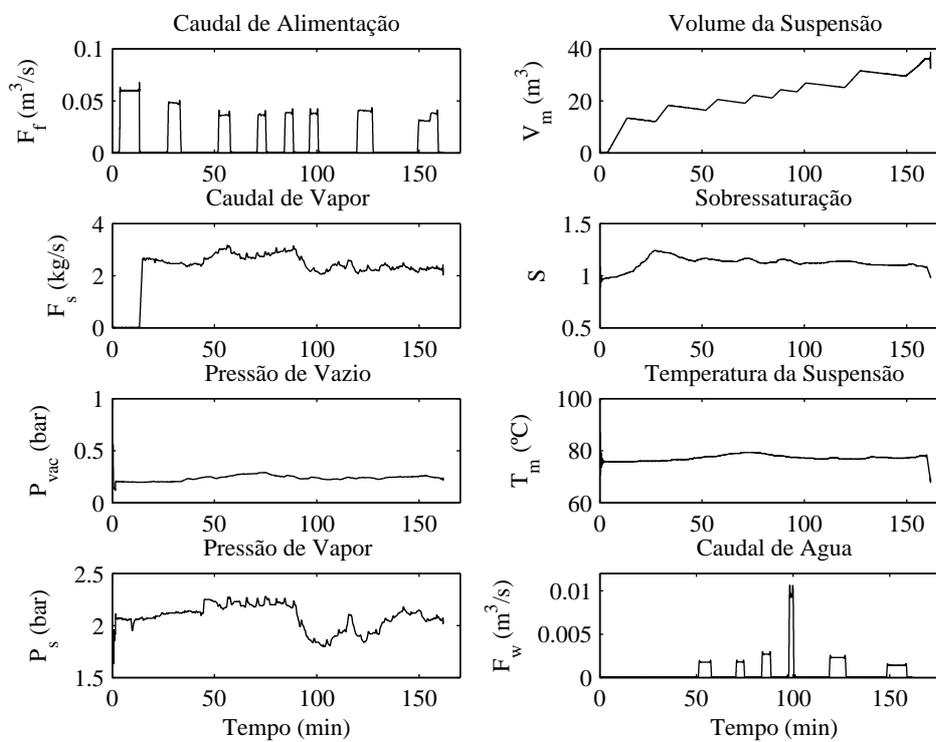


Figura 2.9 - Representação gráfica dum conjunto de dados reais do processo de cristalização na Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (Batch-1)

Tabela 2.9 - Instrumentos de medição e regulação acoplados ao cristalizador estudado na Empresa Açucareira “30 de Noviembre”.

Sensores / Reguladores	Gama	Instrumento
Pressão de vazio (absoluta)	0 - 1 bar	Sensor/Transmissor Honeywell PPT d/p
Nível	0 - 8 mH ₂ O	Sensor/Transmissor Honeywell PPT d/p
Brix da solução	65 - 95 °Brix	Refractómetro ATAGOMARTER-3α
Temperatura no Tacho	0 - 120 °C	PT-100 + RTD Vingola RLB/802
Corrente do agitador	0 - 50 A	Sensor de corrente em ciclo fechado Honeywell CSME-151
Temperatura de alimentação	0 - 120 °C	PT-100 + RTD Vingola RLB/802
Pressão de vapor (absoluta)	1 - 3 bar	Sensor/Transmissor Honeywell PPT
Temperatura de vapor	40 – 200 °C	PT-100 + RTD VingolaRLB/802J
Caudal de alimentação	0 – 125 m ³ /h	Caudalímetro Alicat Scietific
Caudal de vapor	0 - 14 t/h	Caudalímetro mássico Bronkhorst HIGH-TECH
Caudal de água	0- 50 m ³ /h	Caudalímetro Alicat Scietific

Tabela 2.10 - Especificações técnicas do cristalizador estudado na Empresa “30 de Noviembre”

Parâmetro	Especificação
Tipo de cristalizador	Calândria fixa
Diâmetro	4 m
Volume de trabalho	40 m ³
Área de transferência de calor	200 m ²
Diâmetros dos tubos da calândria	0.091 m
Velocidade de agitador	60 rpm
Potência de agitador	15 kW

Tabela 2.11 – Valores nominais dos parâmetros de operação do cristalizador estudado na Empresa “30 de Noviembre” para produzir o grão fino.

Parâmetro de operação	Valor nominal
Tempo médio	≈ 180 min.
Volume final	38 m ³
Pressão de vazio (Absoluta)	7.4 inHg (0.25 bar)
Brix do licor de alimentação	60 °Brix
Pureza do licor de alimentação	80-82 %
Temperatura de alimentação	65 °C
Temperatura de vapor	140 °C
Pressão de vapor (Relativa)	20 PSI (1.4 bar)
Massa de semente	500 g

2.9 Principais variáveis do processo de cristalização industrial de açúcar e métodos de medição.

Para o processo industrial de cristalização de açúcar está bem definido o perfil que devem seguir cada um dos seus parâmetros. A estratégia de automatização assumida por cada indústria para controlar a cristalização depende das capacidades de instrumentação disponíveis e das condições de operação do processo, sendo a pureza de alimentação um dos factores com maior influência.

Dentro dos três processos industriais estudados, o esquema de controlo propõe a medição de alguma das seguintes variáveis ou propriedades físicas: condutividade eléctrica, elevação do ponto de ebulição, índice de refração, viscosidade, consistência, temperatura, pressão de vazio, volume da suspensão ou corrente do agitador.

A seguir realiza-se uma análise sobre a influência de alguns parâmetros do processo no cumprimento dos índices de produção no que se refere a eficiência e qualidade, assim como dos métodos utilizados para a sua medição.

2.9.1 Volume ou nível da suspensão.

O volume da suspensão constitui uma das variáveis mais seguidas dentro do processo. Esta medição utiliza-se fundamentalmente para determinar o início ou fim em diferentes etapas do ciclo. A sua evolução depende em grande medida da política de alimentação seguida pelo operador do processo (modo manual) ou pelo controlador (para o caso em que exista algum automatismo). Durante a fase de carga o volume deve aumentar rapidamente; durante esta etapa é muito importante o momento em que é coberta completamente a calândria. Este momento marca o início da concentração, fase durante a qual o volume tem tendência a baixar por causa da perda de água por evaporação. Durante esta etapa pode-se alimentar ligeiramente o processo para evitar que o nível alcance valores inferiores à altura da calândria. Posteriormente à introdução da semente o volume aumenta gradualmente em função da política de alimentação seguida. O processo de cristalização e a alimentação têm lugar de forma simultânea até alcançar o máximo valor de volume permitido. Durante a etapa de aperto o volume diminui ligeiramente visto que não há alimentação e continua a evaporação até alcançar a consistência apropriada para terminar o ciclo (ver Figura 2.10).

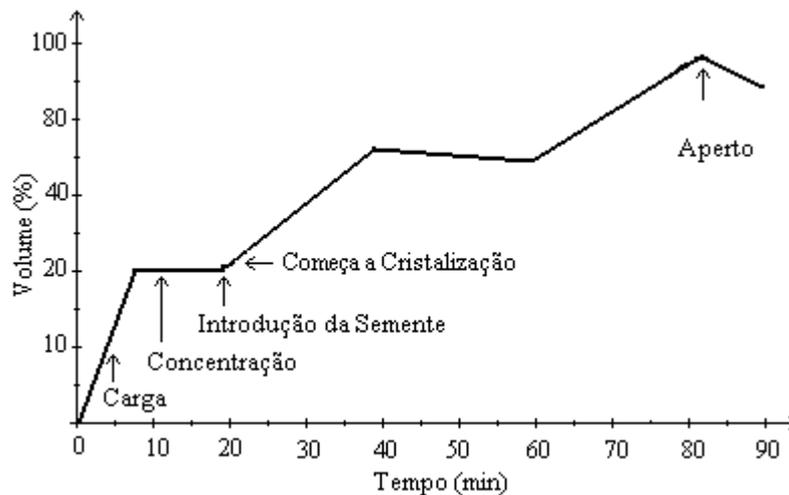


Figura 2.10 - Perfil típico de volume no processo de cristalização.

O método de medição da pressão diferencial é o mais utilizado pelos sensores que determinam o volume. Normalmente estes sensores são fiáveis, robustos e não necessitam de cuidados especiais.

2.9.2 Sobressaturação.

A sobressaturação é uma condição indispensável para que as moléculas de sacarose dissolvidas passem à fase sólida em forma de cristais. Durante a cristalização devem evitar-se os fenómenos de nucleação e aglomeração; para conseguir isto é preciso manter a sobressaturação na zona meta-estável (≈ 1.15) (ver Figura 3.2).

A sobressaturação segue o perfil representado na Figura 2.11. Esta aumenta durante a etapa de concentração até ao momento de introduzir a semente (≈ 1.15). A partir daqui segue uma evolução

determinada pela política de alimentação e pelo caudal de vapor. Durante os primeiros minutos depois de introduzir a semente a sua tendência é aumentar, visto que a capacidade de evaporação é superior à necessária. Na medida em que a cristalização prossegue, a área de cristais aumenta e a capacidade de cristalização torna-se superior à quantidade de sacarose disponível, e a tendência da sobressaturação é diminuir (Austmeyer, 1986).



Figura 2.11 - Perfil típico da sobressaturação no processo de cristalização.

Em geral a sobressaturação determina-se como uma medida indirecta do Brix corrigido em função da temperatura. Não obstante, existem muitos métodos que permitem determinar a concentração de sacarose numa solução; os mais utilizados estão baseados nos seguintes princípios: elevação do ponto de ebulição, condutividade eléctrica e índice de refração.

Determinação da sobressaturação por elevação do ponto de ebulição.

Este constitui o primeiro método utilizado na indústria açucareira para determinar a sobressaturação, a qual se determina de forma indirecta. É um método seguro e de fácil implementação, baseado na propriedade que têm as soluções de elevar o seu ponto de ebulição em função da concentração de sólidos nelas dissolvidos.

A elevação do ponto de ebulição (EPE) define-se como a diferença existente entre a temperatura da suspensão e a temperatura da água evaporada, ao vazio, dentro do cristalizador. A localização dos sensores que medem estes dois valores de temperatura é de muita importância na efectividade do método (Hugot, 1986; Wilson *et al.*, 1991).

Se a pressão de vazio se mantém constante, para cada valor de concentração será obtido um valor de EPE, o que permitirá correlacionar a sobressaturação e a EPE.

Determinação da sobressaturação através da condutividade eléctrica.

A medição da sobressaturação através da condutividade da solução está baseada na relação existente entre esta propriedade e a concentração de iões na solução. Os sensores baseados neste princípio consistem em dois eléctrodos, estrategicamente colocados dentro do cristalizador e separados aproximadamente 7.5 cm. Estes eléctrodos são acompanhados pelo equipamento electrónico que faz a medição e conversão do sinal.

Como os cristais de açúcar não conduzem a electricidade, a sua presença só diminui o volume da solução condutora entre os eléctrodos. As impurezas presentes na solução, que na sua forma iónica permitem a condução entre os eléctrodos, têm grande importância na aplicação deste método (Knovl e Moller, 1975; Wilson, White, *et al.*, 1991). Por isso não é aplicável em soluções de pureza elevada (superior a 0.95) e só se aplica na monitorização e controlo da sobressaturação na cristalização de açúcar em rama.

Determinação da sobressaturação por refractometria.

Quando um raio de luz atravessa a fronteira entre dois meios diferentes há um desvio na direcção do raio de luz, fenómeno físico conhecido como refacção. O ângulo de desvio da luz entre um meio qualquer relativamente ao vácuo é conhecido como índice de refacção, o qual depende principalmente: da composição do meio, da temperatura e da longitude de onda da luz utilizada.

Os refractómetros são instrumentos capazes de determinar o índice de refacção e podem ter muitas aplicações. A escala que relaciona a concentração de sacarose numa solução com o índice de refacção a 20 °C é conhecida como escala de Brix.

Dada a influência da temperatura no índice de refacção, os sensores que utilizam este princípio geralmente incorporam sensores de temperatura para compensar de forma automática a medição (0.1 °Brix por °C)

A medição por este método pode ser afectada pela presença de borbulhas de vapor, pelo que se recomenda colocar estes sensores no fundo do cristalizador (Virtanen, 1983). Outra vantagem deste método é que a medição não é afectada pelo conteúdo de cristais e pode ser aplicado durante o ciclo completo. As suas desvantagem radicam em ter uma resposta lenta e na possibilidade de formação de incrustações no prisma, com consequentes erros na medição (Lee *et al.*, 1986; Donovan, 1988). Alguns sensores industriais incorporam um mecanismo para a limpeza automática do prisma.

2.9.3 Temperatura.

No processo de cristalização por evaporação ao vazio, a temperatura está directamente determinada pela pressão de vazio à qual opera o processo e em menor grau pela composição da suspensão. Precisamente a pressão de vazio garante a evaporação a menos de 100 ° C, requisito obrigatório para evitar a decomposição térmica da sacarose e a formação de corantes, o que acontece a temperaturas superiores a 80 °C. Para que o processo cumpra os requisitos relacionados com a duração do ciclo a temperatura deve manter-se no intervalo 70-80 °C.

A medição da temperatura é feita normalmente por sensores de resistência de platina (PT-100), os quais são robustos, fiáveis, precisos e baratos. A única dificuldade consiste em determinar uma boa localização dentro do cristalizador; devem estar sempre cobertos, pelo que não podem ser colocados muito por cima da calândria porque na fase inicial não tem funcionalidade; não podem estar próximos da

calândria para não serem afectados pelo vapor de aquecimento e não podem ser colocados num nível muito baixo para não serem afectados pela pressão hidrostática. Por todos estes inconvenientes o ponto óptimo para a sua colocação é no centro do cristalizador à mesma altura da calândria.

2.9.4 Pressão de vazio.

Manter dentro do cristalizador uma pressão de vazio garante que a evaporação tenha lugar a menos de 100 °C, o que também tem influência no comportamento da sobressaturação. Assim, o sucesso de muitos esquemas clássicos de controlo em cristalizadores depende da efectividade do controlo da pressão de vazio. Os sensores de pressão de vazio são fiáveis, robustos e não necessitam de cuidados especiais.

2.9.5 Viscosidade.

A viscosidade da suspensão (consistência ou mobilidade) é a variável que determina o comportamento hidrodinâmico do cristalizador. Quando no cristalizador só está a fase líquida a viscosidade depende da temperatura, brix e pureza. Depois de introduzir a semente e começar a cristalização, a viscosidade é uma função complexa da solução, a fracção mássica de cristais e o tamanho e a dispersão de tamanhos dos cristais (Lee, White, *et al.*, 1986; Wilson, White, *et al.*, 1991). Como tal a viscosidade aumenta durante todo o ciclo depois de introduzir a semente.

A viscosidade obtida ao terminar o ciclo determina o seu rendimento. Não obstante não se devem superar os limites permitidos pelos sistemas de circulação e alimentação das centrífugas. Os sensores mais utilizados para medir a viscosidade são: o reómetro, o medidor de consistência de Ziegler e a medição indirecta através da corrente do agitador.

O reómetro consiste num cilindro que roda constantemente; quando aumenta a fricção com o meio gera-se um torque proporcional à viscosidade, este torque é medido por um equipamento electrónico que o transfere à escala de viscosidade equivalente. Este método aplica-se tanto a soluções puras como impuras, a dependência com a temperatura é facilmente corrigida (Virtanen, 1983; Wright, 1983). A sua desvantagem radica em que combinações de diferentes variáveis podem produzir a mesma leitura, para além de exigir uma manutenção difícil e cuidadosa.

O medidor de Ziegler e a corrente do agitador seguem o mesmo princípio. Alguns autores argumentam que o método da corrente do agitador não é suficientemente sensível nas fases iniciais e só o recomendam nas fases finais do ciclo (Mackintosh, 1985).

2.9.6 Fracção mássica de cristais.

A fracção mássica de cristais na suspensão determina as condições de operação e o rendimento final do processo. Este parâmetro tem influência directamente na viscosidade, que por sua vez determina a

transferência de calor. A tendência desta variável é aumentar sempre a partir do momento que é introduzida a semente. Depois deste momento cresce lentamente. Posteriormente o crescimento é maior e quase linear, no final do processo cresce mais rapidamente quando não há alimentação e continua a evaporação e a cristalização (ver Figura 2.12)

Pela sua própria natureza, a medição directa desta variável é difícil. Uma solução bastante viável é a utilização de sensores por programação, os quais obtêm uma estimativa da fracção mássica a partir da aplicação de relações empíricas com as variáveis disponíveis do processo (Chorão, 1995).

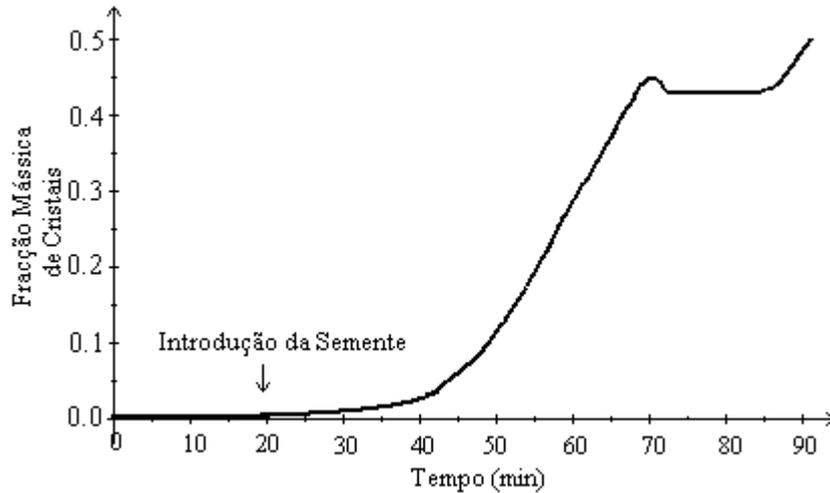


Figura 2.12 - Perfil típico da fracção mássica de cristais.

2.10 Conclusões do capítulo.

Neste capítulo foram definidas as características operacionais de três processos industriais de cristalização de açúcar (dois para produzir açúcar refinado e um para produzir rama de açúcar). Esta caracterização inclui as restrições de cada variável, o modo de operação, a instrumentação acoplada ao processo e o sistema de cozedura aplicado em cada caso, sendo o sistema de cozedura utilizado e as propriedades físico-químicas dos licores utilizadas no processo os aspectos que distinguem em maior medida o processo de cristalização de cada uma das três indústrias.

Outro aspecto significativo é o nível de automatização do cristalizador. Este factor garante a qualidade e eficiência do processo, para além de poder contribuir significativamente para o estudo do processo, porque permite obter informação para a identificação do processo fora de linha.

A interacção com estas três indústrias permitiu primeiramente ampliar o horizonte de conhecimentos práticos sobre o processo de cristalização de açúcar. Permitiu, além disso, a aquisição dum grupo importante de dados que caracterizam a dinâmica do processo de cristalização. Estes dados constituem a base para validar os modelos de processo de cristalização a desenvolver; também permitiram através de algoritmos de identificação, propor modelos que consideram o processo como uma caixa negra da qual só se conhecem os dados de entrada e saída adquiridos na indústria. Os dados adquiridos nas três

indústrias jogaram um papel muito importante na avaliação das diferentes estratégias de controlo que vão ser desenvolvidas nos próximos capítulos, permitindo uma aproximação às condições reais que os controladores encontrarão na indústria.

Capítulo 3.

Modelização matemática do processo de cristalização batch de açúcar.

Neste capítulo realiza-se um estudo detalhado dos fenómenos físico-químicos que governam o processo de cristalização de açúcar, define-se a influência de vários factores no processo e propõe-se um modelo matemático, baseado nas equações de balanço de massa, energia e uma representação matemática do balanço populacional no processo. O modelo consegue estimar os parâmetros: tamanho médio e coeficiente de variação da função de distribuição de tamanhos dos cristais, que são utilizados como indicadores finais da qualidade do açúcar. No final do Capítulo o modelo é avaliado a partir dos dados reais disponíveis dos três processos industriais de cristalização descritos no Capítulo II.

3.1 Introdução.

A cristalização é uma das técnicas operacionais mais aplicadas na indústria química. Diversos são os produtos obtidos pela cristalização, sendo este um método muito económico (Mullin, 1972); clorato de sódio, sulfato de amónio, sulfato de potássio e açúcar são só alguns exemplos.

No âmbito industrial, o processo de cristalização de açúcar tem geralmente dois objectivos básicos: (i) obter o máximo rendimento de cristais relativamente à sacarose alimentada e (ii) obter cristais de boa qualidade. O primeiro objectivo valida-se em função da fracção mássica de cristais e o segundo objectivo valida-se a partir da distribuição de tamanhos dos cristais. Ambos os objectivos são validados ao concluir o processo e determinam em grande medida a eficiência económica do processo.

A cristalização é um fenómeno bastante complexo governado por dois mecanismos básicos: transporte de massa e transferência térmica, os quais actuam entre eles e estão fortemente influenciados pela hidrodinâmica da suspensão cristalina e pela cinética de cristalização. Vários factores afectam o desenvolvimento deste processo: sobressaturação, temperatura, impurezas e o grau de agitação são os mais representativos (Jancic e Grootscholten, 1984). A influência exacta que têm todos estes factores no processo, ainda hoje, constitui um desafio para investigadores do tema.

As tentativas de modelar matematicamente o processo de cristalização remontam a várias décadas (Evans *et al.*, 1970), e com o decorrer dos anos têm sido desenvolvidos modelos cada vez mais precisos. A dificuldade fundamental em modelar o processo surge no momento de representar a velocidade de crescimento dos cristais, factor este que ainda na actualidade, só se consegue modelar para condições muito particulares. O conhecimento do tipo de cristalizador, modo e condições de operação, equações de conservação da massa e energia mais relevantes, assim como as equações cinéticas referentes às taxas de cristalização, constituem factores que permitem prever as características do produto a obter no processo.

Neste capítulo propõe-se um modelo matemático do processo de cristalização de açúcar, para um cristalizador evaporativo ao vazio por partidas ou batch. Num processo batch cada lote de matéria-prima é utilizado num ciclo completo; ainda que subprodutos dum determinado batch possam ser utilizados em próximos ciclos, não se pode garantir a reprodutibilidade em certos parâmetros dum ciclo a outro.

3.2 O processo de cristalização batch.

A operação de cristalização batch evaporativa ao vazio realiza-se numa unidade conhecida, na indústria açucareira, como tacho ao vazio. A vantagem de utilizar um método batch, com respeito a um contínuo, está dada em que o método batch utiliza um equipamento mais simples, com poucos problemas mecânicos e uma manutenção menos exigente.

As partes fundamentais que constituem o tacho ou cristalizador são: corpo, calândria, condensador barométrico, sistema de alimentação, agitador mecânico, sistema para dosificar a semente e sistema de instrumentação. (Ver Figura 3.1)

O corpo do cristalizador deve ser uma estrutura robusta capaz de suportar a diferença de pressão à qual opera o equipamento, resistir à corrosão provocada pelo calor e à presença de produtos químicos e garantir isolamento térmico para diminuir as perdas térmicas e o consumo de vapor. A calândria é uma secção de tubos pelos quais circula uma corrente de vapor de água que garante a transferência térmica do sistema. O condensador barométrico de contacto directo, que é alimentado por água fria, permite gerar um vazio dentro do cristalizador ao condensar o vapor de água que sai da suspensão; factor imprescindível para que a evaporação aconteça a menos de 80 °C. O agitador mecânico tem a função de manter a suspensão homogénea, contribui no intercâmbio térmico e à não ocorrência de fenómenos de aglomeração. O sistema de instrumentação está formado pelos instrumentos acoplados à unidade, os quais indicam ou regulam os parâmetros de operação do processo, sendo os mesmos vitais para cumprir os objectivos finais. A Tabela 3.1 resume as principais variáveis que regem a operação de cristalização batch, cujas trajectórias devem ser seguidas com preocupação para cumprir os objectivos finais do processo, posteriormente o seu comportamento será analisado na Secção 3-4.

Atendendo ao modo de operação os cristalizadores podem-se classificar como descontínuos e contínuos. Os cristalizadores contínuos têm como principais vantagens: menores custos de operação,

menor utilização de trabalho manual, possibilidade de classificação do produto final e ter parâmetros estacionários de operação.

Como aspectos negativos os cristalizadores contínuos têm tendência à formação de incrustações em áreas de transferência de calor e a existência de partes mecânicas móveis, o que implica uma manutenção mais custosa. O equipamento dos cristalizadores descontínuos é mais simples, com poucos problemas mecânicos, onde as incrustações desaparecem no começo de cada ciclo e os requisitos de manutenção são poucos. A principal desvantagem dos cristalizadores batch é que a sua operação não pode ser verdadeiramente reproduzível.

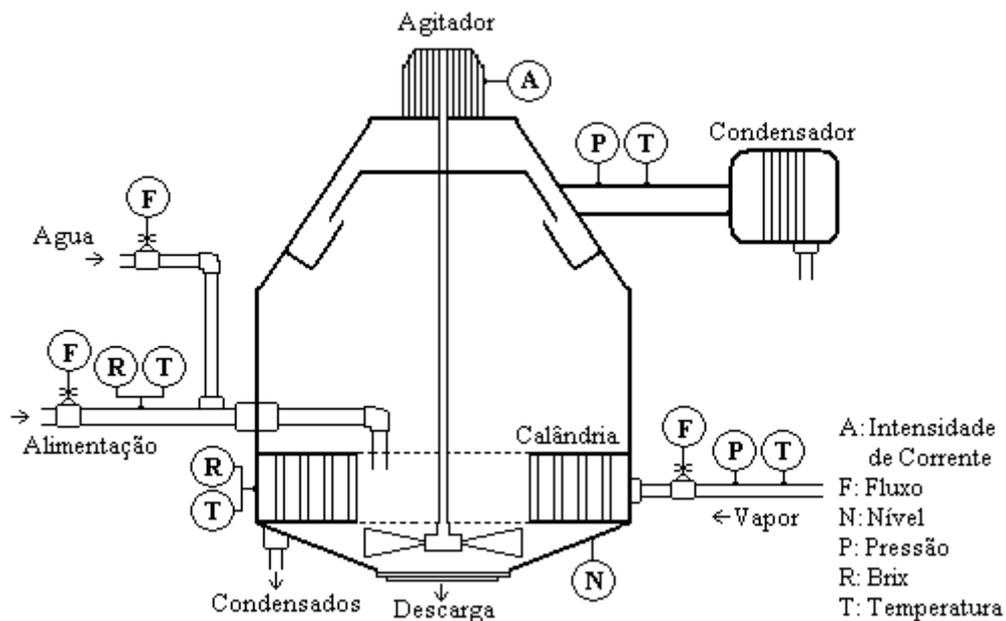


Figura 3.1 - Esquema geral dum cristalizador batch de açúcar por evaporação ao vácuo (Gonçalves, 1996)

3.2.1 Etapas dum ciclo de cristalização batch.

A técnica operatória seguida no processo batch de cristalização industrial de açúcar pode-se dividir em sete etapas fundamentais. As características de cada etapa resumem-se a continuação.

- **Carga:** Começa activando o condensador barométrico. Quando a pressão de vácuo se estabiliza começa a alimentação com licor de pureza elevada até cobrir completamente a calândria. Nesta etapa não há entrada de vapor e está caracterizada por um aumento linear do volume dentro do cristalizador.
- **Concentração:** Quando o licor alimentado supera o nível da calândria, fecha-se a alimentação, põe-se em marcha o agitador e começa-se a aplicar vapor. A temperatura começa a aumentar com a consequente evaporação de água, uma ligeira diminuição do volume e o aumento da sobressaturação. A etapa conclui quando a sobressaturação alcança o valor de 1.15 aproximadamente.

- **Introdução da semente:** Alcançado o valor de 1.15 na sobressaturação estão criadas as condições óptimas para introduzir a semente. A semente introduzida crescerá durante as próximas etapas do processo, até alcançar as propriedades finais exigidas.
- **Formação da semente:** Os cristais introduzidos previamente começam o seu crescimento sem a entrada de alimentação ao cristalizador.
- **Cristalização:** Iniciado o processo de formação dos grãos, restabelece-se a alimentação, continua a evaporação e o crescimento espontâneo dos cristais. É a etapa mais prolongada do processo, conclui quando a suspensão alcança o volume de trabalho do cristalizador.
- **Aperto:** Quando o cristalizador está cheio corta-se a alimentação e continua-se a cristalização até que a massa alcance a consistência desejada.
- **Descarga:** Se a suspensão cristalina tem as condições óptimas para centrifugar-se, então esta é descarregada para o recipiente que alimenta as centrífugas.

Tabela 3.1 - Principais variáveis de entrada e saída no processo de cristalização batch.

Variáveis de Entrada	Variáveis de Saída
Caudal de alimentação	Volume no cristalizador
Brix de alimentação	Sobressaturação
Temperatura de alimentação	Temperatura da suspensão
Caudal de alimentação de água	Corrente do agitador
Caudal de vapor	Fracção mássica de cristais
Pressão de vapor	Tamanho médio
Temperatura de vapor	Coefficiente de variação
Pressão de vazio	
Temperatura de vazio	

3.3 O processo de cristalização por dentro.

Uma solução é uma mistura homogénea de duas ou mais substâncias. A substância presente em menor quantidade é denominada soluto, enquanto a substância presente em maior quantidade é denominada solvente (Chang, 1994). Depois de submeter uma solução ao contacto com um soluto por um tempo prolongado, a uma temperatura e pressão constantes, atinge-se um estado de equilíbrio; no qual a concentração também é constante. Nestas condições diz-se que a solução está saturada com respeito ao soluto, e a concentração da solução corresponde à solubilidade do soluto. Na maioria dos casos, o açúcar é um deles, a solubilidade do soluto aumenta com a temperatura e além disso é afectada pela presença de impurezas no sistema (Mullin, 1972).

Se uma solução pode dissolver mais soluto, diz-se que a solução está sub-saturada e nela não pode ocorrer a cristalização. Se pelo contrário a solução tem mais soluto do que define a condição de equilíbrio a solução está sobre-saturada. A quantificação do excedente de soluto na solução define-se

como sobressaturação. A sobressaturação é um factor imprescindível mais não suficiente para que aconteça a cristalização. As soluções sobressaturadas exibem uma zona meta-estável, próxima da curva de solubilidade, na qual é provável o crescimento dos cristais já existentes, mas não é provável a formação de novos cristais, isto só é possível na zona instável, sobre a zona meta-estável, na curva de solubilidade do soluto (Randolph e Larson, 1988) (Ver Figura 3.2).

Na cristalização industrial de açúcar trata-se de manter a sobressaturação na zona meta-estável, isto garante o crescimento proporcional das sementes introduzidas no processo, evitando fenómenos não desejados de nucleação e aglomeração, os quais afectam os parâmetros da função de distribuição de tamanhos dos cristais.

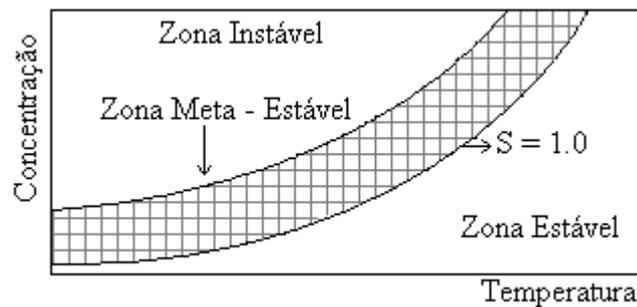


Figura 3.2 - Diagrama de solubilidade – temperatura e respectivas zonas de saturação (Gonçalves, 1996).

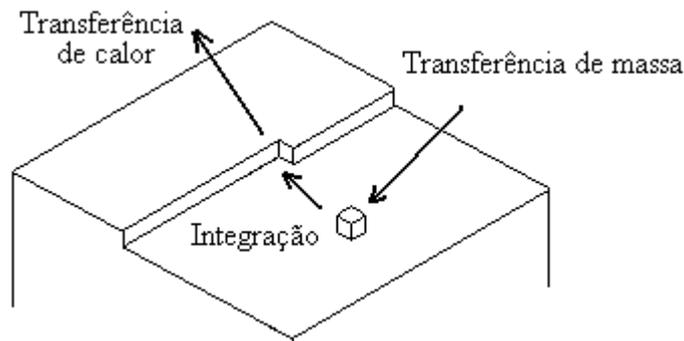


Figura 3.3 - Representação simplificada do mecanismo de crescimento de cristais (adaptado de (Matsuoka, 1991)).

De forma geral o fenómeno da cristalização é composto pelos seguintes mecanismos cinéticos (Dirksen e Ring, 1991)

1. Transporte de massa do soluto para a interface cristal/soluto.
2. Absorção na superfície do cristal.
3. Difusão sobre a superfície.
4. União num degrau sobre a superfície do cristal.
5. Difusão ao longo dum degrau
6. Integração na rede cristalina numa posição energeticamente favorável.
7. Difusão das moléculas do solvente desde a superfície para o meio.
8. Transporte do calor de cristalização da interface para o cristal ou a solução.

O transporte de massa e a integração na superfície são fenómenos sequenciais, pelos quais em estado estacionário, a concentração da solução na superfície do cristal é tal, que a velocidade dos dois processos é igual. Se a transferência de massa para o cristal é mais rápida que a integração, a taxa global de crescimento é controlada pela integração, no caso contrário a velocidade global de crescimento é determinada pela velocidade de transferência de massa. Nos casos intermédios ambos os mecanismos contribuem na velocidade global de transferência (Jancic e Grootsholten, 1984; Garside, 1985).

3.3.1 Cinéticas de cristalização e acontecimentos populacionais.

Existem vários fenómenos que podem influir na distribuição de tamanho dos cristais; podem ser citados: o surgimento de novos cristais por nucleação, o crescimento próprio dos cristais, a existência de fenómenos de aglomeração, desgaste causado pela fricção, classificação, etc. As cinéticas de nucleação e de crescimento dos cristais são conhecidas como cinéticas de cristalização. Os restantes fenómenos são conhecidos como acontecimentos populacionais (Jancic e Grootsholten, 1984)

3.3.2 Nucleação.

Muitas soluções podem permanecer durante um tempo infinito sem formar uma nova fase (soluções meta-estáveis). A zona meta-estável, entre a curva de solubilidade e um limite de sobre-solubilidade, é caracterizada como uma região onde o nascimento de novos cristais é pouco provável; não obstante, a disposição na fase cristalina de cristais já existentes na solução é possível. Se a sobressaturação excede o limite de sobre-solubilidade, que limita a zona meta-estável, então a formação de novos cristais é possível. Este fenómeno é conhecido em cristalização como nucleação (Tiller, 1991).

A nucleação define-se como o processo mediante o qual é formada a mais pequena entidade cristalina estável dum sistema. Dependendo das condições ambientais e do sistema a cristalizar, definem-se dois mecanismos de nucleação: nucleação primária, que por sua vez se divide em homogénea e heterogénea, e nucleação secundária.

3.3.3 Nucleação primária.

A nucleação primária espontânea tem lugar na ausência de cristais de soluto quando a sobressaturação é muito elevada, em zonas onde a geração de sobressaturação excede a sua dissipação. A nucleação primária pode ser: homogénea quando não existem partículas estranhas, ou heterogénea que é induzida pela presença de partículas estranhas ao sistema cristalino

O processo de nucleação acontece quando um sistema se encontra em estado instável e procura uma transição para uma fase mais estável, a qual é alcançada com o passo do excesso de soluto em dissolução para o estado cristalino sólido mais estável. Os requisitos termodinâmicos necessários para que aconteça a nucleação correspondem à energia necessária para a formação da superfície sólida, e à variação de

energia resultante da perda de mobilidade das moléculas, quando passam da solução à rede cristalina. Numa solução sobressaturada estão constantemente a formar-se embriões de cristais; não obstante, só os que alcançam um tamanho crítico e conseguem superar a barreira de energia crítica se transformam em núcleos efectivos (Mullin, 1972). No caso industrial a nucleação espontânea é a que menos afecta o processo de cristalização, já que a mesma tem lugar a valores de sobressaturação superiores aos usados normalmente no processo.

A velocidade de nucleação define-se como o número de cristais estáveis, que são formados por unidade de tempo e de volume da suspensão. Esta velocidade pode ser representada por uma equação do tipo de Arrhenius, semelhante à que representa a velocidade duma equação química (Randolph e Larson, 1988). Os três factores que têm maior influência na velocidade de crescimento são: a temperatura, a sobressaturação e a energia superficial dos cristais.

Em soluções heterogéneas, onde existem partículas estranhas, a variação de energia livre associada à formação dum núcleo cristalino estável é menor que em condições homogéneas; pelo que a velocidade de nucleação é reduzida pela presença de superfícies sólidas estranhas. A influência dos corpos estranhos no fenómeno de nucleação justifica-se em termos da interacção das tensões superficiais entre a superfície estranha e o embrião em formação (Jancic e Grootsholten, 1984)

A nucleação pode suceder a níveis baixos de sobressaturação se existirem estímulos externos como: campos magnéticos, estímulos mecânicos, radiação ultra sónica ou impurezas (Mullin, 1972).

3.3.4 Nucleação secundária.

A fonte mais provável de núcleos cristalinos num cristalizador industrial é constituída pela própria suspensão cristalina. A presença dum cristal numa solução sobressaturada, normalmente induz a formação de novos cristais, inclusivamente para valores onde no é provável a nucleação espontânea. Este efeito cristalizador da presença de cristais na solução denomina-se nucleação secundária e constitui o tipo de nucleação que mais afecta os parâmetros da função de distribuição de tamanhos dos cristais.

Os factores ambientais que mais influem na nucleação secundária são: a sobressaturação e a intensidade da agitação. A influência da sobressaturação pode-se resumir em que: ao aumentar a mesma diminui o tamanho e a energia crítica necessária para que um novo núcleo cristalino sobreviva. A intensidade da agitação da suspensão é outro factor de grande influência, aumentando o número de contactos entre os próprios cristais e os cristais com o cristalizador.

Mais de um mecanismo pode favorecer a formação de novos núcleos cristalinos, o que tem sido referido por diferentes autores (Mullin, 1972; Jancic e Grootsholten, 1984; Randolph e Larson, 1988). Estes mecanismos são resumidos a seguir.

Alimentação inicial: Este mecanismo influi quando é introduzida a semente na solução sobressaturada. Normalmente a superfície da semente traz consigo pequenos polvos cristalinos, que se separam do cristal ao serem introduzidos na solução.

Geração de agulhas: Este mecanismo aparece em soluções altamente saturadas. Pelo rápido crescimento, os cristais podem apresentar formas de agulhas nas suas extremidades, as quais produto da agitação se partem e se convertem em cristais independentes.

Nucleação por desgaste ou fricção: Este mecanismo refere-se à formação de novos cristais a partir da fragmentação dos já existentes, que é provocada pela colisão dos cristais entre eles e com as partes do cristalizador. Estes cristais, assim formados, caracterizam-se por superfícies com grandes imperfeições.

Nucleação por desgaste ou fricção com a solução: Este mecanismo tem lugar quando a velocidade do fluído é muito maior que a velocidade dos cristais, o que provoca o desprendimento de moléculas ligadas à superfície do cristal para a solução sobressaturada, dando origem a novos núcleos cristalinos.

Nucleação por contacto: Conforme (Jancic e Grootcholten, 1984; Randolph e Larson, 1988), esta constitui a forma mais frequente de geração de novos cristais. A mesma resulta do contacto dos cristais existentes com outras superfícies sólidas. Neste processo podem surgir alguns núcleos por desgaste ou fricção; não obstante, a maior produção de novos núcleos resulta da deslocação de moléculas de soluto para a solução sobressaturada.

Todo o processo físico que governa o surgimento de novos cristais, ainda não está completamente compreendido. Para representar o fenómeno de nucleação secundária muitos autores propõem relações empíricas, onde a velocidade de nucleação secundária depende da temperatura e da agitação mecânica. (Jong, 1984; Dirksen e Ring, 1991; Muske e Rawlings, 1993)

3.3.5 Aglomeração.

A aglomeração é um fenómeno observado com frequência em processos de cristalização industrial. Este fenómeno afecta negativamente os parâmetros da função de distribuição de tamanho dos cristais, pelo que é um fenómeno que deve ser evitado. A aglomeração é o resultado da fusão de dois ou mais núcleos cristalinos, produto da colisão entre eles. Se devido às forças de coesão, estes núcleos permanecem unidos durante certo tempo, os mesmos começam a crescer como uma única entidade estável, com uma forma e propriedades irregulares.

Os factores que mais contribuem para a ocorrência da aglomeração são os seguintes:

- Se o conteúdo de cristais na suspensão é alto, a frequência de colisões entre os núcleos cristalinos aumenta consideravelmente, favorecendo a aglomeração.

- A temperatura tem um efeito indirecto, porque um aumento da mesma diminui a viscosidade da suspensão, permitindo maior mobilidade das partículas cristalinas, a qual favorece a aglomeração.
- O tempo de permanência no cristalizador é outro factor de elevada incidência; prolongar a duração do processo, proporciona maior número de colisões e favorece o fenómeno da aglomeração.
- Um factor que diminui o efeito do fenómeno de aglomeração é a presença de impurezas ou a introdução de aditivos à suspensão (VanHook, 1981).
- A sobressaturação também influi no fenómeno de aglomeração, com mais possibilidades de ter lugar na zona instável da curva de solubilidade (Zumstein e Rousseau, 1987).
- Existe uma gama de tamanhos de cristais onde há mais possibilidades da aglomeração acontecer, e outra onde é mais provável a separação dos cristais (Mersmann, 1984).

Apesar dos mecanismos associados ao fenómeno de aglomeração serem complexos e difíceis de modelar, o fenómeno tem sido representado por mecanismos simples baseados na colisão de duas partículas (Hulburt e Katz, 1964). Na base deste mecanismo a colisão de duas partículas forma um aglomerado. A velocidade de aglomeração entre duas partículas de volume (u e $v - u$), é proporcional a suas funções de densidade, sendo o factor de proporcionalidade (β) dependente apenas das condições ambientais. Este parâmetro β , conhecido como núcleo de aglomeração, é uma medida da frequência de colisões com sucesso.

Existem na literatura diferentes propostas de núcleos de aglomeração, estabelecidos a partir de mecanismos como: movimento Browniano, precipitação gravitacional, difusão laminar e turbulenta, etc. (Haltel e Randolph, 1986; Randolph e Larson, 1988). O procedimento usado neste trabalho obtém o núcleo de aglomeração a partir de correlacionar dados experimentais e de expressões cinéticas empíricas.

3.3.6 Crescimento dos cristais.

Depois da formação dum núcleo cristalino estável, este deve crescer. As teorias existentes para descrever os mecanismos de crescimento dos cristais conduzem a expressões matemáticas complexas, que na prática são pouco utilizadas e têm preferência as expressões empíricas (Muske e Rawlings, 1993). Diversos factores afectam a velocidade de crescimento dos cristais, sendo os mais representativos: sobressaturação, temperatura, impurezas e tamanho das partículas.

A sobressaturação: constitui a força motriz da cristalização expressada como a diferença de potencial químico entre a solução saturada e os cristais. A literatura científica recolhe vários sistemas cristalinos, nos quais para valores baixos de sobressaturação, a velocidade de crescimento aumenta

quadraticamente com a sobressaturação; relação que se faz linear quando a sobressaturação aumenta (Jancic e Grootscholten, 1984).

A temperatura: determina a importância dos passos transporte de massa e integração na superfície. Diversos autores analisam o processo de crescimento dos cristais de sacarose definindo duas zonas de comportamentos diferentes: (i) zona cinética (a baixas temperaturas), caracterizadas por energia de activação elevada e (ii) zona de difusão (a altas temperaturas), caracterizada por baixas energias de activação (Smythe, 1971).

A dependência aparente da energia de activação de crescimento e a temperatura é referida por vários autores (Mullin, 1972; Budz *et al.*, 1985). Esta dependência pode ser explicada mediante a importância relativa dos fenómenos de difusão e integração superficial do processo global de crescimento. Normalmente a velocidade do processo de integração aumenta mais rapidamente com a temperatura que a velocidade do processo de difusão. Consequentemente a baixas temperaturas a integração será o factor dominante e vice-versa quando existem altas temperaturas. Numa gama intermédia de temperatura ambos os mecanismos: de integração e difusão são igualmente importantes para o processo global de crescimento.

Impurezas: a presença de impurezas na solução, ainda que sejam em quantidades pequenas, pode afectar o fenómeno de nucleação. O mecanismo pelo qual é exercida esta influência não está estudado completamente, não obstante diversos autores acham que influencia notavelmente a velocidade de crescimento dos cristais. Em função do tipo de impurezas pode-se inibir ou promover o crescimento cristalino. Outras impurezas podem ter um efeito selectivo, actuando só em certos lados do cristal. (Mullin, 1972; Randolph e Larson, 1988; Rasmussen, 2001).

A participação das impurezas no processo de cristalização pode-se manifestar de várias formas: modificando propriedades físicas da solução, alterando a solubilidade do soluto, afectando directamente a sobressaturação, podendo ser absorvidas por um dos lados do cristal, etc. O efeito das impurezas sobre a velocidade e o formato do crescimento, muitas vezes é específico de cada sistema, e a sua quantificação só é possível com base em resultados experimentais (Dirksen e Ring, 1991).

Tamanho das partículas: a lei de McCabe define que independentemente do tamanho dos cristais, os mesmos crescem todos à mesma velocidade, sendo esta velocidade expressada como uma variação numa dimensão linear característica dos cristais. Apesar de que muitos sistemas cristalinos obedecem a lei de McCabe, para alguns sistemas foi observado que a velocidade de crescimento aumenta com o tamanho dos cristais (Jancic e Grootscholten, 1984; Randolph e Larson, 1988). A modelação da velocidade de crescimento quando depende do tamanho médio de cristais resulta mais complexa, na prática é difícil encontrar um modelo que consiga representar esta dependência em toda a gama de tamanhos que estão presentes no cristizador. Existem vários modelos na literatura que descrevem a velocidade de

crescimento em função do tamanho dos cristais (Jancic e Grootscholten, 1984), sendo os mais utilizados os modelos do tipo Abegg-Steven e Larson (Randolph e Larson, 1988)

3.4 Modelização do processo de cristalização de açúcar.

A análise teórica dum processo industrial, inevitavelmente tem que passar pela construção do seu modelo matemático. O objectivo do modelo é descrever todos os acontecimentos que tenham lugar no processo, já sejam macroscópicos como microscópicos. Geralmente o modelo é construído a partir de equações algébricas ou diferenciais, que são o resultado da aplicação de princípios ou leis gerais de conservação de massa, energia, quantidade de movimento, etc. ou por equações de princípios básicos da física, química e a termodinâmica.

O modelo estudado neste trabalho, para descrever o processo batch de cristalização de açúcar, pode ser classificado como semi-empírico. Este modelo do cristizador obtém-se, conceptualmente, a partir das equações de balanço de massa e energia conjuntamente com uma representação matemática da taxa de cristalização, que constitui o acontecimento mais difícil de representar matematicamente.

Diversos métodos são propostos na literatura para representar a taxa de cristalização. Em (Ditl *et al.*, 1990) propõe-se uma representação da taxa de cristalização a partir de considerações básicas de transporte de massa. Nesta tese propõe-se uma representação matemática da taxa de cristalização a partir das equações dos seus momentos para obter um balanço populacional (Tavare *et al.*, 1980; Feyeo de Azevedo e Gonçalves, 1988; Wilson *et al.*, 1991; Jones, 1994). O conceito de balanço populacional foi proposto por (Hulburt e Katz, 1964). Esta definição permite representar a cinética de cristalização e os acontecimentos populacionais que acontecem durante a cristalização, também consegue representar a dispersão e velocidade de crescimento dos cristais, assim como as propriedades médias da função de distribuição de tamanho dos cristais: tamanho médio e coeficiente de variação, os quais serão utilizados como indicadores da qualidade final do produto obtido na cristalização.

O processo de cristalização industrial de açúcar distingue-se pela sua complexidade. Um factor importante no momento de obter um modelo útil do processo, consiste em estabelecer um compromisso entre a exactidão do modelo e a sua complexidade, fundamentado pela concordância entre os resultados práticos industriais e os resultados teóricos.

3.4.1 Balanço de massa e energia.

O balanço material e energético dum sistema obtém-se aplicando os princípios universais de conservação da massa e a energia. Em alguns casos a complexidade do processo é tal, que os princípios básicos não podem ser aplicados integralmente e é necessário aplicar equações empíricas, só válidas para este caso particular.

Para propor este modelo assumem-se as seguintes hipóteses de simplificação, com as quais diminui a complexidade do modelo: (i) a massa está perfeitamente homogénea em todo o volume do cristalizador, (ii) a temperatura é uniforme, (iii) os coeficientes de forma dos cristais não variam durante a cristalização e (iv) todo o vapor aplicado ao sistema é condensado.

A representação matemática que quantifica os quatro compostos químicos identificados no processo (água, impurezas, sacarose dissolvida e cristais de açúcar) é a seguinte (Chorão, 1995):

Massa de água

$$\frac{dM_w}{dt} = F_f \cdot \rho_f \cdot (1 - B_f) + F_w \cdot \rho_w - J_{vap} \quad (3.1)$$

Massa de impurezas

$$\frac{dM_i}{dt} = F_f \cdot \rho_f \cdot B_f \cdot (1 - Pur_f) \quad (3.2)$$

Massa de sacarose dissolvida.

$$\frac{dM_a}{dt} = F_f \cdot \rho_f \cdot B_f \cdot Pur_f - J_{cris} \quad (3.3)$$

Massa de cristais

$$\frac{dM_c}{dt} = J_{cris} \quad (3.4)$$

Massa da solução

$$M_{sol} = M_a + M_i + M_w \quad (3.5)$$

Massa da suspensão

$$M_m = M_{sol} + M_c \quad (3.6)$$

O volume da suspensão ou massa cozida é calculado de duas formas. Uma para as etapas de carga e concentração (3.7), em que não existem cristais, e outra para depois da introdução da semente (3.8).

$$\frac{dV_m}{dt} = F_f - \frac{J_{vap}}{\rho_w} \quad (3.7)$$

$$V_m = \frac{M_c + M_{sol}}{\rho_{sol}} \quad (3.8)$$

Para realizar o balanço energético do processo são introduzidos alguns parâmetros de correcção empíricos: α_s é um parâmetro empírico para corrigir o erro do conteúdo entálpico do vapor introduzido ao sistema, cujo erro pode ser provocado por perdas de energia ou erros de calibração nos medidores de caudal e sensores de pressão. O valor de α_s pode-se determinar a partir de dados experimentais obtidos na etapa de concentração (Gonçalves, 1996).

Calor de entrada.

$$Q = \alpha_s \cdot F_s \cdot \Delta H_s \quad (3.9)$$

O parâmetro empírico k_{vap} , permite corrigir o caudal mássico de evaporação J_{vap}

$$J_{vap} = \frac{W + Q}{\lambda_{vap}} + K_{vap} \cdot (T_m - T_{w(vac)} - BPE) \quad (3.10)$$

A temperatura da suspensão obtém-se a partir da aplicação da lei de conservação da energia ao sistema.

$$\frac{d(M_{sol} \cdot H_{sol} + M_c \cdot H_c)}{dt} = W + Q + F_f \cdot \rho_f \cdot H_f + F_w \cdot \rho_w \cdot H_w - J_{vap} \cdot H_{vap} \quad (3.11)$$

Transformando (3.11), obtém-se a expressão matemática para a temperatura (3.12).

$$\begin{aligned} (M_{sol} \cdot Cp_{sol} + M_c \cdot Cp_c) \cdot \frac{dT_m}{dt} = W + Q + F_f \cdot \rho_f \cdot H_f + F_w \cdot \rho_w \cdot H_w - J_{vap} \cdot H_{vap} - \\ H_{sol} \cdot \left(\frac{dM_a}{dt} + \frac{dM_i}{dt} + \frac{dM_w}{dt} \right) - H_c \cdot \frac{dM_c}{dt} - \frac{dH_{sol}}{dB_{sol}} \cdot \left[(1 - B_{sol}) \cdot \left(\frac{dM_a}{dt} + \frac{dM_i}{dt} \right) - B_{sol} \cdot \frac{dM_w}{dt} \right] \\ - \frac{1}{B_{sol}} \cdot \frac{dH_{sol}}{dPur_{sol}} \cdot \left[(1 - Pur_{sol}) \cdot \frac{dM_a}{dt} - Pur_{sol} \cdot \frac{dM_i}{dt} \right] \end{aligned} \quad (3.12)$$

3.4.2 Relações termodinâmicas e propriedades físicas.

Parâmetros de alimentação.

Densidade do licor ou xarope de alimentação [kg/m³]

$$\rho_f = \left(1000 + \frac{Bx_f \cdot (200 + Bx_f)}{54} \right) \cdot \left(1 - 0.036 \cdot \frac{T_f - 20}{160 - T_f} \right) \quad (3.13)$$

Capacidade calorífica específica de alimentação [J/(kg·°C)]

$$Cp_f = 4186.8 - 29.7 \cdot Bx_f + 4.61 \cdot Bx_f \cdot Pur_f + 0.075 \cdot Bx_f \cdot T_f \quad (3.14)$$

Entalpia específica de alimentação [J/kg]

$$H_f = Cp_f \cdot T_f \quad (3.15)$$

Parâmetros da solução.

Densidade duma solução pura [kg/m³]

$$\rho_{sol}^* = \left(1000 + \frac{Bx_{sol} \cdot (200 + Bx_{sol})}{54} \right) \cdot \left(1 - 0.036 \cdot \frac{T_m - 20}{160 - T_m} \right) \quad (3.16)$$

Densidade duma solução impura [kg/m³]

$$\rho_{sol} = \rho_{sol}^* + 1000 \cdot \left(-1 + \exp \left(\left(-6.927 \cdot 10^{-6} \cdot Bx_{sol}^2 - 1.164 \cdot 10^{-4} \cdot Bx_{sol} \right) \cdot (Pur_{sol} - 1) \right) \right) \quad (3.17)$$

Capacidade calorífica específica da solução. [J/(kg·°C)]

$$Cp_{sol} = 4186.8 - 29.7 \cdot Bx_{sol} + 4.61 \cdot Bx_{sol} \cdot Pur_{sol} + 0.075 \cdot Bx_{sol} \cdot T_m \quad (3.18)$$

Densidade da suspensão

$$\rho_m = \frac{\rho_{sol} \cdot \rho_c}{\rho_c - w_c \cdot (\rho_c - \rho_{sol})} \quad (3.19)$$

Entalpia específica da solução [J/kg]

$$H_{sol} = Cp_{sol} \cdot T_m \quad (3.20)$$

Pureza da solução.

$$Pur_{sol} = \frac{M_a}{M_a + M_i} \quad (3.21)$$

Brix de saturação da solução

$$Bx_{sat} = 64.447 + 8.222 \cdot 10^{-2} \cdot T_m + 1.66169 \cdot 10^{-3} \cdot T_m^2 - 1.558 \cdot 10^{-6} \cdot T_m^3 - 4.63 \cdot 10^{-8} \cdot T_m^4 \quad (3.22)$$

Brix da solução

$$B_{sol} = \frac{M_a + M_i}{M_{sol}} \quad (3.23)$$

$$Bx_{sol} = 100 \cdot B_{sol} \quad (3.24)$$

Limite de sobressaturação de nucleação.

$$S^* = 1.129 - 0.284 \cdot (1 - Pur_{sol}) + (2.333 - 0.0709 \cdot (T_m - 60)) \cdot (1 - Pur_{sol})^2 \quad (3.25)$$

Sobressaturação

$$S = \frac{\frac{Bx_{sol}}{100 - Bx_{sol}}}{\frac{Bx_{sat}}{100 - Bx_{sat}} \cdot C_{sat}} \quad (3.26)$$

Coefficiente de saturação

$$C_{sat} = 0.1 \cdot \frac{Bx_{sol}}{100 - Bx_{sol}} \cdot (1 - Pur_{sol}) + 0.4 + 0.6 \cdot \exp\left(-0.24 \cdot \frac{Bx_{sol}}{100 - Bx_{sol}} \cdot (1 - Pur_{sol})\right) \quad (3.27)$$

Expressão empírica para viscosidade dinâmica da solução [Pa · s] (Chorão, 1995)

$$\mu_{sol} = 0.1 \left\{ 0.99 \left(\frac{14 + 0.2 \cdot Bx_{sol} - 0.05T_m}{97 + 6(0.2 \cdot Bx_{sol} - 0.05T_m)} \right) \right\}^4 \quad (3.28)$$

Expressão empírica para viscosidade dinâmica da suspensão [Pa · s].

$$\log_{10}(\mu_m) = 1.326 \left[w_c + \left(1 - w_c \frac{Bx_{sol}}{100} \right) \right] \frac{w_c}{0.85 - w_c} + \log_{10}(\mu_{sol}) \quad (3.29)$$

Expressão empírica para a corrente do agitador [A] (Chorão, 1995).

$$IA = 10.5 + 7.896 \cdot 10^{-3} \frac{\rho_m^2}{\mu_m} \cdot 10^{-3.9+19.9 \cdot w_c^{3.6}} \quad (3.30)$$

Parâmetros dos cristais.

Capacidade calorífica específica dos cristais. [J/(kg·°C)]

$$Cp_c = 1163.2 + 3.488 \cdot T_m \quad (3.31)$$

Entalpia específica dos cristais [J/kg]

$$H_c = Cp_c \cdot T_w \quad (3.32)$$

Volume de cristais [m³]

$$v = \frac{M_c}{\rho_c} \quad (3.33)$$

Fracção mássica de cristais

$$w_c = \frac{M_c}{M_c + M_{sol}} \quad (3.34)$$

Fracção volumétrica dos cristais.

$$v_c = \frac{v}{V_m} \quad (3.35)$$

Parâmetros da água.

Densidade da água [kg/m³]

$$\rho_w = 1016.7 - 0.57 \cdot T_w \quad (3.36)$$

Temperatura de saturação da água [°C]

Para $0.1 < P_{vac} < 1$ bar

$$T_{w(vac)} = 122.551 \cdot \exp(-0.246 \cdot P_{vac}) \cdot (P_{vac})^{0.413} \quad (3.37)$$

Para $1 < P_s < 3$ bar

$$T_{w(s)} = 100.884 \cdot \exp(-1.203 \cdot 10^{-2} \cdot P_s) \cdot (P_s)^{0.288} \quad (3.38)$$

Calor latente da água de evaporação [kJ/kg]

Para $0.1 < P_{vac} < 1$ bar

$$\lambda_{w(vac)} = 2263.28 - 58.21 \cdot \ln(P_{vac}) \quad (3.39)$$

Para $1 < P_s < 3$ bar

$$\lambda_s = 2257.51 - 85.95 \cdot \ln(P_s) \quad (3.40)$$

Entalpia específica da água [J/kg]

$$H_w = 2323.3 + 4106.7 \cdot T_w + T_w^2 \quad (3.41)$$

$$H_{w(s)} = 2323.3 + 4106.7 \cdot T_{w(s)} + T_{w(s)}^2 \quad (3.42)$$

$$H_s = 2491860 - 13270 \cdot P_s + (1946.5 + 37.9 \cdot P_s) \cdot T_s \quad (3.43)$$

$$H_{vac} = 2499980 - 24186 \cdot P_{vac} + (1891.1 + 106.1 \cdot P_{vac}) \cdot T_m \quad (3.44)$$

$$\Delta H_s = H_s + H_{w(s)} \quad (3.45)$$

Ponto máximo de ebulição

$$BPE = (0.03 - 0.018 \cdot Pur_{sol}) \cdot (T_{w(vac)} + 84) \cdot \left(\frac{Bx_{sol}}{100 - Bx_{sol}} \right) \quad (3.46)$$

3.4.3 Balanço populacional.

Um dos objectivos do modelo é prever a distribuição média de tamanhos das partículas do produto final, tendo em conta os fenómenos de nucleação, crescimento e aglomeração. Tal como proposto por (Georgieva *et al.*, 2003), esta representação obtém-se a partir de transformações nas equações dos momentos, baseadas na teoria publicada em (Hulburt e Katz, 1964; Randolph e Larson, 1988). Assumindo que a formação de novos cristais só se deve à colisão de aglomerados, e que a razão da formação e morte de aglomerados é uma função da massa das partículas que chocam, pode-se dizer que o balanço populacional que inclua o mecanismo de aglomeração deve ser escrito em termos duma função de densidade volumétrica de cristais (3.47).

$$\frac{\partial \tilde{n}(v)}{\partial t} + \frac{\partial G_v \cdot \tilde{n}(v)}{\partial v} = \tilde{B}(v) - \tilde{D}(v) \quad (3.47)$$

Onde:

$\tilde{n}(v)$: Função de distribuição Número - Volume.

G_v : Velocidade de crescimento volumétrica dos cristais

$\tilde{B}(v)$: Função empírica de nascimento dos cristais

$\tilde{D}(v)$: Função empírica de morte dos cristais

Como o volume total do cristalizador muda com o tempo, a densidade de população e outros parâmetros de quantidade serão definidos com base no volume total, e indicados com o til (~) sobre o símbolo correspondente ao parâmetro.

A aglomeração de duas partículas de volume u e $u - v$, numa nova partícula de volume v , é matematicamente formulada pela razão de surgimento e morte de novas partículas de volume v

$$\tilde{B}(v) = \frac{1}{2} \cdot \beta' \cdot \int_0^v \tilde{n}(u) \cdot \tilde{n}(u - v) du \quad (3.48)$$

$$\tilde{D}(v) = \beta' \cdot \tilde{n}(v) \int_0^v \tilde{n}(u-v) du \quad (3.49)$$

O núcleo de aglomeração fica definido por:

$$\beta = \beta' \cdot V_m \quad (3.50)$$

Assumindo-se que a colisão entre partículas com volume u e $u-v$, que efectivamente são convertidas numa nova partícula de volume v , é independente do volume dos cristais, então pode-se definir o momento j enésimo da função de distribuição.

$$\mu_j(v) = \int_0^\infty v^j \cdot n(v) dv \quad (3.51)$$

Seguindo o procedimento proposto por (Hulburt e Katz, 1964), a equação de balanço populacional pode ser convenientemente substituída por um conjunto de equações diferenciais ordinárias, que representam a distribuição de momentos em coordenadas volumétricas, (Para $j \geq 0$)

$$\frac{d\tilde{\mu}_j}{dt} = G \cdot \left[j \cdot \tilde{\mu}_{j-1} - \tilde{n}(v) \cdot v^j \right]_0^\infty + \beta' \left[\frac{1}{2} \left(\sum_{k=0}^j \binom{j}{k} \tilde{\mu}_k \cdot \tilde{\mu}_{j-k} \right) - \tilde{\mu}_0 \cdot \tilde{\mu}_j \right] \quad (3.52)$$

Com condições de fronteira iniciais:

$$\tilde{n}(0, v) = 0; \quad \tilde{n}(t, \infty) = 0; \quad \tilde{n}(t, 0) = \frac{\tilde{B}_0}{G_v}$$

O coeficiente binomial expressa-se como:

$$\binom{j}{k} = \frac{j!}{k!(j-k)!} \quad (3.53)$$

\tilde{B}_0 representa a taxa de nucleação e G_v a velocidade média de crescimento do volume de cristais .

Equações para os primeiros quatro momentos:

$$\frac{d\tilde{\mu}_0}{dt} = \tilde{B}_0 - \frac{1}{2} \cdot \beta' \cdot \tilde{\mu}_0^2 \quad (3.54)$$

$$\frac{d\tilde{\mu}_1}{dt} = G_v \cdot \tilde{\mu}_0 \quad (3.55)$$

$$\frac{d\tilde{\mu}_2}{dt} = 2 \cdot G_v \cdot \tilde{\mu}_1 + \beta' \cdot \tilde{\mu}_1^2 \quad (3.56)$$

$$\frac{d\tilde{\mu}_3}{dt} = 3 \cdot G_v \cdot \tilde{\mu}_2 + 3 \cdot \beta' \cdot \tilde{\mu}_2^2 \quad (3.57)$$

Com condições iniciais $\tilde{\mu}_j(0) = 0$; para $j = 0, 1, 2$ e 3 . O momento 0 (zero) representa o número total de partículas e o momento 1 (um) representa o volume total de cristais. Finalmente a taxa de cristalização pode-se relacionar com a derivada do momento um.

$$J_{cris} = \rho_c \cdot \frac{d\tilde{\mu}_1}{dt} \quad (3.58)$$

Os parâmetros taxa de nucleação (\tilde{B}_0), taxa de crescimento linear (G) e taxa de aglomeração (β') são determinados empiricamente, pois são difíceis de modelar matematicamente. (Tavare e Chivate, 1977; Moller, 1983; Austmeyer, 1986; Marchal *et al.*, 1991)

$$\tilde{B}_0 = K_n \cdot 2.894 \cdot 10^{12} \cdot G^{0.51} \left(\frac{\tilde{\mu}_1}{k_v \cdot V_m} \right)^{0.53} \cdot V_m \quad (3.59)$$

$$\beta' = \frac{K_{ag} \cdot G \cdot \tilde{\mu}_1}{V_m^2} \quad (3.60)$$

$$G = K_g \cdot \exp\left(-\frac{57000}{R(T_m + 273)}\right) \cdot (S - 1) \cdot \exp(-13.863(1 - P_{sol})) \cdot \left(1 + 2 \cdot \frac{v}{V_m}\right) \quad (3.61)$$

$$G_v = 3 \cdot k_v \left(\frac{v}{\tilde{\mu}_0} \right)^{2/3} \cdot G \quad (3.62)$$

As constantes cinéticas K_g , K_n e K_{ag} podem ser obtidas por vários métodos. Um método consiste em aplicar um algoritmo de optimização a partir de dados reais do processo (Gonçalves, 1996). Outro método consiste em estimar estes parâmetros por uma rede neuronal a partir de dados do processo (Georgieva, Meireles, *et al.*, 2003).

A ICUMSA (*International Commission for Uniform Methods for Sugar Analysis*) estabelece os parâmetros Tamanho médio (AM) e Coeficiente de Variação (CV), da função de distribuição Massa – Tamanho $m(L)$, para caracterizar a qualidade da distribuição de tamanho de cristais .

Matematicamente os momentos da distribuição massa – tamanho é definida por:

$$\eta_j(L) = \int_0^{\infty} L^j \cdot m(L) dL, \quad j = 0, 1, 2, 3, 4, .. \quad (3.63)$$

As seguintes equações aplicam-se para obter AM e CV

$$AM = \bar{L} = \frac{\eta_1}{\eta_0} \quad (3.64)$$

$$AM = \bar{L} = \frac{\int_0^{\infty} L \cdot m(L) dL}{\int_0^{\infty} m(L) dL} \quad (3.65)$$

$$CV = \frac{\sigma}{\bar{L}} \quad (3.66)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{\eta_0} \int_0^{\infty} (L - \bar{L})^2 \cdot m(L) dL \quad (3.67)$$

Onde σ representa a variância da distribuição populacional.

Em função dos momentos CV pode-se definir por:

$$CV = \left(\frac{\eta_0 \cdot \eta_1}{\eta_1^2 - 1} \right)^{1/2} \quad (3.68)$$

Estabelecendo a relação entre os momentos da distribuição massa – tamanho ($\eta_j(L)$) e a distribuição número -volume ($\tilde{\mu}_j(v)$) (Bohlin e Rasmuson, 1992)

$$v = k_v \cdot L^3 \quad (3.69)$$

$$n(L) dL = n(v) dv \quad (3.70)$$

$$m(L) = \frac{\rho_c \cdot k_v \cdot L^3 \cdot n(L)}{M_c} \quad (3.71)$$

$$\eta_j(L) = \frac{1}{M_c} \left(\frac{\rho_c}{k_v^{k-1}} \cdot \mu_k(v) \right) \quad k = (j/3)+1, \quad j = 0, 3, 6 \quad (3.72)$$

Podem assim ser obtidos os momentos terceiros e sexto:

$$\eta_3 = \frac{\mu_2}{k_v \cdot \mu_1} \quad (3.73)$$

$$\eta_6 = \frac{\mu_3}{k_v^2 \cdot \mu_1} \quad (3.74)$$

Assumindo que a distribuição massa – tamanho final de cristais de açúcar, pode ser representada por uma distribuição normal (Feyo de Azevedo e Gonçalves, 1988). O momento j enésimo, da distribuição massa – tamanho, pode ser definido como uma função de (\bar{L}) e da variância (σ) da distribuição, utilizando a expressão (3.75) (Randolph e Larson, 1988).

$$\eta_j(L) = \sum_r \left[\left(2^{1/2} \cdot \sigma \right)^{j-r} \cdot \bar{L}^r \cdot \frac{j! \cdot 1.3 \dots (j-r-1)}{(j-r)! \cdot r! \cdot 2^{(j-r)/2}} \right] \quad (3.75)$$

Onde $r = 0, 2, 4, \dots, j$ para j par; e $r = 1, 3, 5, \dots, j$ para j ímpar.

A partir de (3.75), obtém-se (\bar{L}) e (σ) utilizando o terceiro e sexto momento da distribuição normal massa – tamanho.

$$\frac{\eta_3}{L^3} = 1 + 3 \cdot \left(\frac{\sigma}{L}\right)^2 \quad (3.76)$$

$$\frac{\eta_6}{L^6} = 1 + 15 \cdot \left(\frac{\sigma}{L}\right)^2 + 45 \cdot \left(\frac{\sigma}{L}\right)^4 + 15 \cdot \left(\frac{\sigma}{L}\right)^6 \quad (3.77)$$

Estabelecendo $X = \left(\frac{\sigma}{L}\right)^2$ e substituindo em (3.76) obtém-se

$$\bar{L} = \left(\frac{\eta_3}{1 + 3 \cdot X}\right)^{1/3} \quad (3.78)$$

Substituindo em (3.77) obtém-se uma equação com só uma incógnita (3.79) que deve ser resolvida numericamente.

$$15 \cdot \eta_3^2 \cdot X^3 + (45 \cdot \eta_3^2 - 9 \cdot \eta_6)X^2 + (15 \cdot \eta_3^2 - 6 \cdot \eta_6)X + \eta_3^2 - \eta_6 = 0 \quad (3.79)$$

Finalmente pode-se obter o valor de (X) , (AM) e (CV) .

3.5 Avaliação do modelo para vários processos industriais de cristalização batch de açúcar.

O modelo descrito anteriormente constitui a base para o desenvolvimento nos próximos capítulos de diferentes estratégias de controlo preditivo. A seguir o modelo será avaliado a partir dos dados e parâmetros disponíveis dos três casos de cristalização industrial de açúcar descritos no Capítulo 2. O método de validação está baseado na utilização dos dados de entrada e saída disponíveis de cada indústria. As entradas reais são aplicadas ao modelo sob os parâmetros de operação próprios de cada indústria, nestas condições obtém-se por simulação as saídas do modelo. Finalmente, as saídas do modelo são comparadas com as saídas reais do processo, correspondentes às mesmas entradas utilizadas na simulação (Ver Figura 3.4). Mediante um método de optimização numérica os parâmetros empíricos do modelo são estimados para minimizar o valor absoluto do integral do erro entre as saídas do modelo e os dados reais. Este processo repete-se para todos os conjuntos de dados disponíveis para cada uma das indústrias estudadas.

Outro aspecto de significativa importância para uma avaliação aceiteada do modelo, constitui uma correcta definição das propriedades da semente introduzida em cada caso. Os parâmetros básicos da semente: número total de partículas e volume inicial, caracterizam o tipo de processo, assim como o volume total a cristalizar, pelo que a sua correcta definição influi notavelmente na fidelidade do modelo.

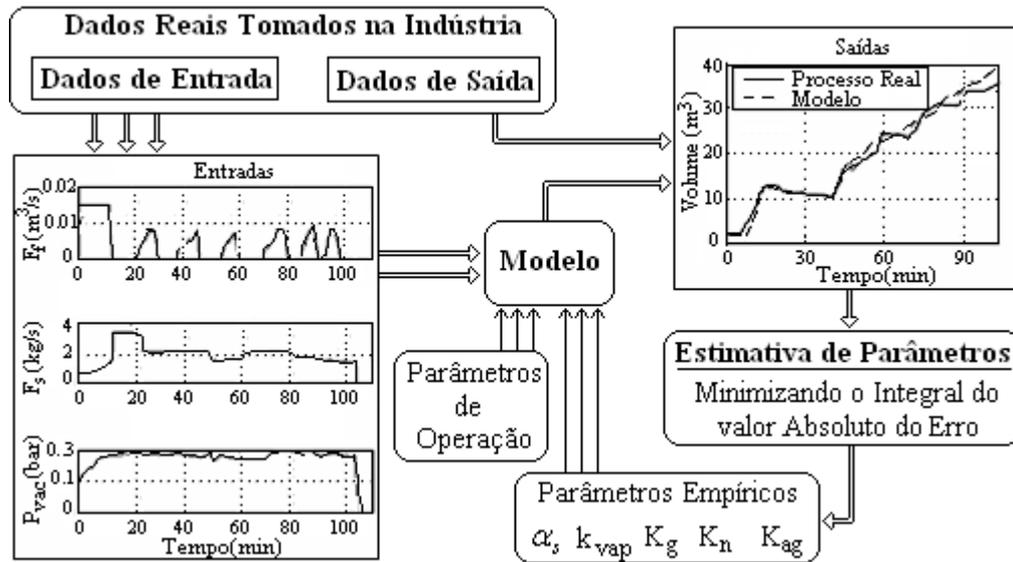


Figura 3.4 - Esquema do procedimento utilizado para a avaliação do modelo e a estimativa dos seus parâmetros empíricos.

3.5.1 Análise de sensibilidade.

A análise de sensibilidade dum modelo consiste num procedimento pelo qual se avalia a influência das incertezas associadas às estimativas de parâmetros nas saídas do sistema. Esta análise permite determinar que parâmetros têm mais influência na previsão do comportamento do sistema.

Para realizar esta análise de sensibilidade retoma-se o estudo realizado por (Feyo de Azevedo e Wardle, 1989) e (Gonçalves, 1996), ajustando o análise de sensibilidade às condições e dados disponíveis dos três casos de cristalização industrial de açúcar estudados neste trabalho.

O modelo matemático dum processo pode ser representado de forma geral por um conjunto de equações diferenciais, representado de forma matricial por (3.80).

$$\frac{dy}{dt} = f(\mathbf{y}, \mathbf{x}, \mathbf{p}) \quad (3.80)$$

Em que $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$, $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ e $\mathbf{p} = (p_1, p_2, \dots, p_m)^T$, são as saídas do processo, as variáveis de estado e os parâmetros do sistema respectivamente. Para este sistema pode definir-se uma matriz de coeficientes de sensibilidade $[\Phi]$, de dimensão $n \times m$. Dado que neste caso o interesse não está nos valores finais mas sim nas trajectórias das saídas do modelo, representadas por sequências de valores discretos, propõe-se utilizar a variância $\sigma^2(\mathbf{y}_i)$ de cada sequência de saída \mathbf{y}_i , para determinar a sensibilidade do modelo segundo (3.81).

$$\phi_{i,j} = \frac{\partial(\sigma^2(\mathbf{y}_i))}{\partial p_j} \quad (3.81)$$

O modelo apresentado neste trabalho tem cinco parâmetros empíricos $(\alpha_s, K_{vap}, K_g, K_n, K_{ag})$ os quais basicamente têm a função de corrigir algumas variáveis de estado do modelo. Além disso, na cristalização de açúcar são utilizados fundamentalmente três parâmetros de operação no controlo do processo: caudal de alimentação de licor (F_f), caudal de vapor de aquecimento (F_s) e pressão de vazio (P_{vac}). A análise de sensibilidade a realizar inclui os oito parâmetros anteriores. Esta análise determinará a influência destes parâmetros em seis saídas do modelo: sobressaturação, volume, temperatura, fracção mássica de cristais, tamanho médio e coeficiente de variação.

Dado o facto de que todos os parâmetros utilizados na análise de sensibilidade têm magnitudes numéricas muito diferentes, para obter um indicador de melhor proporcionalidade da contribuição de cada parâmetro nas saídas do modelo, determina-se uma matriz $[\psi]$ (3.82) que representa a variação de $\sigma^2(y_i)$ quando os parâmetros empíricos variam dentro do intervalo de confiança ($\%ICI$) estabelecido para os parâmetros empíricos.

$$\Psi_{ij} = \phi_{ij} \cdot \Delta p_j \quad (3.82)$$

Esta análise de sensibilidade permitirá determinar que saída do modelo é mais afectada pela incerteza dos parâmetros empíricos. O conhecimento da contribuição de cada parâmetro empírico na saída do modelo vai permitir definir uma estratégia para repetir a estimativa dos parâmetros empíricos mediante um algoritmo de optimização, que responda à estrutura apresentada na Figura 3.4. O algoritmo de optimização vai determinar os valores dos parâmetros empíricos que minimizem uma função objectivo, que relaciona o integral do valor absoluto do erro entre as saídas do modelo e os dados reais disponíveis do processo. Também esta análise ajudará na definição das estratégias de controlo a implementar no processo.

3.5.2 Análise da sensibilidade do modelo de cristalização de açúcar em relação as incertezas dos parâmetros empíricos.

Dado o facto de que o conjunto de dados disponíveis do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA” é o mais completo, este processo será utilizado para realizar a análise de sensibilidade e os resultados serão extrapolados aos restantes casos.

Em todos os casos a análise de sensibilidade realiza-se a partir do esquema mostrado na Figura 3.5. Ao modelo são aplicados os dados reais disponíveis, os parâmetros de operação e os parâmetros empíricos. Os parâmetros empíricos podem variar dentro do intervalo de confiança ($\%ICI$) proposto por (Gonçalves, 1996), (ver Tabela 3.2). Este procedimento é repetido para dez conjuntos de dados. A Figura 3.6 mostra a estrutura utilizada em MatLab Simulink para o estudo de sensibilidade do modelo e no Apêndice A.3.1 mostra-se o programa implementado para tal objectivo. Os Apêndice A.3.2 e A.3.3

mostram os valores de sensibilidade $[\phi]$ e de contribuição $[\psi]$ dos parâmetros empíricos nas saídas do modelo respectivamente, para todos os conjuntos de dados utilizados. Para ter uma melhor interpretação de $[\psi]$ na Tabela 3.3 mostra-se o seu valor médio dentro dos dez conjuntos de dados.

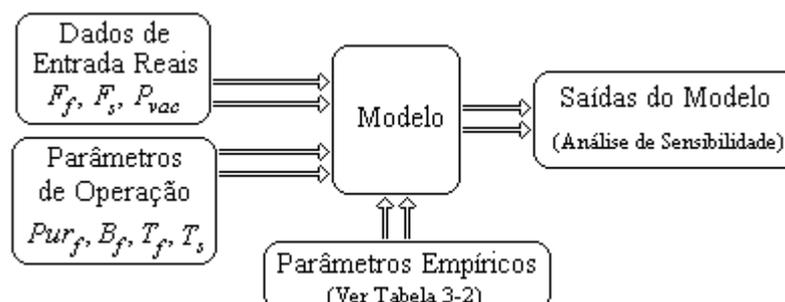


Figura 3.5 - Esquema geral do mecanismo de avaliação da sensibilidade do modelo.

Tabela 3.2 - Valores dos parâmetros empíricos do modelo aplicados na análise de sensibilidade.

p_j	(%ICI)	Valores aplicados		
		p_{j-1}	p_{j-2}	p_{j-3}
α_s	$\pm 10\%$	0.918	1.02	1.122
K_{vap}	$\pm 60\%$	0.01	0.03	0.05
K_g	$\pm 14.9\%$	225	248	271
K_n	$\pm 4.2\%$	0.48	0.78	1.0
K_{ag}	$\pm 3.3\%$	1.22e-5	1.38e-5	1.54e-5

Tabela 3.3 - Contribuição média da incerteza dos parâmetros empíricos nas saídas do modelo. (Dados reais da Refinaria "RAR.SA")

	Valores médios da matriz de contribuição $[\bar{\psi}]$					
	S	V_m	T_m	WC	AM	CV
α_s	0.0038	-13.01	5.45	0.036	0.034	2427.8
K_{vap}	0.0049	-0.889	6.352	0.0007	0.0136	15513
K_g	-0.002	-0.114	-0.576	0.0004	0.0074	-719.8
K_n	-1.7e-3	-0.087	-0.216	-0.0002	9.1e-5	-33.70
K_{ag}	0.0002	0.0326	-0.015	-3.0e-4	0.0053	-22.4

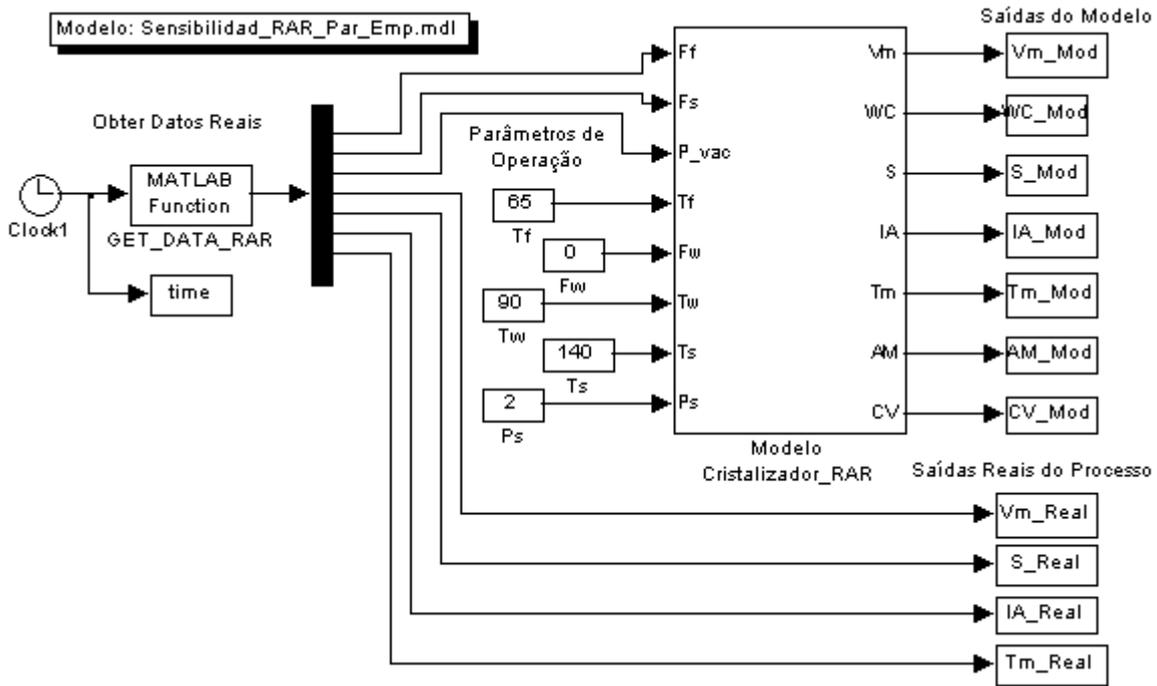


Figura 3.6 - Esquema utilizado em MatLab Simulink para o estudo de sensibilidade do modelo em relação aos parâmetros empíricos.

A Figura 3.7 mostra a influência do parâmetro empírico α_s sobre as saídas do modelo (neste caso são aplicados os dados correspondentes ao Batch_RAR_01). A Figura 3.8 mostra a sensibilidade das seis saídas consideradas do modelo ante as incertezas do parâmetro α_s . Os Apêndices A.3.4 até A.3.11 representam graficamente a influência e sensibilidade do modelo ante os restantes parâmetros empíricos.

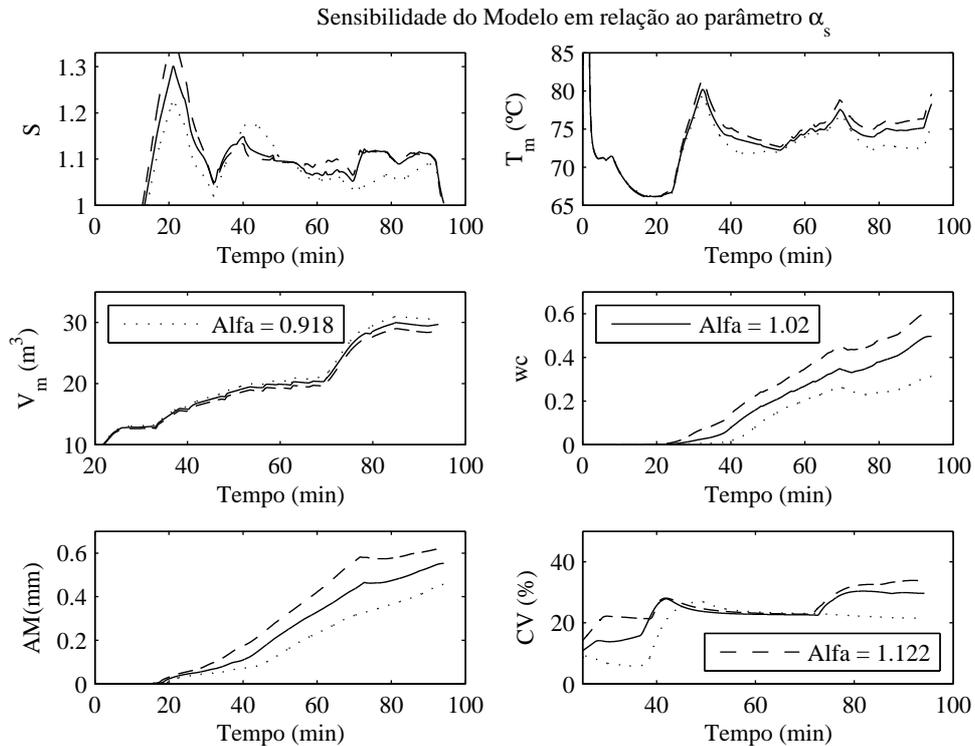


Figura 3.7 - Influência do parâmetro empírico α_s nas saídas do modelo. (Dados Batch_RAR_01)

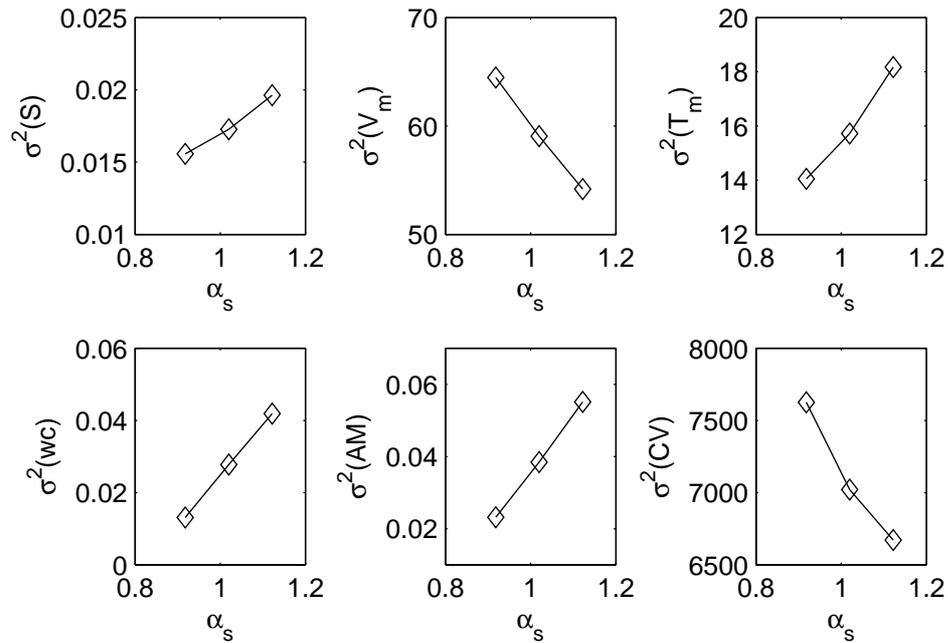


Figura 3.8 - Sensibilidade das principais saídas do modelo em relação ao parâmetro α_s (Dados Batch_RAR_01).

3.5.3 Análise da sensibilidade do modelo de cristalização de açúcar ante os parâmetros de operação utilizados no controlo do processo.

Nesta secção pretende-se analisar quão sensível resulta o modelo proposto para o processo de cristalização industrial de açúcar ante as variações que possam experimentar os principais parâmetros de operação utilizados no controlo do processo: caudal de alimentação de licor (F_f), caudal de vapor de aquecimento (F_s) e pressão de vazio (P_{vac}).

A estratégia seguida é similar à utilizada para estudar a sensibilidade do modelo ante as incertezas dos parâmetros empíricos. Neste caso aplica-se nas entradas do modelo os conjuntos de dados disponíveis do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA”. Além disso, aos parâmetros de controlo (F_f , F_s e P_{vac}) são perturbados indistintamente com um valor dentro dum certo intervalo de confiança (% ICI). A Tabela 3.4 mostra os valores dos parâmetros de operação estabelecidos para este caso.

Tabela 3.4 - Valores do intervalo de confiança aplicados nos parâmetros de operação.

p_j	(% ICI)	Valores que representa
F_f	±10	±0.0015 m ³ /s
F_s	±10	±0.3 kg/s
P_{vac}	±20	±0.2 bar

A matriz de sensibilidade do modelo $[\phi]$ ante os parâmetros de operação determina-se por (3.81), neste caso utilizando os parâmetros F_f , F_s e P_{vac} e as mesmas saídas do modelo consideradas no caso

anterior (sobressaturação, volume, temperatura, fracção mássica de cristais, tamanho médio e coeficiente de variação). O Apêndice A.3.12 mostra o programa implementado em MatLab para realizar esta análise. A Figura 3.9 mostra o esquema utilizado em Simulink para representar o modelo do processo, neste esquema foram introduzidos elementos que saturam os parâmetros de controlo para evitar que alcancem valores que fisicamente estão proibidos, por exemplo: valores negativos na pressão de vazio e nos caudais de alimentação e vapor.

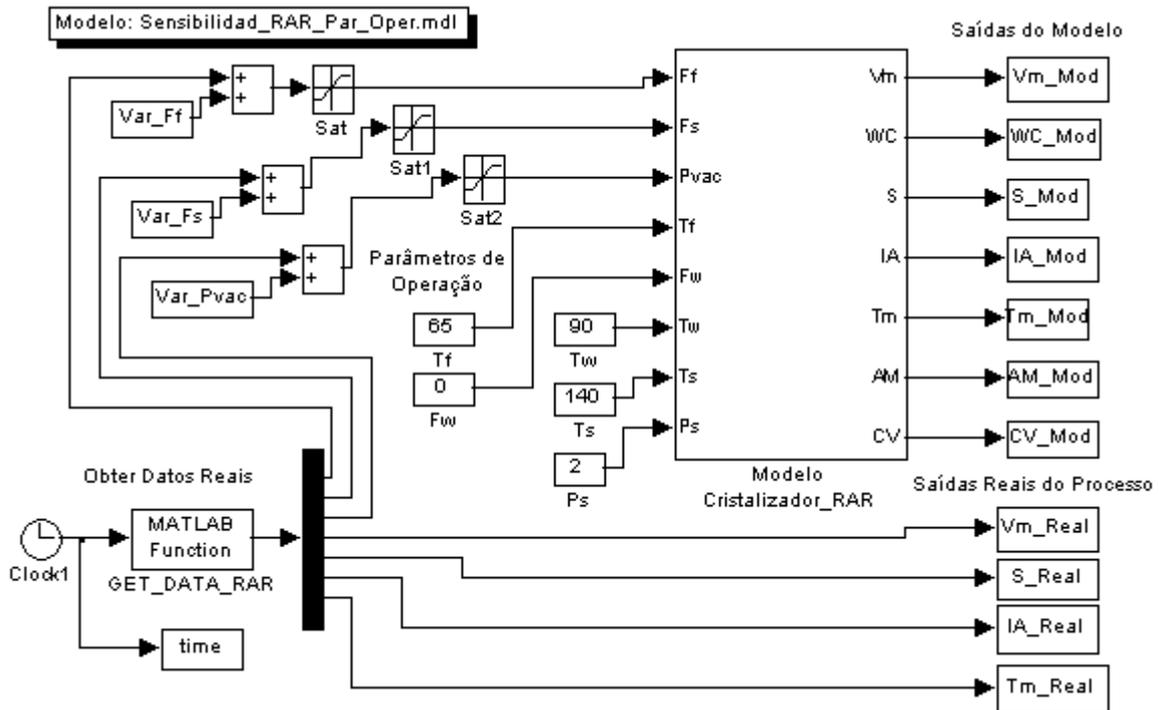


Figura 3.9 - Esquema utilizado em Simulink para o estudo de sensibilidade do modelo em relação aos parâmetros de controlo.

Novamente para obter a matriz de sensibilidade $[\phi]$ são aplicados ao modelo, sob as condições aqui estabelecidas, os dez conjuntos de dados disponíveis do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA”. O Apêndice A.3.13 mostra os valores de $[\phi]$ obtidos para os dez conjuntos de dados.

A matriz $[\psi]$ com a contribuição das variações dos parâmetros de controlo dentro do intervalo de confiança, nas saídas do modelo, é obtida utilizando (3.82). O Apêndice A.3.14 mostra os valores de $[\psi]$ para os dez conjuntos de dados utilizados na análise. Para ter uma melhor representação de $[\psi]$ na Tabela 3.5 mostra-se o seu valor médio para os dez conjuntos de dados do processo de cristalização da Refinaria “RAR.SA”.

Nas Figuras 3.10, 3.11 e 3.79 mostra-se uma representação gráfica de como influenciam os três parâmetros de operação que na prática são utilizados para controlar o processo (F_f , F_s e P_{vac}) nas principais saídas do modelo.

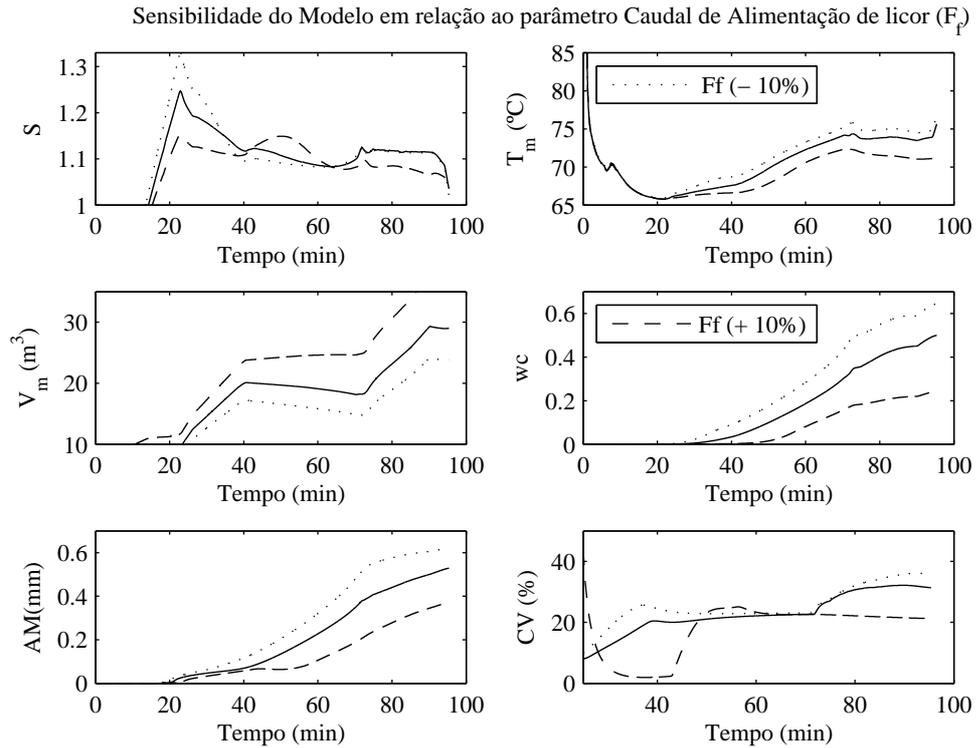


Figura 3.10 - Influência do parâmetro de controle F_f nas saídas do modelo. (Dados Batch_RAR_01)

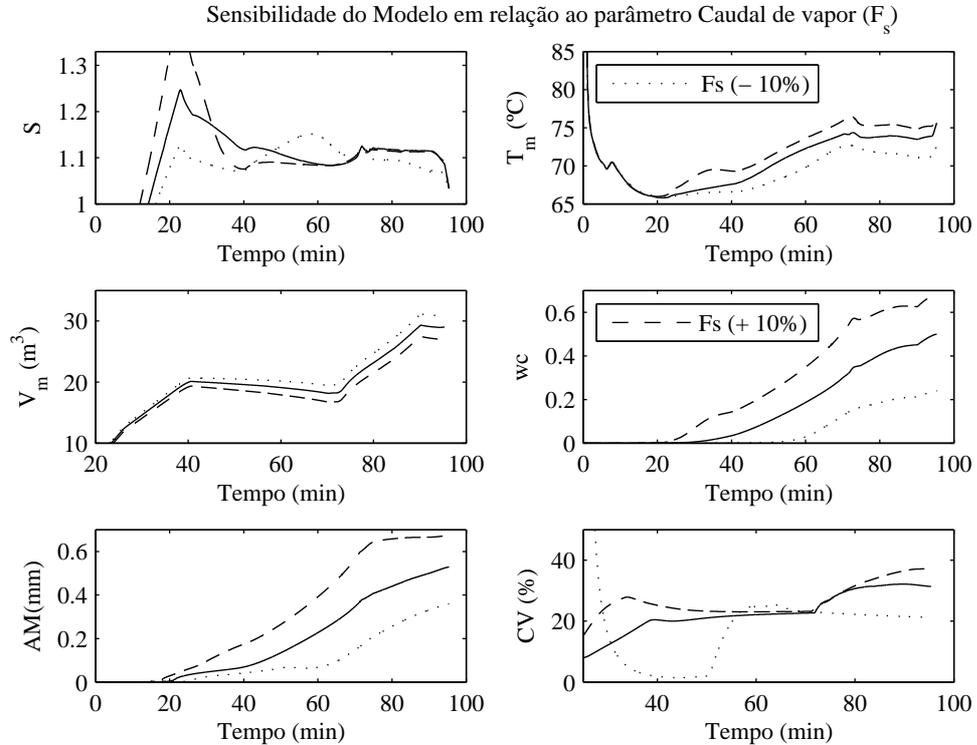


Figura 3.11 - Influência do parâmetro de controle F_s nas saídas do modelo. (Dados Batch_RAR_01)

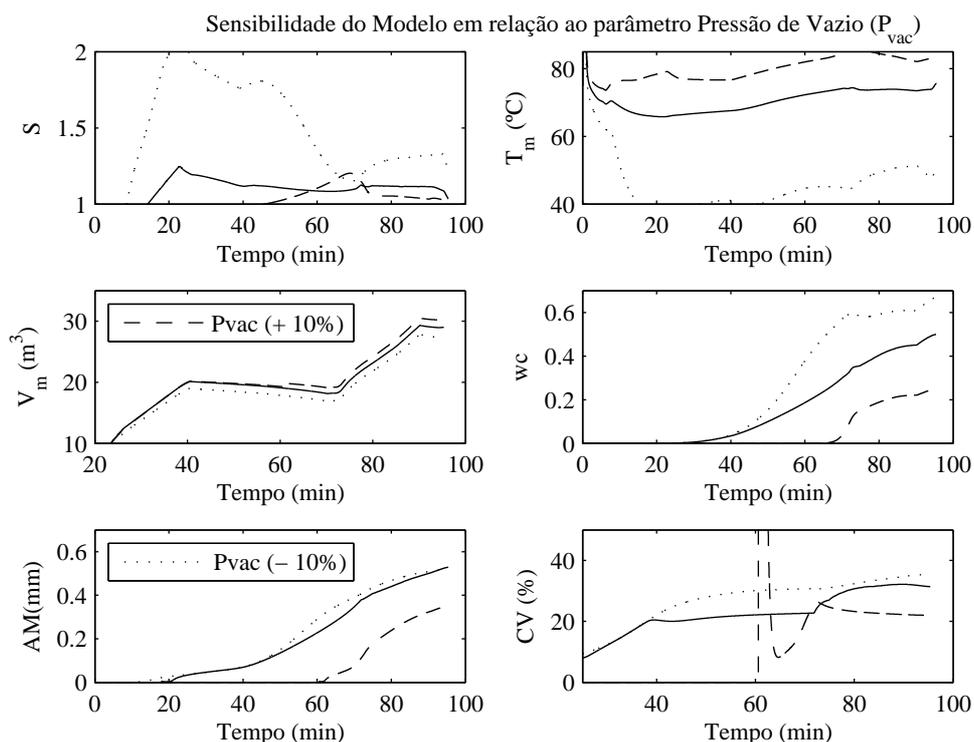


Figura 3.12 - Influência do parâmetro de controlo P_{vac} nas saídas do modelo. (Dados Batch_RAR_01)

Tabela 3.5 - Contribuição média dos parâmetros de controlo nas saídas do modelo. (Dados reais da Refinaria “RAR.SA”)

	Valores médios da matriz de contribuição $[\bar{\psi}]$					
	S	V_m	T_m	WC	AM	CV
F_f	-0.006	73.746	-7.229	-0.055	-0.044	3438
F_s	0.002	18.081	2.601	0.052	0.047	-5571
P_{vac}	-0.138	14.871	-92.70	-0.060	-0.021	-23963

Dos resultados obtidos nesta análise de sensibilidade torna-se evidente que o processo de cristalização de açúcar ao vazio tem uma forte influência destes três parâmetros (F_f , F_s e P_{vac}). Nos momentos iniciais da operação, depois de introduzir a semente, é muito importante manter a pressão de vazio muito próxima do seu valor nominal. O facto de a pressão de vazio determinar a temperatura do processo, também pode provocar nesta etapa do processo alterações importantes no valor de sobressaturação. No final da operação o processo é menos sensível às variações da pressão de vazio.

Torna-se igualmente evidente que depois de introduzir a semente a sobressaturação experimenta uma alta dependência tanto do caudal de alimentação (F_f) como do caudal de vapor (F_s) no entanto no final da operação esta dependência é muito pouco apreciável.

3.5.4 Determinação por otimização dos parâmetros empíricos do modelo de processo de cristalização.

Os resultados obtidos na análise de sensibilidade, principalmente a matriz que define a contribuição das incertezas dos parâmetros empíricos nas principais saídas do modelo (Tabela 3.3), permitirão estabelecer uma estratégia para uma nova estimativa dos parâmetros a partir dos dados reais disponíveis.

O parâmetro empírico α_s , relacionado com o conteúdo entálpico do vapor aplicado ao sistema, tem a sua maior influência no calor de entrada ou processo (3.9) e o calor por sua vez na temperatura da suspensão, na sobressaturação e no volume da suspensão cristalina. O algoritmo de otimização, que segue o esquema da Figura 3.4, calcula o valor de α_s que minimiza o integral do valor absoluto do erro entre as três saídas anteriores do modelo e os dados reais disponíveis das três indústrias estudadas. No caso do processo de cristalização da Refinaria “José Martí”, este parâmetro só é estimado em relação à variável temperatura e ao valor final esperado no volume da suspensão (28 m³).

O parâmetro empírico K_{vap} , relacionado directamente com o caudal mássico de evaporação, tem a sua maior influência na taxa de evaporação (3.10), e esta por sua vez no volume da suspensão, na temperatura e na sobressaturação. No caso da Refinaria “RAR. SA” e da Empresa “30 de Noviembre”, este parâmetro é novamente estimado minimizando a integral do valor do erro entre as três saídas anteriores do modelo e os dados reais disponíveis. No caso da Refinaria “José Martí” o parâmetro K_{vap} só é estimado em relação à variável temperatura e o valor final esperado no volume da suspensão.

O valor da constante cinética de crescimento K_g também foi otimizado, segundo os valores de $[\bar{\psi}]$ o parâmetro K_g tem a sua maior influência nas variáveis tamanho médio de cristais, sobressaturação e na fracção mássica de cristais. No caso da Refinaria “RAR.SA” são utilizadas três saídas para estimar K_g : tamanho médio de cristais (AM), corrente do agitador (IA) e sobressaturação (S). No caso da Empresa “30 de Noviembre” o parâmetro K_g é estimado a partir da sobressaturação e o valor final esperado para AM (0.1 mm). No caso da Refinaria “José Martí” o parâmetro K_g é estimado a partir do valor final esperado na fracção mássica de cristais (0.56 mm)

Desta análise de sensibilidade, observa-se que os parâmetros K_n e K_{ag} têm a maior contribuição nas propriedades da distribuição de tamanho dos cristais (AM e CV), e menor contribuição naquelas variáveis disponíveis para cada caso. Por esta razão para as constantes cinéticas de nucleação (K_n) e de aglomeração (K_{ag}) assumirem-se os valores definidos em (Georgieva, Meireles, *et al.*, 2003).

O algoritmo de otimização é implementado em MatLab o mesmo tem que determinar os valores de α_s , K_{vap} e K_g que minimizem o integral do valor absoluto de erro entre a saída do modelo (\hat{y}) e as

respectivas saídas reais do processo (y_p), em (3.83) apresenta-se a sua função objectivo. Este algoritmo de optimização aplica a função de MatLab *fminbnd* que determina um mínimo local duma função não linear dentro dum certo intervalo. No Apêndice A.3.15 é apresentado o programa com a função de optimização (*fminbnd*) para o caso da Refinaria “RAR.SA”, e no Apêndice A.3.16 o esquema implementado em MatLab Simulink para representar o modelo que utiliza a função de optimização.

$$\min_{\alpha_s, K_{vap}, K_g} IAE = \int_0^{t_{batch}} |\hat{y} - y_p| dt \quad (3.83)$$

A estimativa dos parâmetros α_s , K_{vap} e K_g repete-se para dez conjuntos de dados nos três casos de estudo. Os Apêndices A.3.17, A.3.18 e A.3.19 mostram os valores dos parâmetros empíricos e o valor médio do erro do modelo obtidos para os três casos: Refinaria “RAR.SA”, Refinaria “José Martí” e Empresa “30 de Noviembre”. A Tabela 3.6 mostra os valores médios de todos os parâmetros empíricos obtidos por optimização para cada caso.

Tabela 3.6 - Parâmetros de correcção e propriedades da semente (modelo do cristalizador nas três indústrias).

Parâmetro	Função	Valores		
		RAR.SA	José Martí	30 de Noviembre
α_s	Correcção de calor entrada	1.14	1.077	0.785
K_{vap}	Correcção do caudal mássico de evaporação.	0.029	0.013	0.038
K_g	Constante cinética de crescimento de cristais	294	349	323
K_n	Constante cinética de nucleação de cristais	0.72	0.72	0.72
K_{ag}	Constante cinética de aglomeração de cristais	1.36×10^{-5}	1.36×10^{-5}	1.36×10^{-5}
k_v	Factor volumétrico de forma	0.84	0.84	0.84
$\tilde{\mu}_0(0)$	Número total de sementes	2.9×10^{11}	3.3×10^{11}	5×10^{11}
$\tilde{\mu}_1(0)$	Volume inicial de semente (m ³)	8.2×10^{-5}	1.2×10^{-5}	1.3×10^{-4}

3.5.5 Resultados da avaliação do modelo a partir de dados reais do processo de cristalização na Refinaria “RAR. SA”.

Seguindo o procedimento descrito na Figura 3.4, utilizam-se dados reais do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA” para avaliar o modelo. O objectivo consiste em comparar as saídas do modelo e do processo para os mesmos parâmetros de entrada e obter um critério da validade do modelo. Como parâmetros empíricos do modelo são utilizados os parâmetros previamente determinados. Desta indústria dispõem-se dez conjuntos de dados muito completos que incluem quatro saídas do processo: volume, sobressaturação, temperatura e corrente do agitador.

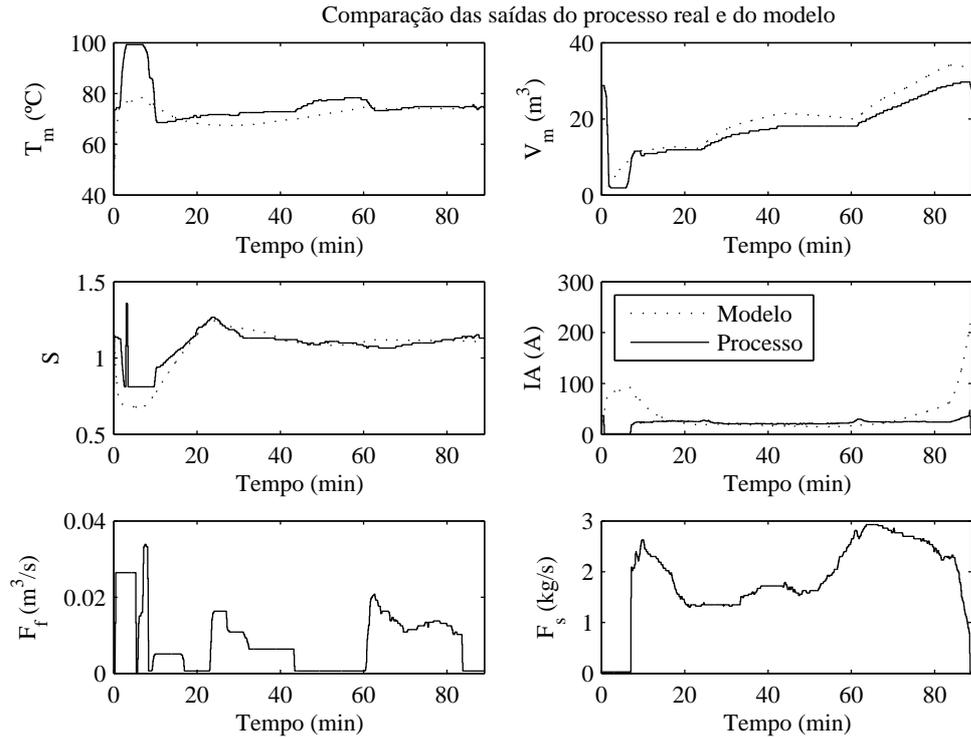


Figura 3.13 - Comparação entre as principais saídas do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA” e do modelo. (Batch-1)

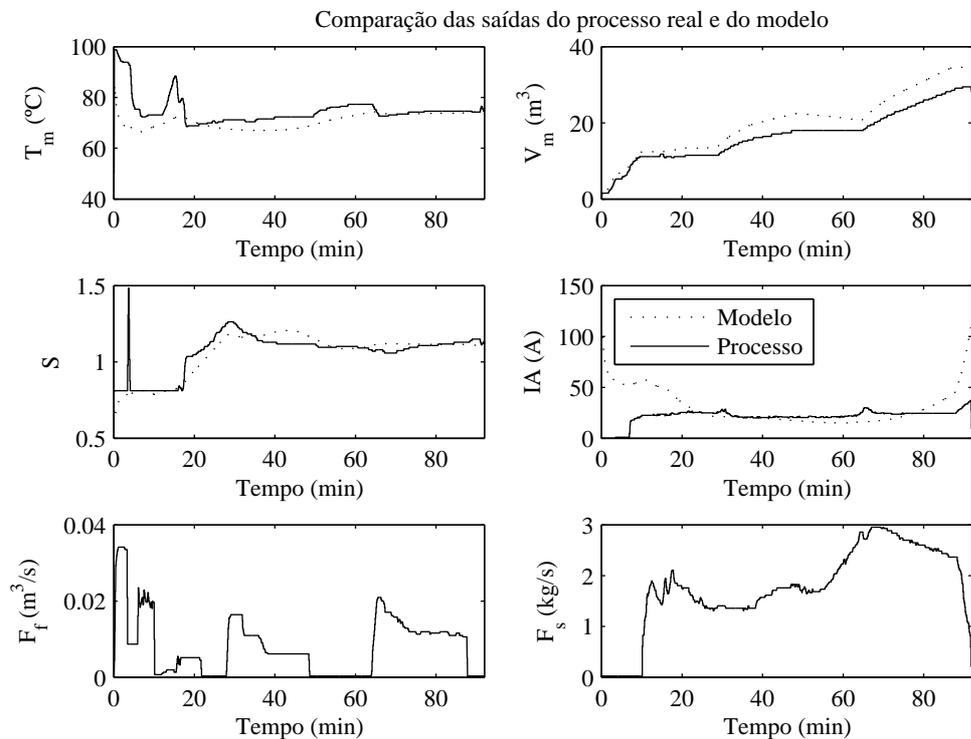


Figura 3.14 - Comparação entre as principais saídas do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA” e do modelo. (Batch-2)

As Figuras 3.13 e 3.14 representam as saídas do modelo e do processo real para dois conjuntos de dados diferentes, mostra-se além disso o comportamento de duas variáveis de entrada: caudal de

alimentação e caudal de vapor, que são as duas variáveis de controlo principais do processo. Os valores finais dos parâmetros tamanho médio, coeficiente de variação de cristais e outros parâmetros que caracterizam a qualidade final do produto, são resumidos na Tabela 3.7

Tabela 3.7 - Valores finais obtidos por simulação. Cristalização na Refinaria “RAR.SA”

Parâmetros finais	Batch-1	Batch-2
Tamanho médio dos cristais	0.6 mm	0.57 mm
Coefficiente de variação	31.4	30.5
Fracção mássica de cristais	0.55	0.53
Duração total do batch	89 min	92 min
Período de amostragem	1 s	1 s

3.5.6 Resultados da avaliação do modelo a partir de dados reais do processo de cristalização na Refinaria “José Martí”.

Os 10 conjuntos de dados disponíveis do processo de cristalização da massa cozida A na refinaria “José Martí” foram utilizados para avaliar o modelo e otimizar os parâmetros empíricos de correcção, a avaliação realiza-se de acordo com o esquema apresentado na Figura 3.4. Os parâmetros de entrada disponíveis, caudal, brix e temperatura de alimentação e caudal, pressão e temperatura de vapor, são introduzidos ao modelo (Ver Figura 3.16). Os restantes parâmetros de operação são assumidos de acordo com os valores nominais de operação definidos no Capítulo 2 para este processo.

Para esta indústria só foi possível comparar com dados reais o comportamento térmico do modelo. A Figura 3.15 mostra o comportamento térmico do processo e do modelo para dois conjuntos de dados diferentes.

Da análise da trajectória de outras variáveis do processo, sobressaturação, volume e fracção mássica de cristais, é possível demonstrar que os seus comportamentos dinâmicos coincidem com os resultados teóricos esperados para estes parâmetros apesar de não poderem ser comparadas com resultados reais. A Figura 3.17 representa as saídas principais do modelo quando são aplicadas nas suas entradas dados reais.

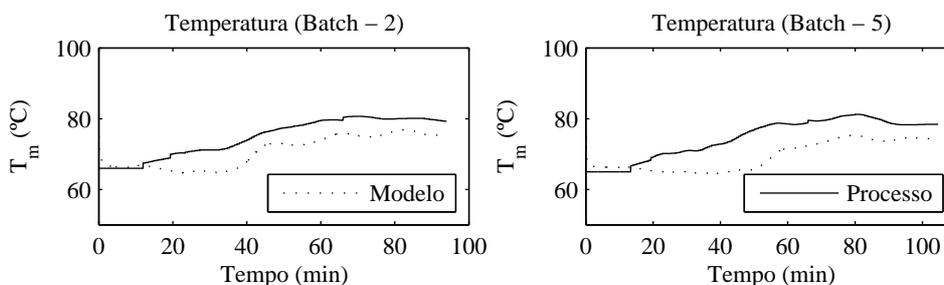


Figura 3.15 - Comparação entre a resposta da temperatura do processo real e do modelo ante entradas reais obtidas na Refinaria “José Martí” (Batch: 2 e 5)

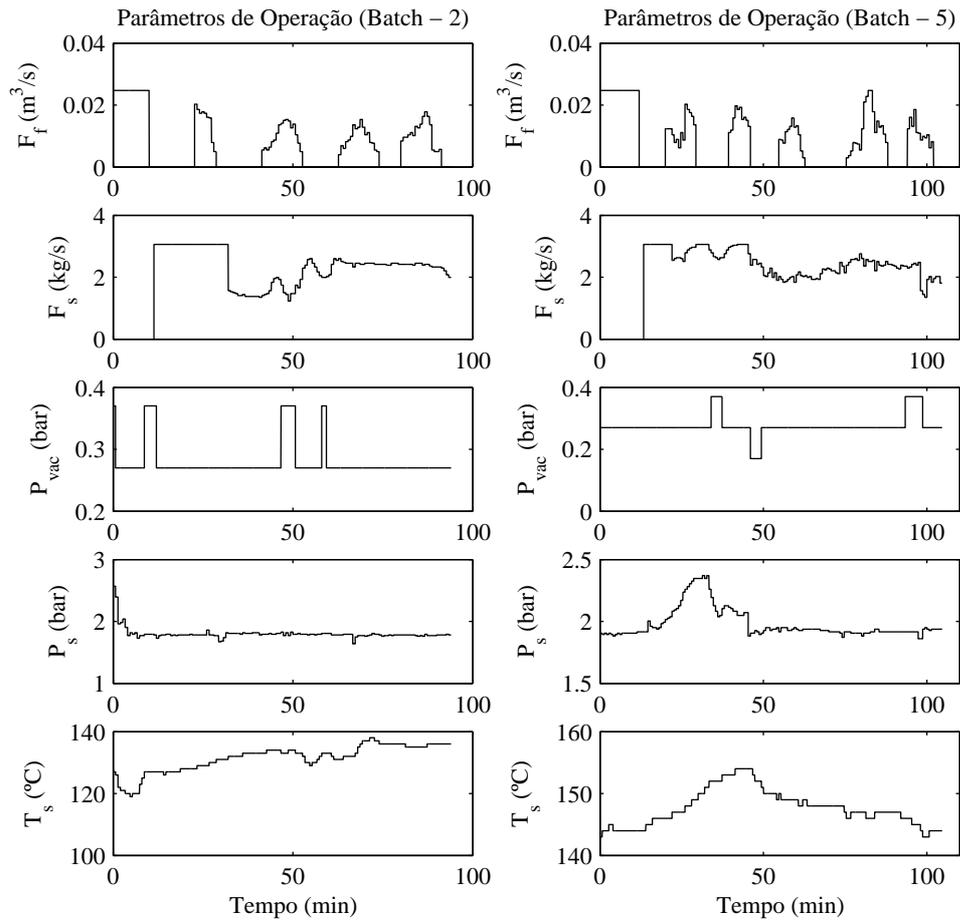


Figura 3.16 - Representação gráfica dos valores reais de entrada disponíveis para dois batch na Refinaria “José Martí”

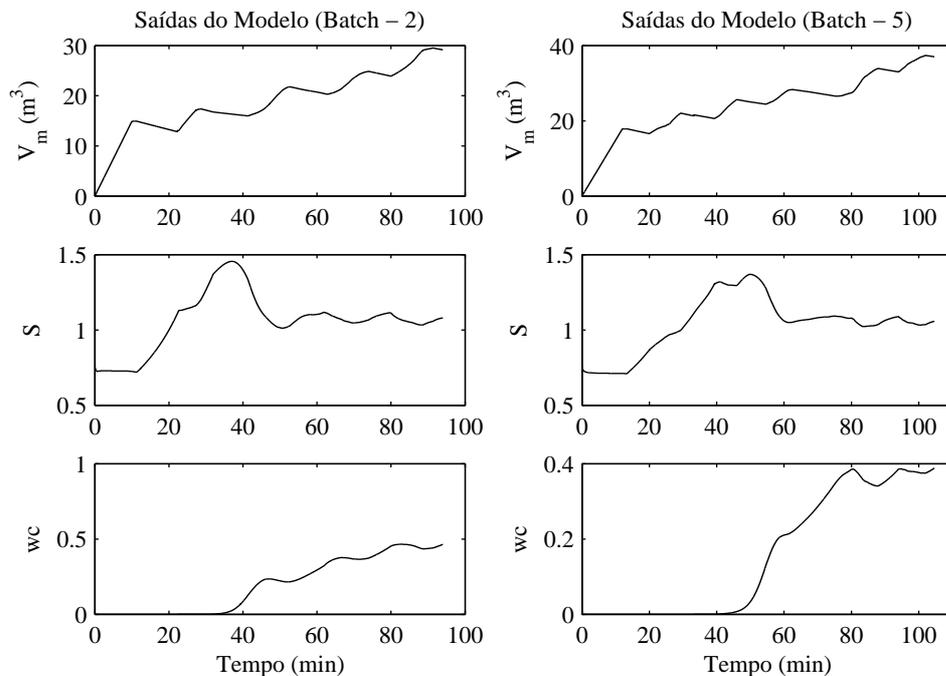


Figura 3.17 - Resposta das principais saídas do modelo utilizando dados de entrada reais da Refinaria “José Martí” (Batch 2 e 5)

A Tabela 3.8 mostra os valores finais dos parâmetros da função de distribuição de tamanhos e outros parâmetros que caracterizam a qualidade final do produto e a eficiência do processo.

Tabela 3.8 - Valores finais obtidos por simulação. Cristalização na Refinaria “José Martí”

Parâmetros finais	Batch-2	Batch-5
Tamanho médio dos cristais	0.57 mm	0.52 mm
Coefficiente de variação	26.2 %	23.5 %
Fracção mássica de cristais	0.46	0.39
Duração total do batch	94 min	105 min
Período de amostragem	40 s	40 s

3.5.7 Resultados da avaliação do modelo a partir de dados reais do processo de cristalização na Empresa “30 de noviembre”.

Esta terceira indústria, ao contrário das duas anteriores, produz açúcar em rama. Não obstante as diferenças em relação à técnica operatória e qualidade dos produtos entrada e saída, a cristalização está fundamentada nos mesmos princípios físicos, mecanismos de crescimento e acontecimentos populacionais descritos na Secção 3.3. Uma característica distintiva deste processo é a baixa pureza das soluções açucaradas que alimentam o processo, a qual tem uma grande influência no comportamento do processo, que é mais lento que nos casos anteriores e pode demorar entre 2.5 e 3 horas.

Seguindo o procedimento apresentado na Figura 3.4, são optimizados os parâmetros de correcção que foram resumidos na Tabela 3.6. Os restantes parâmetros de operação são definidos com os mesmos valores propostos para este processo no Capítulo 2.

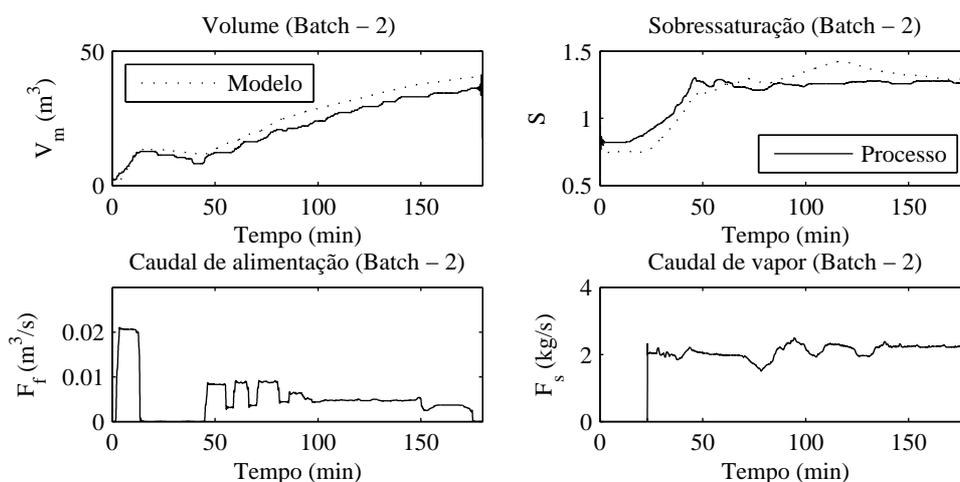


Figura 3.18 - Comparação entre as principais saídas do processo de cristalização na Empresa Açucareira “30 de Noviembre” e o modelo. (Batch-2)

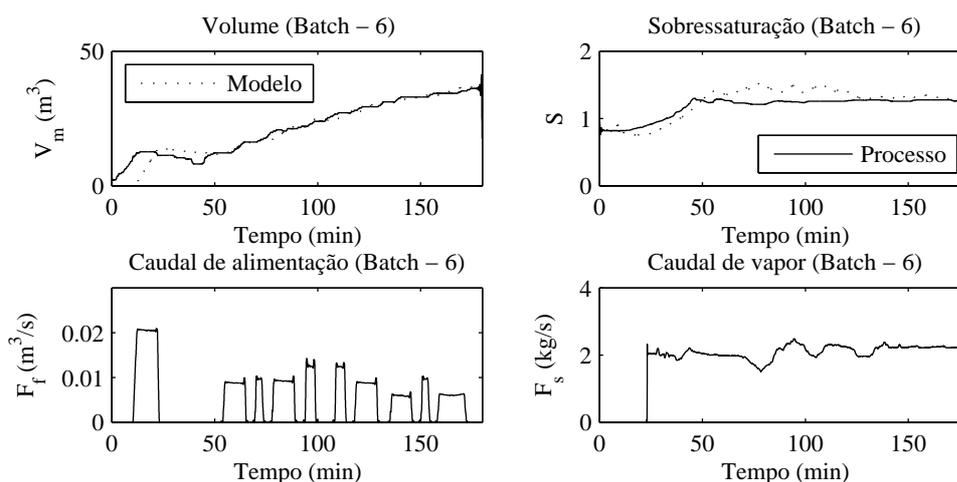


Figura 3.19 - Comparação entre as principais saídas do processo de cristalização na Empresa Açucareira “30 de Noviembre” e o modelo. (Batch-6)

Tabela 3.9 - Parâmetros finais. Processo de cristalização na Empresa “30 de Noviembre”

Parâmetros finais	Batch-2	Batch-5
Tamanho médio dos cristais	0.13 mm	0.12 mm
Coefficiente de variação	31.2 %	33.5 %
Fracção mássica de cristais	0.3	0.29
Duração total do batch	177 min	180 min
Período de amostragem	1 s	1 s

As Figuras 3.18 e 3.19 representam as saídas do modelo e do processo real para dois conjuntos de dados diferentes. Nestas figuras representam-se a sobressaturação e o volume como saídas mais importantes, estas figuras além disso representam os parâmetros de entrada caudal de alimentação e caudal de vapor de aquecimento como as mais influentes no comportamento do processo.

A Tabela 3.9 resume os valores finais dos parâmetros tamanho médio e coeficiente de variação da função de distribuição de tamanhos, assim como outros valores finais que caracterizam a qualidade final do produto e a eficiência do processo, cujo produto será submetido a sucessivas etapas de esgotamento.

3.6 Conclusões do capítulo.

Neste capítulo conseguiu-se constituir um modelo não linear semi-empírico para o processo de cristalização de açúcar. Este modelo está suportado nas leis gerais de conservação de massa, energia e uma representação matemática do balanço populacional. O modelo também inclui várias relações empíricas propostas por diferentes autores, estas relações empíricas foram avaliadas para três casos pontuais de cristalização industrial de açúcar. O modelo, no seu conjunto, consegue representar matematicamente as principais variáveis do processo e os parâmetros fundamentais da função de distribuição de tamanho dos cristais: tamanho médio e coeficiente de variação.

Utilizando dados reais, que foram recolhidos nos três processos de cristalização industrial de açúcar estudados, são otimizados os parâmetros empíricos de correcção do modelo para os três casos. Comparando os resultados reais com as saídas do modelo, depois da optimização, pode-se demonstrar a efectividade do modelo para os três casos de cristalização estudados.

Do processo de avaliação do modelo podem-se dar as seguintes conclusões:

1. A pureza da solução utilizada para alimentar a cristalização tem uma grande influência na velocidade de crescimento dos cristais. A baixa pureza (0.82) da solução ou licor alimentado na obtenção de açúcar em rama implica que o processo necessita de muito mais tempo para se completar (2.5-3 horas, só na obtenção do grão fino). Este problema não acontece na produção de açúcar refinado, cujo processo de cristalização completo consegue completar-se entre 90 e 105 minutos aproximadamente.
2. A fase inicial de formação do grão e crescimento torna-se a mais afectada pela baixa pureza do licor utilizado na obtenção de açúcar em rama.
3. A aplicação de algoritmos de optimização para obter os parâmetros empíricos de correcção do modelo implicou melhorias significativas na resposta do modelo e a sua fidelidade para os três casos de cristalização estudados.
4. O modelo obtido inclui todas as equações físicas, químicas, termodinâmicas e empíricas que caracterizam as principais variáveis do processo; assim como os fenómenos relacionados com as cinéticas de cristalização e acontecimentos populacionais. O modelo no seu conjunto foi simulado para diferentes alternativas de funcionamento, demonstrando que é aceitável.
5. O modelo representa tanto as variáveis que são medidas ao longo de todo o processo (sobressaturação, volume, temperatura, fracção mássica de cristais, etc.), como as que só podem ser verificáveis no final do processo e que determinam a qualidade do produto final do processo (tamanho médio e coeficiente de variação de cristais).

Capítulo 4.

Estratégias de operação e controladores PID para processos de cristalização batch de açúcar.

Neste Capítulo definem-se três estratégias heurísticas de operação para os casos de cristalização industrial estudados no Capítulo 2. Cada estratégia define uma sequência de controlo que permite conduzir a cristalização durante todo o batch. Na concepção das estratégias tiveram-se em conta as especificações tecnológicas de cada indústria e a experiência pessoal dos operários do processo. No final são aplicados controladores tradicionais PI nos ciclos de controlo com realimentação. A eficiência das estratégias e a resposta dos controladores é avaliada para diferentes cenários de operação.

4.1 Introdução.

A causa das frequentes mudanças nas variáveis de entrada e o amplo número de variáveis de processo a ter em conta, é difícil conceber um único controlador para todo o complexo processo de cristalização batch de açúcar. A partir do postulado anterior torna-se necessário definir uma metodologia que integre todos os requisitos de controlo necessários para cada um dos casos de cristalização de açúcar estudados. Todos estes requerimentos de operação ficam integrados numa Estratégia Heurística de Operação (EHO) que é definida para cada processo estudado.

A Estratégia Heurística de Operação converte-se numa metodologia que define como conduzir cada um dos processos. A partir deste momento os algoritmos de controlo que serão desenvolvidos no trabalho vão ser aplicados ao processo de cristalização conforme as definições das respectivas Estratégias Heurísticas de Operação.

Os três processos industriais de cristalização estudados têm em maior ou menor grau algum nível de automatização. Não obstante é interessante remarcar que todas estas indústrias satisfazem as suas necessidades de controlo com simples controladores tradicionais do tipo proporcional integral (PI), os quais conseguem cumprir os objectivos de controlo e manter as variáveis controladas nos seus valores de referência.

Apesar de o objectivo do trabalho ser o estudo de estratégias de controlo preditivo baseado em modelos, é de suma importância analisar as respostas obtidas no processo quando são utilizados controladores tradicionais simples, que permitirão conhecer se é necessária a utilização dum controlador mais avançado e que vantagem e desvantagem isto pode proporcionar.

4.2 Estratégia Heurística de Operação do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA”

A Refinaria “RAR.SA” produz açúcar refinado o qual possui uma pureza de cerca do 99.98 %, utilizando açúcar em rama como matéria-prima (Chorão, 1995). O processo de cristalização tem lugar num evaporador ao vazio de simples efeito, seguindo o esquema de uma massa cozida. Durante o processo utilizam-se aproximadamente 22 m³ de licor e 16 m³ de xarope, que são soluções açucaradas com diferentes valores de pureza. O processo de cristalização tem uma duração aproximada de 90 minutos e por cada lote ou batch obtêm-se aproximadamente 30 m³ de massa cozida.

Seguindo os requerimentos tecnológicos desta indústria e intercambiando experiências com os responsáveis do processo na indústria, se definiu a estratégia heurística de operação para controlar o processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA”. Esta EHO define diferentes aspectos: (1) cada uma das etapas em que se divide cada batch ou ciclo de cristalização, (2) que saída do processo deve ser controlada em cada etapa e qual deve ser a variável de controlo utilizada, (3) valores ou gamas permitidos para cada um dos parâmetros de operação do processo em cada etapa e (4) que critério utilizar para a toma de decisões durante o desenvolvimento do processo. Neste último ponto, a toma de decisões se realiza a partir da medição das principais saídas do processo: volume, sobressaturação, fracção mássica de cristais, consumo de corrente do agitador, pressão de vazio e temperatura são as mais importantes. Os parâmetros nominais da unidade de cristalização estudada são mostrados na Tabela 4.1, e a EHO definida para a cristalização neste caso é resumida na Tabela 4.2.

Tabela 4.1 - Valores nominais de operação (cristalizador estudado na Refinaria “RAR.SA”)

Parâmetro de operação	Valor nominal
Volume final	30 m ³
Pressão de vazio	0.22 bar
Brix do licor de alimentação	72 °Brix
Pureza do licor alimentação	99 %
Brix do xarope de alimentação	75 °Brix
Pureza do xarope alimentação	95 %
Temperatura de alimentação	65 °C
Temperatura de vapor	140 °C
Pressão de vapor	2 bar
Massa de sementes	110 g

Tabela 4.2 - Resumo da Estratégia Heurística de Operação proposta para o processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA”

Etapa	Ações a implementar	Ciclos de controlo
Carga	<ol style="list-style-type: none"> 1. Válvula de vapor completamente fechada. 2. Agitador desactivado. 3. Levar a pressão de vazio até 0.25 bar 4. Quando a pressão de vazio chegar a 0.25 bar iniciar a alimentação de licor (máximo caudal de alimentação) 5. Esperar que o volume alcance o valor de 12.15 m³. 	Caudal de Alimentação (0.025 m ³ /s) Caudal de vapor (0 kg/s)
Concentração	<ol style="list-style-type: none"> 1. Esperar que a pressão de vazio estabilize em 0.22 bar. 2. Activar o agitador. 3. Manter o volume constante (12.15 m³) 4. Aumentar o caudal de vapor até 2 kg/s. 5. Quando a sobressaturação chegar ao valor 1.06 fechar a alimentação e diminuir o caudal de vapor até 1.4 kg/s. 	<u>Ciclo de controlo 1.</u> Variável controlada: Volume. Variável de controlo: Caudal de alimentação de licor.
Introdução da semente e formação do grão	<ol style="list-style-type: none"> 1. Quando a sobressaturação chegar a 1.15 introduzir a semente. 2. Manter a válvula de alimentação fechada e o caudal de vapor no mínimo durante 2-3 minutos. 	Caudal de alimentação (0 m ³ /s) Caudal de vapor (1 kg/s)
Cristalização com licor (fase 1)	<ol style="list-style-type: none"> 1. Manter o caudal de vapor em 1.4 kg/s. 2. Controlar a sobressaturação na referência (1.15) 3. Determinar o volume de licor alimentado para se saber quanto se atingiu o volume de 22 m³. 	<u>Ciclo de controlo 2.</u> Variável controlada: Sobressaturação Variável de controlo: Caudal de licor
Cristalização com licor (fase 2)	<ol style="list-style-type: none"> 1. Quando o volume chegar a 22 m³ fechar a válvula de alimentação de licor e iniciar o controlo da sobressaturação com o caudal de vapor. 2. Manter a sobressaturação na referência (1.15) 3. Esperar que a corrente do agitador chegar aos 20.5 A, equivalente a uma fracção mássica de 0.4 	<u>Ciclo de controlo 3.</u> Variável controlada: Sobressaturação Variável de controlo: Caudal de vapor
Cristalização com xarope	<ol style="list-style-type: none"> 1. Manter o caudal de vapor no máximo (2.75 kg/s) 2. Manter constante a fracção mássica de cristais (0.45) equivalente a uma corrente do agitador de 29 A. 3. Esperar que o volume atinja o valor máximo 30 m³ 4. Fechar a alimentação de xarope. 	<u>Ciclo de controlo 4.</u> Variável controlada: Fracção mássica Variável de controlo: Caudal de xarope
Aperto	<ol style="list-style-type: none"> 1. Esperar que a corrente do agitador chegar aos 50 A equivalentes a uma fracção mássica de 0.5. 2. Fechar a válvula de vapor. 3. Desligar o agitador e o condensador barométrico. 	Caudal de Alimentação (0 m ³ /s) Caudal de vapor (3 kg/s)

4.3 Estratégia Heurística de Operação do processo de cristalização na Refinaria “José Martí”

O processo de refinação implementado na Refinaria “José Martí” tem por objectivo produzir açúcar refinado a partir de açúcar em rama. O processo segue o esquema de quatro massas cozidas e tem uma

duração aproximada de 105 minutos. Ao concluir o ciclo o tamanho médio dos cristais deve ser 0.57 mm e a fracção mássica de cristais 50 % aproximadamente. Dentro de toda a área de cristalização da Refinaria “José Martí”, a estratégia de operação heurística proposta aplica-se na cristalização da massa cozida A. Esta estratégia é resumida na Tabela 4.3. Os parâmetros nominais de operação aplicados para o cristalizador estudado, nesta indústria, são resumidos na Tabela 4.4.

Tabela 4.3 - Resumo da Estratégia Heurística de Operação proposta para o processo de cristalização na Refinaria “José Martí”

Etapa	Acções a implementar	Ciclos de controlo
Carga	<ol style="list-style-type: none"> 1. Válvula de vapor completamente fechada. 2. Agitador desactivado. 3. Levar a pressão de vazio até 10 <i>inHg</i> (0.33 <i>bar</i>) 4. Quando a pressão de vazio chegue a 0.33 <i>bar</i> iniciar a alimentação de licor (máximo caudal de alimentação) 5. Esperar que o volume atinja o valor de 12.15 m^3. 	Caudal de Alimentação (0.025 m^3/s) Caudal de vapor (0 kg/s)
Concentração	<ol style="list-style-type: none"> 1. Esperar que a pressão de vazio estabilize em 0.3 <i>bar</i>. 2. Activar o agitador. 3. Manter o volume constante (12.15 m^3) 4. Aumentar o caudal de vapor até 2.4 kg/s. 5. Quando a sobressaturação chegue a 1.06 fechar a alimentação e diminuir o caudal de vapor até 2 kg/s. 	<u>Ciclo de controlo 1.</u> Variável controlada: Volume. Variável de controlo: Caudal de alimentação de licor.
Introdução da semente e formação do grão	<ol style="list-style-type: none"> 1. Quando a sobressaturação chegue a 1.11 introduzir a semente. 2. Manter a válvula de alimentação fechada e o caudal de vapor no mínimo durante 2-3 minutos. 	Caudal de alimentação (0 m^3/s) Caudal de vapor (1 kg/s)
Cristalização (fase 1)	<ol style="list-style-type: none"> 1. Manter o caudal de vapor em 1.5 kg/s. 2. Controlar a sobressaturação na referência (1.15) 3. Determinar o volume de licor alimentado para se saber quando se atingiu o volume de 21 m^3. 	<u>Ciclo de controlo 2.</u> Variável controlada: Sobressaturação Variável de controlo: Caudal de licor
Cristalização (fase 2)	<ol style="list-style-type: none"> 1. Quando o volume chegue a 21 m^3 fechar a válvula de alimentação de licor e iniciar o controlo da sobressaturação com o caudal de vapor. 2. Manter a sobressaturação na referência (1.15) 3. Esperar que a corrente do agitador atinja os 20.5 A, equivalente a uma fracção mássica de 0.4 	<u>Ciclo Laço de controlo 3.</u> Variável controlada: Sobressaturação Variável de controlo: Caudal de vapor
Cristalização (fase 3)	<ol style="list-style-type: none"> 1. Manter o caudal de vapor no máximo 3.5 kg/s 2. Manter a fracção mássica de cristais constante 0.45, equivalente a uma corrente do agitador de 28A. 3. Esperar que o volume atinja o valor máximo (28 m^3). 4. Fechar a alimentação de licor. 	<u>Ciclo de controlo 4.</u> Variável controlada: Fracção mássica Variável de controlo: Caudal de licor
Aperto	<ol style="list-style-type: none"> 1. Esperar que a corrente do agitador atinja o valor de 50 A equivalentes a uma fracção mássica de 0.5. 2. Fechar a válvula de vapor. 3. Desligar o agitador e o condensador barométrico. 	Caudal de Alimentação (0 m^3/s) Caudal de vapor (3.5 kg/s)

Tabela 4.4 - Valores nominais de operação (cristalizador estudado na Refinaria “José Martí”)

Parâmetro de operação	Valor nominal
Pressão de vazio	0.33 bar
Brix do licor de alimentação	68 °Brix
Pureza do licor alimentação	96 %
Temperatura de alimentação	65 °C
Temperatura de vapor	140 °C
Pressão de vapor	2 bar
Massa de semente	250 g
Volume final	28 m ³

4.4 Estratégia Heurística de Operação do processo de cristalização na Empresa Açucareira “30 de Noviembre”

A Empresa Açucareira “30 de Noviembre” produz açúcar em rama a partir dos sumos extraídos da cana-de-açúcar. O processo desenvolvido na área de cristalizadores segue o esquema de três massas cozidas sem recirculação de xarope. A baixa pureza dos licores utilizados na cristalização de açúcar em rama (< 85 %), implica mudanças substanciais na técnica operatória aplicada nesta indústria. Por causa da baixa pureza a cristalização realiza-se em duas fases: (i) formação do grão fino e (ii) cristalização das massas comerciais.

Para realizar este estudo foi seleccionado um cristalizador cuja função consiste na formação do grão fino. Nesta primeira fase, prepara-se previamente uma mistura formada por licor virgem, semente dissolvida e em alguns casos xarope A, a qual deve ter uma pureza entre (76 – 82) %.

Tabela 4.5 - Valores nominais de operação (cristalizador estudado na Empresa “30 de Noviembre” para produzir o grão fino)

Parâmetros de operação	Valor nominal
Volume final	40 m ³
Pressão de vazio	7.38 inHg (0.25 bar)
Brix dos xaropes de alimentação	70 °Brix
Pureza dos xaropes de alimentação	76-82 %
Temperatura de alimentação	65 °C
Temperatura de vapor	140 °C
Pressão de vapor	29 PSI (2 bar)
Massa de semente	500 g

A operação para obter o grão fino tem uma duração aproximada de (2.5-3) horas. A experiência dos operadores é de muita importância para que o grão fino tenha as propriedades óptimas para passar aos cristalizadores comerciais. O grão fino deve ter um tamanho aproximado entre (0.1-0.15) mm, para

garantir um açúcar em rama comercial de qualidade. Os parâmetros nominais de operação da cristalização para formar o grão fino são resumidos na Tabela 4.5. Finalmente a estratégia de operação heurística é resumida na Tabela 4.6

Tabela 4.6 - Estratégia Heurística de Operação para a cristalização do grão fino na Empresa Açucareira “30 de Noviembre”

Etapa	Acções a implementar	Ciclos de controlo
Carga	<ol style="list-style-type: none"> 1. Válvula de vapor fechada e agitador desactivado. 2. Levar a pressão até 7.38 inHg (0.25 bar) 3. Alimentar o cristizador com meladura (Pureza = 0.8 e Brix = 0.70), com o máximo caudal admissível. 4. Esperar que o volume atinja o valor de 12.15 m³. 	Caudal de Alimentação (0.06 m ³ /s) Caudal de vapor (0 kg/s)
Concentração	<ol style="list-style-type: none"> 1. Activar o agitador. 2. Aumentar o caudal de vapor até 2.0 kg/s. 3. Manter o volume constante (12.15 m³) 4. Quando a sobressaturação atinja o valor de 1.11 fechar a alimentação e diminuir o caudal de vapor até 1.4 kg/s 	<u>Ciclo de controlo 1.</u> Variável controlada: Volume. Variável de controlo: Caudal de licor.
Introdução da semente e formação do grão	<ol style="list-style-type: none"> 1. Introduzir a semente. 2. Manter a válvula de alimentação fechada e o caudal de vapor constante durante (2-3) minutos. 	Caudal de Alimentação (0 m ³ /s) Caudal de vapor (1 kg/s)
Cristalização	<ol style="list-style-type: none"> 1. Controlar a sobressaturação na referência (1.22) 2. Manter o caudal de vapor em 1.4 kg/s. Manter estas condições até chegar ao volume máximo 40 m³ 3. Fechar a válvula de alimentação. 4. Desligar o agitador e o condensador barométrico 5. Extrair a massa cozida (o grão fino) 	<u>Ciclo de controlo 2.</u> Variável controlada: Sobressaturação Variável de controlo: Caudal de alimentação

4.5 Projecto e sintonização de controladores PID para o processo de cristalização de açúcar.

Para realizar uma primeira avaliação das EHO definidas para os três processos de cristalização de açúcar, são utilizados controladores clássicos do tipo Proporcional Integral Derivativo (PID).

A seguir realiza-se uma caracterização detalhada da estrutura do controlador PID utilizado e do método usado na sintonização dos seus parâmetros. A equação geral do controlador PID é representado pela Equação (4.1) e o seu esquema geral representa-se na Figura 4.1 (Bolton, 1995; Ogata, 1998; Kuo, 2004).

$$u(t) = k_p \left[e(t) + \frac{1}{\tau_i} \int_0^t e(t) dt + \tau_d \frac{de(t)}{dt} \right] \quad (4.1)$$

$$e(t) = y_{SP}(t) - y_p(t) \quad (4.2)$$

Onde: $u(t)$ é o sinal de controlo, $e(t)$: erro entre a referência $y_{SP}(t)$ e a saída do processo $y_p(t)$, k_p : constante de acção proporcional, τ_i : constante de tempo integral, τ_d : constante de tempo derivativo.

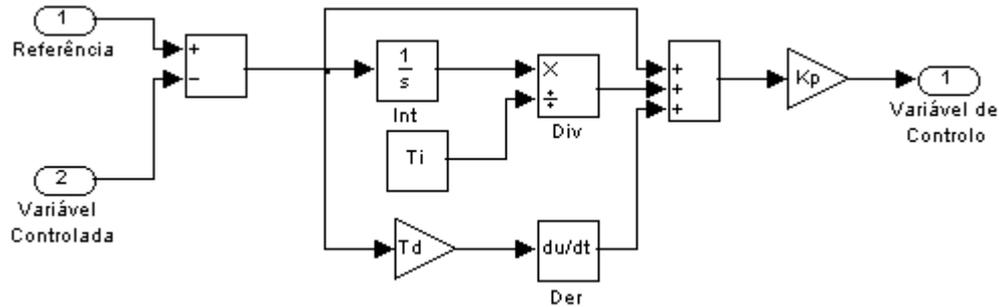


Figura 4.1 - Representação do controlador PID (Em MatLab Simulink)

A sintonização dos controladores PID realiza-se por um método analítico baseado no modelo disponível do processo, o método minimiza um índice do erro entre a saída do modelo e o valor desejado. Este método utiliza a resposta do sistema em ciclo fechado ante uma mudança no valor de referência. A partir da resposta obtida (ver Figura 4.2), um algoritmo de optimização deve determinar os parâmetros do controlador PID (k_p, τ_i, τ_d) que provocam a melhor resposta, utilizando como critério que se minimize o integral do valor absoluto do erro ponderado com o tempo (ITAE) (Aström e Hägglund, 1995). (Ver (4.3)).

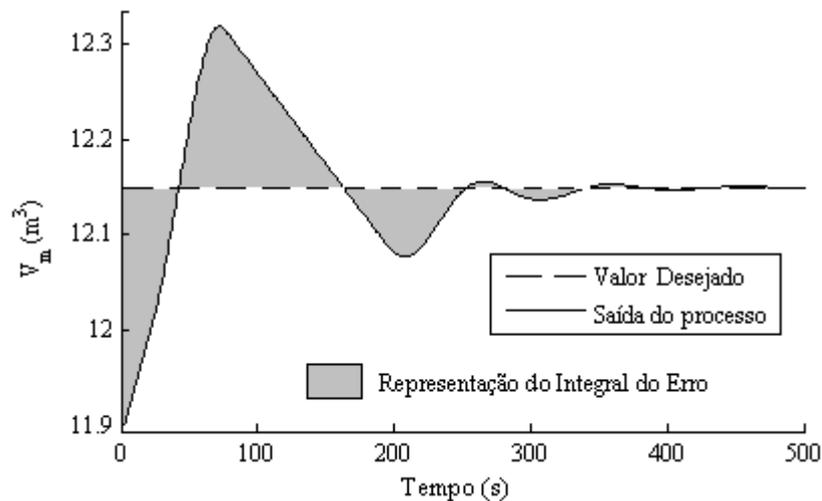


Figura 4.2 - Representação gráfica do Integral do Erro.

Entre os diferentes critérios de sintonização de controladores PID baseados na minimização do integral do erro, o critério ITAE perfila-se como o mais recomendado para este caso. O facto de nesta aplicação ser necessário mover a variável controlada até ao valor desejado, implica que exista sempre um erro inicial grande. No critério do ITAE o peso aplicado ao erro aumenta na medida que aumenta o tempo (Aström e Wittenmark, 1997). A partir deste critério o controlador PID mais eficiente vai ser o que alcançar primeiro o estado estacionário para a variável controlada.

$$ITAE = \int_0^{\infty} t \cdot |e(t)| dt \quad (4.3)$$

O método de sintonização parte duma estrutura em ciclo fechado do processo. O caso genérico desta estrutura apresenta-se na Figura 4.3, a estrutura contém os seguintes elementos: processo, controlador PID, actuador ou elemento de controlo e a função matemática que determina a ITAE. Este esquema é utilizado pelo algoritmo de optimização para determinar os parâmetros óptimos do controlador PID.

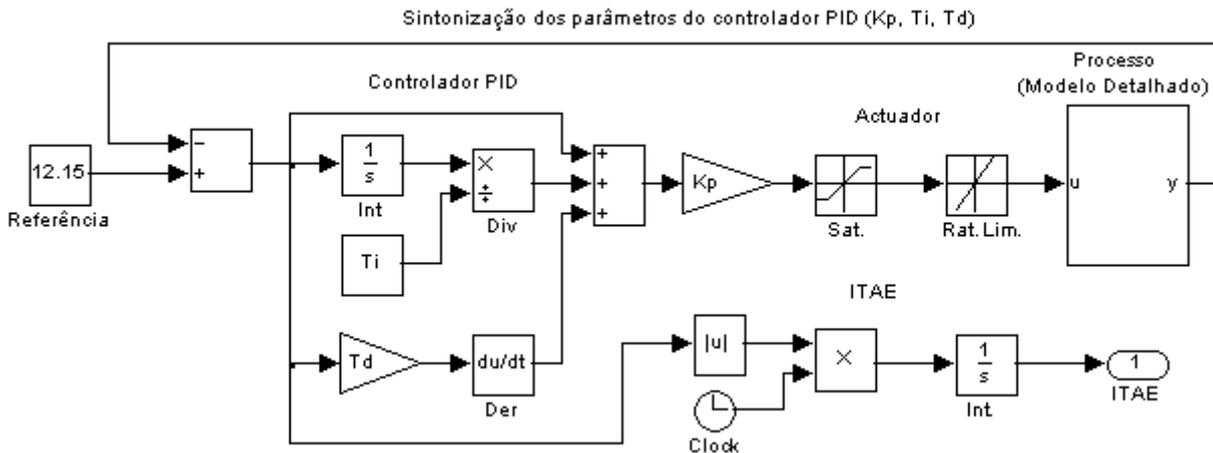


Figura 4.3 - Estrutura usada em Simulink para determinar os parâmetros óptimos do PID.

A partir da estrutura mostrada na Figura 4.3, são determinados os parâmetros dos dez PID utilizados em todos os ciclos de controlo definidos nas três EHO (quatro para EHO “RAR.SA”, quatro para EHO “José Martí”, dois para EHO “30 de Noviembre”). Para sintonizar cada um dos dez PID não é necessário a simulação completa do processo de cristalização. Em cada caso determinam-se as condições iniciais de todas as variáveis que formam parte do modelo detalhado apresentado no Capítulo 3 (O Apêndice B.1.1 mostra todas as condições iniciais). Estas condições iniciais são substituídas no modelo, para obter os parâmetros do controlador PID que minimizem a ITAE.

O algoritmo de optimização consta de dois passos: (i) Determinar os valores iniciais de k_p , τ_i e τ_d , (ii) A partir dos valores iniciais aplicar um algoritmo de optimização para determinar os valores de k_p , τ_i , τ_d que minimizem a ITAE, utilizando-se neste passo as ferramentas da *Toolbox Optimization* de MatLab.

4.5.1 Determinação dos valores iniciais dos parâmetros do PID.

Neste primeiro passo do mecanismo de sintonização, faz-se uma discretização da gama de valores admissíveis dos parâmetros do controlador PID. A estrutura mostrada na Figura 4.3 é simulada para todas as possibilidades de k_p , τ_i e τ_d . Posteriormente determina-se que valor de k_p , τ_i e τ_d provoca o menor valor na ITAE e estes valores são utilizados como o valor inicial do algoritmo de optimização.

Esta primeira etapa do mecanismo de sintonização é resumida a seguir e no Apêndice B.1.2 mostra-se o programa correspondente.

1. Obter uma representação matemática com uma estrutura equivalente à representada na Figura 4.3. Para este caso particular o processo corresponde-se com o modelo detalhado do processo de cristalização definido no Capítulo 3. As condições iniciais das variáveis do modelo, assim como o tempo de duração do processo devem ser ajustadas considerando as condições próprias do processo no intervalo onde o controlador PID entra em funcionamento (Ver Apêndice B.1.1).
2. Estabelecer as condições fronteiras com os valores máximos e mínimos dos intervalos de k_p, τ_i, τ_d . Os valores das condições fronteiras são seleccionados empiricamente com ajuda da simulação do sistema em ciclo fechado com estrutura similar à Figura 4.3.
3. Estabelecer o incremento dos parâmetros dentro de cada intervalo. Por definição utiliza-se o 10 % do gama definida para cada parâmetro. Obter os três vectores com todos os possíveis valores de k_p, τ_i, τ_d .
4. Computar o sistema representado na Figura 4.3 para todos os possíveis valores de k_p, τ_i, τ_d
5. Obter um conjunto ξ com todos os possíveis valores da *ITAE*.
6. Buscar o mínimo valor dentro do conjunto ξ
7. Determinar os valores de k_p, τ_i, τ_d para os quais se obtém o mínimo dentro de ξ . Estes valores vão ser usados como os valores iniciais de k_p, τ_i, τ_d no algoritmo de optimização na próxima etapa do mecanismo de sintonização.

4.5.2 Sintonização por optimização dos parâmetros do PID.

Uma vez determinados os valores iniciais de k_p, τ_i e τ_d , que estão muito próximos dos valores óptimos, é aplicada uma função de optimização das propostas na *Toolbox Optimization* de MatLab, para determinar os valores dos parâmetros do PID que minimizem a *ITAE*

Especificamente utiliza-se a função '*fminunc*', que determina um mínimo local duma função multivariável a partir dum valor inicial (Coleman e Zhang, 2003). Esta função faz novamente uso dum sistema similar ao representado na Figura 4.3, para determinar os valores óptimos de k_p, τ_i, τ_d dos dez controladores PID necessários para as três estratégias heurísticas de operação. O Apêndice B.1.2 mostra o programa que implementa este procedimento, e nos Apêndices B.1.3, B.1.4 e B.1.5 mostram-se graficamente os resultados obtidos para cada caso.

Em todos os casos considerados, o algoritmo de otimização dá como resultado um valor na constante de tempo derivativo τ_d igual a zero, demonstrando o efeito prejudicial da acção derivativa. Por esta razão, a partir de agora só será utilizado o término controlador proporcional integral (PI). Os valores obtidos para cada um dos controladores PI, assim como o seu desempenho dentro das três Estratégias Heurísticas de Operação, serão mostrados e analisados de forma independente nos próximos epígrafes.

4.6 Avaliação dos controladores PI no processo de cristalização de açúcar.

Para avaliar o desempenho dos diferentes controladores PI, assim como a efectividade das EHO desenvolvidas, em cada caso o processo de cristalização vai ser submetido a várias perturbações que tentam aproximar a simulação às condições reais da indústria. As perturbações consideradas estão resumidas nos três cenários de simulação seguintes.

Cenário 1: Caso ideal sem perturbações. O modelo utilizado como processo na simulação utiliza os parâmetros de operação empíricos estabelecidos para cada indústria no Capítulo 2.

Cenário 2: Existem perturbações pontuais nas principais entradas do processo: pureza de alimentação, pressão de vapor, brix de alimentação e pressão de vazio.

Cenário 3: Alguns parâmetros de operação do processo vão ser substituídos por dados reais tomados na indústria. Por exemplo: pressão de vazio, brix de alimentação, pressão de vapor, temperatura de vapor, etc.

Além do anterior, vão ser analisados os valores finais dos parâmetros da função de distribuição de tamanhos dos cristais: tamanho médio e coeficiente de variação, que são indicadores da qualidade final dos cristais de açúcar obtidos.

4.6.1 Avaliação dos controladores PI na estratégia heurística de operação da Refinaria “RAR.SA”

Para materializar as três EHO, concebeu-se um sistema de controlo a partir do qual todas as exigências definidas nas diferentes EHO são implementadas. A estrutura geral do sistema de controlo é apresentada na Figura 4.4. Este mesmo sistema de controlo será utilizado na aplicação das estratégias de controlo predictivo baseadas em modelos a desenvolver nos próximos capítulos. A implementação deste sistema em MatLab Simulink é mostrada nos Apêndices B.1.9 e B.1.10, sendo esta representação similar para os três processos estudados.

O sistema geral de controlo é formado por quatro elementos básicos: (i) os controladores, (ii) a etapa de comutação, (iii) o sistema de gestão e (iv) o processo.

Processo: Corresponde-se com o processo de cristalização industrial em questão, o mesmo é representado pelo modelo proposto no Capítulo 3, aplicando os parâmetros de operação próprios de cada

indústria. Neste caso específico corresponde-se com o processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA”. O processo é simulado para os três cenários descritos na epígrafe 4.6

Etapa de Comutação: Esta etapa tem a função de seleccionar o valor que vai ser aplicado às duas entradas de controlo (caudal de alimentação de licor e caudal de vapor), de acordo as especificações das sete etapas definidas na estratégia heurística de operação.

Sistema Digital de Gestão: Esta componente tem duas funções: (i) habilitar o controlador PI correspondente dentro da estratégia de operação, mantendo o resto dos controladores inabilitados e (ii) controlar a etapa de comutação.

Controladores: Correspondem-se com quatro controladores PI com uma estrutura similar à apresentada na Figura 4.1, sem acção derivativa. As equações nos quatro controladores PI são representadas a seguir e a Tabela 4.7 mostra os parâmetros dos quatro controladores PI obtidos através do método de optimização numérica do integral do valor absoluto do erro ponderado no tempo, o qual foi descrito na epígrafe 4.5

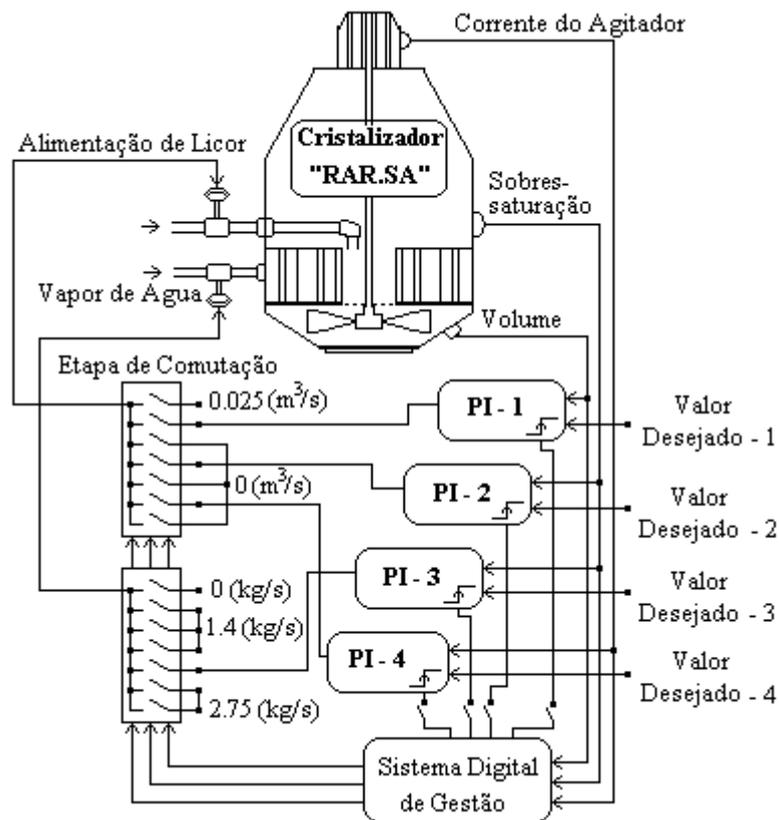


Figura 4.4 - Esquema do sistema geral de controlo para implementar a estratégia de operação da Refinaria “RAR.SA” com controladores PI.

Controlador PI -1: Controlo de volume com caudal de alimentação de licor

$$u_{c_{PI-1}} = 0.22 \cdot \left[e_1(t) + \frac{1}{22.34} \int_0^t e_1(t) dt \right] \quad (4.4)$$

$$e_1(t) = V_{m_{SP}} - V_m(t) \quad (4.5)$$

Controlador PI -2: Controlo de sobressaturação com caudal de alimentação de licor

$$u_{c_{PI-2}} = -42 \cdot \left[e_2(t) + \frac{1}{34.5} \int_0^t e_2(t) dt \right] \quad (4.6)$$

$$e_2(t) = S_{SP} - S(t) \quad (4.7)$$

Controlador PI -3: Controlo de sobressaturação com caudal de vapor

$$u_{c_{PI-3}} = 60 \cdot \left[e_3(t) + \frac{1}{9.2} \int_0^t e_3(t) dt \right] \quad (4.8)$$

$$e_3(t) = S_{SP} - S(t) \quad (4.9)$$

Controlador PI -4: Controlo de fracção mássica com caudal de alimentação de xarope

$$u_{c_{PI-4}} = -0.5 \cdot \left[e_4(t) + \frac{1}{61} \int_0^t e_4(t) dt \right] \quad (4.10)$$

$$e_4(t) = IA_{SP} - IA(t) \quad (4.11)$$

Tabela 4.7 - Parâmetros do controlador PI obtidos pela minimização da ITAE.

Parâmetros do PI	PI - 1	PI - 2	PI - 3	PI - 4
k_p	0.22	-42	60	-0.5
τ_i	22.34	34.5	9.2	61
τ_d	0	0	0	0

4.6.1.1 Avaliação do controlador PI na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 1).

Este cenário de operação representa o caso mais ideal, no mesmo os parâmetros de operação são mantidos constantes (Ver Tabela 4.1). Os quatro controladores PI desenhados para esta EHO conseguem cumprir o seu objectivo de controlo. O PI-4 tem a maior dificuldade em manter a variável controlada na referência. Nesse caso a fracção mássica é controlada indirectamente regulando a corrente do agitador com o caudal de alimentação de xarope (Ver Figura 4.5), a baixa pureza do xarope torna difícil o controlo da fracção mássica de cristais. Na Figura 4.6 observa-se que o PI - 3 também tem dificuldades em manter a sobressaturação no valor de referência.

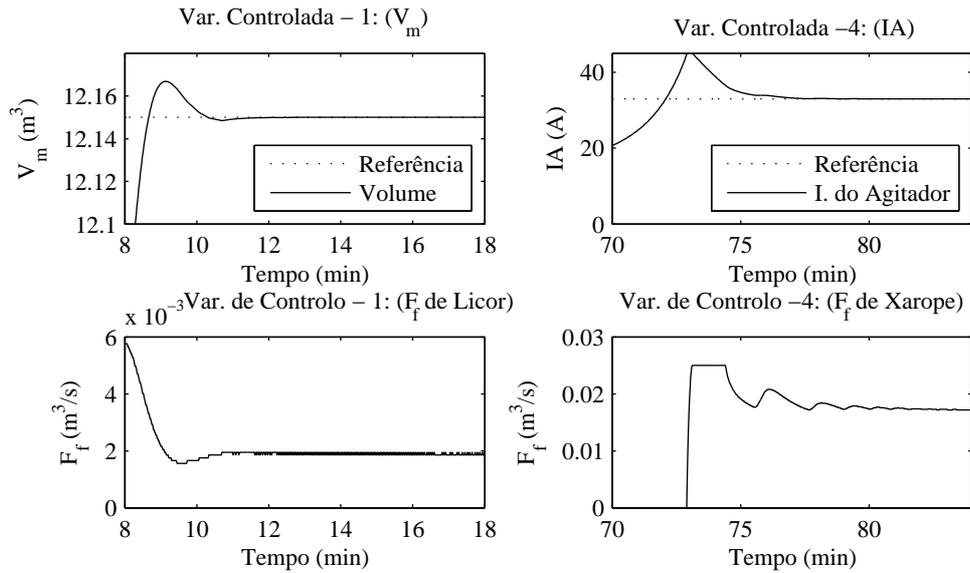


Figura 4.5 - Resposta do controlador PI-1 e PI -4. (EHO da Refinaria “RAR.SA”-Cenário1)

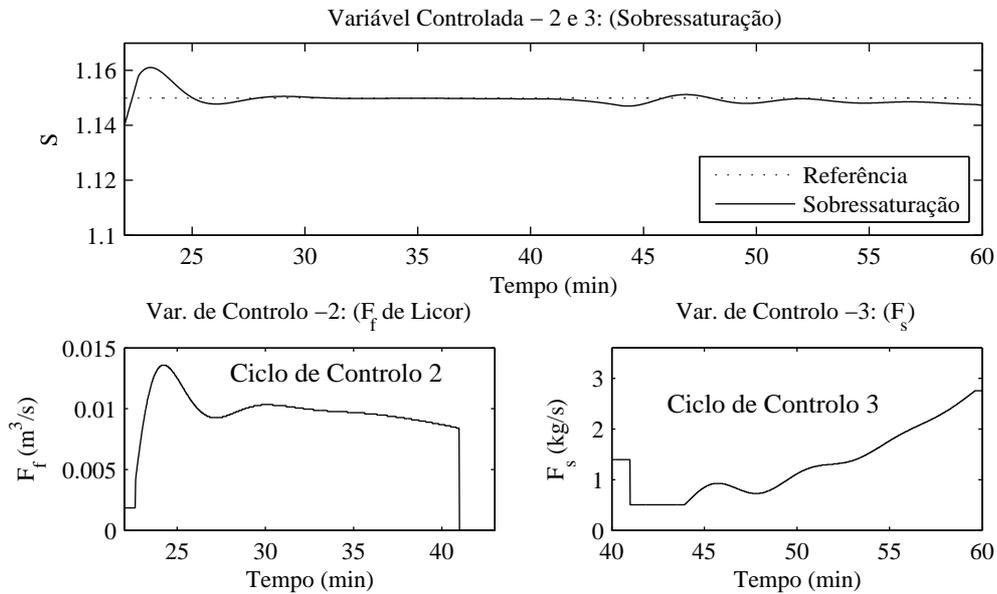


Figura 4.6 - Resposta do controlador PI-2 e PI -3. (EHO da Refinaria “RAR.SA”-Cenário1)

A Tabela 4.8 mostra os valores finais da função de distribuição de tamanhos obtidos neste cenário, assim como outros parâmetros que definem a eficiência do controlador. Aqui demonstra-se que o produto final cumpre os requisitos exigidos.

Tabela 4.8 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 1)

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
Tamanho médio (mm)	0.59	Consumo de energia (kg de vapor)	9417
Coeficiente de variação (%)	31.3	Consumo de licor (m ³)	38.5
Duração do processo (min:s)	87:58	Produção de açúcar (kg)	21736

4.6.1.2 Avaliação do controlador PI na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 2).

Neste segundo cenário são aplicadas ao processo quatro perturbações nos seguintes parâmetros de entrada: brix de alimentação de licor, pressão de vazio e pureza de xarope. Em todos os casos os controladores PI conseguem superar o efeito negativo das perturbações. A Figura 4.7 representa a resposta do PI-2 quando aumenta e diminui o brix do licor de alimentação, sendo aceitável a resposta em ambos os casos. A maior dificuldade observa-se no controlador PI-3 quando acontece uma perturbação na pressão de vazio (Ver Figura 4.8). A Tabela 4.9 mostra os valores finais da função de distribuição de tamanhos obtidos neste cenário, assim como outros parâmetros que definem a eficiência do controlador. Aqui demonstra-se que o produto final cumpre os requisitos exigidos.

Tabela 4.9 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 2)

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
Tamanho médio (mm)	0.57	Consumo de energia (kg de vapor)	9308
Coefficiente de variação (%)	33.14	Consumo de licor (m ³)	38.4
Duração do processo (min:s)	86:43	Produção de açúcar (kg)	21716

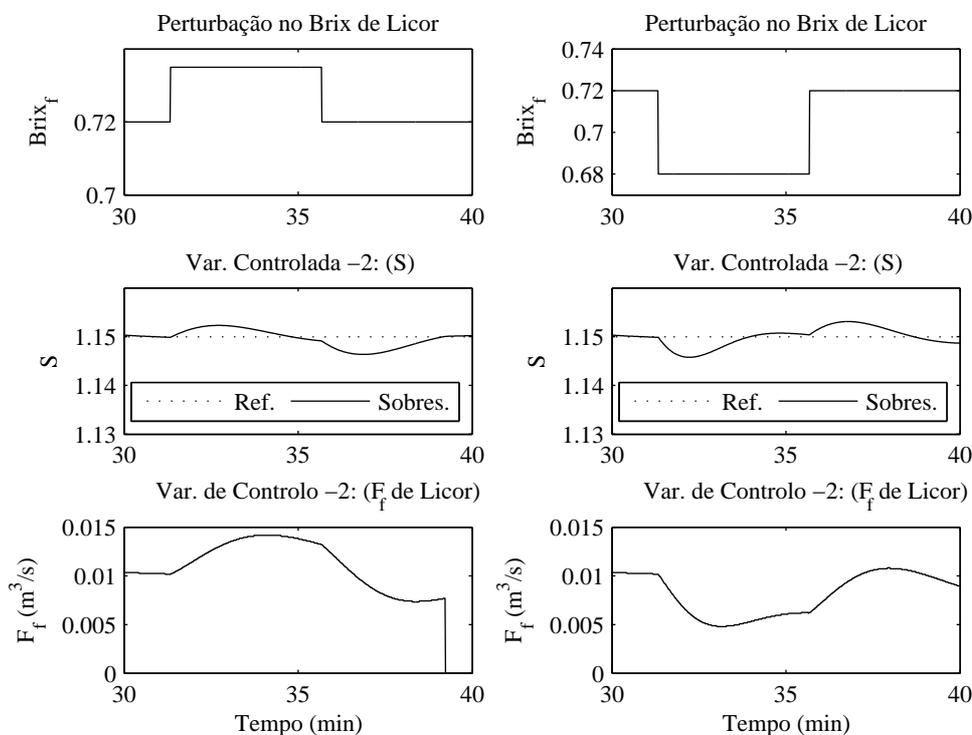


Figura 4.7 - Resposta do controlador PI -2 às perturbações no brix de alimentação de licor. (EHO da Refinaria “RAR.SA”)

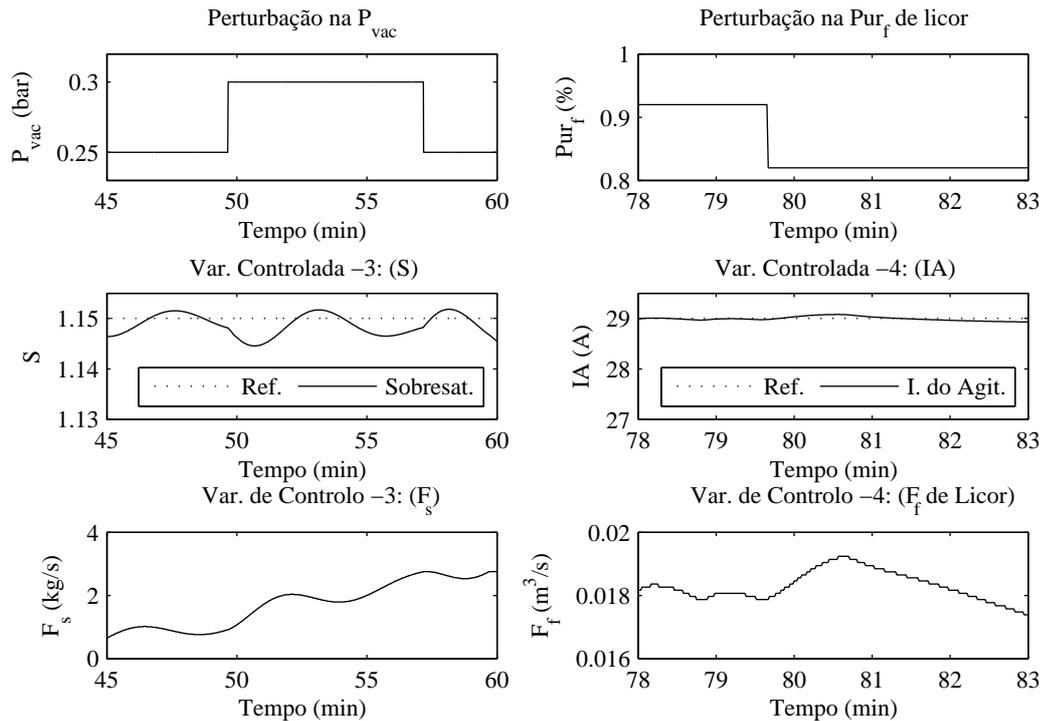


Figura 4.8 - Resposta às perturbações na pressão de vácuo (PI -3) e na pureza do licor de alimentação na última fase de cristalização (PI -4). (EHO da Refinaria “RAR.SA”)

4.6.1.3 Avaliação do controlador PI na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 3).

Neste cenário - 3 tenta-se uma aproximação às condições da indústria. Cinco dos parâmetros de operação são substituídos por valores reais (temperatura de alimentação, temperatura de vapor, pressão de vapor, pressão de vácuo e brix de alimentação) (Ver Apêndice B.1.7). Esta situação real prova a eficiência dos controladores PI em condições extremas. Na Figura 4.9 mostra-se que os PI - 1 e PI - 4 podem cumprir sem grande dificuldade o seu objectivo de controlo. A Figura 4.10 mostra que o PI-3 tem a maior dificuldade em manter a sobressaturação na referência. A Tabela 4.10 mostra que o produto final satisfaz os requisitos exigidos.

Tabela 4.10 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 2)

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
Tamanho médio (mm)	0.59	Consumo de energia (kg de vapor)	9937
Coeficiente de variação (%)	31.12	Consumo de licor (m ³)	39.1
Duração do processo (min:s)	94:26	Produção de açúcar (kg)	21721

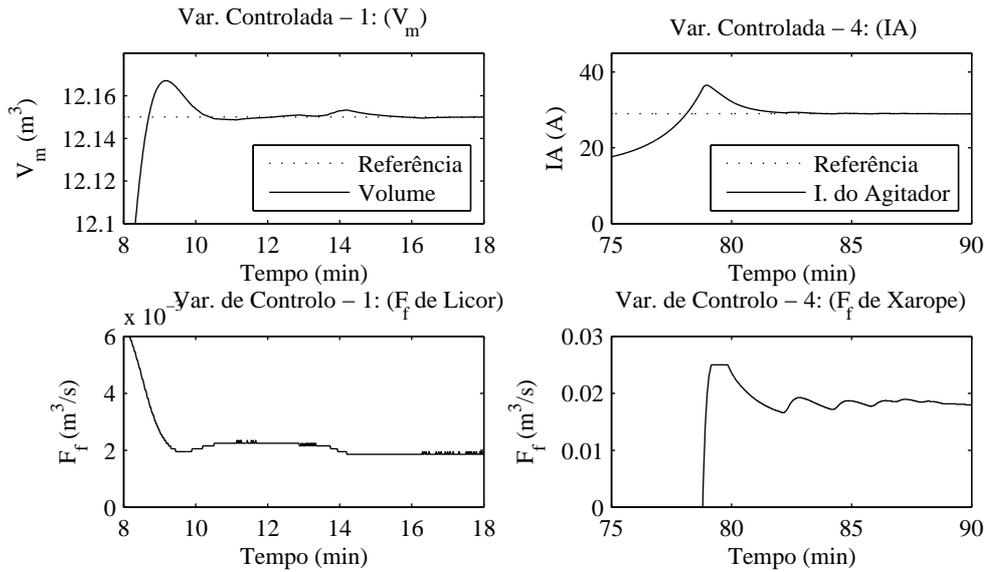


Figura 4.9 - Resposta do controlador PI-1 e PI -4. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)

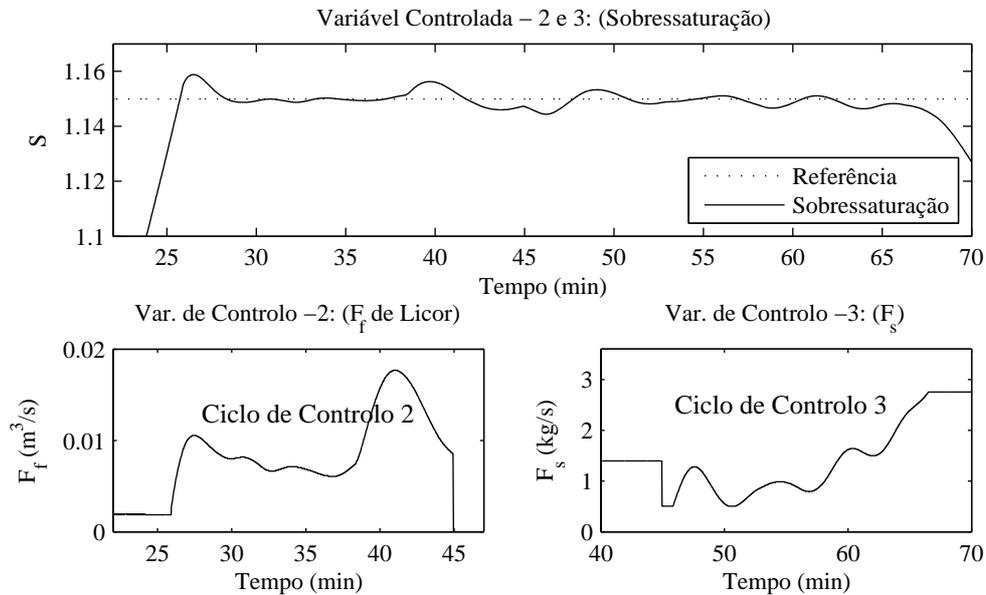


Figura 4.10 - Resposta do controlador PI-2 e PI -3. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)

4.6.2 Avaliação dos controladores PI na Estratégia Heurística de Operação da Refinaria “José Martí”

Para avaliar a resposta dos controladores PI na Estratégia Heurística de Operação de Refinaria “José Martí” foi desenvolvido um sistema geral de controle, semelhante ao da Refinaria “RAR.SA”, que integra todos os requisitos definidos na estratégia de operação da Refinaria “José Martí” (Ver Figura 4.11). Os elementos que compõem o sistema de controle têm função igual à do caso anterior. Neste caso são aplicados quatro controladores PI com uma estrutura igual à representada na Figura 4.1.

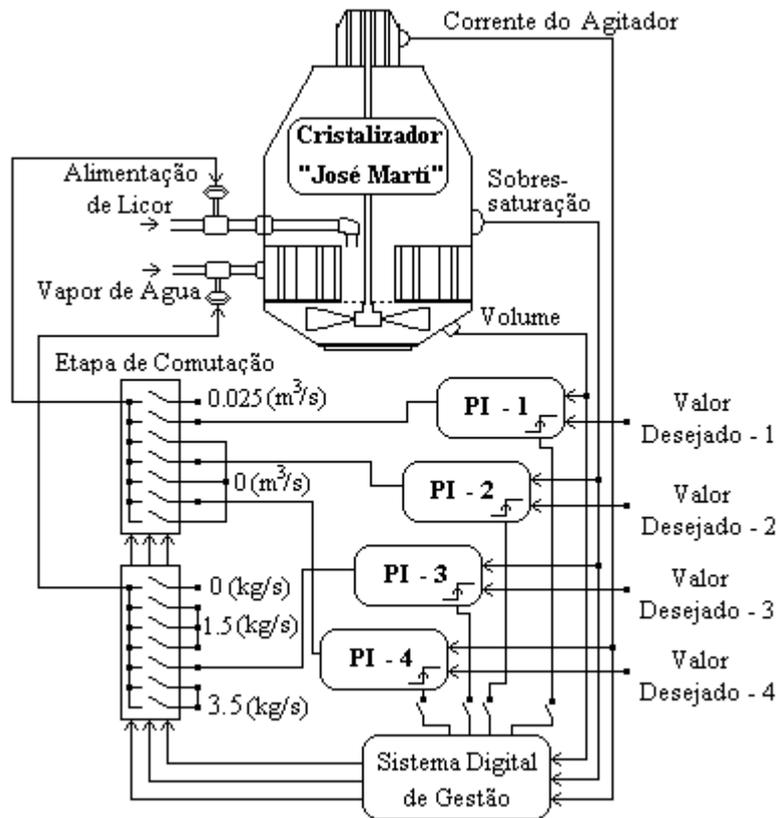


Figura 4.11 - Esquema do sistema geral de controle para implementar a estratégia de operação da Refinaria “José Martí” com controladores PI.

As equações básicas, assim como os parâmetros dos quatro controladores PI aplicados na Estratégia Heurística de Operação na Refinaria “José Martí”, são resumidas a seguir.

Controlo PI -1: Controlo de volume com caudal de alimentação de licor

$$u_{c_{PI-1}} = 0.24 \cdot \left[e_1(t) + \frac{1}{31} \int_0^t e_1(t) dt \right] \quad (4.12)$$

$$e_1(t) = V_{m_{SP}} - V_m(t) \quad (4.13)$$

Controlo PI -2: Controlo de sobressaturação com caudal de alimentação de licor

$$u_{c_{PI-2}} = -010 \cdot \left[e_2(t) + \frac{1}{81} \int_0^t e_2(t) dt \right] \quad (4.14)$$

$$e_2(t) = S_{SP} - S(t) \quad (4.15)$$

Controlo PI -3: Controlo de sobressaturação com caudal de vapor

$$u_{c_{PI-3}} = 100 \cdot \left[e_3(t) + \frac{1}{46} \int_0^t e_3(t) dt \right] \quad (4.16)$$

$$e_3(t) = S_{SP} - S(t) \quad (4.17)$$

Controlo PI -4: Controlo da fracção mássica com caudal de alimentação de licor

$$u_{c_{PI-4}} = -0.55 \cdot \left[e_4(t) + \frac{1}{61} \int_0^t e_4(t) dt \right] \tag{4.18}$$

$$e_4(t) = IA_{SP} - IA(t) \tag{4.19}$$

Tabela 4.11 - Parâmetros do controlador PI obtidos pela minimização da ITAE.

Parâmetros do PI	PI - 1	PI - 2	PI - 3	PI - 4
k_p	0.24	-10	100	-0.55
τ_i	31	81	46	61
τ_d	0	0	0	0

4.6.2.1 Avaliação do controlador PI na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação – 1).

O cenário de simulação 1 representa o caso ideal. O processo é simulado com parâmetros de operação constantes que foram estabelecidos no Capítulo 2 (ver Tabela 4.4). A Figura 4.12 mostra a resposta Entrada/Saída dos controladores PI -1 e PI -4. Nesta figura pode-se observar que o controlador PI pode alcançar e manter a sobressaturação e a corrente do agitador nos seus valores de referência sem muita dificuldade.

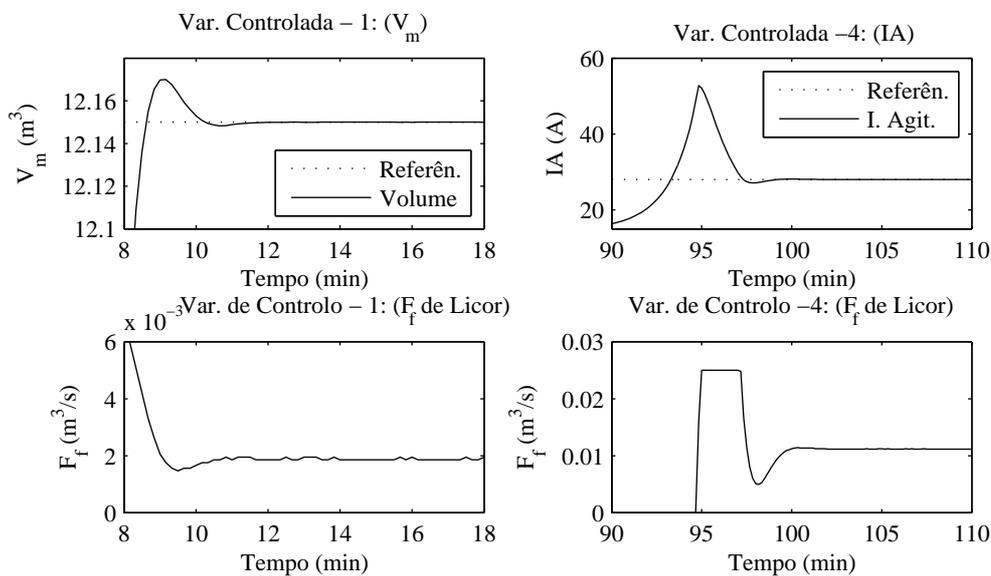


Figura 4.12 - Resposta do controlador PI-1 e PI -4. (EHO da Refinaria “José Martí”-Cenário 1)

Na Figura 4.13 representa-se a resposta dos controladores PI 2 e 3 para o cenário de simulação 1. Os dois controladores são capazes de conduzir a sobressaturação até ao valor de referência e de a manter neste valor (1.15). Nos dois casos a ação de controlo é estável e não se exige um grande esforço de controlo. Para o controlador PI-3 é mais difícil manter a sobressaturação no valor de referência porque o

processo exige um aumento constante da variável de controlo (Caudal de vapor). No final do terceiro controlador, ainda com o caudal de vapor no máximo, não é possível manter a sobressaturação na referência e esta diminui. A partir aqui a sobressaturação não é controlada; passando a ser controlada a corrente do agitador, como uma medida indirecta da fracção mássica, até o final do processo.

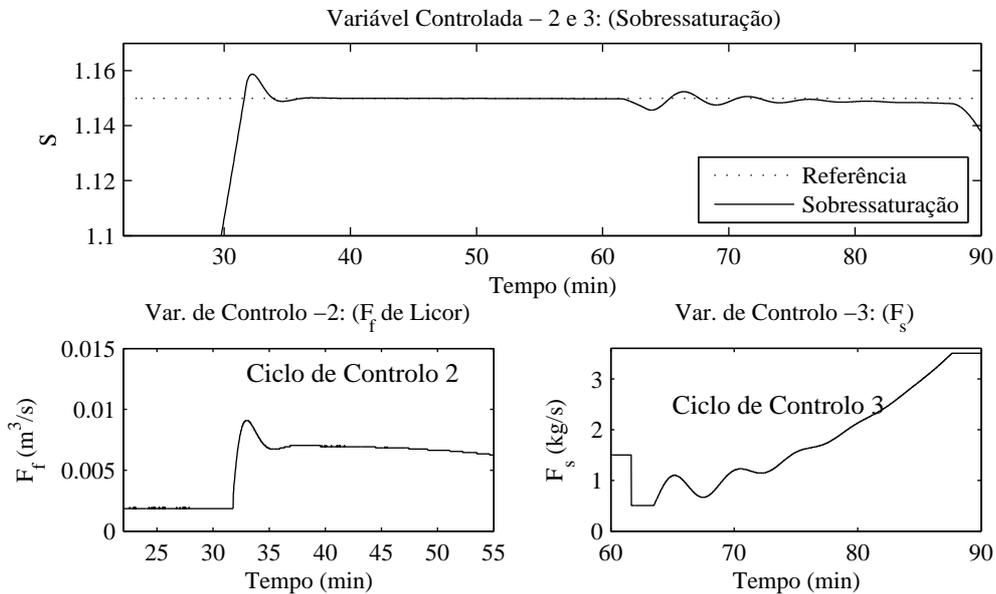


Figura 4.13 - Resposta dos controladores PI-2, PI-3 (EHO da Refinaria “José Martí”-Cenário 1)

Na Tabela 4.12 podem-se observar os valores finais da função de distribuição de tamanhos obtidos para este cenário, assim como outros parâmetros que definem a eficiência do controlador.

Tabela 4.12 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 1)

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
Tamanho médio (mm)	0.57	Consumo de energia (kg de vapor)	14142
Coefficiente de variação (%)	27.34	Consumo de licor (m ³)	40
Duração do processo (min:s)	116:13	Produção de açúcar (kg)	20108

4.6.2.2 Avaliação do controlador PI na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 2).

Neste segundo cenário são aplicadas quatro perturbações nos parâmetros de maior influência no processo. A primeira perturbação é aplicada no brix do licor de alimentação (aumento e diminuição) durante a primeira fase da cristalização, depois de introduzir a semente (ver Figura 4.14). A Figura 4.15 mostra a resposta do controlador PI para perturbação na pressão de vazio e perturbação na pureza do licor de alimentação. Em todos os casos os controladores PI logram eliminar o efeito negativo das perturbações. A perturbação mais crítica é a diminuição no brix de licor de alimentação; que com o caudal de vapor constante, pode levar a que seja preciso fechar a alimentação de licor. Na Tabela 4.13

resumem-se os valores finais da função de distribuição de tamanhos obtidos para este cenário, assim como outros parâmetros que definem a eficiência do processo.

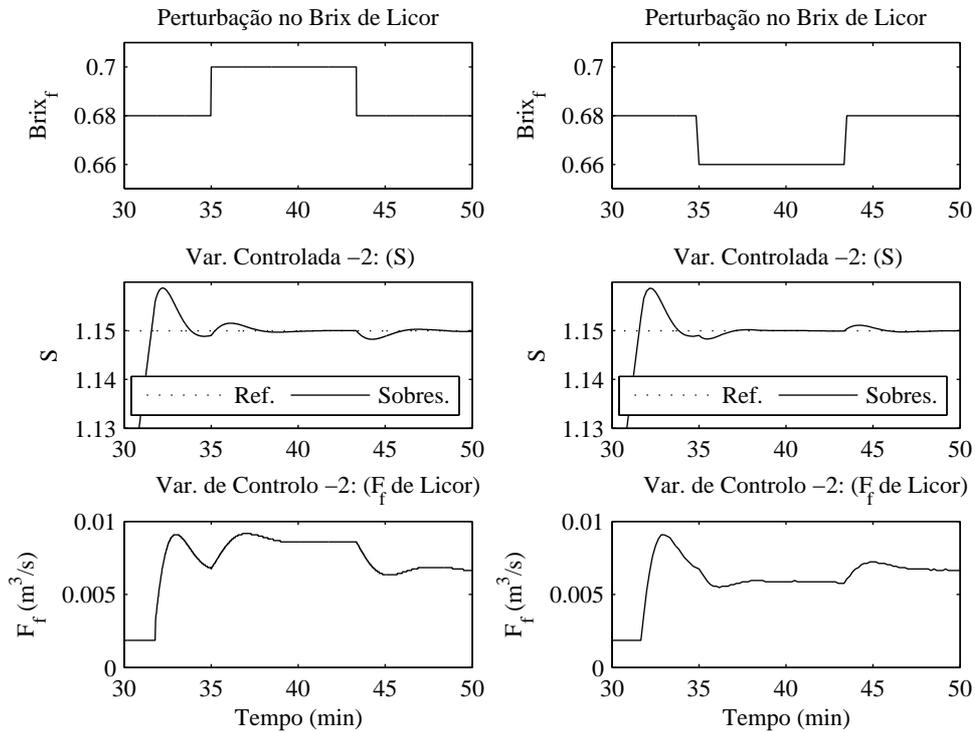


Figura 4.14 - Resposta do controlador PI -2 às perturbações no brix de alimentação de licor. (EHO da Refinaria “José Martí”)

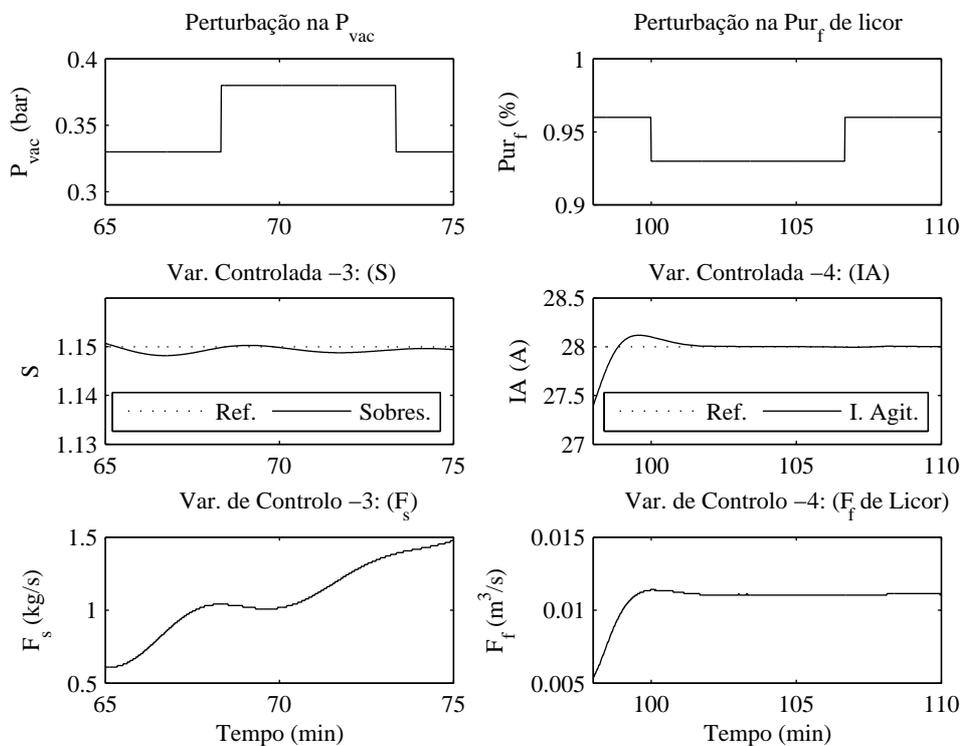


Figura 4.15 - Resposta às perturbações na pressão de vácuo (PI -3) e na pureza o licor de alimentação na ultima fase de cristalização (PI -4). (EHO da Refinaria “José Martí”)

Tabela 4.13 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 2)

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
Tamanho médio (mm)	0.56	Consumo de energia (kg de vapor)	14271
Coefficiente de variação (%)	27.7	Consumo de licor (m ³)	40.4
Duração do processo (min:s)	116:16	Produção de açúcar (kg)	20124

4.6.2.3 Avaliação do controlador PI na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação – 3).

Neste terceiro cenário de operação procura-se uma aproximação com o ambiente real da indústria. Vários parâmetros de operação são substituídos por valores reais disponíveis do processo de cristalização industrial (Ver Apêndice B.1.8). Os quatro controladores PI conseguem manter as variáveis controladas no valor de referência apesar das mudanças reais nos parâmetros de operação do processo (ver figuras 4.16 e 4.17). Da mesma maneira que no cenário 1 o controlo da sobressaturação com caudal de vapor constitui o controlador com maiores dificuldades em cumprir o seu objectivo. Na Tabela 4.14 podem-se observar os valores finais da função de distribuição de tamanhos obtidos para este cenário, assim como outros parâmetros que definem a eficiência do controlador.

Tabela 4.14 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 3)

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
Tamanho médio (mm)	0.57	Consumo de energia (kg de vapor)	12860
Coefficiente de variação (%)	27.7	Consumo de licor (m ³)	39.44
Duração do processo (min:s)	109:57	Produção de açúcar (kg)	20124

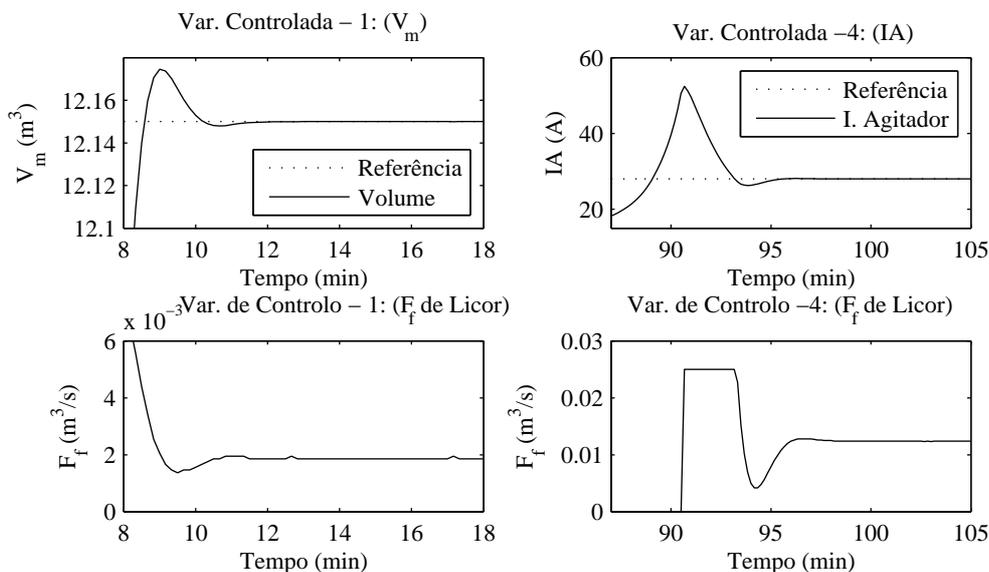


Figura 4.16 - Resposta do controlador PI-1 e PI -4. (EHO da Refinaria “José Martí”-Cenário 3)

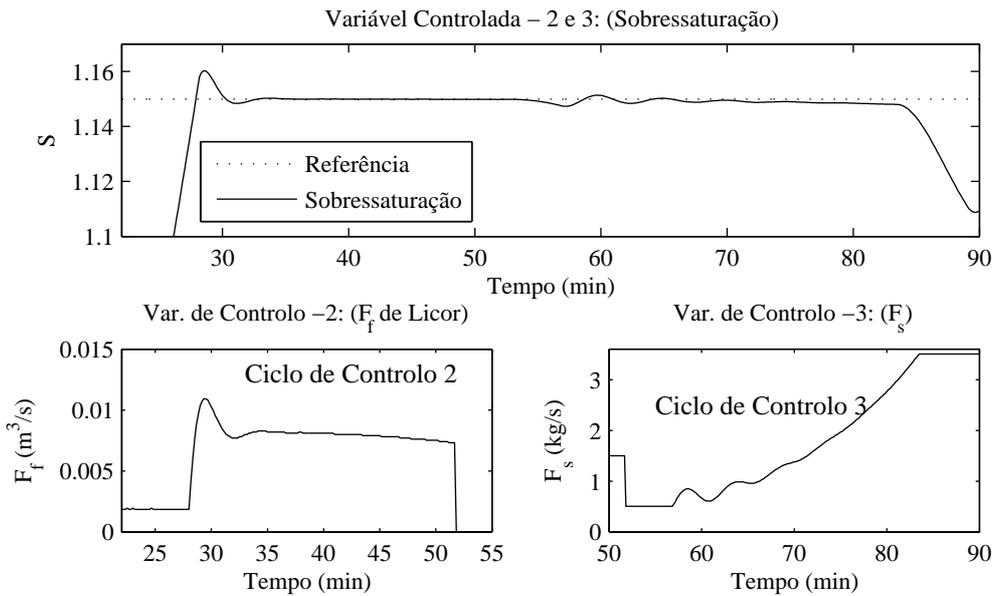


Figura 4.17 - Resposta do controlador PI-2 e PI -3. (EHO da Refinaria “José Martí”-Cenário 3)

4.6.3 Avaliação dos controladores PI na Estratégia Heurística de Operação da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”.

Para avaliar a resposta dos controladores PI na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” foi desenvolvido um sistema geral de controle semelhante aos casos anteriores (Ver Figura 4.18).

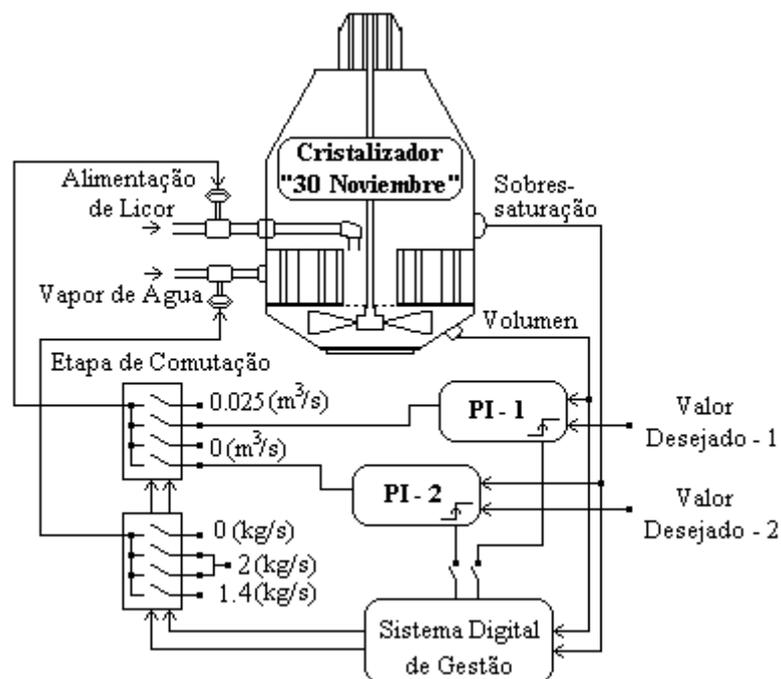


Figura 4.18 - Esquema do sistema geral de controle para implementar a estratégia de operação da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” com controladores PI.

Os elementos que compõem o sistema de controle têm a mesma função que o caso anterior. Neste caso são aplicados dois controladores PI com estrutura igual à representada na Figura 4.1. Os parâmetros dos controladores PI são obtidos aplicando um método para minimizar o integral do valor absoluto do

erro (Ver epígrafe 4.5), utilizando neste caso as condições de operação do processo de cristalização na Empresa Açucareira “30 de Noviembre”.

As equações e os parâmetros dos dois controladores PI, aplicados na Estratégia Heurística de Operação da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”, são resumidos a seguir.

Controlo PI -1: Controlo de volume com caudal de alimentação de licor

$$u_{c_{PI-1}} = 3.24 \cdot \left[e_1(t) + \frac{1}{9.01} \int_0^t e_1(t) dt \right] \quad (4.20)$$

$$e_1(t) = V_{m_{SP}} - V_m(t) \quad (4.21)$$

Controlo PI -2: Controlo de sobressaturação com caudal de alimentação de licor

$$u_{c_{PI-2}} = -1 \cdot \left[e_2(t) + \frac{1}{10} \int_0^t e_2(t) dt \right] \quad (4.22)$$

$$e_2(t) = S_{SP} - S(t) \quad (4.23)$$

Tabela 4.15 - Parâmetros do controlador PI obtidos pela minimização da ITAE.

Parâmetros do PI	PI - 1	PI - 2
k_p	3.24	-1
τ_i	9.01	10
τ_d	0	0

4.6.3.1 Avaliação do controlador PI na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação – 1).

O cenário de operação 1 representa o caso ideal, sendo os parâmetros de operação do processo de cristalização constantes (Ver Tabela 4.5). As simulações realizadas demonstram que, neste caso, os dois controladores PI aplicados na EHO do processo de cristalização da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” têm uma resposta aceitável (Ver Figura 4.19). Na primeira fase de cristalização para obter açúcar em rama a maior exigência está no controlo da sobressaturação (na referência de 1.22) durante toda a fase de cristalização (aproximadamente 2 horas). A lenta variação da sobressaturação permite que o controlador PI cumpra o seu objectivo de controlo sem dificuldades.

A Tabela 4.16 mostra, que para este caso ideal, no final do processo se obtém um grão fino com os parâmetros de qualidade exigidos.

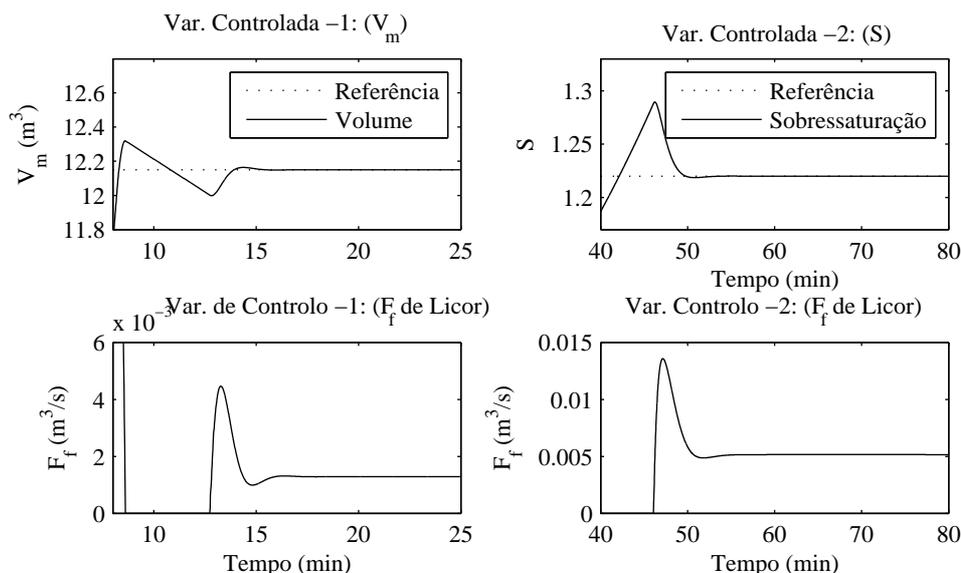


Figura 4.19 - Resposta do controlador PI-1 e PI-2. (EHO da Empresa “30 de Noviembre”-Cenário 1)

Tabela 4.16 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 1)

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
Tamanho médio (mm)	0.102	Consumo de energia (kg de vapor)	14196
Coefficiente de variação (%)	19.4	Consumo de licor (m ³)	48.7
Duração do processo (min:s)	165:04	Produção de açúcar (kg)	2415

4.6.3.2 Avaliação do controlador PI na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação - 2).

Neste segundo cenário de operação são aplicadas quatro perturbações nas principais entradas do processo, todas durante o controlo da sobressaturação pelo controlador PI-2. As respostas a um aumento e uma diminuição no brim do licor de alimentação são representadas na Figura 4.20, em ambos os casos observa-se que o controlador PI elimina notavelmente o efeito negativo das perturbações. A Figura 4.21 mostra a resposta às perturbações na pressão de vazio e na pureza do licor de alimentação, em ambos os casos o controlador PI também é capaz de reduzir o efeito das perturbações.

A Tabela 4.17 mostra que, apesar da presença das perturbações, o produto final do processo cumpre com os parâmetros de qualidade exigidos.

Tabela 4.17 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 2)

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
Tamanho médio (mm)	0.107	Consumo de energia (kg de vapor)	14330
Coefficiente de variação (%)	20.31	Consumo de licor (m ³)	48.2
Duração do processo (min:s)	166:40	Produção de açúcar (kg)	2759

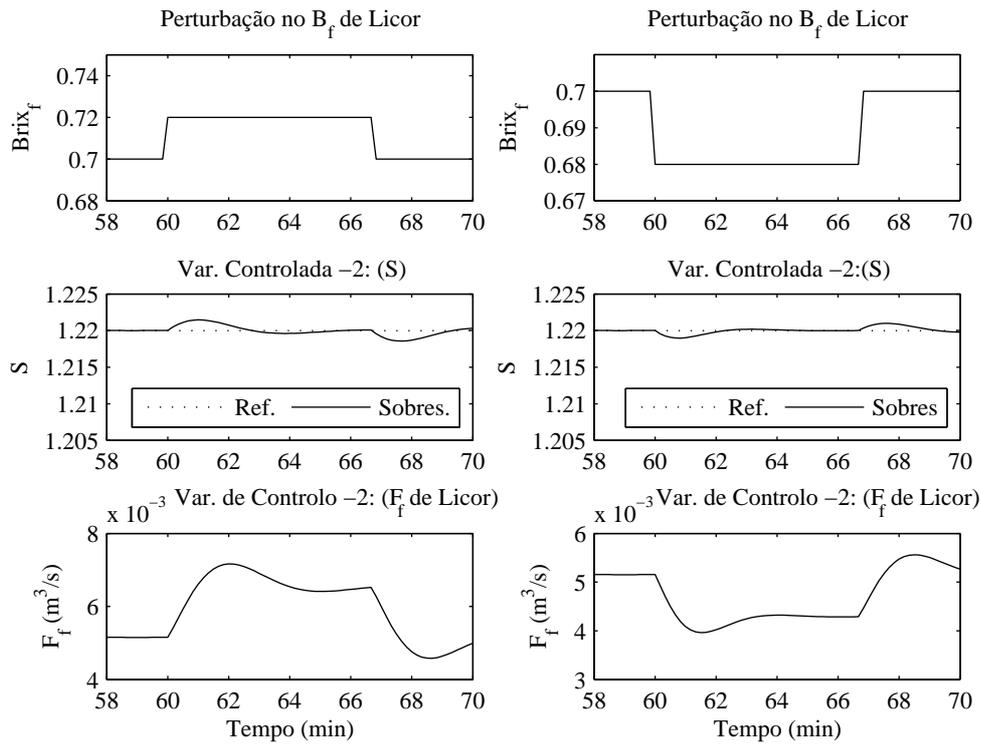


Figura 4.20 - Resposta a perturbações no brix do licor de alimentação (PI -2). (EHO da Empresa “30 de Novembro”), (Cenário -2)

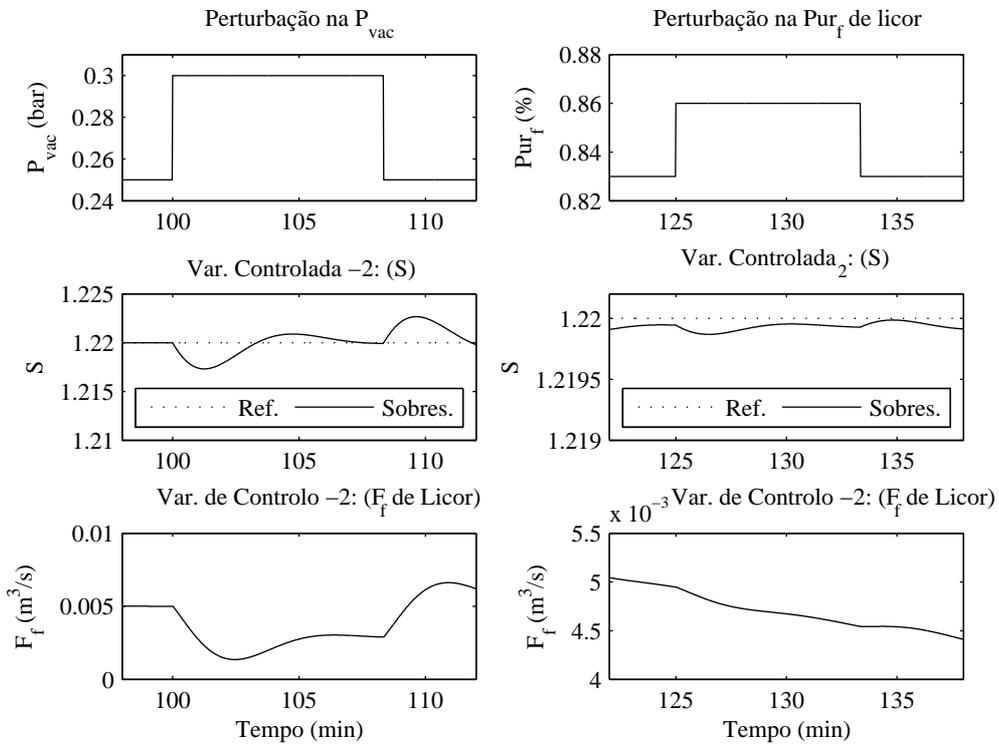


Figura 4.21 – Resposta às perturbações na pressão de vazio e na pureza do licor de alimentação (PI -2). (EHO da Empresa “30 de Novembro”), (Cenário -2)

4.6.3.3 Avaliação do controlador PI na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação 3).

No terceiro cenário de operação os parâmetros pressão de vapor, pressão de vazio e caudal de água são substituídos por dados reais (Ver Apêndice B.1.6), neste cenário pretende-se aproximar a simulação com as condições da indústria. Na Figura 4.22 demonstra-se que os dois controladores PI conseguem cumprir o seu objectivo de controlo. Como nos casos anteriores os parâmetros de qualidade do produto final cumprem os requisitos exigidos (Ver Tabela 4.18).

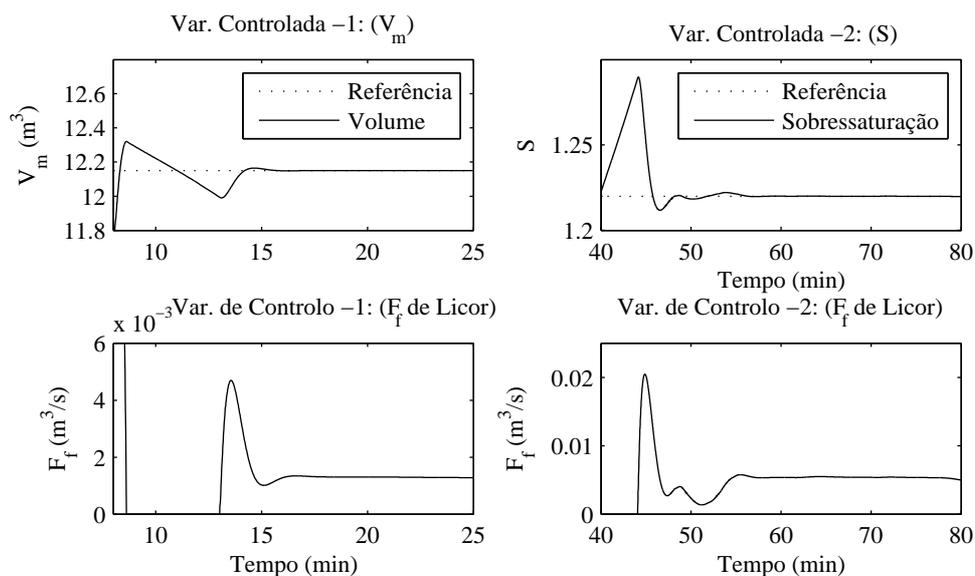


Figura 4.22 - Resposta do controlador PI-1 e PI -2. (EHO da Empresa “30 de Noviembre”-Cenário 3)

Tabela 4.18 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 3)

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
Tamanho médio (mm)	0.102	Consumo de energia (kg de vapor)	14266
Coefficiente de variação (%)	19.5	Consumo de licor (m ³)	48.49
Duração do processo (min:s)	166:04	Produção de açúcar (kg)	2443

4.7 Conclusões do capítulo

Depois de analisar os resultados obtidos neste capítulo, tem-se como primeira conclusão que as três Estratégias Heurísticas de Operação definidas conseguem conduzir os respectivos processos de cristalização com o comportamento esperado. Também se demonstrou que, seguindo as especificações das três Estratégias Heurísticas de Operação, se garante que ao terminar o processo os parâmetros da função de distribuição de tamanhos dos cristais cumprem os requisitos exigidos pela indústria.

A conclusão anterior fundamenta que as três Estratégias Heurísticas de Operação possam ser utilizadas nos próximos capítulos do trabalho para avaliar os algoritmos de controlo preditivos baseados em modelos.

O controlador PI demonstrou com os resultados obtidos que apesar de ser um controlador simples, pode garantir os objectivos de controlo exigidos no processo batch de cristalização industrial de açúcar.

A utilização dum método de sintonização dos parâmetros do controlador PID, que minimiza o integral do valor absoluto do erro, melhora o desempenho do controlador. Deve-se enfatizar que neste caso o método de sintonização otimiza computacionalmente os parâmetros do controlador PI a partir do conhecimento dum modelo detalhado do processo. Para muitos casos da indústria não existe um modelo detalhado do processo, e sem dúvida, nesses casos o controlador PI vai ter um comportamento menos eficiente.

Outra conclusão importante deste capítulo está relacionada com a definição dos três cenários de operação, que permitem transitar desde um caso ideal muito simples (Cenário 1) até um caso quase real mais complexo (Cenário 3). Ao perturbar o processo com dados reais da indústria (Cenário 3) consegue-se uma considerável aproximação às condições reais em que deverá trabalhar o controlador, uma vez seja aplicado num processo real.

O principal inconveniente da utilização de controladores PID para processos como o estudado (cristalização batch de açúcar), radica em que o controlador PID não é capaz de considerar, dentro dos seus objectivos de controlo, propriedades características do processo que só se podem validar ao concluir o processo, assim as propriedades associadas à distribuição de tamanho dos cristais (tamanho médio e coeficiente de variação), não podem ser controladas e a sua evolução permanece em ciclo aberto.

Capítulo 5.

Controlo preditivo baseado em modelos não lineares. Aplicação no processo industrial de cristalização batch de açúcar.

Neste capítulo desenvolve-se um algoritmo de controlo preditivo baseado no modelo não linear do processo. Neste controlador o algoritmo de optimização numérica, que calcula a acção de controlo, está adaptado às restrições associadas à discretização nos sistemas digitais de aquisição de dados e controlo. O controlador utiliza como modelo de previsão o modelo discreto correspondente ao modelo detalhado do processo de cristalização de açúcar apresentado no Capítulo 3. Numa tentativa de melhorar as prestações deste algoritmo de controlo preditivo, no mesmo é-lhe introduzida uma modificação que permite uma margem de tolerância no erro entre a previsão da variável controlada e a referência. As duas estruturas de controlo preditivo são avaliadas dentro das três Estratégias Heurísticas de Operação e para os três cenários de operação propostos no Capítulo 4.

5.1 Introdução.

A chegada do século XXI tem estado marcada por um vertiginoso avanço de ciências como: Electrónica, Telecomunicações, Informática e Mecânica. O controlo automático tem sido uma das disciplinas mais favorecidas por estes resultados. Com a aplicação destes resultados a indústria moderna tem chegado a integrar numa única rede industrial todos os níveis de operação de uma ou várias fábricas. Por sua vez, este desenvolvimento tem propiciado o surgimento de novas técnicas de controlo automático com características avançadas, dotadas de uma grande capacidade de cálculo, com a possibilidade de armazenar grandes quantidades de informação, que possuem algoritmos inteligentes para tomar decisões e que garantem um alto grau de integração com outros processos dentro ou fora da indústria.

Apoiado no desenvolvimento de novas técnicas de controlo automático, propõe-se neste trabalho o uso dum controlador preditivo baseado em modelos para controlar o processo de cristalização industrial de açúcar. Neste Capítulo do trabalho pretende-se, através deste controlador, regular o comportamento temporal das variáveis mais importantes do processo. Ao mesmo tempo pretende-se criar as bases para,

num próximo Capítulo, aplicar o controlo preditivo baseado em modelos para prever e controlar parâmetros de qualidade do produto, que são validados só quando termina o ciclo de produção.

5.2 Controlo preditivo baseado em modelos.

Apesar de ser um facto bem demonstrado que a maioria dos problemas de controlo na indústria podem ser resolvidos mediante simples controladores PID existe uma série de ciclos de controlo, economicamente significativos, que devido à sua dificuldade (interacção de múltiplas variáveis, grandes atrasos, resposta inversa, etc.) ou pela qualidade de controlo exigida, requerem técnicas de controlo mais avançadas.

Uma das técnicas de controlo avançadas que procuram superar as dificuldades citadas previamente é o Controlo Preditivo Baseado em Modelos (MPC). Esta área do controlo automático surgiu nos finais dos anos setenta e tem mostrado um avanço considerável desde então. Prova de isto é que existe na literatura científica uma grande quantidade de exemplos de controlo preditivo baseado em modelos aplicado a problemas da indústria: (Richalet *et al.*, 1978; Richalet *et al.*, 1987; Clarke, 1988; Najim *et al.*, 1996; Lee e Lee, 1997; Qin e Badgwell, 1997; Bordons e Camacho, 2000; de Prada *et al.*, 2000; Seki *et al.*, 2001; Xaumier *et al.*, 2002; de Diós *et al.*, 2006; Galvanauskas *et al.*, 2006; de Prada *et al.*, 2008)

Os primeiros artigos que surgiram sobre o tema dos MPC mostravam um incipiente interesse na sua aplicabilidade na indústria (Richalet *et al.*, 1976), apresentando o controlo preditivo heurístico baseado em modelo ("Model Predictive Heuristic Control", MPHIC), mais tarde conhecido como controlo algorítmico baseado em modelo ("Model Algorithmic Control", MAC) e (Cutler e Ramaker, 1980) sobre controlo com matriz dinâmica ("Dynamic Matrix Control", DMC). Ambos os algoritmos utilizam explicitamente um modelo dinâmico do processo (a resposta ao impulso no primeiro caso e a resposta ao degrau no segundo) para prever o efeito das futuras acções de controlo nas variáveis controladas. Estas formulações foram heurísticas e fizeram uso da grande potencialidade dos computadores digitais naqueles tempos.

Outra linha de trabalho foi desenvolvida independentemente em torno das ideias do controlo adaptativo, que incluem estratégias de controlo preditivo para sistemas monovariáveis e são formuladas sobre modelos de entrada e saída. O controlo auto-sintonizado baseado em preditores ("Predictor-Based Self-Tuning Control") (Peterka, 1984) e o controlo adaptativo de horizonte estendido ("Extended Horizon Adaptive Control" EHAC) (Ydstie, 1984), o controlador auto-sintonizado ("Extended Prediction Self Adaptive Control" EPSAC) (De Keyser e Van-Cuawenberghe, 1985), e o controlo preditivo generalizado ("Generalized Predictive Control GPC) desenvolvido por (Clarke *et al.*, 1987), podem ser mencionados neste contexto. O GPC utiliza ideias dos controladores de mínima variância generalizada ("Generalized Minimum Variance GMV) (Clarke e Gawthrop, 1979) e constitui actualmente um método muito aplicado no âmbito académico.

De modo geral o termo **Controlo Preditivo** não designa uma estratégia de controlo particular mas um conjunto de métodos de controlo que fazem uso explícito dum modelo do processo para obter a acção de controlo minimizando uma função objectivo, e todos estes métodos levam a controladores que têm basicamente a mesma estrutura e os mesmos elementos (Linkers e Mahfonf, 1994; Sánchez *et al.*, 1996).

- Uso explícito dum modelo matemático do processo para prever a evolução futura das variáveis controladas sobre um horizonte de previsão.
- Imposição de restrições à variável controlada assim como à variável de controlo.
- Estabelecimento duma trajectória ou referência para levar a variável controlada desde o valor actual até ao valor desejado.
- Cálculo da variável de controlo minimizando uma função objectivo.
- Aplicação do sinal de controlo seguindo uma política de horizonte móvel.

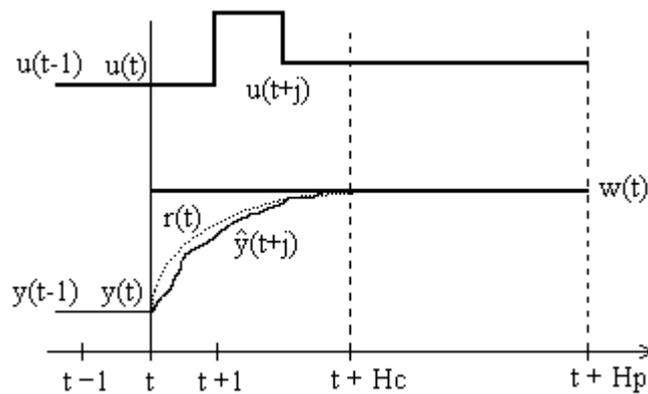


Figura 5.1 - Representação da estratégia de controlo preditivo e da política de horizonte móvel.

A metodologia geral de todos os controladores incluídos na família MPC está representada na Figura 5.1 e segue a seguinte estratégia:

1. Em cada instante de amostragem, usando o modelo disponível, prevêem-se as saídas do processo durante um certo horizonte de previsão (H_p). As saídas estimadas do processo $\hat{y}(t+k|t)$ ¹⁴ para $k=1\dots H_p$ dependem dos valores conhecidos de entrada e saída do processo até o instante t e dos valores futuros da acção de controlo $u(t+k|t)$ para $k=1\dots H_p-1$ que são calculados pelo otimizador.
2. Definir uma trajectória $r(t+k|t)$ para $k=1\dots H_c$, até um horizonte de controlo H_c para o qual se deseja que a saída do processo seja igual ao valor desejado $w(k)$.
3. Determinar a sequência de controlo $u(t+k|t)$ seguindo um critério de optimização que procura manter a saída do processo o mais próximo possível da referência $ref(t+k|t)$. Este

¹⁴ Esta notação indica o valor da variável no instante $t+k$ calculada no instante t

critério geralmente é uma função quadrática do erro entre a saída estimada do processo e a trajectória definida para chegar ao valor desejado. Em muitos casos o esforço do sinal de controlo é incluído, como uma restrição, na função objectivo.

4. Uma vez calculada a sequência $u(t+k|t)$, aplica-se o valor $u(t|t)$ como sinal de controlo ao processo, e o resto dos valores de sinal de controlo calculados são desprezados. No próximo instante de amostragem repetem-se novamente todos os cálculos, pois neste momento já é conhecido o valor de $y(t+1)$; e toda a sequência de cálculos é actualizada, de acordo com a política de horizonte móvel.

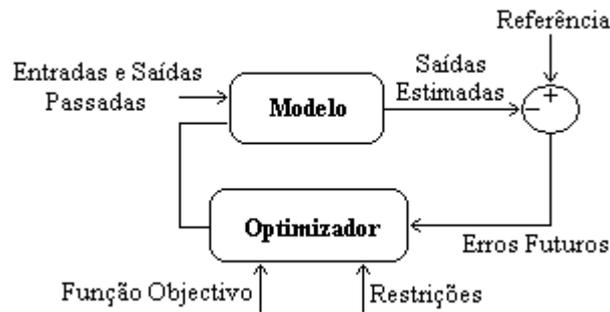


Figura 5.2 - Arquitectura básica do MPC.

De forma geral o controlador preditivo baseado em modelos está constituído por dois elementos básicos: (i) o modelo e (ii) o optimizador. A Figura 5.2 representa de forma geral este controlador.

O modelo tem a função de prever o comportamento do processo. Diversos modelos têm sido aplicados com sucesso em MPC. Modelos lineares simples, como a resposta ao impulso e a resposta a um degrau, são uma solução viável para prever processos lineares; não obstante, na medida em que aumenta a complexidade do processo e as não linearidades se tornam mais fortes é preciso acudir a modelos que possam reproduzir o comportamento do processo com maior fidelidade (Badgwell e Qin, 2000; Badgwell e Qin, 2001). Aqui podem-se definir modelos no espaço de estado, modelos baseados em funções de transferência, modelos baseados em equações diferenciais, modelos neuronais, etc.

O optimizador tem a função de determinar qual é o valor do sinal de controlo, que mais aproxima o comportamento do modelo ao comportamento que se deseja para o processo, para o que terá que minimizar uma função objectivo (ver Equação 5.1). Se é utilizado um modelo linear e não há restrições, o problema de optimização transforma-se na solução duma ou várias equações algébricas. Se, pelo contrário, o modelo é não linear e existem fortes restrições, deve-se implementar algum método numérico para resolver o problema de optimização (Bordons e Camacho, 1998).

$$\min_{u_{\min} \leq [u(k) u(k+1) \dots u(H_c)] \leq u_{\max}} J = \lambda_1 \sum_{k=1}^{H_p} (ref(t+k) - \hat{y}(t+k))^2 - \lambda_2 \sum_{k=1}^{H_c} (u(t+k-1) - u(t+k-2))^2 \quad (5.1)$$

O horizonte de previsão H_p representa o número de intervalos de amostragem para os quais o erro de previsão é minimizado. O horizonte de controlo H_c representa o número de intervalos de amostragem para os quais o incremento do sinal de controlo é minimizado. λ_1 e λ_2 são os pesos respectivos dos sinais de entrada e saída, que determinam a contribuição de cada componente (erro entre o modelo e o valor desejado, e variação do sinal de controlo) na função objectivo. (Diehl *et al.*, 2002).

O valor do horizonte de previsão é crucial para estabilizar a saída do processo no valor de referência. Se H_p é pequeno, afecta a forma na qual se atinge a referência; mas se H_p é muito grande, o erro do modelo e o volume de cálculos são elevados e podem provocar que o problema seja insolúvel. (De Prada *et al.*, 1994; Morari, 1994; Mayne *et al.*, 2000).

5.3 Controlador preditivo não linear adaptado às restrições dos sistemas digitais de aquisição de dados.

Como parte do trabalho realizado nesta tese, desenvolveu-se uma estratégia MPC a qual se distingue por dois aspectos básicos: (i) a utilização dum modelo não linear do processo baseado nas equações diferenciais que respondem às leis gerais ou de princípios básicos e (ii) a introdução das restrições inerentes ao equipamento digital sobre o qual são implementados os controladores. Este controlador vai ser denominado controlador preditivo digital baseado em modelos não lineares (DNMPC).

A utilização dum modelo mecanístico detalhado do processo permite obter uma aproximação precisa do comportamento do processo; não obstante, tem dois inconvenientes fundamentais: (i) necessita de informação suficiente de todos os fenómenos que governam o processo para poder conformar o modelo, e (ii) implica a utilização dum método numérico para resolver o problema de optimização.

No processo estudado “cristalização batch de açúcar”, diferentes tentativas de utilização de modelo linear para prever o comportamento do processo não mostraram resultados satisfatórios, pois a grande margem de erro entre o modelo linear e o processo real, assim como as dificuldades do modelo em representar a complexa dinâmica do processo, não permitia obter uma acção de controlo estável (de Diós, Georgieva, *et al.*, 2006). Por outro lado, a abundante informação sobre o processo e o facto de ser um processo lento, no qual se podem estabelecer períodos de amostragem de até dez segundos, permitiu assumir a hipótese de que o modelo detalhado pudesse ser aplicado com sucesso na arquitectura MPC.

A aplicação das restrições do equipamento digital, que podem ser vistas como restrições de hardware, constitui a base sobre a qual se tem desenvolvido o algoritmo que permite a solução numérica do problema de optimização. A arquitectura general DNMPC, proposta e assumida neste trabalho, está representada na Figura 5.3 e será detalhadamente analisada nas próximas secções.

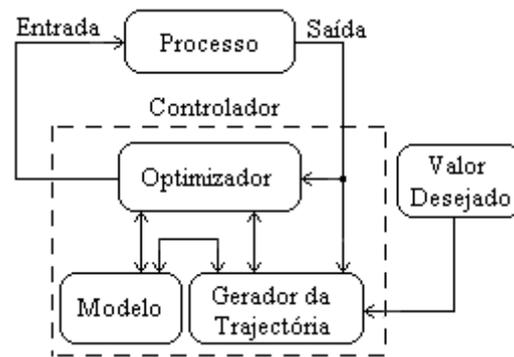


Figura 5.3 - Arquitectura general DNMP

5.3.1 Gerador de trajectória.

Quando um processo está num estado estável e se produz uma mudança no ponto de operação, o controlador deve levar a saída controlada até um novo estado estável. Fazer uma transição instantânea dum ponto a outro é praticamente impossível pelas demoras inerentes do processo aos estímulos; além disso, se incrementa o esforço do sinal de controlo e pode ocasionar problemas numéricos no algoritmo de optimização. Pelo anterior define-se uma sequência ou trajectória para levar a variável controlada desde o valor actual até ao valor desejado (Camacho e Bordons, 2004). O gerador, cuja forma original está representada em (5.2), gera esta sequência de pontos, que permitem uma transição suave, quando tem lugar uma mudança no ponto de operação.

$$ref(k) = \gamma \cdot ref(k-1) + (1-\gamma) \cdot SP(k) \tag{5.2}$$

Em (5.2) $ref(k)$ e $ref(k-1)$ são os valores da trajectória para o actual e o anterior período de amostragem, $SP(k)$ é o valor desejado (*Set Point*), γ é um factor de peso que deve estar no intervalo [0, 1], este parâmetro define quão suave será a transição entre um ponto de operação e outro. A definição de γ implica um compromisso entre o esforço do sinal de controlo e a duração da transição para uma mudança na referência. Para valores grandes de γ , o esforço de controlo é menor, mas o tempo necessário para completar a transição até o novo ponto de operação é maior (Ver Figura 5.4).

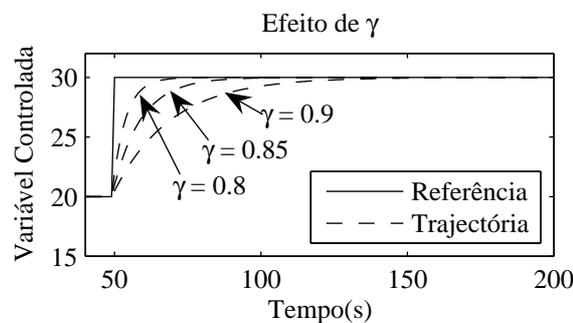


Figura 5.4 - Efeito do factor de peso γ na geração da trajectória.

Uma característica distintiva deste trabalho consiste em introduzir o erro entre o modelo e o processo $e(k-1)$, na equação original do gerador de trajectória.

$$ref(k) = \gamma \cdot ref(k-1) + (1-\gamma) \cdot (SP(k) - e(k-1)) \quad (5.3)$$

Com a introdução do termo $e(k-1)$ na equação do gerador de trajectória, diminuem-se os efeitos negativos que provocam os erros do modelo e as perturbações constantes na previsão do comportamento do processo. A Figura 5.5 mostra que sem considerar o erro (Equação 5.2) a trajectória e o valor desejado chegam a coincidir e a variável controlada tem uma desviação constante com respeito ao valor desejado. Se o erro é considerado (Equação 5.3) a trajectória tem um desvio constante em relação ao valor desejado, e a variável controlada chega a coincidir com o valor desejado ou referência.

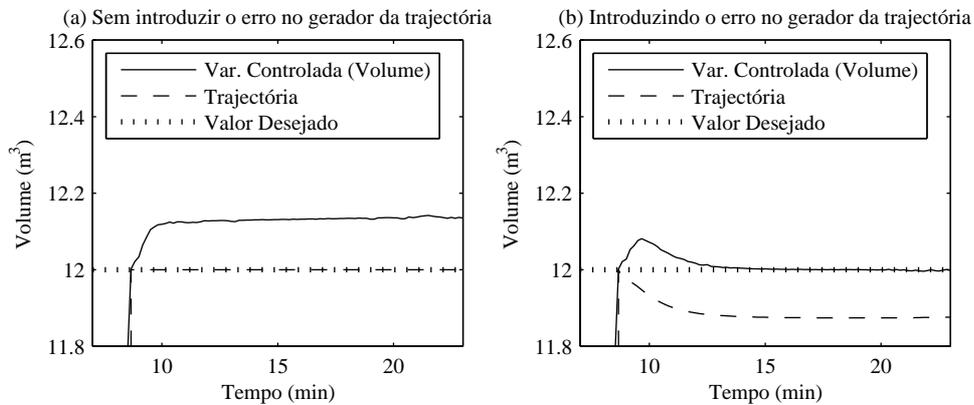


Figura 5.5 - Efeito da introdução do erro do modelo na equação do gerador de trajectória.

5.3.2 Modelo discreto não linear de previsão.

O modelo tem a função de prever o comportamento futuro do processo num certo horizonte de previsão. Muitos modelos de previsão têm sido propostos em diferentes publicações relacionadas com MPC (Rossiter, 2003). No algoritmo DN MPC o modelo preditivo obtém-se mediante a discretização do modelo contínuo detalhado do processo, o qual foi apresentado no Capítulo 3.

A saída estimada pelo modelo para o próximo instante de amostragem $\hat{y}(k+1)$ define-se como uma função do valor actual do erro, de n valores passados da saída do processo $y(\cdot)$ e o sinal de controlo respectivo $u(\cdot)$ (García *et al.*, 1989).

$$\hat{y}(k+1) = F(y(k), y(k-1) \dots y(k-n), u(k-1), \dots u(k-n)) + e(k) \quad (5.4)$$

Neste caso particular $F(\cdot)$ corresponde a uma função não linear discreta, obtida pela substituição dos termos com derivadas do modelo contínuo ($\frac{dy(t)}{dt}$) pela variação da variável y num intervalo de amostragem Δt de acordo com a equação (5.5).

$$\frac{dy(t)}{dt} = \frac{y(k) - y(k-1)}{\Delta t} \quad (5.5)$$

O erro do modelo $e(k) = y(k) - \hat{y}(k)$, que se utiliza para melhorar a previsão, corresponde ao mesmo erro no actual instante de amostragem k considerado na equação do gerador de trajectória (5.3) (Ver modelo discreto no Apêndice B.2.1).

5.3.3 Optimização numérica baseada nas restrições dos sistemas digitais de aquisição de dados e controlo.

O algoritmo de optimização deve obter o valor da variável de controlo que minimize a função objectivo (5.1), este valor é recalculado em cada instante de amostragem k . Neste caso específico será desenvolvido um algoritmo de optimização numérica suportado nas restrições que impõe a digitalização nos sistemas digitais de aquisição de dados e controlo. A partir da discretização das variáveis do processo definem-se dos tipos de restrições: de hardware e de software.

Restrições de hardware (*Hard Constraints*)

- i. Os sinais de controlo têm limites físicos máximos e mínimos que são definidos pelos actuadores ou reguladores analógicos: $u_{\min} \leq u \leq u_{\max}$

Por exemplo: os valores máximos e mínimos do caudal de alimentação de licor e caudal de vapor no processo de cristalização de açúcar, se correspondem com o caudal resultante à posição completamente aberta ou fechada das respectivas válvulas de regulação.

- ii. O sinal de controlo é calculado por um microprocessador digital é transmitido até ao processo através dum conversor digital analógico. Devido à codificação digital, o valor real do sinal de controlo, que chega ao processo só poderá ter valores discretos múltiplos dum factor de discretização θ , que depende do número de bit (m) do conversor digital analógico.

$$\theta = \frac{u_{\max} - u_{\min}}{2^m} \quad (5.6)$$

As duas restrições anteriores só podem ser modificadas com mudanças tecnológicas na indústria.

Restrições de operação (*Soft Constraints*)

As restrições de operação são definidas pelos operadores e técnicos responsáveis do processo, tomando em consideração índices de custo, critérios de consumo de energia ou de matéria-prima, índices de segurança ou qualidade, etc. Estas restrições devem estar dentro dos limites das restrições de hardware.

- iii. Uma restrição de operação típica define-se para diminuir o esforço das variáveis de controlo, impondo limites à variação da variável de controlo ($\Delta u(k)$).

$$\Delta u(k) = |u(k) - u(k-1)| \leq \Delta u_{\max} \quad (5.7)$$

Como $u(k)$ só pode ter valores múltiplos de θ (restrição ii), também Δu_{\max} está sujeito a esta restrição, assim $\Delta u_{\max} = p \cdot \theta$, onde p é um valor inteiro, $p < 2^m$.

A implementação das três restrições i), ii), iii) reduz o problema de optimização de acordo com o procedimento seguinte:

1. A partir do último valor da variável de controlo $u(k-1)$ (que é um valor conhecido) e os valores m , p e H_c ; em cada instante de amostragem determina-se a um conjunto de vectores Λ_k , com todos os valores possíveis do sinal de controlo até aos próximos H_c instantes de amostragem, este vector Λ_k deve cumprir as três restrições.

$$\Lambda_k = \{\mathbf{u}_k, \mathbf{u}_{k+1}, \dots, \mathbf{u}_{k+H_c-1}\} \quad (5.8)$$

2. Em (5.8) cada vector \mathbf{u}_{k+j} depende de cada um dos elementos do vector prévio \mathbf{u}_{k+j-1} . Cada vector dentro de Λ_k pode ser calculado da seguinte forma.

$$\mathbf{u}_{k+j} = [\mathbf{u}_{k+j-1}(i) + l \cdot \theta]$$

Com $l = \{-p, (-p+1), \dots, 0, 1, \dots, (p-1), p\}$, $i = 1, 2, \dots, \dim\{\mathbf{u}_{k+j-1}\}$, $j = 0, 1, 2, \dots, H_c - 1$.

Note que \mathbf{u}_{k+j} é um vector de dimensão $(2p+1)^j$, onde j é incrementado desde 0 até $H_c - 1$, pelo qual cada vector \mathbf{u}_{k+j} do conjunto Λ_k tem um diferente número de elementos, que aumenta com o incremento j .

Por exemplo o primeiro vector de Λ_k são todos os valores que cumpram as restrições i)-ii)-iii) aplicadas sobre a acção de controlo $u(k-1)$ como se segue:

$$\mathbf{u}_k = [u(k-1) - p\theta \quad \dots \quad u(k-1) - \theta \quad u(k-1) \quad u(k-1) + \theta \quad \dots \quad u(k-1) + p\theta].$$

O vector \mathbf{u}_k tem p níveis de variação à direita e à esquerda do valor conhecido de $u(k-1)$, a dimensão de \mathbf{u}_k é $(2p+1)$.

O segundo vector \mathbf{u}_{k+1} calcula-se aplicando as restrições i)-ii)-iii) a todos os elementos do vector prévio \mathbf{u}_k . Obtendo-se p níveis de variação à direita e à esquerda para cada elemento do vector \mathbf{u}_k , a dimensão de \mathbf{u}_{k+1} será $(2p+1)^2$. Seguindo a lógica anterior pode ser calculado o último vector \mathbf{u}_{k+H_c-1}

do conjunto Λ_k , o mesmo terá uma dimensão $(2p+1)^{H_c}$, e será o maior dentro de todo o conjunto de vectores de Λ_k .

3. As sequências de controlo reunidas em Λ_k são aplicadas ao modelo preditivo e as respostas futuras do processo (\hat{y}_i) são calculadas até um horizonte de previsão H_p . Como resultado obtêm-se $(2p+1)^{H_c}$ possíveis trajectórias diferentes para a variável controlada, as mesmas podem ser reunidas num conjunto de vectores segundo (5.9). No conjunto $\hat{\Phi}_k$ cada vector tem H_p elementos

$$\hat{\Phi}_k = \left\{ \hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_{(2p+1)^{H_c}} \right\} \quad (5.9)$$

4. Aplicar uma função de erro quadrático entre a referência $ref(k)$ e as saídas futuras obtidas com o do modelo ($\hat{y}_i(k)$), para cada uma das possíveis trajectórias contidas em $\hat{\Phi}_k$.

$$\mathbf{e} = \sum_{k=1}^{H_p} (ref(k) - \hat{y}_i(k))^2, \quad i=1,2,\dots,(2p+1)^{H_c} \quad (5.10)$$

5. Calcular as $(2p+1)^{H_c}$ funções do erro e determinar a menor delas, que corresponde com a solução óptima. O primeiro valor da sequência de controlo que gerou a função de erro mínima é assumido como o próximo valor da variável de controlo $u(k)$ que será aplicada ao processo (horizonte móvel).

Neste procedimento o volume de cálculo incrementa-se exponencialmente com o horizonte de controlo, isto implica que uma restrição computacional do DNMPC é manter o tempo de computação menor que o período de amostragem utilizado, por este motivo o valor de H_c não pode ser elegido livremente.

A equação (5.11) representa de forma geral a função objectivo a ser minimizada neste algoritmo, podendo ser considerada como um caso particular discreto de (5.1).

$$\min_{\substack{\mathbf{u}(\cdot) \subset (i \cdot \theta + u_{\min}), i=0 \dots m-1 \\ |u(k+j) - u(k+j-1)| \leq p \cdot \theta, j=0 \dots H_c-1}} J = \sum_{k=1}^{H_p} (ref(t+k) - \hat{y}(t+k))^2 \quad (5.11)$$

5.3.4 Determinação dos parâmetros do controlador.

Existem três parâmetros cuja correcta determinação é muito importante para um bom desempenho dum controlador preditivo: horizonte de previsão (H_p), horizonte de controlo (H_c) e período de

amostragem Δt . Em todo sistema de controlo discreto, o período de amostragem tem um papel muito importante. Em (Aström e Wittenmark, 1984) mostra-se uma discussão detalhada de como dever ser seleccionado este parâmetro. Neste trabalho aplica-se como critério que Δt deve ser entre 4 e 10 vezes menor que o tempo de estabelecimento (t_e) da variável controlada com o sistema em ciclo fechado.

A partir do estudo de todos os ciclos de controlo propostos nas três EHO definidas no Capítulo 4, e aplicando os controladores PI já estudados, pode-se determinar que em todos os casos o tempo de estabelecimento é superior aos 40 s, isto permite estabelecer como critério um período de amostragem de 10 s para a futura implementação deste controlador nas três EHO previamente definidas para os processos industriais de cristalização de açúcar.

Para definir o valor do horizonte de previsão utilizou-se o critério proposto em (Soeterboek, 1991). Neste critério, H_p deve ser maior ou igual ao número de períodos de amostragem necessários para que a previsão supere o tempo de estabelecimento (5.12).

$$H_p = \text{Int}\left(\frac{t_e(5\%)}{\Delta t}\right) \quad (5.12)$$

Seguindo o critério definido em (5.12), não é conveniente seleccionar um valor de Δt muito pequeno, porque implica ter que usar um valor de H_p maior. A selecção dum Δt pequeno também pode afectar a resposta do controlador quando o sistema tem tempos de demora, fazendo a ordem do controlador elevado, o que pode implicar a utilização de grandes capacidades de memória e pode causar problemas numéricos. Não obstante com um valor pequeno de Δt o seguimento da trajectória até a referencia e o rechaço as perturbações é melhor.

Para definir o valor de H_c , utilizou-se o critério proposto em (Soeterboek, 1991) $1 \leq H_c \leq H_p - d$, onde d representa o tempo de retardo do sistema em períodos de amostragem. Seguindo este critério e o facto de que um valor grande de H_c melhora o desempenho do controlador no seguimento de trajectória, mais pode afectar significativamente a robustez do controlador, inclusivamente provocar instabilidade na presença perturbações que não estão concebidas no modelo. Para todos os controladores preditivos considerados no trabalho utilizou-se um valor de $H_c = 2$.

5.4 Avaliação do algoritmo DN MPC.

Para avaliar o algoritmo de controlo preditivo digital baseado em modelo não linear (DN MPC) o mesmo será aplicado nas três EHO definidas no Capítulo 4. Na avaliação aplica-se um DN MPC em cada ciclo de controlo. O algoritmo DN MPC e as EHO são avaliados em três cenários de operação, da mesma forma que o controlador PI no Capítulo 4.

Cenário 1: Caso ideal sem perturbações. O modelo utilizado para simular o processo utiliza os parâmetros empíricos de operação, estabelecidos para cada indústria no Capítulo 2.

Cenário 2: Existem perturbações pontuais nas principais entradas do processo: pureza de alimentação, pressão de vapor, brix de alimentação e pressão de vazio.

Cenário 3: No processo, os parâmetros de operação dos quais existem valores reais disponíveis, vão ser substituídos por estes valores tomados na indústria: pressão de vazio, brix de alimentação, pressão de vapor, temperatura de vapor, etc.

As três EHO utilizam o caudal de alimentação de licor ou xarope e o caudal de vapor como variáveis de controlo para regular indistintamente o volume, a sobressaturação ou a fracção mássica de cristais, esta última indirectamente através da corrente do agitador. A Tabela 5.1 resume os parâmetros estabelecidos para cada um dos DNMPC.

A dinâmica do processo que experimenta uma resposta lenta, em todos os casos com um tempo de estabelecimento maior que 40 segundos, determina a selecção de um período de amostragem relativamente grande (10 s). Apesar de para estas aplicações o tempo de computação consumido pelo algoritmo DNMPC, em cada período de amostragem, ser menor de 0.45 s (Ver Figura 5.19), pretende-se criar as bases para um futuro algoritmo MPC com horizonte de previsão capaz de prever os parâmetros ao terminar o processo (≈ 90 min). Para tal caso as exigências de tempo de cálculo seriam muito maiores e prevê-se que os dez segundos do período de amostragem sejam suficientes para o tempo de computação e para um bom desempenho geral do controlador DNMPC.

O número de bits é estabelecido em ($m = 8$), apesar de na prática estarem à disposição conversores digitais/analógicos e vice-versa de 10 e 12 bits com melhor resolução. Considera-se o critério prático de que os níveis de ruído na indústria afectam com grande sensibilidade as variações nos bits menos significativos nos conversores de 10 e 12 bits. A selecção dum conversor de 8 bits pretende melhorar a resposta do controlador às perturbações e ruídos comuns num ambiente industrial.

Os restantes parâmetros associados ao DNMPC, que estão compreendidos em algum tipo de restrição (*Hard* ou *Soft*), são definidos com base nas condições tecnológicas disponíveis para cada indústria nas quais se implementaram as EHO.

A avaliação do algoritmo DNMPC é realizada em MatLab 7.0. Em todos os casos estabelece-se a estrutura de controlo apresentada na Figura 5.3. Nas simulações utiliza-se como processo o modelo contínuo do processo de cristalização de açúcar, apresentado no Capítulo 3.

O DNMPC utiliza, para fazer a previsão do processo, o modelo discreto correspondente ao modelo contínuo (ver Apêndice B.2.1). A utilização dum modelo discreto introduz uma margem de erro entre o modelo de previsão e o processo, porém simplifica o volume de cálculos a executar pelo algoritmo de optimização.

Tabela 5.1 - Parâmetros definidos para os DN MPC.

Parâmetro		Valor		
Período de Amostragem: Δt (s)		10		
Horizonte de Controlo: H_c		2 (Todos os casos)		
Horizonte de previsão: H_p		5 (Todos os casos)		
Restrições de Hardware	Número de bits: m	8 (Todos os casos)		
	Caudal mínimo de vapor (kg/s)	0		
	Caudal mínimo de Alimentação de licor (m^3/s)	0		
	Caudal máximo de Alimentação de licor (m^3/s)	“RAR.SA”	“José Martí”	“30 de Nov.”
	Caudal máximo de Vapor (kg/s)	0.025	0.025	0.06
		3	3.5	3.5
Restrições de operação	Máxima variação do caudal de vapor	$p_1 = 20$ (Equivale a ± 20 códigos digitais)		
	Máxima variação do caudal de alimentação de licor	$p_2 = 20$ (Equivale a ± 20 códigos digitais)		

No Apêndice B.2.2 representa-se o algoritmo aplicado para implementar o controlador preditivo digital baseado num modelo não linear (DN MPC). Também mostra-se no Apêndice B.2.3 o programa completo da implementação do algoritmo DN MPC para a EHO do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA”. As diferenças deste programa em relação às outras duas EHO radicam somente na definição dos parâmetros de operação do processo e do controlador.

5.4.1 Avaliação do algoritmo DN MPC na Estratégia Heurística de Operação da Refinaria “RAR.SA”

O método utilizado para avaliar o algoritmo DN MPC é similar ao utilizado no Capítulo 4 para avaliar a resposta do controlador PI; neste caso o programa mostrado no Apêndice B.2.3 integra toda a estratégia heurística de operação concebida para controlar o processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA”. Dentro do programa assumem-se os três cenários de operação definidos anteriormente, nos quais se definem diferentes especificações para os parâmetros de operação.

O desenho dos quatro DN MPC realiza-se a partir das especificações definidas na secção 5.3, dando como resultado as seguintes quatro funções objectivos nas quais ficam estabelecidos os parâmetros de controlo e as restrições que devem cumprir as variáveis controladas e de controlo.

DN MPC_{RAR-1}: Controlo de volume com caudal de alimentação de licor.

$$\begin{aligned}
 & \min_{\mathbf{u}(\cdot) \in \left(i \cdot \frac{0.025}{256} \right), i=0 \dots m-1} J = \sum_{k=1}^5 \left(\text{ref}_1(t+k) - \hat{V}_m(t+k) \right)^2 \\
 & |u(k+j) - u(k+j-1)| \leq 20 \cdot \frac{0.025}{256}, j=0,1
 \end{aligned} \tag{5.13}$$

DNMPC_{RAR-2}: Controlo de sobressaturação com caudal de alimentação de licor.

$$\min_{\substack{\mathbf{u}(\cdot) \subset \left(i \cdot \frac{0.025}{256}\right), i=0 \dots m-1 \\ |u(k+j) - u(k+j-1)| \leq 20 \cdot \frac{0.025}{256}, j=0,1}} J = \sum_{k=1}^5 \left(ref_2(t+k) - \hat{S}(t+k) \right)^2 \quad (5.14)$$

DNMPC_{RAR-3}: Controlo de sobressaturação com caudal de vapor.

$$\min_{\substack{\mathbf{u}(\cdot) \subset \left(i \cdot \frac{3}{256}\right), i=0 \dots m-1 \\ |u(k+j) - u(k+j-1)| \leq 20 \cdot \frac{3}{256}, j=0,1}} J = \sum_{k=1}^5 \left(ref_3(t+k) - \hat{S}(t+k) \right)^2 \quad (5.15)$$

DNMPC_{RAR-4}: Controlo de corrente do agitador com caudal de alimentação de xarope.

$$\min_{\substack{\mathbf{u}(\cdot) \subset \left(i \cdot \frac{0.025}{256}\right), i=0 \dots m-1 \\ |u(k+j) - u(k+j-1)| \leq 20 \cdot \frac{0.025}{256}, j=0,1}} J = \sum_{k=1}^5 \left(ref_4(t+k) - \hat{I}A(t+k) \right)^2 \quad (5.16)$$

A seguir analisa-se a resposta dos quatro DNMPC para os três cenários de operação concebidos para avaliar o algoritmo de controlo.

5.4.1.1 Avaliação do DNMPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (Cenário de operação 1).

Como se descreveu previamente, o cenário 1 representa o caso ideal. O processo é simulado a partir do modelo detalhado e os parâmetros de entrada não variam, considerando que não existem perturbações nem ruídos (Ver Tabela 4.1).

Durante a etapa de concentração por evaporação (aproximadamente dez minutos depois do começo do processo) põe-se em funcionamento o primeiro ciclo de controlo, que tem por objectivo manter o volume constante alimentando pequenas quantidades de licor (Ver Figura 5.6 (DNMPC-1)).

Quando a sobressaturação alcança o valor 1.11, é introduzida a semente e nesse momento activa-se o segundo ciclo de controlo. A semente provoca um efeito de choque no processo, a sobressaturação tende a aumentar rapidamente (Ver Figura 5.7), não obstante este efeito só dura um pequeno intervalo de tempo (3-4 minutos) e o DNMPC consegue manter a sobressaturação no valor de referência. Quando o licor disponível para esta fase se esgota ($\approx 22 \text{ m}^3$), a válvula de alimentação de licor fecha-se e utiliza-se o caudal de vapor para controlar a sobressaturação (ciclo de controlo 3). Para manter a sobressaturação constante, aumenta-se o caudal de vapor até que alcance o seu máximo valor (restrição de hardware). A sobressaturação, no final da etapa, diminui a causa da alta taxa de crescimento, isto propicia um aumento notável da fracção mássica de cristais que se quantifica pela corrente do agitador.

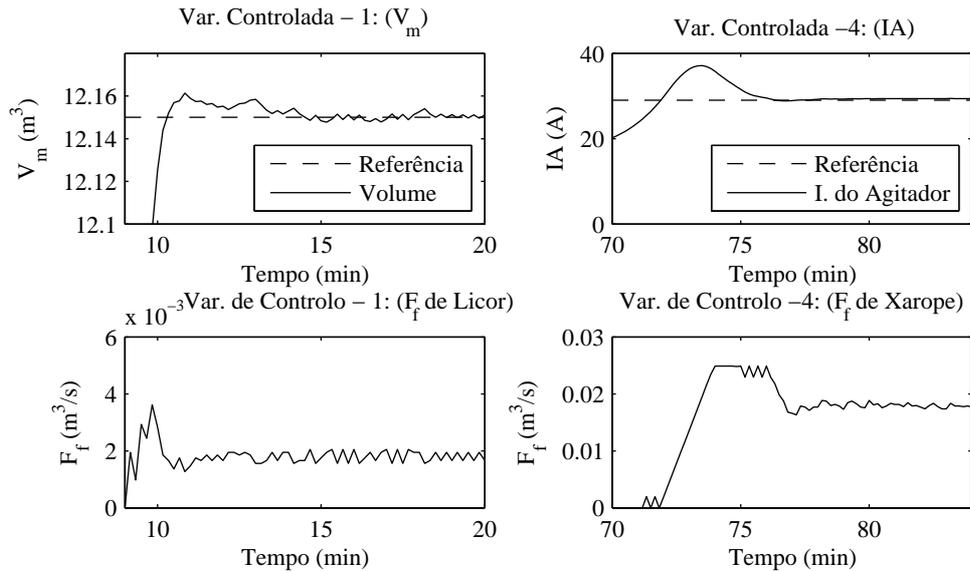


Figura 5.6 - Resposta dos DN MPC-1 e 4. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 1)

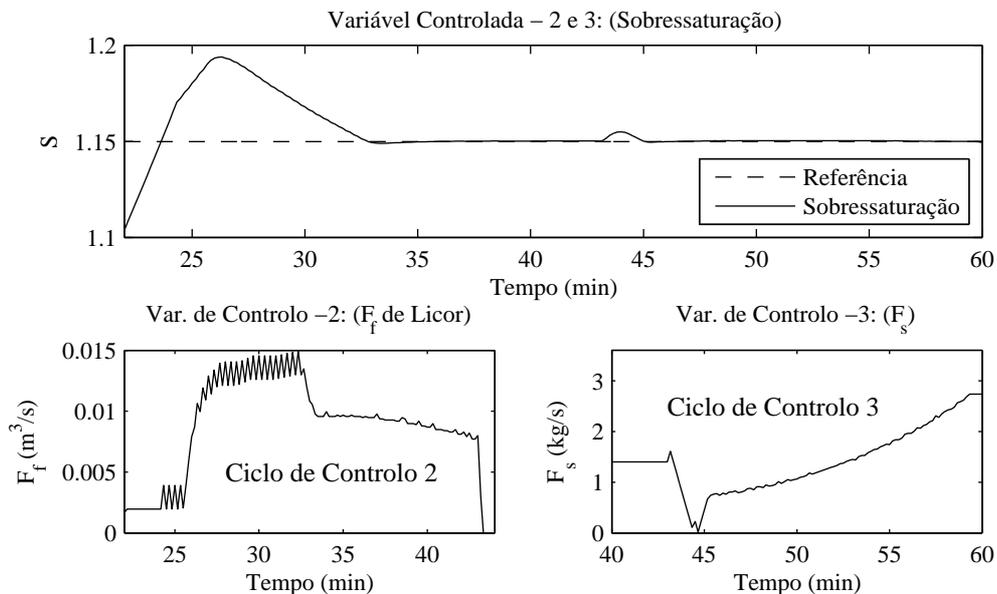


Figura 5.7 - Resposta dos DN MPC-2 e 3. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 1)

Quando a corrente do agitador chega a 20.5 A, restabelece-se a alimentação com uma solução de menor pureza (xarope), controlando a fracção mássica de cristais, indirectamente, mediante a corrente do agitador, até alcançar o volume máximo do cristalizador ($\approx 30 \text{ m}^3$). Este é o quarto ciclo de controlo cuja resposta se mostra na Figura 5.6.

Em todos os casos o DN MPC mantém a variável controlada na referência e as restrições são cumpridas com um sinal de controlo estável e de pouco esforço. A Figura 5.6 mostra a resposta dos DN MPC 1 e 4 que controlam o volume e corrente do agitador. A Figura 5.7 mostra a resposta dos DN MPC 2 e 3, que controlam a sobresaturação.

Os valores finais dos indicadores directos de qualidade, Tamanho Médio (AM) e Coeficiente de Variação (CV), são mostrados na Tabela 5.2 junto a outros indicadores de eficiência, onde se observa que os mesmos estão dentro dos valores exigidos para o açúcar refinado. Isto demonstra que neste aspecto o DNMPC cumpre os requisitos exigidos.

Tabela 5.2 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 1)

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
Tamanho médio (mm)	0.59	Consumo de energia (kg de vapor)	9262
Coeficiente de variação (%)	31.16	Consumo de licor (m ³)	38.8
Duração do processo (min:s)	89:10	Produção de açúcar (kg)	22001

5.4.1.2 Avaliação do DNMPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (Cenário de operação 2).

Para este segundo cenário de operação utilizam-se os mesmos parâmetros de operação empíricos aplicados no Cenário-1 (Ver Tabela 4.1), porém agora alguns parâmetros são afectados com as perturbações mais frequentes no processo de cristalização de açúcar: pressão de vazio, brix e pureza de licor e xarope de alimentação.

Perturbação no brix do licor de alimentação.

Durante o segundo ciclo de controlo, o brix do licor de alimentação foi aumentado e diminuído em relação ao seu valor normal de operação (0.72). Estas mudanças no brix do licor de alimentação provocaram alterações de igual direcção na sobressaturação. No primeiro caso o DNMPC manipula a variável de controlo para superar rapidamente o problema e manter a sobressaturação na referência (ver Figura 5.8). Para o segundo caso o brix manteve-se baixo durante um período de tempo de 10 minutos. Para manter a sobressaturação constante o DNMPC teve que reduzir o caudal de alimentação. Esta perturbação tem um efeito negativo no processo, a taxa de cristalização torna-se muito baixa e o processo alcança um ponto onde a sobressaturação não é controlável e continua decrescendo apesar de a válvula de controlo, que regula a entrada de licor, estar completamente fechada. (Ver Figura 5.8). A solução proposta para este problema consiste em introduzir uma **acção de controlo de emergência**, a qual manipula o caudal de vapor que normalmente permanece constante durante esta fase. Esta acção de controlo utiliza um controlador proporcional simples (P) que aplica a equação (5.17).

$$F_s = a \cdot B_f + b \quad (5.17)$$

A equação (5.17) representa a equação duma recta (ver Figura 5.10), cujos parâmetros ($a = -8.75$ e $b = 7.5$) são obtidos empiricamente para obter uma compensação linear na abertura da válvula de vapor quando o licor está mais ou menos concentrado em relação ao valor nominal. Se o brix permanece no seu valor de operação (0.72) o caudal de vapor F_s também permanece no seu valor normal de operação. Se

aparece uma perturbação no brix, a acção adicional de F_s elimina ou pelo menos reduz substancialmente o seu efeito indesejado na sobressaturação (ver Figura 5.9).

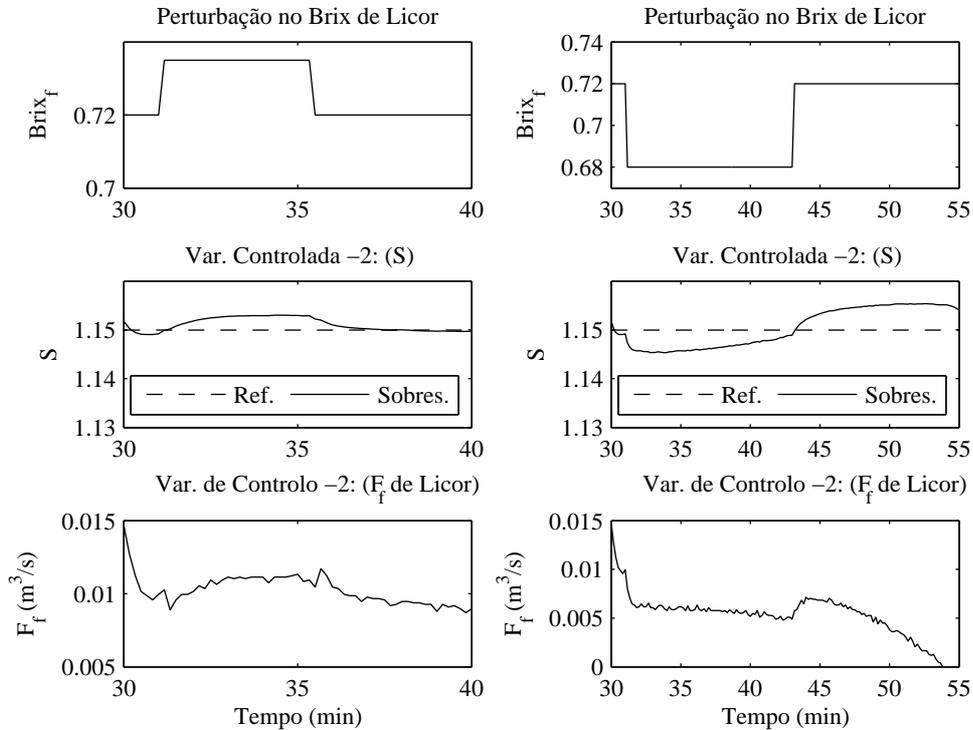


Figura 5.8 - Resposta do DN MPC - 2 às perturbações no brix do licor de alimentação. (EHO da Refinaria “RAR.SA”) (Cenário 2)

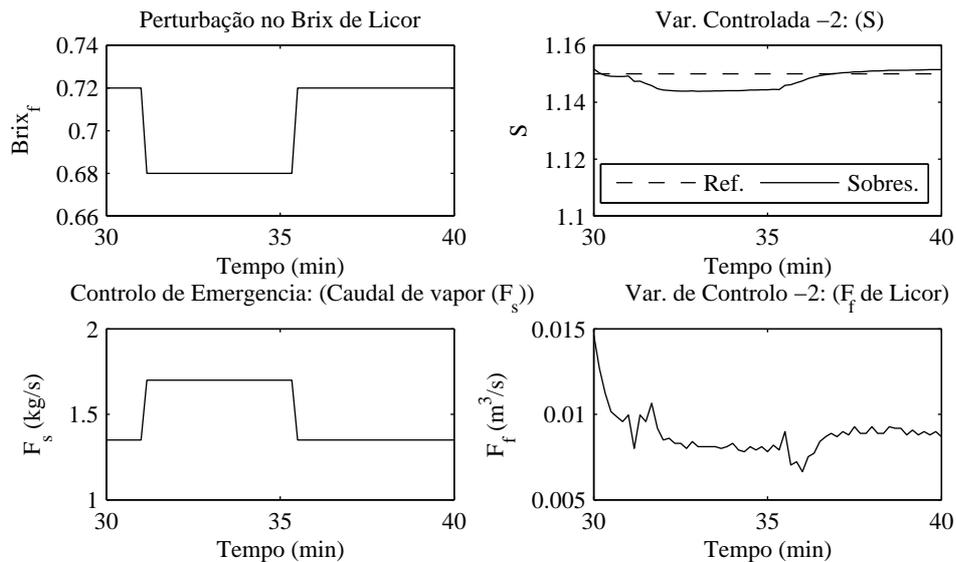


Figura 5.9 - Resposta do DN MPC - 2 com a acção de controlo de emergência às perturbações no brix do licor de alimentação. (EHO da Refinaria “RAR.SA”) (Cenário 2)

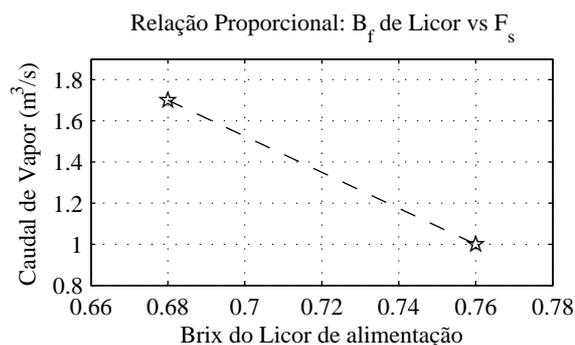


Figura 5.10 – Acção de controlo de emergência.

Perturbação na pressão de vazio.

As alterações na pressão de vazio são um fenómeno bastante comum e a principal causa deste problema está na entrada de ar ao cristalizador, no entanto, mais crítico é o caso em que a pressão de vazio tem perturbações por falhas no equipamento.

Além dos problemas de segurança, perturbações na pressão de vazio afectam em primeira instância à temperatura. Segundo (Mullin, 1972; Budz *et al.*, 1985; VanHook, 1988), as mudanças térmicas afectam a energia de activação de crescimento, determinando a importância dos passos de integração e difusão superficial na velocidade de crescimento, onde ambos os passos se complementam; por conseguinte, a influência na sobressaturação não é acentuada. Esta perturbação testou-se no terceiro ciclo de controlo. A Figura 5.11 mostra que o DN MPC, manipulando o caudal de vapor, pode manter a sobressaturação muito perto da referência quando acontece este tipo de perturbação.

Perturbação na pureza do xarope de alimentação.

O DN MPC foi também testado na presença de perturbações na pureza do xarope de alimentação durante o quarto ciclo de controlo. Estas perturbações praticamente não afectam a variável controlada (corrente do agitador) como se mostra na Figura 5.11, e a acção de controlo não experimenta mudanças significativas. Este comportamento pode ser justificado porque nesta altura do processo os cristais estão completamente formados, a taxa de cristalização é muito elevada devido à grande superfície disponível para integrar novas moléculas, e o caudal de vapor está no valor máximo. Estas condições inibem a influência das impurezas na cristalização. De facto, esta observação confirma a importância de usar nesta fase o xarope com menor pureza, o qual é economicamente favorável e não afecta significativamente a eficiência do processo.

De forma geral o desempenho do DN MPC às as perturbações é aceitável. A Tabela 5.3 mostra os valores finais dos principais indicadores de qualidade obtidos neste segundo cenário de operação.

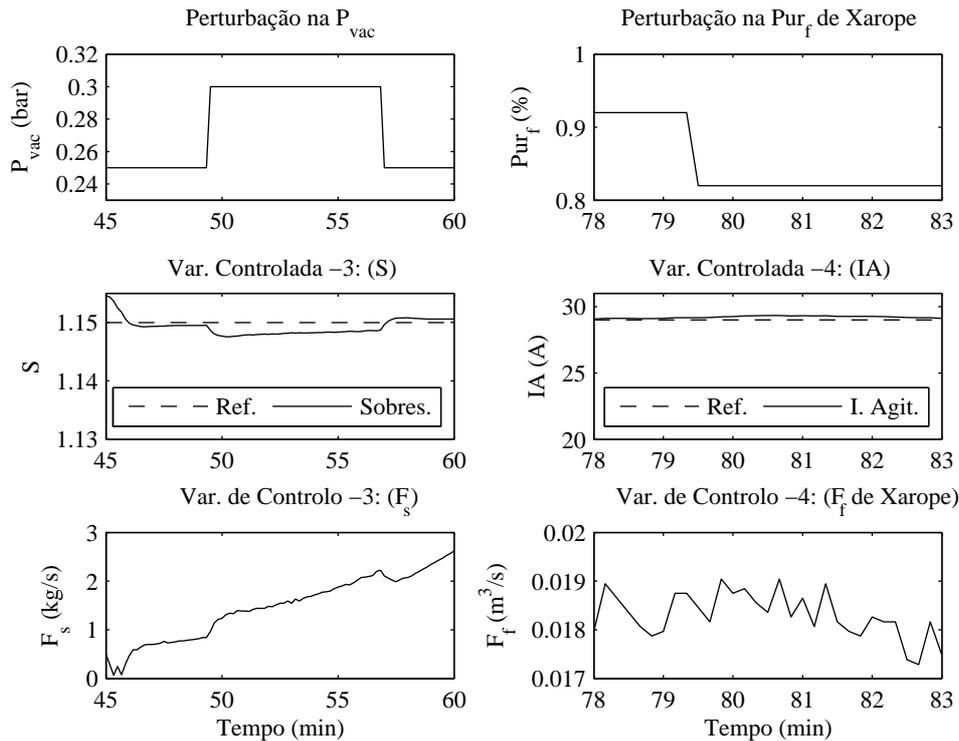


Figura 5.11 - Resposta dos DNMPC -3 e 4 às perturbações na pressão de vapor e na pureza do xarope de alimentação (EHO da Refinaria “RAR.SA”) (Cenário 2).

Tabela 5.3 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 2)

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
Tamanho médio (mm)	0.57	Consumo de energia (kg de vapor)	9144
Coefficiente de variação (%)	33.8	Consumo de licor (m ³)	38.6
Duração do processo (min:s)	89:50	Produção de açúcar (kg)	21892

5.4.1.3 Avaliação do DNMPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (Cenário de operação 3).

Para este cenário os quatro DNMPC estão baseados nos mesmos modelos utilizados nos cenários 1 e 2. A diferença deste cenário de avaliação é que todos os dados reais disponíveis das entradas do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA” são utilizados para simular as condições reais da indústria, assim se introduz uma considerável discrepância entre o processo e o modelo preditivo o que torna este cenário mais desafiante no que diz à capacidade do DNMPC para controlar o processo. A Apêndice B.1.7 mostra uma representação gráfica das entradas disponíveis do processo de cristalização nesta indústria.

A Figura 5.12 mostra a resposta dos DNMPC 1 e 4 que controlam o volume e a corrente do agitador. A Figura 5.13 mostra a resposta dos DNMPC 2 e 3 que controlam a sobressaturação. Em todos os casos o DNMPC mantém a variável controlada na referência e as restrições são cumpridas com um sinal de controle estável e de pouco esforço. Neste cenário o comportamento dinâmico das variáveis de controle e controladas seguem a mesma tendência que nos dois cenários anteriores.

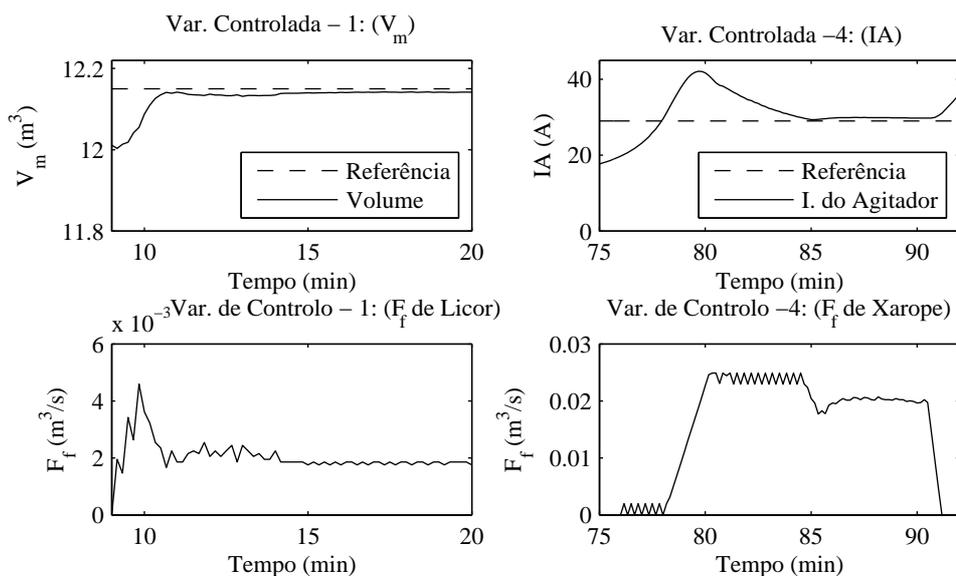


Figura 5.12 - Resposta dos DNMPC-1 e 4. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)

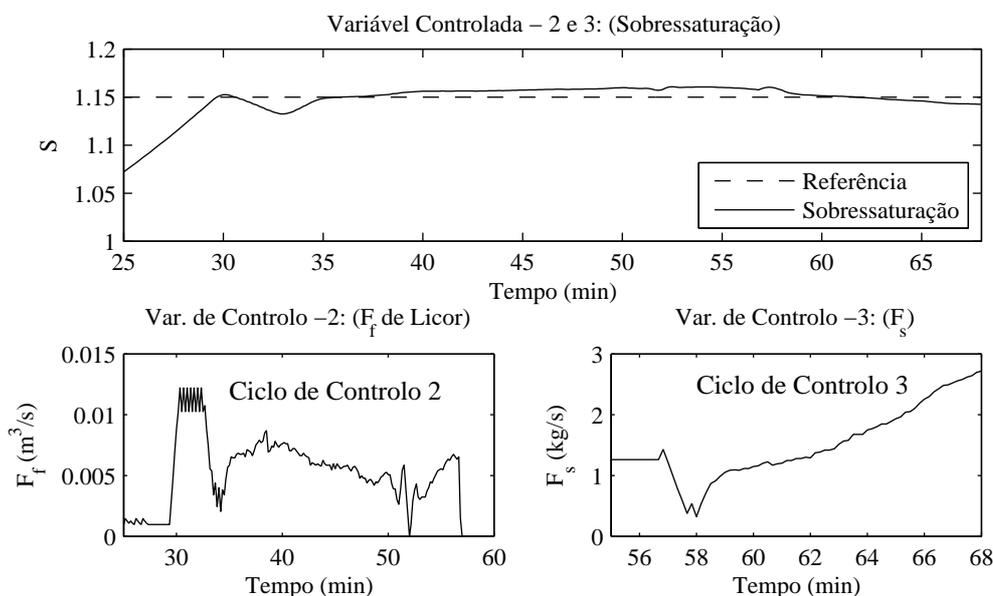


Figura 5.13 - Resposta dos DNMPC- 2 e 3. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)

De forma general a cascata de DNMPC consegue manter as variáveis controladas nos seus valores de referências. No entanto, o principal problema está no tamanho médio final dos cristais (MA), que é superior aos 0.6 mm, o que na prática significa açúcar de menos qualidade, menor valor no mercado ou inclusivamente reciclagem da produção (ver Tabela 5.4, a fila – sem modificações)

Para superar o problema anterior foram realizadas várias experiências baseadas na ajuda de engenheiros do processo e dos próprios resultados experimentais. Com os resultados obtidos consegue-se superar o problema e chegar às seguintes conclusões: (i) o tamanho médio de cristais é muito sensível em relação a pequenas mudanças no ponto de operação da sobressaturação e da fracção mássica de cristais, (ii) é mais eficiente permitir uma pequena variação da sobressaturação, em redor da referência, que manter o ponto de operação rigorosamente fixo e (iii) em certos casos é necessário alterar as restrições de

operação, sempre que se mantenham dentro das restrições de hardware. A partir destas experiências introduzem-se as três modificações seguintes na estratégia heurística de operação:

Modificação -1: O ponto de operação da fracção mássica de cristais no quarto ciclo de controlo foi modificado desde 0.45 ou valor 0.43

Modificação -2: O ponto de operação da sobressaturação no terceiro ciclo de controlo foi modificado desde 1.15 ao valor 1.17

Modificação -3: Durante o quarto ciclo de controlo o caudal máximo de vapor foi modificado de $F_{s_{max}} = 2.75 \text{ kg/s}$ para 3 kg/s (igual-se à restrição de hardware).

O resultado da implementação destas modificações e os seus efeitos nos parâmetros finais da função de distribuição de tamanhos (AM e CV) são resumidos na Tabela 5.4

O estudo foi repetido para três conjuntos de dados industriais denominados Batch 1, 2 e 3. Na Figura 5.14 representa-se a evolução do parâmetro tamanho médio para os três batch seleccionados. Da análise do comportamento do parâmetro tamanho médio, não só o valor final de AM evidencia uma alta sensibilidade com respeito às modificações implementadas, também a própria dinâmica de AM durante todo o batch é afectada. Este estudo confirma que a qualidade final das operações batch e fed-batch é fortemente dependente da evolução dinâmica do processo e das especificações definidas durante todo o batch; ou seja, objectivos intermédios podem ter grande impacto nos resultados finais do batch.

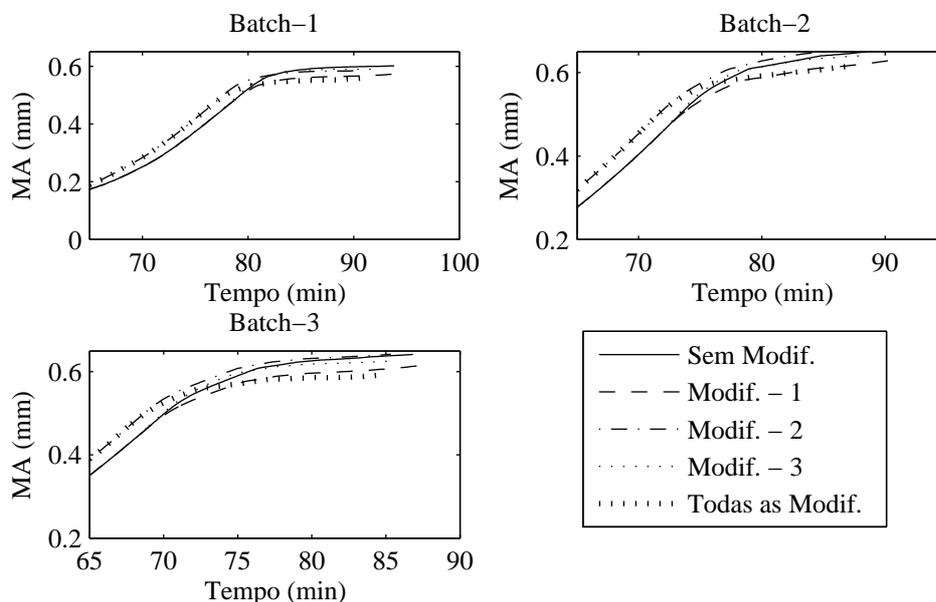


Figura 5.14 - Comportamento do parâmetro tamanho médio. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3, Batch 1, Batch 2 e Batch 3)

Os valores finais dos indicadores directos de qualidade, Tamanho Médio (AM) e Coeficiente de Variação (CV), junto a outros indicadores de eficiência obtidos para o Batch -1, são mostrados na Tabela 5.5. Pode-se observar que todos os parâmetros estão dentro dos limites exigidos para o açúcar refinado.

Isto demonstra que neste terceiro cenário de operação o DN MPC, com as modificações implementadas, também cumpre os seus objetivos.

Tabela 5.4 - Valores finais dos parâmetros da função de distribuição de tamanhos dos cristais (AM a CV para três batch no Cenário - 3)

Modificações	Valores Finais					
	Batch 1		Batch 2		Batch 3	
	AM(mm)	CV(%)	AM(mm)	CV(%)	AM(mm)	CV(%)
Sem modificações	0.6017	32.18	0.655	28.34	0.642	29.10
Modificação - 1	0.574	32.27	0.629	28.35	0.615	29.10
Modificação - 2	0.585	32.7	0.657	28.21	0.642	28.1
Modificação - 3	0.59	33.04	0.641	29.1	0.626	30.18
Todas as modificações	0.559	32.69	0.614	29.16	0.591	30.53

Tabela 5.5 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria "RAR.SA" - Cenário de operação 3)

Parâmetro	Cenário 3 (Batch 4)				
	Sem Mod.	Mod. 1	Mod. 2	Mod. 3	Mod. 1,2,3
Tamanho médio (mm)	0.6	0.57	0.59	0.58	0.567
Coefficiente de variação (%)	32.5	32.7	32.3	33.4	32.6
Duração do processo (min:s)	96:30	97:30	94:40	95:10	94:30
Consumo de energia (kg de vapor)	9795	9711	9824	9845	9769
Consumo de licor (m ³)	39.44	39.04	39.58	39.6	39.3
Produção de Açúcar (kg)	21934	21687	22015	22054	21887

Como se tem visto, este terceiro cenário de operação constitui o caso mais exigente e desafiante para o algoritmo DN MPC. Os resultados obtidos a partir da introdução das três modificações na estratégia heurística de operação inicial constituem a base para introduzir uma nova variante do algoritmo DN MPC. Esta nova variante do DN MPC pretende permitir uma margem de erro na referência a seguir e tem sido nomeado DN MPC com tolerância no erro (ET-DN MPC), a qual será estudada na próxima seção.

5.4.2 Controlador preditivo digital baseado em modelo não linear com tolerância no erro de previsão.

Os resultados obtidos na seção anterior com a introdução das três modificações na EHO foram a principal motivação para uma modificação na formulação geral do algoritmo DN MPC. A nova modificação consiste em permitir uma pequena margem de tolerância (χ) no erro de previsão da variável controlada com relação à referência. Com esta modificação o algoritmo DN MPC inicial será

agora nomeado DN MPC com tolerância no erro de previsão (ET-DN MPC). A sua função objectivo geral apresenta-se em (5.18)

$$u(t+k|\hat{t}) = \begin{cases} u : \begin{cases} \min & J = \sum_{k=1}^{H_p} (ref(t+k) - \hat{y}(t+k))^2, \text{ if } E_{\Sigma} > \chi \\ \mathbf{u}(\cdot) \subset (i \cdot \theta + u_{\min}), i=0..m-1 \\ |u(k+j) - u(k+j-1)| \leq \rho \theta, j=0..H_c-1 \end{cases} & ; \alpha \in R^+ \\ u^* & , \text{ if } E_{\Sigma} \leq \chi \end{cases} \quad (5.18)$$

A equação (5.18) é uma forma particular da função objectivo definida em (5.11). No algoritmo ET-DN MPC a optimização é realizada só quando o valor do termo E_{Σ} é maior que a tolerância permitida (χ). O termo E_{Σ} , representa o valor médio da somatória do valor absoluto do erro da previsão (ver equação 5.19). Para determinar o valor de E_{Σ} utiliza-se o último valor do sinal de controlo ($u(t-1)$) aplicado ao processo.

$$E_{\Sigma} = \frac{1}{H_p} \sum_{k=1}^{H_p} |ref(t+k) - \hat{y}(t+k)| \quad (5.19)$$

O algoritmo ET-DN MPC só realizará a optimização quando E_{Σ} for maior que o valor de tolerância estabelecido. No caso de E_{Σ} ser menor ou igual que a tolerância, o controlador aplica ao processo o valor do sinal de controlo u^* , sendo u^* o último valor calculado pelo controlador, para o qual a previsão se mantém dentro da zona de tolerância permitida.

A tolerância (χ) é um parâmetro de desenho e a sua selecção é crucial para obter um bom compromisso entre as necessidades de tempo de comutação e conseguir um aceitável seguimento da referência. Neste trabalho não está definido um procedimento analítico formal para a selecção de χ , o seu valor tem sido seleccionado com base a uma simples consideração: permitir uma variação, no entorno da variável controlada, entre 5 % e 10 % do valor máximo desta variável.

O algoritmo ET-DN MPC vai ser avaliado nas três EHO, com estas avaliações pretende-se demonstrar que o ET-DN MPC consegue diminuir consideravelmente o tempo de computação utilizado pelo controlador, sem afectar significativamente os parâmetros da função de distribuição de tamanho dos cristais.

5.4.2.1 Avaliação do algoritmo ET-DN MPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação – 3).

Neste ponto faz-se uma análise do desempenho do algoritmo ET-DN MPC para o terceiro cenário de operação por ser este o cenário que tem maior aproximação com as condições reais da indústria. O desempenho obtido no primeiro cenário é apresentado nos Apêndices B.2.4. Os parâmetros do ET-DN MPC, elegidos com base nos critérios previamente definidos são resumidos na Tabela 5.6.

O objectivo deste controlador não é um seguimento rigoroso da referência, mas pretende-se manter a variável controlada dentro duma gama de tolerância no contorno do ponto de operação e diminuir o tempo de computação requerido para determinar a acção de controlo. Tal como mostram os resultados resumidos na Tabela 5.7, a margem de tolerância não afecta significativamente os valores finais da função de distribuição de tamanhos dos cristais (AM e CV) nem outros parâmetros que quantificam a eficiência do processo. As Figuras 5.15 e 5.16 mostram o desempenho aceitável dos quatro ET-DNMPC na EHO do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA”.

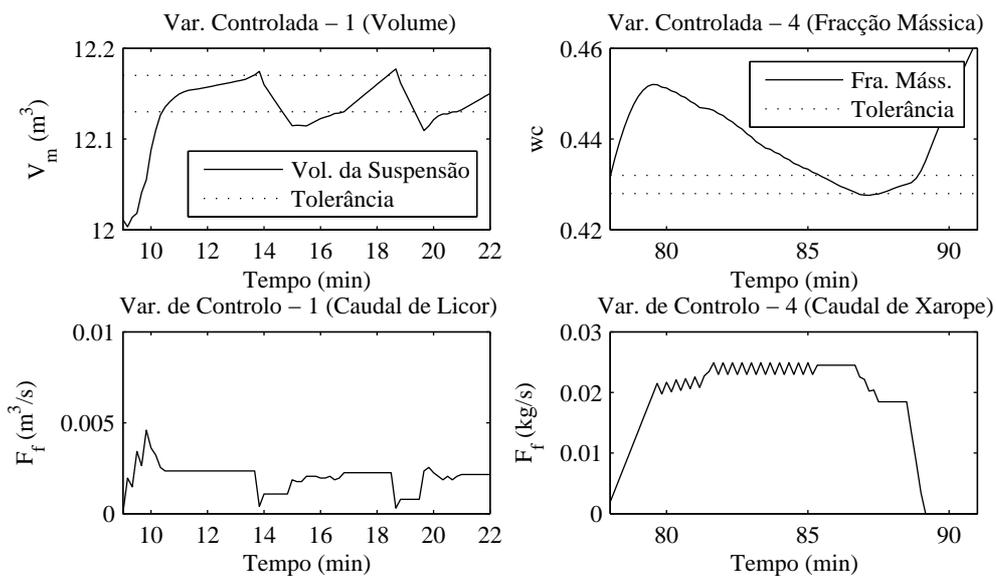


Figura 5.15 - Desempenho do ET-DNMPC 1 - 4. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)

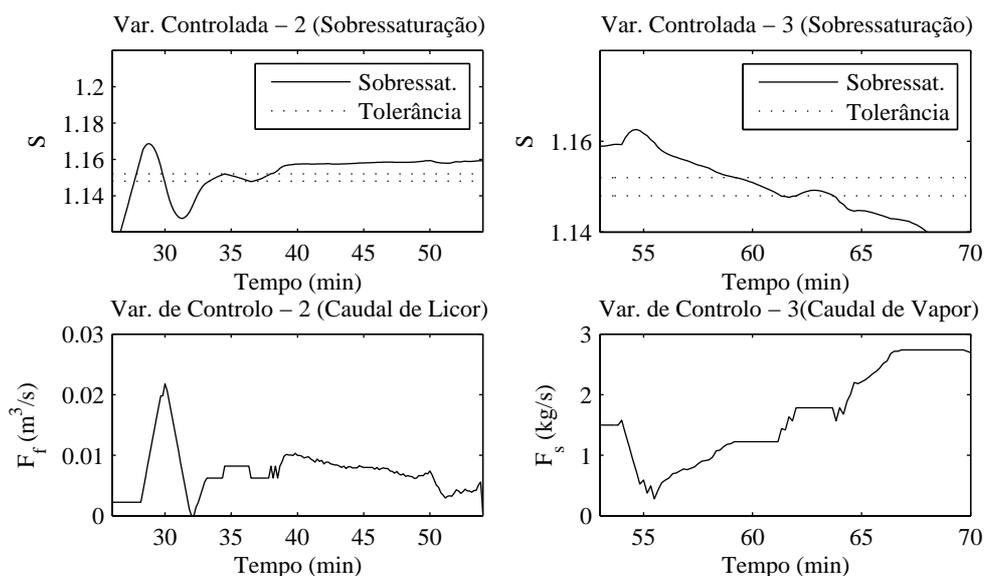


Figura 5.16 - Desempenho do ET-DNMPC 2 - 3. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)

Tabela 5.6 - Parâmetros de desenho ET-DNMPC (EHO da Refinaria “RAR.SA”)

Ciclo de Controlo	Parâmetros do ET-DNMPC				
	t_e	Δt	H_p	H_c	χ
ET-DNMPC ₁	40	10	5	2	0.02
ET-DNMPC ₂	40	10	5	2	0.002
ET-DNMPC ₃	60	10	5	2	0.002
ET-DNMPC ₄	80	10	5	2	0.002

5.4.2.2 Comparação entre DNMPC e ET-DNMPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 3).

As Figuras 5.17 e 5.18 mostram que o algoritmo inicial DNMPC consegue um melhor seguimento da referência definida para cada controlador, o que implica a necessidade de maiores requerimentos de tempo de computação na execução do algoritmo de optimização para determinar a acção de controlo. Não obstante, como mostra a Tabela 5.7 a introdução da margem de tolerância no erro permitido não afecta significativamente os valores finais dos parâmetros de qualidade do processo.

Tabela 5.7 - Comparação dos valores finais dos parâmetros de qualidade nos DNMPC e ET-DNMPC (EHO da Refinaria “RAR.SA”, Cenário 3, Batch 4)

Parâmetros de qualidade	DNMPC	ET-DNMPC
Tamanho médio (mm)	0.6	0.567
Coefficiente de variação (%)	31.25	32.6
Duração do processo (min:s)	89:00	94:30
Consumo de energia (kg de vapor)	9265	9769
Consumo de licor (m ³)	38.85	39.35
Produção de açúcar (kg)	22030	21887

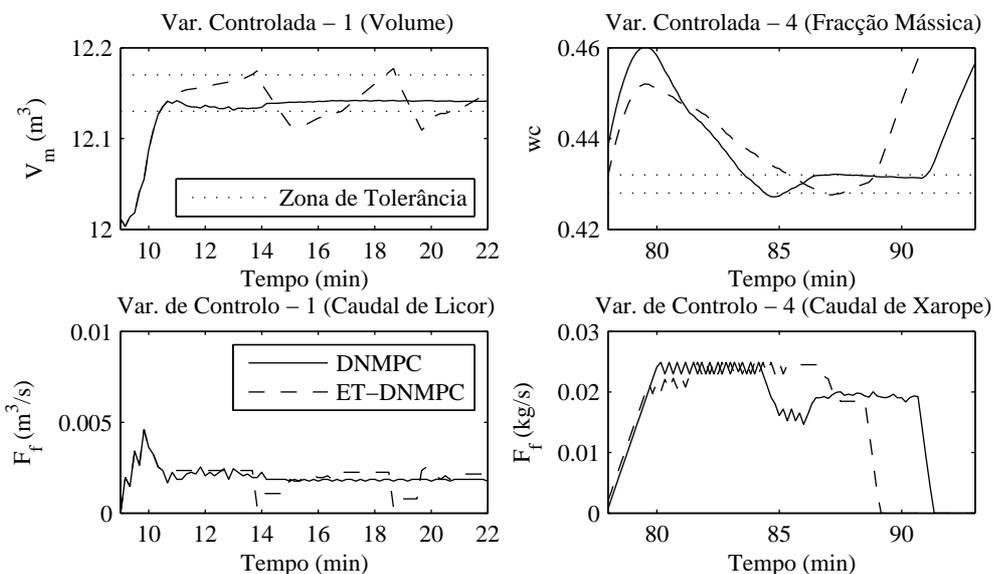


Figura 5.17 - Comparação entre DNMPC e ET-DNMPC. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)

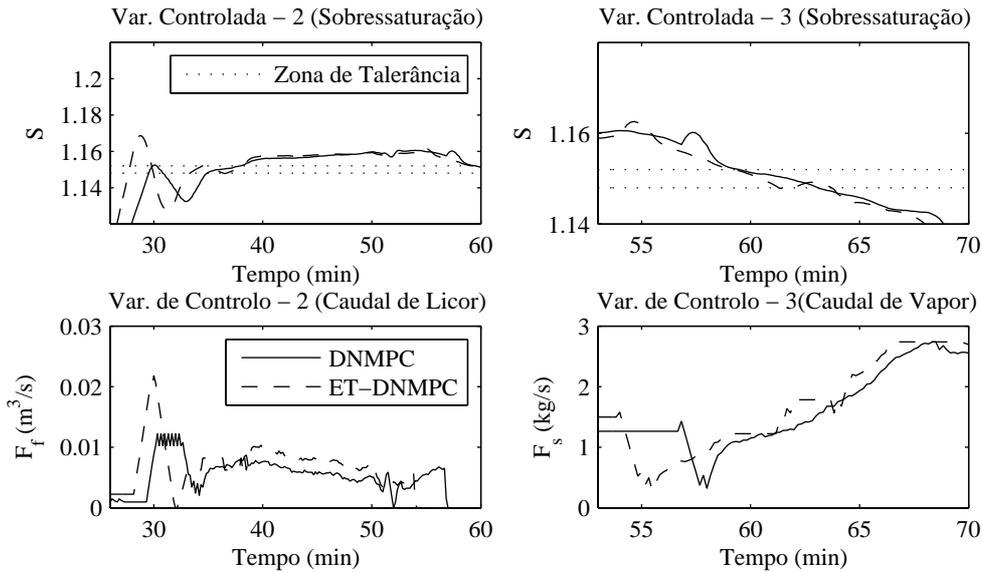


Figura 5.18 - Comparação entre DNMPC e ET-DNMPC. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)

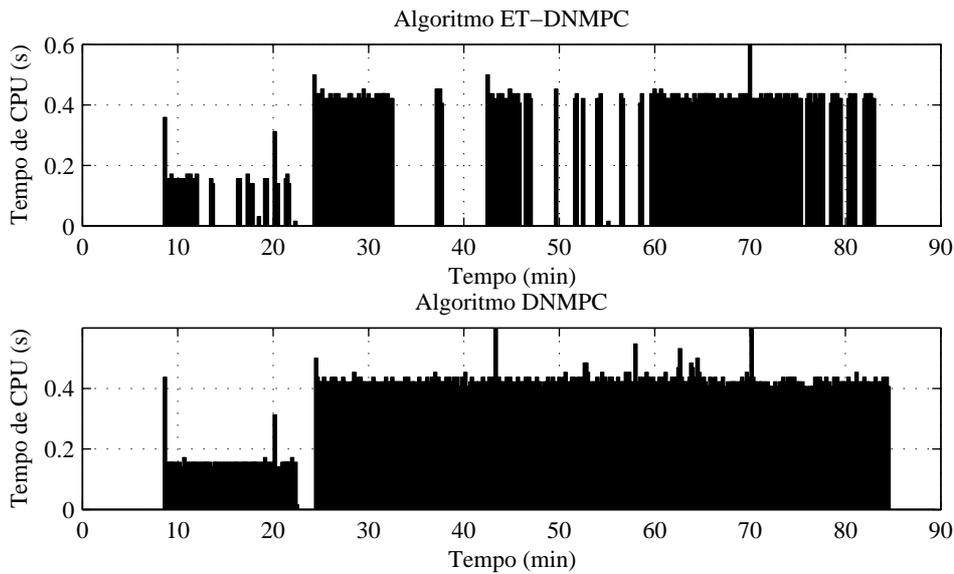


Figura 5.19 - Tempo de computação requerido pelos algoritmos ET-DNMPC e DNMPC. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)

Outro aspecto significativo conseguido após a introdução da tolerância no erro foi a redução do tempo de computação, o que torna este novo algoritmo mais atractivo para uma implementação em tempo real, e uma possível opção para controladores que pretendam prever o comportamento de algum parâmetro no final do processo. A Figura 5.19 mostra o tempo de computação requerido por ambos os controladores: DNMPC e E_DNMPC. No caso do DNMPC utiliza-se um tempo médio de CPU de 0.31 s e para o caso com tolerância no erro ET-DNMPC o tempo médio de CPU reduz-se a 0.18 s.

5.4.3 Avaliação do algoritmo DN MPC na Estratégia Heurística de Operação da Refinaria “José Martí”

A Refinaria “José Martí” produz açúcar refinado por cristalização batch ou vazio. A EHO definida para a cristalização neste Refinaria inclui quatro ciclos de controlo. Os quatro ciclos de controlo vão ser avaliados com DN MPC para os três cenários definidos na secção anterior. A estrutura dos controladores e a selecção dos seus parâmetros se faz com base nas especificações definidas na secção 5.3 (Ver Tabela 5.1), dando como resultado quatro controladores com as seguintes funções objectivo.

DN MPC_{Marti-1}: Controlo de volume com caudal de alimentação de licor.

$$\min_{\substack{\mathbf{u}(\cdot) \in \left(i \cdot \frac{0.025}{256}\right), i=0 \dots m-1 \\ |u(k+j) - u(k+j-1)| \leq 20 \cdot \frac{0.025}{256}, j=0,1}} J = \sum_{k=1}^5 \left(ref_1(t+k) - \hat{V}_m(t+k) \right)^2 \quad (5.20)$$

DN MPC_{Marti-2}: Controlo de sobressaturação com caudal de alimentação de licor.

$$\min_{\substack{\mathbf{u}(\cdot) \in \left(i \cdot \frac{0.025}{256}\right), i=0 \dots m-1 \\ |u(k+j) - u(k+j-1)| \leq 20 \cdot \frac{0.025}{256}, j=0,1}} J = \sum_{k=1}^5 \left(ref_2(t+k) - \hat{S}(k) \right)^2 \quad (5.21)$$

DN MPC_{Marti-3}: Controlo de sobressaturação com caudal de vapor.

$$\min_{\substack{\mathbf{u}(\cdot) \in \left(i \cdot \frac{3}{256}\right), i=0 \dots m-1 \\ |u(k+j) - u(k+j-1)| \leq 20 \cdot \frac{3.5}{256}, j=0,1}} J = \sum_{k=1}^5 \left(ref_3(t+k) - \hat{S}(k) \right)^2 \quad (5.22)$$

DN MPC_{Marti-4}: Controlo de corrente do agitador com caudal de alimentação de xarope.

$$\min_{\substack{\mathbf{u}(\cdot) \in \left(i \cdot \frac{0.025}{256}\right), i=0 \dots m-1 \\ |u(k+j) - u(k+j-1)| \leq 20 \cdot \frac{0.025}{256}, j=0,1}} J = \sum_{k=1}^5 \left(ref_4(t+k) - \hat{I}A(k) \right)^2 \quad (5.23)$$

5.4.3.1 Avaliação do DN MPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação 1).

Este primeiro cenário constitui um caso ideal no qual assumem-se valores constantes empíricos para os parâmetros de operação do processo (Ver Tabela 4.4). Não obstante, existem diferenças entre o processo representado pelo modelo contínuo detalhado e o modelo discreto de previsão. Na Figura 5.20 mostra-se a resposta do DN MPC no controlo do volume (ciclo de controlo 1) e da corrente do agitador

(ciclo de controle 4) e para ambos os casos a resposta obtida é aceitável. O controle da sobressaturação também mostra uma resposta satisfatória nos ciclos de controle 3 e 4 (ver Figura 5.21), demonstrando-se a aplicabilidade do algoritmo DNMPC para esta segunda EHO no processo de cristalização na Refinaria “José Martí”.

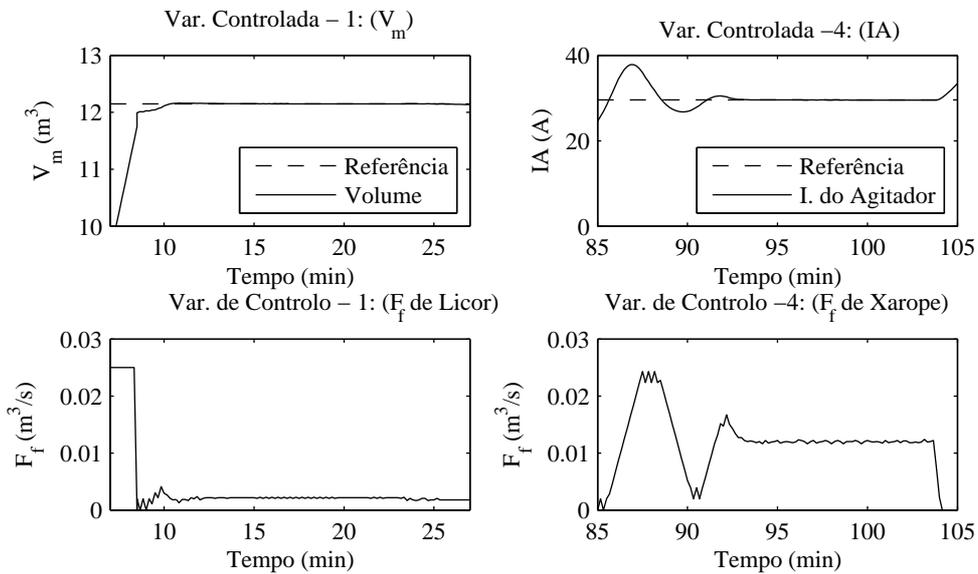


Figura 5.20 - Desempenho do DNMPC 1 - 4. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 1)

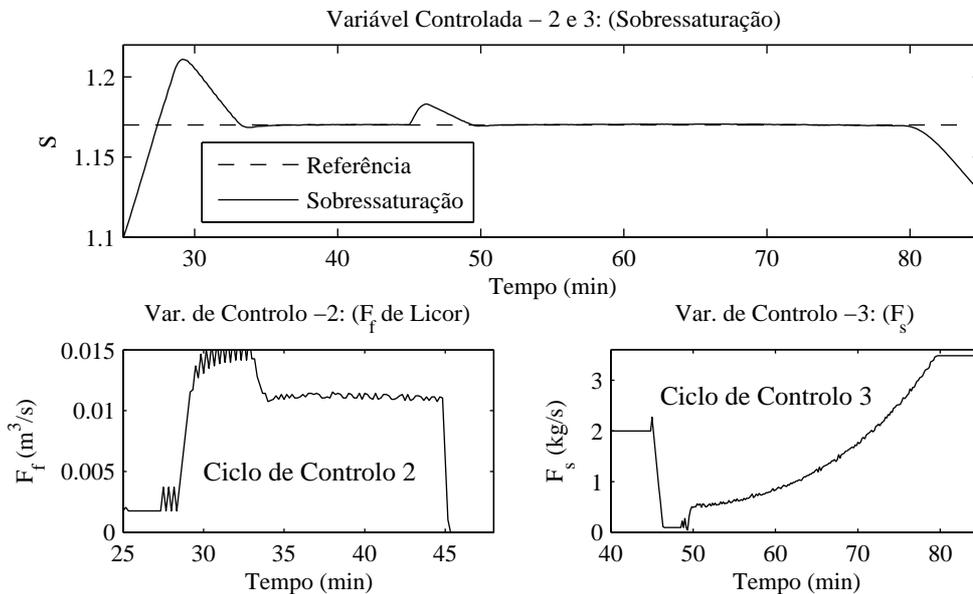


Figura 5.21 - Desempenho do DNMPC 2 - 3. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 1)

Os valores finais dos parâmetros que caracterizam a qualidade dos cristais de açúcar e a eficiência do processo são resumidos na Tabela 5.8, e estão dentro dos padrões exigidos para este processo.

Tabela 5.8 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 1)

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
Tamanho médio (mm)	0.58	Consumo de energia (kg de vapor)	12579
Coefficiente de variação (%)	25.8	Consumo de licor (m^3)	39.76
Duração do processo (min:s)	106:20	Produção de açúcar (kg)	19459

5.4.3.2 Avaliação do algoritmo DNMPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 2).

Neste segundo cenário de operação, o processo é submetido a quatro das perturbações mais frequentes para este processo num ambiente real. Na Figura 5.22 mostra-se a resposta do controlador a um aumento e uma diminuição no parâmetro brix do licor de alimentação. Esta perturbação é a que mais afecta à evolução normal do processo, já que nesta etapa os cristais iniciam o crescimento e é crucial manter controlada a sobressaturação. Apesar da forte perturbação no brix do licor de alimentação, o DNMPC consegue compensar a perturbação e manter a variável controlada na sua referência.

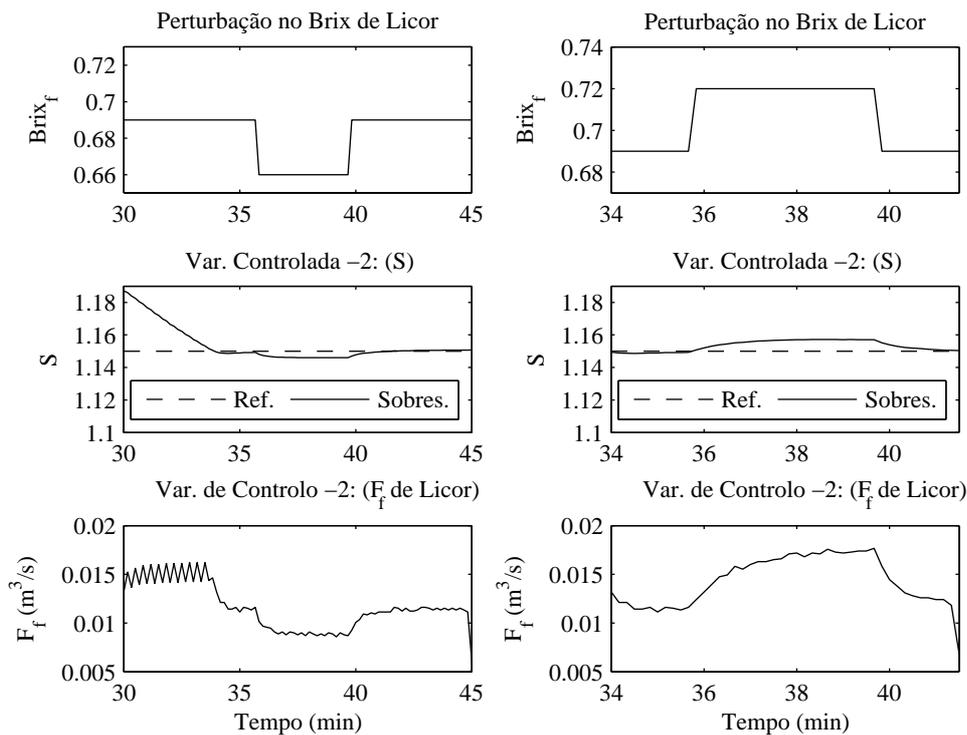


Figura 5.22 - Resposta do DNMPC - 2 às perturbações no brix de alimentação de licor (EHO da Refinaria “José Martí”)(Cenário 2)

Na Figura 5.23 mostra-se a resposta obtida quando acontecem perturbações na pressão de vazio e na pureza do xarope de alimentação, esta última na fase final do processo. A influência destas perturbações quase não é apreciável, e a resposta dos DNMPC é muito estável para estes casos. De forma geral, apesar das perturbações, os parâmetros finais que quantificam a qualidade dos cristais e a eficiência do processo, mantêm-se dentro dos valores normais da indústria (ver Tabela 5.9)

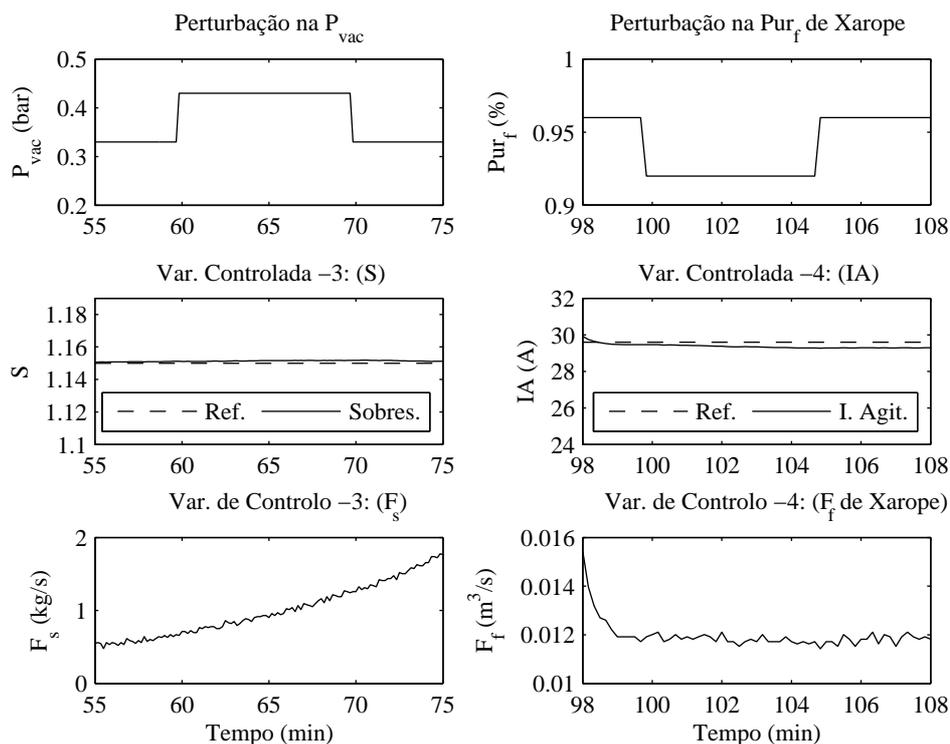


Figura 5.23 - Resposta do DNMPC 3 – 4 às perturbações na pressão de vazio e na pureza do licor (EHO da Refinaria “José Martí”) (Cenário 2)

Tabela 5.9 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 1)

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
Tamanho médio (mm)	0.585	Consumo de energia (kg de vapor)	12774
Coefficiente de variação (%)	25.5	Consumo de licor (m ³)	39.87
Duração do processo (min:s)	111:30	Produção de açúcar (kg)	19428

5.4.3.3 Avaliação do algoritmo DNMPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação – 3).

Para ampliar a avaliação do algoritmo DNMPC, o mesmo também foi implementado para o terceiro cenário de operação. Aqui os parâmetros de entrada do processo, pressão de vazio, pressão de vapor e temperatura de vapor, vão ser substituídos pelos dados reais disponíveis desta indústria. Outros parâmetros de entrada como brix e pureza de alimentação serão perturbados por níveis de ruído branco. Estas modificações procuram uma aproximação da simulação ou ambiente industrial real. Além disso, neste cenário as diferenças entre o modelo de previsão e o processo são mais acentuadas, pelo que para o algoritmo DNMPC vai ser mais difícil encontrar a acção de controlo óptima.

A Figura 5.24 mostra o desempenho do DNMPC no controlo do volume (ciclo de controlo 1) e da corrente do agitador (ciclo de controlo 4) e a Figura 5.25 mostra o controlo da sobressaturação (ciclos de controlo 2 e 3). Para ambos os casos, apesar das perturbações, consegue-se uma resposta aceitável do DNMPC.

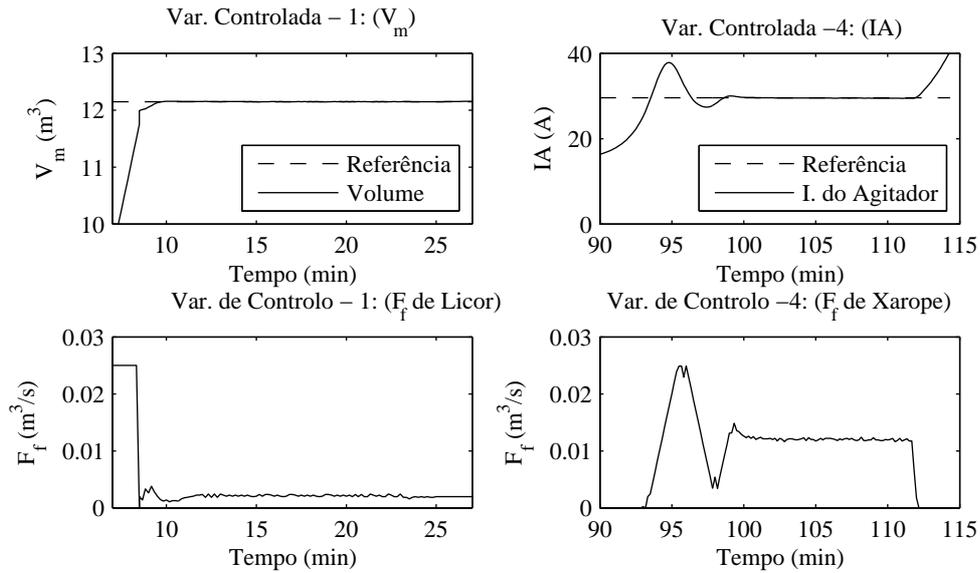


Figura 5.24 - Desempenho do DN MPC 1 - 4. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)

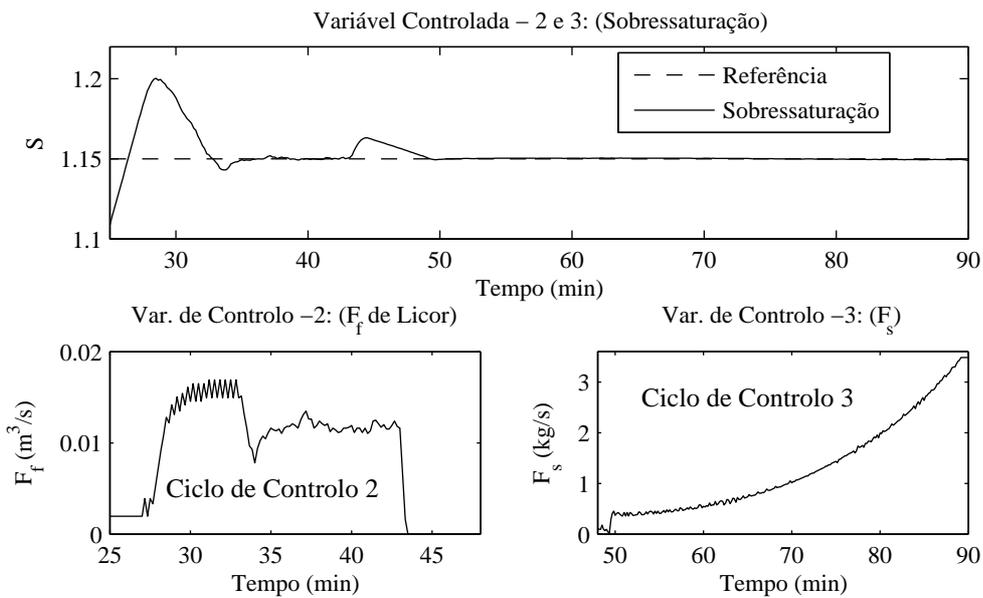


Figura 5.25 - Desempenho do DN MPC 2 -3. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)

Tabela 5.10 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 1)

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
Tamanho médio (mm)	0.576	Consumo de energia (kg de vapor)	12416
Coefficiente de variação (%)	26	Consumo de licor (m ³)	39.64
Duração do processo (min:s)	108:00	Produção de açúcar (kg)	19409

Os valores finais dos parâmetros que caracterizam a qualidade dos cristais de açúcar e a eficiência do processo também cumprem com os padrões exigidos para o processo (ver Tabela 5.10). Um aspecto que caracteriza o ciclo de produção na Refinaria “José Martí” consiste na utilização dum licor de alimentação com uma pureza inferior ao licor utilizado na Refinaria “RAR.SA”, isto leva a que a taxa de cristalização seja menor e se requeira mais tempo para completar o processo.

5.4.3.4 Avaliação do algoritmo ET-DNMPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação – 3).

Como foi definido na secção 5.4.2 o ET-DNMPC, tem a peculiaridade de permitir uma margem de tolerância no erro de previsão, neste algoritmo de controlo preditivo, a optimização para determinar o sinal de controlo, só se implementa quando o erro de previsão é maior que a tolerância permitida. O algoritmo ET-DNMPC é agora avaliado dentro da EHO definida para o processo de cristalização da Refinaria “José Martí”. Utilizou-se o terceiro cenário de operação na avaliação, por ser este o que mais exige do algoritmo de controlo dada a sua proximidade com o caso real. Os parâmetros do controlador são seleccionados seguindo os critérios apresentados na secção 5.4.2 e estão resumidos na Tabela 5.11.

A Figura 5.26 mostra o desempenho do ET-DNMPC no controlo do volume da suspensão e da fracção mássica, esta última de forma indirecta através da corrente do agitador. A Figura 5.27 mostra o controlo da sobressaturação, primeiro com o caudal de licor e depois com caudal de vapor. Para todos os casos consegue-se manter a variável controlada dentro ou na proximidade da zona de tolerância.

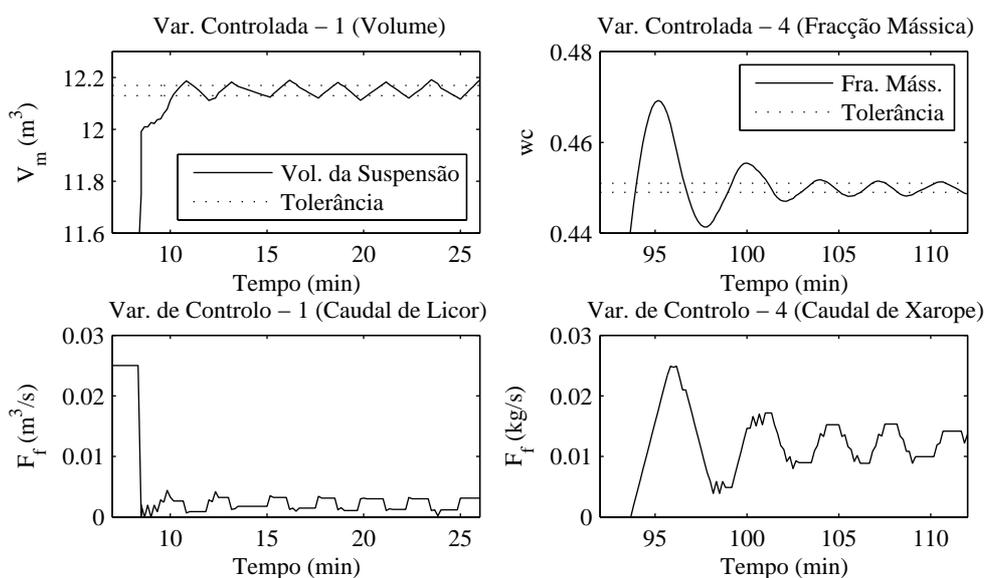


Figura 5.26 - Desempenho do ET-DNMPC 1 - 4. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)

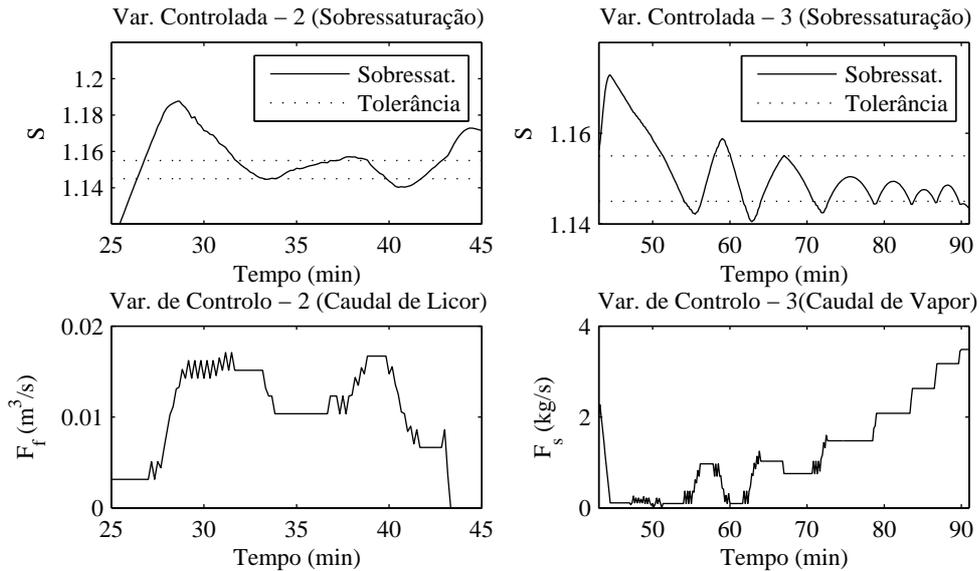


Figura 5.27 - Desempenho do ET-DNMPC 2 - 3. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)

5.4.3.5 Comparação entre resultados do ET-DNMPC e DN MPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação 3).

O facto de flexibilizar o seguimento da referência para diminuir o tempo de computação não tem efeitos significativos nos parâmetros da função de distribuição de tamanhos AM e CV nem afecta os parâmetros que quantificam a eficiência do processo de cristalização (ver Tabela 5.12). A vantagem de permitir certa tolerância no erro da referência radica, como mostra a Figura 5.30, em conseguir uma significativa redução do tempo que o algoritmo de controlo utiliza ao determinar a acção de controlo, resultando como média 0.33 s para o algoritmo DN MPC e 0.17 para o algoritmo ET-DNMPC.

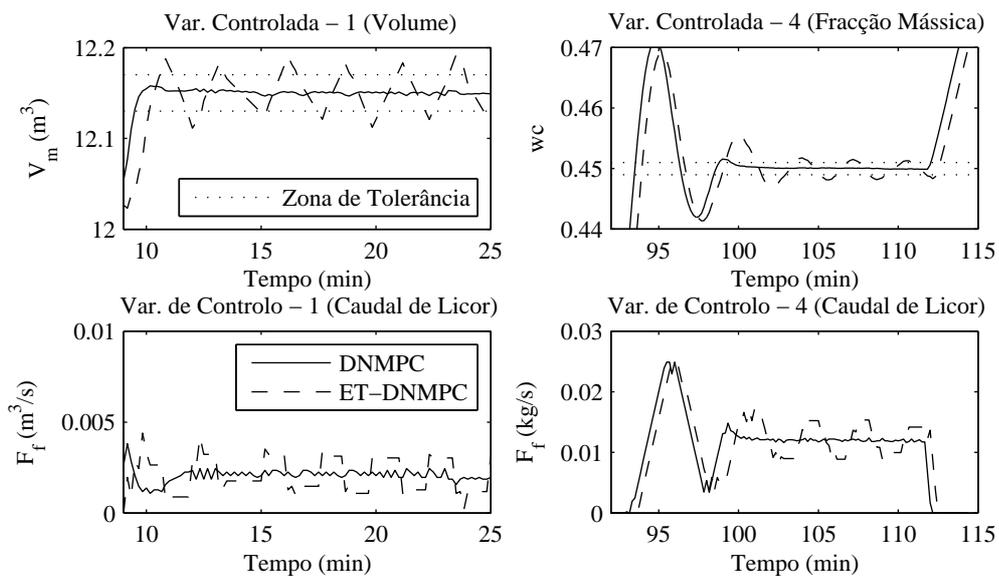


Figura 5.28 - Comparação entre DN MPC e ET-DNMPC. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)

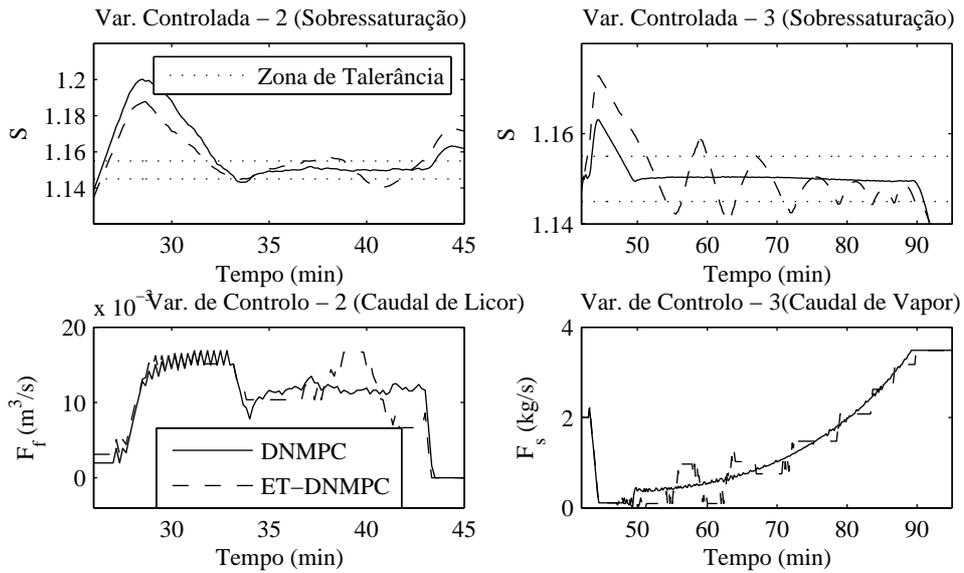


Figura 5.29 - Comparação entre DNMPC e ET-DNMPC. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)

Na Figura 5.28 compara-se o desempenho dos algoritmos DNMPC e ET-DNMPC no controlo do volume e da fracção mássica. Claramente o algoritmo DNMPC consegue um melhor seguimento da referência, o algoritmo ET-DNMPC, pelo contrário, permite oscilações da variável controlada dentro da zona de tolerância que contorna o valor da referência. Um comportamento similar é mostrado na Figura 5.29 que representa o desempenho de ambos os algoritmos no controlo da sobressaturação. A razão fundamental pela qual pode ser utilizada a margem de tolerância está na própria essência dos processos batch, cujos objectivos de maior prioridade são validades no final do ciclo.

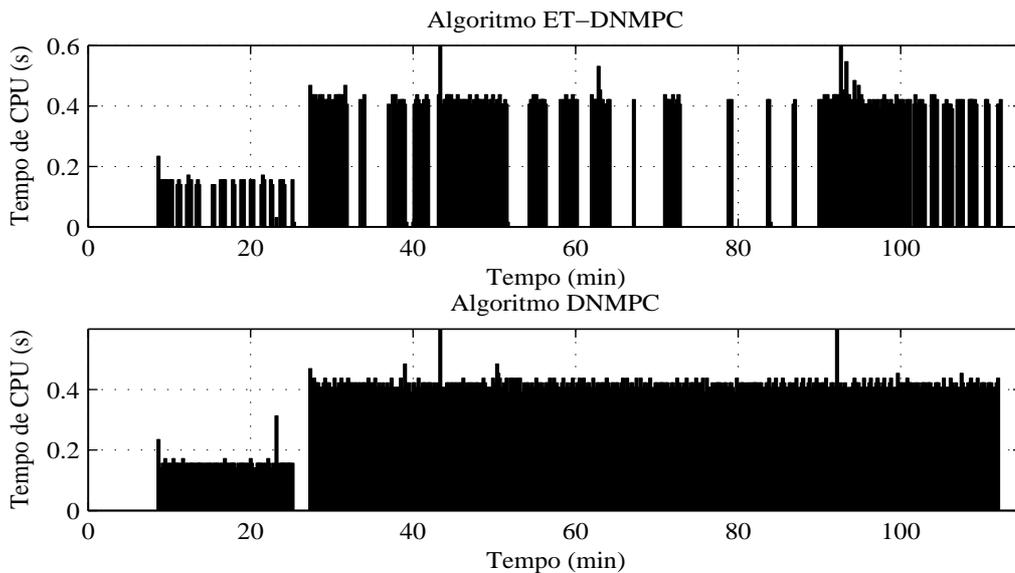


Figura 5.30 - Tempo de computação requerido pelos algoritmos ET-DNMPC e DNMPC. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)

Tabela 5.11 - Parâmetros de desenho ET-DNMPC (EHO da Refinaria “RAR.SA”)

Ciclo de Controlo	Parâmetros do ET-DNMPC				
	t_e	Δt	H_p	H_c	χ
ET-DNMPC ₁	40	10	5	2	0.02
ET-DNMPC ₂	40	10	5	2	0.002
ET-DNMPC ₃	60	10	5	2	0.002
ET-DNMPC ₄	80	10	5	2	0.002

Tabela 5.12 - Comparação dos valores finais dos parâmetros de qualidade nos DNMPC e ET-DNMPC (EHO da Refinaria “José Martí”, Cenário 3, Batch 4)

Parâmetros de qualidade	DNMPC	ET-DNMPC
Tamanho médio (mm)	0.58	0.58
Coefficiente de variação (%)	25.87	25.8
Duração do processo (min:s)	114:20	115:00
Consumo de energia (kg de vapor)	12489	12458
Consumo de licor (m ³)	39.71	39.67
Produção de açúcar (kg)	19419	19421

5.4.4 Avaliação do algoritmo DNMPC na Estratégia Heurística de Operação da Empresa Açucareira “30 de noviembre”

Como se descreveu no Capítulo 2 na Empresa Açucareira “30 de Noviembre” produz-se açúcar em rama utilizando um processo batch de cristalização por evaporação ao vazio. Para avaliar o algoritmo DNMPC desenvolvido neste capítulo, este controlador é substituído nos dois ciclos de controlo definidos na EHO concebida para a obtenção de grão fino na citada Empresa. A estrutura dos controladores e a obtenção dos seus parâmetros faz-se com base nos critérios estabelecidos na secção 5.3 (Ver Tabela 5.1), dando como resultado as seguintes funções objectivos:

DNMPC_{30Nov-1}: Controlo de volume com caudal de alimentação de licor.

$$\min_{\mathbf{u}(\cdot) \in \left(i, \frac{0.025}{256} \right), i=0 \dots m-1} J = \sum_{k=1}^5 \left(\text{ref}_2(t+k) - \hat{V}_m(t+k) \right)^2 \quad (5.24)$$

$$|u(k+j) - u(k+j-1)| \leq 20 \cdot \frac{0.06}{256}, j=0,1$$

DNMPC_{30Nov-2}: Controlo de sobressaturação com caudal de alimentação de licor.

$$\min_{\mathbf{u}(\cdot) \in \left(i, \frac{0.025}{256} \right), i=0 \dots m-1} J = \sum_{k=1}^5 \left(\text{ref}_2(t+k) - \hat{S}(t+k) \right)^2 \quad (5.25)$$

$$|u(k+j) - u(k+j-1)| \leq 20 \cdot \frac{0.06}{256}, j=0,1$$

A EHO correspondente à formação do grão fino na Açucareira “30 de Noviembre” foi apresentada na Tabela 4.6. Como nos casos anteriores esta EHO será estudada nas três cenários de operação definidos previamente, também se analisa o desempenho do algoritmo ET-DNMPC dentro desta EHO. Os resultados obtidos em todos estes casos são mostrados a seguir.

5.4.4.1 Avaliação do DNMPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação – 1).

Este primeiro cenário constitui o caso ideal, assumindo valores empíricos constantes para todos os parâmetros de operação do processo (ver Tabela 4.5). Como mostra a Figura 5.31, os dois controladores conseguem um desempenho bastante aceitável.

Dentro desta EHO estabelece-se uma referência para a sobressaturação de 1.22, um valor muito superior do estabelecido nos casos anteriores. Isto tem por objectivo incrementar a taxa de cristalização que está afectada pelo baixo valor da pureza da meladura ($\approx 82\%$). Ao concluir o processo, os parâmetros que definem a eficiência e a qualidade do grão fino estão dentro das margens exigidas (ver Tabela 5.13)

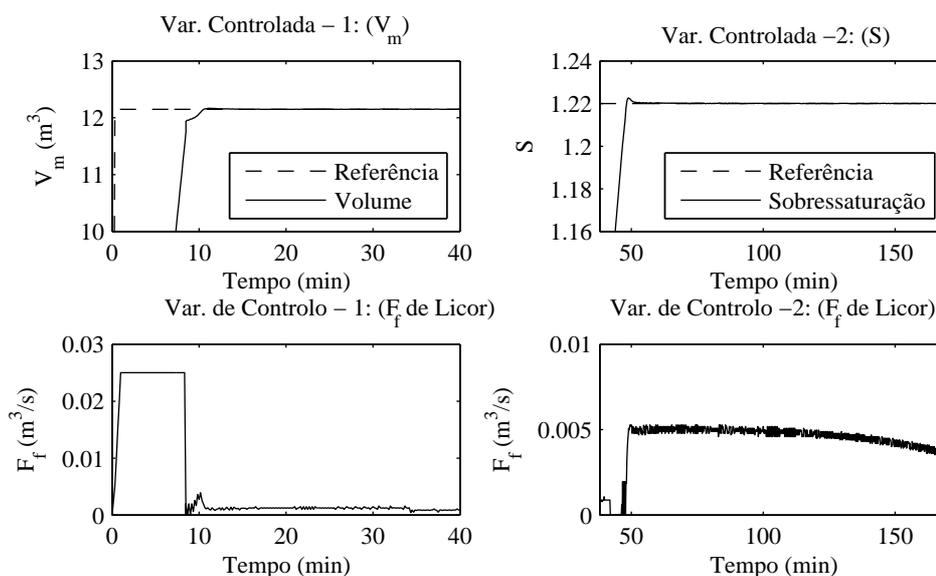


Figura 5.31 - Desempenho do DNMPC 1 - 2. (EHO da Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 1)

Tabela 5.13 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” - Cenário de operação 1)

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
Tamanho médio (mm)	0.098	Consumo de energia (kg de vapor)	14560
Coefficiente de variação (%)	18.2	Consumo de licor (m ³)	48.93
Duração do processo (min:s)	172:40	Produção de açúcar (kg)	1775

5.4.4.2 Avaliação do DN MPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação - 2).

No segundo cenário de operação, o processo vai ser submetido às duas perturbações que em maior medida podem afectar o cumprimento dos objectivos do processo, e que consistem na diminuição do brix e da pureza do licor açucarado que alimenta o cristizador.

Como mostra a Figura 5.32 a perturbação no brix do licor de alimentação tem maior incidência na sobressaturação. No instante em que tem lugar a perturbação, o DN MPC modifica a acção de controlo, caudal de licor neste caso, para diminuir a afectação na sobressaturação. Para os baixos valores de pureza que tem o licor de alimentação, a perturbação neste parâmetro tem pouca influência na sobressaturação (ver Figura 5.32).

Apesar destas duas perturbações, os parâmetros que indicam a qualidade final dos cristais e a eficiência do processo cumprem os requisitos exigidos (ver Tabela 5.14).

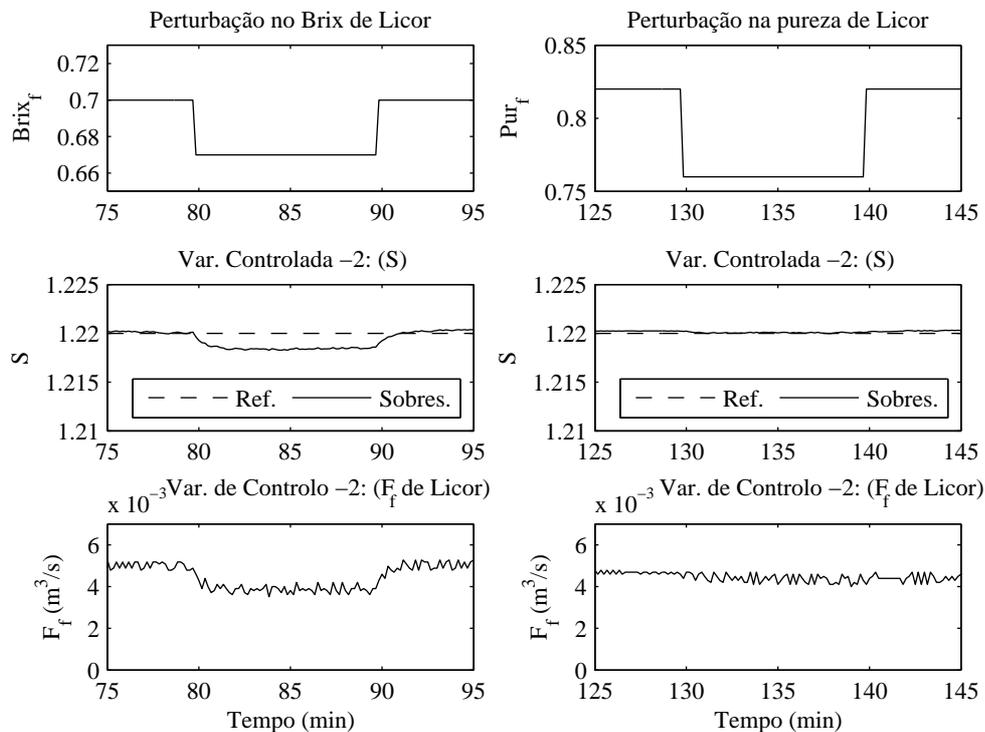


Figura 5.32 - Resposta do DN MPC -2 às perturbações no brix e a pureza do licor (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”) (Cenário 2)

Tabela 5.14 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” - Cenário de operação 2)

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
Tamanho médio (mm)	0.099	Consumo de energia (kg de vapor)	14868
Coefficiente de variação (%)	18.6	Consumo de licor (m ³)	49.14
Duração do processo (min:s)	176:20	Produção de açúcar (kg)	1876

5.4.4.3 Avaliação do DN MPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação – 3).

Neste terceiro cenário os parâmetros de operação pressão de vazio e de vapor são substituídos pelos dados reais disponíveis da cristalização nesta indústria. Os dois DN MPC conseguem manter as variáveis controladas no valor de referência (Ver Figura 5.33). Também os parâmetros que indicam a qualidade final dos cristais e a eficiência do processo cumprem os requisitos exigidos (ver Tabela 5.15)

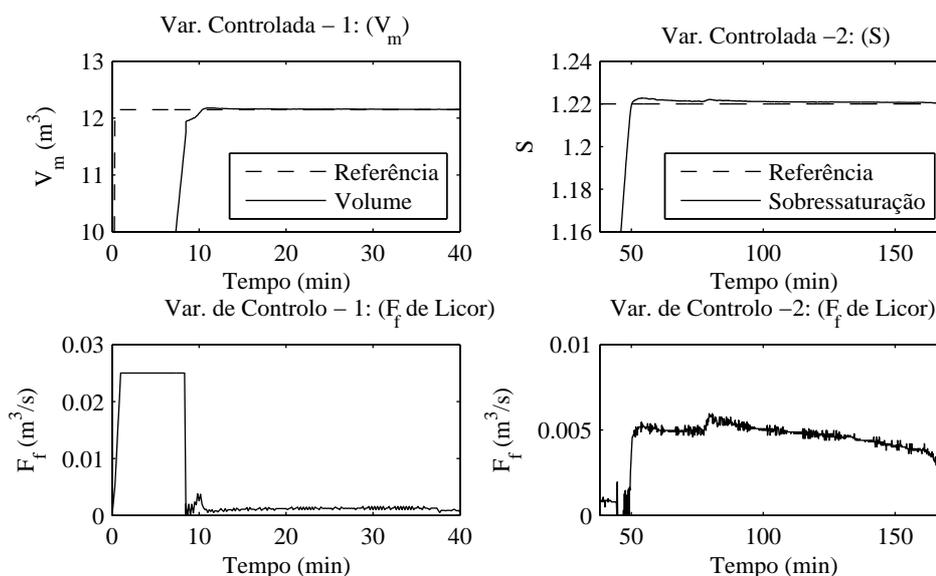


Figura 5.33 - Desempenho do DN MPC 1 - 2. (EHO da Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 3)

Tabela 5.15 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” - Cenário de operação 2)

Parâmetro	Valor	Parâmetro	Valor
Tamanho médio (mm)	0.102	Consumo de energia (kg de vapor)	15206
Coefficiente de variação (%)	19.16	Consumo de licor (m ³)	49.27
Duração do processo (min:s)	179:00	Produção de açúcar (kg)	2303

5.4.4.4 Avaliação do ET-DN MPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação – 3).

O algoritmo ET-DN MPC também foi avaliado dentro da EHO concebida para o processo de cristalização na Empresa Açucareira “30 de Noviembre”. Os parâmetros dos dois ET-DN MPC necessários neste EHO são seleccionados seguindo os mesmos critérios utilizados nos casos anteriores. Estes parâmetros mostram-se na Tabela 5.16. A Figura 5.34 mostra o desempenho do ET-DN MPC no controlo do volume e da sobressaturação, em ambos os casos consegue-se o objectivo de controlo: manter a variável controlada dentro ou no contorno da zona de tolerância. Como nos casos anteriores, permitir uma margem de tolerância no erro não afecta significativamente os valores finais na função de distribuição de tamanhos dos cristais (ver Tabela 5.17).

Tabela 5.16 - Parâmetros de desenho ET-DN MPC (EHO da Refinaria “RAR.SA”)

Ciclo de Controle	Parâmetros do ET-DN MPC				
	t_e	Δt	H_p	H_c	χ
ET-DN MPC-1	40	10	5	2	0.05 [12.1 12.2]
ET-DN MPC-2	50	10	5	2	0.005 [1.215 1.225]

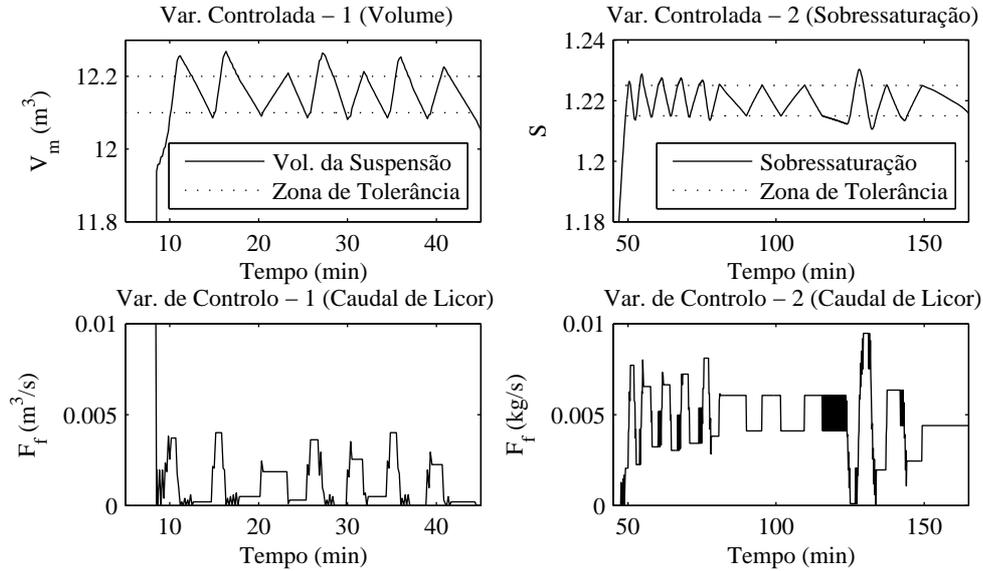


Figura 5.34 - Desempenho do ET-DN MPC 1 - 2. (EHO da Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 3)

5.4.4.5 Comparação entre resultados do ET-DN MPC e DN MPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre ” (cenário de operação – 3).

Ao comparar os desempenhos dos algoritmos DN MPC e ET-DN MPC, o DN MPC consegue um melhor desempenho no seguimento da referência (Ver Figura 5.35). Não obstante, o algoritmo ET-DN MPC consegue uma significativa redução do tempo de computação, sem afectar os valores finais da função de distribuição de tamanhos dos cristais (ver Tabela 5.17). Especificamente o tempo médio de computação obtido no ET-DN MPC é 0.1 s e 0.31 para o algoritmo DN MPC (Ver Figura 5.36).

Tabela 5.17 - Comparação dos valores finais dos parâmetros de qualidade nos DN MPC e ET-DN MPC (EHO da Açucareira “30 de Noviembre”, Cenário 3, Batch 4)

Parâmetros de qualidade	DN MPC	ET-DN MPC
Tamanho médio (mm)	0.1	0.099
Coefficiente de variação (%)	19.16	18.27
Duração do processo (min:s)	179:00	174:50
Consumo de energia (kg de vapor)	15206	14856
Consumo de licor (m ³)	49:27	49.04
Produção de açúcar (kg)	2303	1973

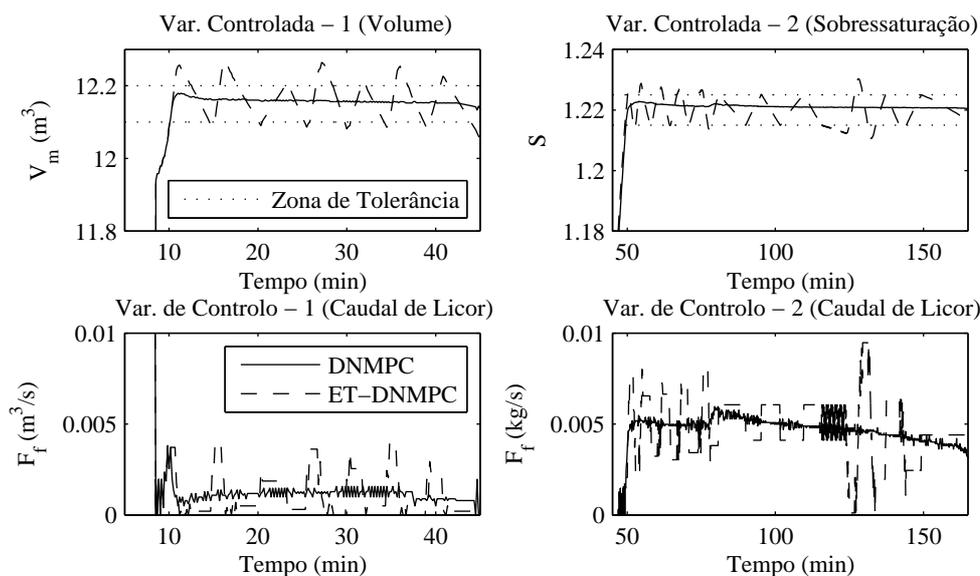


Figura 5.35 - Comparação entre DNMPC e ET-DNMPC. (EHO da Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 3)

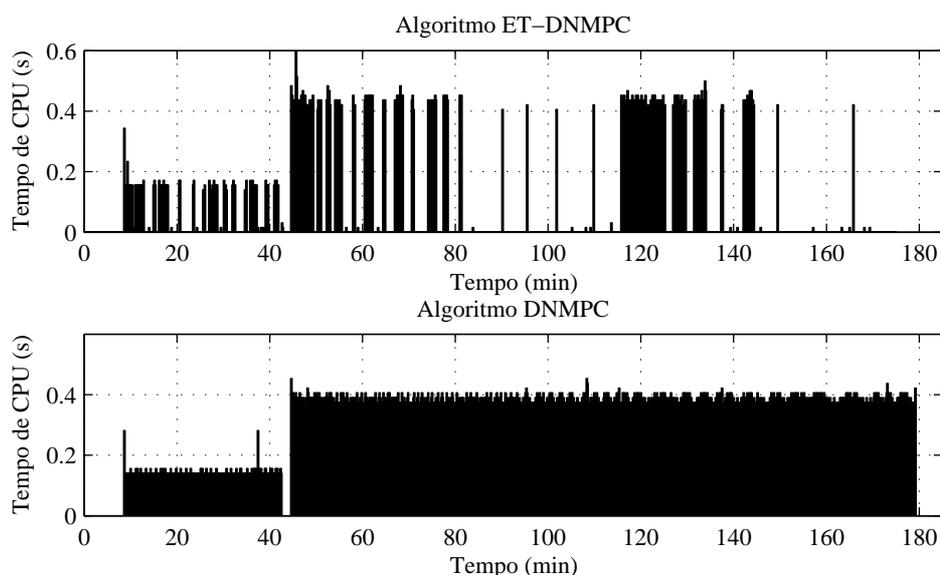


Figura 5.36 - Tempo de computação requerido pelos algoritmos ET-DNMPC e DNMPC. (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 3)

5.5 Conclusões do capítulo.

Neste Capítulo desenvolveu-se e avaliou-se um algoritmo de controlo preditivo baseado no modelo não linear do processo. Para este controlador o procedimento de optimização numérica, que calcula a acção de controlo, adapta-se às restrições associadas à discretização nos sistemas digitais de aquisição de dados e controlo. Este algoritmo de controlo foi nomeado controlo preditivo digital baseado em modelos (DNMPC) e tem as seguintes características particulares:

1. Utiliza um modelo não linear de previsão obtido pela discretização do modelo contínuo detalhado do processo. Neste caso particular utilizou-se o modelo do processo de cristalização de açúcar obtido pela formulação matemática das equações de balanço de massa, energia e uma representação matemática do balanço populacional para representar a cinética de cristalização. A utilização deste modelo garante uma melhor previsão do comportamento futuro do processo, mas precisa dum amplo conhecimento prévio do processo.
2. O algoritmo de optimização numérica adapta-se às restrições que impõe o equipamento digital usado nos sistemas de controlo suportados por microprocessadores. A partir destas restrições obtém-se um algoritmo preditivo numérico simples, viável e potencialmente útil para controlo de variáveis com não linearidades fortes.
3. O controlador preditivo desenvolvido faz uma correcção da trajectória seguida para chegar à referência com base nos erros passados do modelo de previsão. Esta correcção permite um melhor desempenho na presença de perturbações, erros no modelo ou mudanças nos parâmetros de operação do processo.

A validação do algoritmo DNMPC, dentro das três EHO concebidas para três casos industriais típicos de cristalização batch de açúcar, permite acentuar os seguintes resultados:

1. O algoritmo DNMPC demonstrou que inclusivamente nas condições mais adversas pode ser aplicado com sucesso, que pode garantir o cumprimento das restrições e que o sinal de controlo não precisa um grande esforço e é estável.
2. O facto de obter uma avaliação positiva para o algoritmo DNMPC em diferentes cenários de operação, partindo dum ambiente ideal até um cenário onde diferentes parâmetros de operação do processo são substituídos por valores reais da indústria, aumenta a possibilidade de obter um bom desempenho para uma aplicação real.

Outro resultado relevante obtido neste Capítulo encontra-se na modificação realizada no algoritmo inicial DNMPC, segundo a qual permite-se uma margem de tolerância no erro da variável controlada. Esta modificação deu como resultado o algoritmo ET-DNPC.

Para este novo algoritmo ET-DNMPC, que também foi testado em vários cenários de operação nas três EHO dos três casos de cristalização estudados, podem acentuar-se os seguintes aspectos positivos:

1. Consegue reduzir em aproximadamente 50% o tempo de computação necessário para determinar a acção de controlo.
2. O facto de permitir a tolerância no erro da variável controlada não afecta significativamente os valores finais da função de distribuição de tamanho dos cristais AM e CV, nem os restantes parâmetros que quantificam a eficiência do processo.

Capítulo 6.

Controlo preditivo baseado em modelos neuronais. Aplicação no processo industrial de cristalização batch de açúcar.

Neste capítulo propõe-se e valida-se uma estrutura de controlo preditivo que utiliza um modelo neuronal como modelo de previsão. Primeiramente descrevem-se os aspectos teóricos relacionados com o desenho de uma rede neuronal e aplicam-se as técnicas e algoritmos de treino de redes neuronais, propostas na Toolbox Neural Network de MatLab, para obter os modelos neuronais usados na previsão do processo. Os modelos neuronais obtêm-se por duas vias: (i) dados de entrada e saída obtidos da simulação em MatLab Simulink do modelo detalhado do processo de cristalização apresentado no Capítulo 3, (ii) dados de entrada e saída reais adquiridos nos processos de cristalização das três indústrias descritas no Capítulo 2. A modificação introduzida no Capítulo 5 que permite uma margem de tolerância no erro da variável controlada, também é implementada para este controlador. Os controladores baseados nas redes neuronais são avaliados nas três EHO propostas no Capítulo 4 com diferentes cenários de operação. Finalmente faz-se uma comparação entre o desempenho deste controlador preditivo baseado em redes neuronais, o DN MPC e o controlador PI estudado no Capítulo 4.

6.1 Introdução.

A maior parte dos processos industriais são governados por princípios gerais da física e da química. Com ajuda de sistemas de aquisição de dados suportados em microprocessadores é possível obter informação do processo que caracterize detalhadamente a sua dinâmica e dependência entrada-saída. Vários métodos de identificação permitem, a partir destes dados, obter modelos lineares e não lineares do processo (Morari, 1994; Seki *et al.*, 2001; Rossiter, 2003), os quais permitem prever o comportamento futuro do processo, dentro de toda a família de controladores preditivos baseados em modelos (MPC).

Uma das etapas mais importantes na implementação dum MPC é precisamente a obtenção do modelo que permita prever com fiabilidade o comportamento futuro da variável a controlar, como resposta a uma acção de controlo predefinida (Rawlings, 2000). Neste capítulo do trabalho aplicam-se os métodos de

identificação propostos na *Toolbox Neural Networks* de *MatLab*, para obter um modelo neuronal (Bemporad *et al.*, 2005) capaz de prever a resposta não linear do processo e implementar um controlador preditivo baseado neste modelo neuronal (NNMPC). Com o NNMPC pretende-se controlar as principais saídas do processo de cristalização batch e obter o resultado final esperado. Diversos algoritmos MPC têm demonstrado a sua eficácia naqueles ciclos de controlo caracterizados por não linearidades acentuadas, dinâmicas difíceis, respostas inversas e grandes demoras, que por sua vez são geralmente, os de maior influência na qualidade dos produtos finais e na eficiência dum processo industrial (Bordons e Camacho, 1998; Nagy e Braatz, 2003; Qin e Badgwell, 2003; Allgöwer *et al.*, 2004).

Para o processo particular que se está a analisar, cristalização industrial de açúcar, dispõe-se dum grande volume de informação, um modelo matemático detalhado e dados industriais reais (Mullin, 1972; Foyo de Azevedo e Gonçalves, 1988; Chorão, 1995; Georgieva *et al.*, 2003; Galvanauskas *et al.*, 2006). Este facto motivou a utilização das redes neuronais para modelar o processo por diferentes vias, e propor um NNMPC que considera o processo como uma caixa negra, do qual só se tem informação entrada e saída. Este procedimento será muito útil em aqueles processos com pouca informação ou nos que as condições de operação experimentem perturbações fortes e frequentes.

6.2 Caracterização geral das redes neuronais.

As redes neuronais estão dentro das disciplinas que são estudadas dentro da Inteligência Artificial, as mesmas tratam de emular a capacidade de aprendizagem associada ao cérebro humano mediante um modelo matemático (Haykin, 1999).

Uma das dificuldades que este desafio enfrenta, é o facto dos computadores digitais actuais basearem o seu funcionamento na arquitectura matemática de John von Neumann. Este matemático em 1947, desenhou uma estrutura baseada em processamento sequencial de dados e instruções, que segue rigorosamente um programa sequencial armazenado numa memória. Uma estrutura do tipo de von Neumann está muito distante de representar as grandes capacidades do cérebro para realizar tarefas cognitivas, ao qual podem ser atribuídas propriedades como paralelismo massivo (redonda numa elevada potência de cálculo), alta interconectividade (uma média de 5 000 sinapses por neurónio), capacidade de formar estruturas complexas para efectuar funções complexas (reconhecimento de padrões, percepção e controlo motor), aprendizagem, conhecimento armazenado em forma distribuída e capacidade para generalizar na presença de eventos não conhecidos (Norgaard *et al.*, 2000).

No seu desejo por compreender as habilidades do cérebro humano, os sistemas neuronais têm chamado a atenção dum grande número de cientistas. A ciência neuro-biológica interessa-se pelo funcionamento do cérebro assim como pelas estruturas e procedimentos associados. A engenharia electrónica e as ciências da computação estão interessadas em obter paradigmas computacionais alternativos ao modelo de von Neumann (von Neumann, 1958) para aplicações de problemas tradicionais

como: reconhecimento temporal e espacial de padrões, visão, voz, controlo, comunicações, etc. (Aspray e Burks, 1987).

Desde a aparição do modelo de MacCulloch-Pitts (1943) e o algoritmo de aprendizagem de Hebb (1949), tem-se desenvolvido uma grande quantidade de modelos neuronais e algoritmos de treino, sendo difícil fazer uma classificação detalhada.

Existem duas premissas básicas que abrangem todos os modelos neuronais: paralelismo massivo e aprendizagem. Isto significa que toda a rede neuronal deverá constar dum conjunto de unidades computacionais simples, que têm capacidade de processamento crescente na medida que aumente a sua interconectividade. Além disso, devem possuir um grupo de parâmetros cujo valor possa ser modificado por condições externas (Hagan *et al.*, 1996).

Uma primeira classificação pode dividir as redes neuronais em estáticas e dinâmicas. Os modelos estáticos realizam uma equivalência entre entrada e saída, desprezando o tempo de processamento interno. A saída obtém-se de forma imediata em função da entrada, sem que exista dinâmica de estados no sistema neuronal. Pelo contrário, os sistemas dinâmicos são sistemas realimentados, que na presença dum estímulo de entrada evoluem até convergir numa saída estável. Casos típicos de ambos os sistemas são: o perceptron (de uma ou múltiplas capas) e a memória associativa de Hopfield. As redes de Hopfield são amplamente conhecidas como memórias associativas ou direccionáveis, e o perceptron utiliza-se como classificador ou para o cálculo de funções analógicas ou aproximação de superfícies (Miller *et al.*, 1990; Parten *et al.*, 1990).

As redes neuronais também se podem classificar, atendendo ao tipo de aprendizagem, em supervisionadas e não supervisionadas. Nas supervisionadas existe um tutor, que utiliza padrões de treino para medir o erro da saída da rede em relação aos seus objectivos, e um algoritmo de modificação dos parâmetros da rede em função do erro. Um exemplo típico é o algoritmo de retropropagação aplicado em perceptrões multicapa (Saerens *et al.*, 1993). Na aprendizagem não supervisionada, os parâmetros adaptáveis da rede obtêm-se em função de outras regras, por exemplo: momentos estatísticos, correlação entre as entradas, etc. Este tipo de redes forma grupos ou classificações baseadas em certa redundância dos parâmetros de treino, por exemplo os mapas auto-organizados (Hunt *et al.*, 1995).

Podem-se, além disso, fazer classificações com base na não linearidade da função de activação do neurónio: função descontínua (função signo) ou funções suaves (sigmoide, funções de base radial tipo gaussiana). Também respeito à forma de calcular a função de activação: estocástica (modelo de Boltzman) ou determinística (Perceptron, Hopfield) e da forma de seleccionar o coeficiente adaptável que deve actualizar-se (em forma síncrona o assíncrona) (Pham e Liu, 1997).

O espectro de investigações no campo dos modelos neuronais é amplo, mas a sua aplicação em controlo de processos industriais não precisa de utilizar modelos neuronais que respeitem à letra os postulados biológicos; destes só usam-se algumas características que podem ser vantajosas.

Para dar solução a um problema de engenharia fazendo uso de modelos neuronais artificiais devem-se considerar três aspectos básicos: representação, aprendizagem e implementação (Hunt *et al.*, 1992).

O problema da representação está intimamente ligado ao desenvolvimento da teoria de modelos neuronais, refere-se as classes de funções que pode representar-se com uma rede neuronal. O problema de aprendizagem consiste em encontrar um algoritmo que obtenha um conjunto óptimo de parâmetros de certa função neuronal. Estes parâmetros devem ser obtidos através do cálculo duma função fechada, ou utilizando um algoritmo iterativo que modifique sucessivamente os valores deste vector de parâmetros, até chegar a um ponto de equilíbrio. O ponto de equilíbrio existe sempre e quando o algoritmo de aprendizagem for estável e convirja num vector de parâmetros em tempo finito e em forma assintota. Em qualquer caso considera-se que o sistema tem aprendido, quando a medida dum critério de erro está dentro do limite estabelecido (Narendra e Parthasarathy, 1992).

A implementação da rede neuronal é fundamental desde o ponto de vista do seu rendimento, que está limitado pelo volume de cálculos e o tempo de computação necessário para simular um modelo neuronal. Não obstante, a literatura mostra resultados relevantes no reconhecimento de padrões (Haykin, 1999) e no controlo de processos (Narendra e Parthasarathy, 1991; Gómez-Ortega e Camacho, 1996).

6.2.1 Modelos neuronais estáticos.

Os modelos neuronais estáticos são considerados dos mais simples, dentro desta unidade neuronal podem-se identificar cinco partes fundamentais (ver Figura 6.1):

- Um conjunto de nodos de entrada (x_i) que representam a excitação do elemento de processo. Este vector de excitação (\mathbf{x}) varia com o tempo em forma discreta ($\mathbf{x}[n]$)
- Um conjunto de sinapses ou vínculos de conexão \mathbf{w}_{kj} entre os nodos de entrada e o corpo do elemento de processo. Estas sinapses têm por missão modular o efeito das entradas x_i . Se os \mathbf{w}_{kj} são positivos diz-se que a conexão de entrada com a unidade de cômputo é excitadora e em caso contrário é inibidora.
- Um umbral \mathbf{w}_{k0} , que se soma linearmente às entradas moduladas e controla o ponto de disparo da função de activação.
- Um somador de todas as entradas moduladas pelos pesos das sinapses correspondentes (6.1).

$$u_k = \sum_{j=1}^n \mathbf{w}_{kj} \cdot x_j + \mathbf{w}_{k0} \quad (6.1)$$

- Uma função de activação que realiza uma transformação do sinal de saída do somador (6.2).

$$y_{NN_k} = \varphi(u_k) \quad (6.2)$$

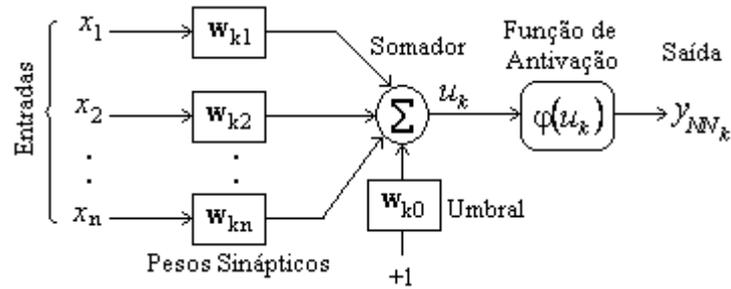


Figura 6.1 - Unidade computacional dum modelo neuronal estático.

6.2.2 Funções de activação.

A função de activação cumpre um papel preponderante neste tipo de computação paralela. Salvo nos casos particulares de elementos de processo linear, esta função de activação realiza uma transformação não linear do sinal de entrada. A Figura 6.2 mostra as três funções de activação mais utilizadas.

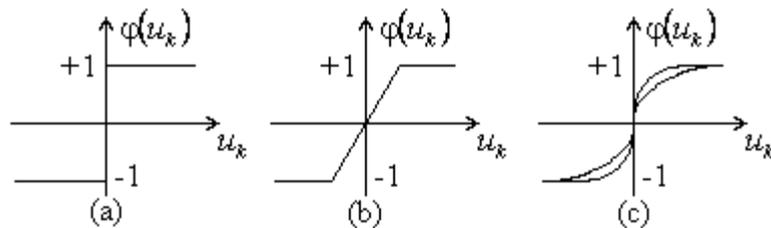


Figura 6.2 - Principais funções de activação.

- (a) Função de signo ou umbral: esta função é um decodificador binário da entrada, tem uma descontinuidade essencial em zero, se utiliza em redes neuronais que tratam padrões binários tais como redes de Hopfield.
- (b) Função linear a tramos: esta função realiza uma transformação linear num intervalo de valores de entrada e tem zonas de saturação do intervalo.
- (c) Função sigmoide: esta função mantém as características de saturação, além disso é derivável, que é uma condição exigida em alguns dos algoritmos de aprendizagem.

6.2.3 Arquitectura dos modelos neuronais.

A arquitectura dum modelo neuronal determina a classe de problemas que a modelo neuronal pode representar. Em geral cada tipo de rede neuronal tem características específicas e foram pensadas para actuar numa área determinada: controlo, visão, optimização, memória associativa, etc. Normalmente a arquitectura dum modelo neuronal está intimamente relacionada com o algoritmo de aprendizagem que utilize e pode dividir-se em de simples capa ou multicapa. Num modelo neuronal de simples capa todas as unidades de cômputo estão no mesmo nível hierárquico, recebem o mesmo tipo de entrada e provêm o mesmo tipo de saída. Além disso, todos os neurónios recebem sinais dos nodos de entrada (ver Figura 6.3 a).

As redes multicapas estão organizadas em várias capas de elementos de processo (ver Figura 6.3 b). A última capa denomina-se capa de saída e as anteriores denominam-se capas ocultas. As capas ocultas potenciam a capacidade de cômputo do modelo no sentido em que cada uma delas realiza uma transformação não linear dum espaço p-dimensional em outro r-dimensional.

Geralmente um modelo multicapa possui conexões sinápticas, nas quais as saídas dos neurónios da capa m-1 actuam como entradas da capa m e as saídas da capa m como entradas à capa m+1, desde os nodos de entrada até aos de saída. O número de unidades computacionais em cada capa, podem ser diferentes.

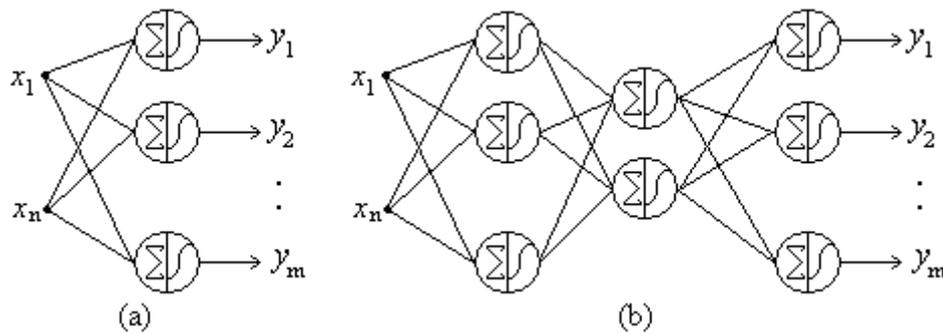


Figura 6.3 - Estruturas dum modelo neuronal (a) uma capa, (b) multicapa.

6.2.4 Métodos de aprendizagem.

A Aprendizagem constitui uma característica inerente das redes neuronais. Uma definição deste termo de acordo com o tema de sistemas neuronais artificiais é dado por ((Minsky, 1961): “É o processo pelo qual os parâmetros livres numa rede neuronal artificial, são adaptados através dum processo contínuo de estimulação, proveniente do ambiente no qual a rede está ligada. O tipo de aprendizagem está determinado pela forma como se adaptam estes parâmetros”

De acordo com a definição anterior, dentro do processo de aprendizagem destacam-se três aspectos: (i) a rede neuronal é estimulada pelo ambiente, (ii) há uma modificação interna da rede neuronal durante o período de aprendizagem e (iii) a rede neuronal responde de forma diferente a um estímulo dado, uma vez que o processo de aprendizagem tenha terminado. Os principais métodos e paradigmas vinculados no processo de aprendizagem de sistemas neuronais artificiais são resumidas na Figura 6.4.

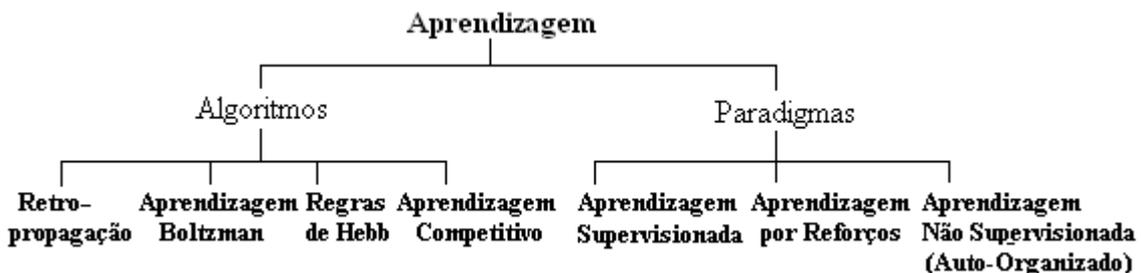


Figura 6.4 - Classificação taxionómica do processo de aprendizagem.

Dentro de todos os algoritmos de aprendizagem será aplicado o algoritmo de retropropagação para modelos neuronais multicapas. Este método de aprendizagem é amplamente descrito por vários autores (Rumelhart *et al.*, 1986; Murray *et al.*, 1992; Hagan, Demuth, *et al.*, 1996).

6.3 Controlo preditivo baseado em redes neuronais.

O MPC baseia-se na técnica do horizonte deslizante (Richalet *et al.*, 1978). De acordo com esta técnica em cada instante de amostragem calculam-se as saídas do processo, durante o horizonte de previsão (H_p), usando o modelo disponível. As saídas estimadas do processo $\hat{y}(t+k)$ para $k=1\dots H_p$, dependem dos valores conhecidos de entrada e saída do processo até ao instante t , e dos valores futuros do sinal de controlo $u(t+k)$ para $k=1\dots H_c$ que os calcula o optimizador. A sequência de controlo $u(t+k)$ determina-se mediante um critério de optimização que procura manter a saída do processo o mais perto possível da referência $ref(t+k)$. Este critério geralmente é uma função quadrática do erro entre a saída estimada e a trajectória definida para chegar ao valor desejado.

Em muitos casos o sinal de controlo está sujeita a restrições. As restrições do sinal de controlo definem-se pelas limitações dos elementos de controlo (6.3). Estas associam-se aos limites de saturação (u_{\min} e u_{\max}) e à razão de velocidade dos elementos de controlo (Δu_{\min} e Δu_{\max}).

$$\begin{aligned} u_{\min} \leq u(t+k) \leq u_{\max} \\ \Delta u_{\min} \leq \Delta u(t+k) \leq \Delta u_{\max} \end{aligned}, \quad k=1,2,\dots,H_c \quad (6.3)$$

Outro tipo de restrição frequente associa-se aos limites operacionais das saídas do processo (y_{\min} e y_{\max}). Estas restrições dependem das especificações do equipamento e de considerações de segurança (6.4).

$$y_{\min} \leq y(t+k) \leq y_{\max}, \quad k=1,2,\dots,H_p \quad (6.4)$$

Tanto as restrições do sinal de entrada (6.3) como as do sinal de saída (6.4) são consideradas na função objectivo do algoritmo NNMPC (ver (6.5)).

$$\min_{[u(t+k), u(t+k+1), \dots, u(t+H_c)]} J = \lambda_1 \sum_{k=1}^{H_p} (e(t+k))^2 + \lambda_2 \sum_{k=1}^{H_c} (\Delta u(t+k))^2 \quad (6.5)$$

$$e(t+k) = ref(t+k) - \hat{y}_{NN}(t+k) \quad (6.6)$$

$$\Delta u(t+k) = u(t+k-1) - u(t+k-2) \quad (6.7)$$

Onde: H_p é o horizonte de previsão, H_c é o horizonte de controlo, ref é a referência a seguir, \hat{y}_{NN} é a resposta do modelo neuronal, u é a variável de controlo. H_p representa o número de intervalos de amostragem, para os quais o erro de previsão é minimizado. H_c representa o número de intervalos de

amostragem para os quais o incremento do sinal de controlo é minimizado. O valores de λ_1 e λ_2 determinam a contribuição que tem, na função objectivo, a soma quadrática dos dois termos que a formam. (Diehl *et al.*, 2002).

Uma vez calculada a sequência $u(t+k)$, aplica-se o valor $u(t+1)$ como sinal de controlo do processo e o resto dos valores do sinal de controlo calculado são desprezados. No próximo instante de amostragem repetem-se novamente todos os cálculos. Neste momento já se conhece uma nova saída do processo $y(t+1)$, com a qual se actualizam todos os cálculos (De Prada *et al.*, 1994; Morari, 1994).

A literatura científica reporta um grande número de aplicações do MPC em que se demonstra a sua capacidade de controlar processos instáveis, não lineares e com múltiplos objectivos. A integração dos conceitos MPC e redes neuronais também tem ganho atenção na comunidade científica (Gómez-Ortega e Camacho, 1994; Yu e Yu, 2003; Zhai e Yu, 2007; Gonzaga *et al.*, 2009). No entanto os resultados principais reportam dificuldades de implementação para processos com dinâmicas rápidas, mostrando principalmente só um interesse académico. A partir da consideração anterior, neste trabalho pretende-se implementar, para o processo de cristalização batch de açúcar, um MPC que realiza a previsão a partir dum modelo neuronal. Este modelo neuronal é do tipo perceptron multicapa (ver Figura 6.3 b).

Para desenhar um controlador preditivo a partir de redes neuronais existem dois passos de grande importância: (1) desenhar a estrutura para o controlador e (2) treinar o modelo neuronal. Neste caso específico usa-se a estrutura do controlador preditivo apresentado na Toolbox *Neural Networks* de MatLab 7.0 e as suas técnicas de identificação e optimização. A partir das prestações desta toolbox obtém-se um controlador preditivo não linear que é aplicado de acordo com as exigências das três EHO definidas no Capítulo 4 para os três casos de cristalização industrial de açúcar estudados. A Figura 6.5 representa a estrutura geral proposta para o NNMPC.

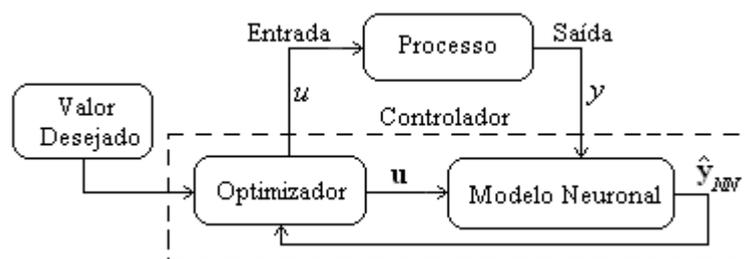


Figura 6.5 - Esquema geral NNMPC.

6.3.1 A Toolbox Neural Network de MatLab.

Dentro da *Toolbox Neural Network* de MatLab 7.0 propõem-se duas interfaces gráficas de usuários (GUI) que facilitam o processo de desenho dum controlador preditivo baseado nas redes neuronal e o treino do modelo neuronal de previsão.

A primeira GUI, *Neural Network Predictive Control* (ver Figura 6.6), permite fazer a configuração dos parâmetros do controlador preditivo: horizonte de previsão (H_p), horizonte de controle (H_c), factor de peso (λ_2) e o algoritmo de otimização a aplicar.

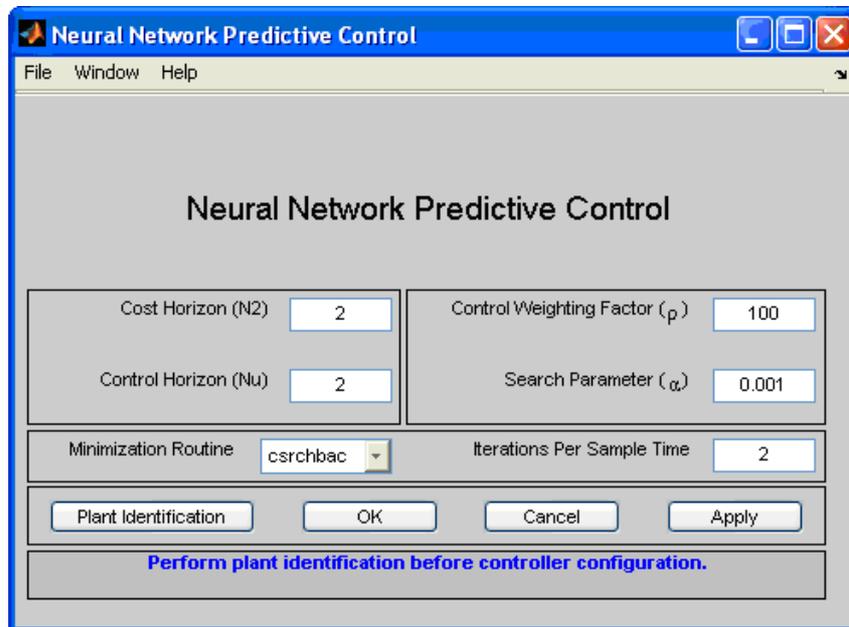


Figura 6.6 - GUI *Neural Network Predictive Control* de MatLab.

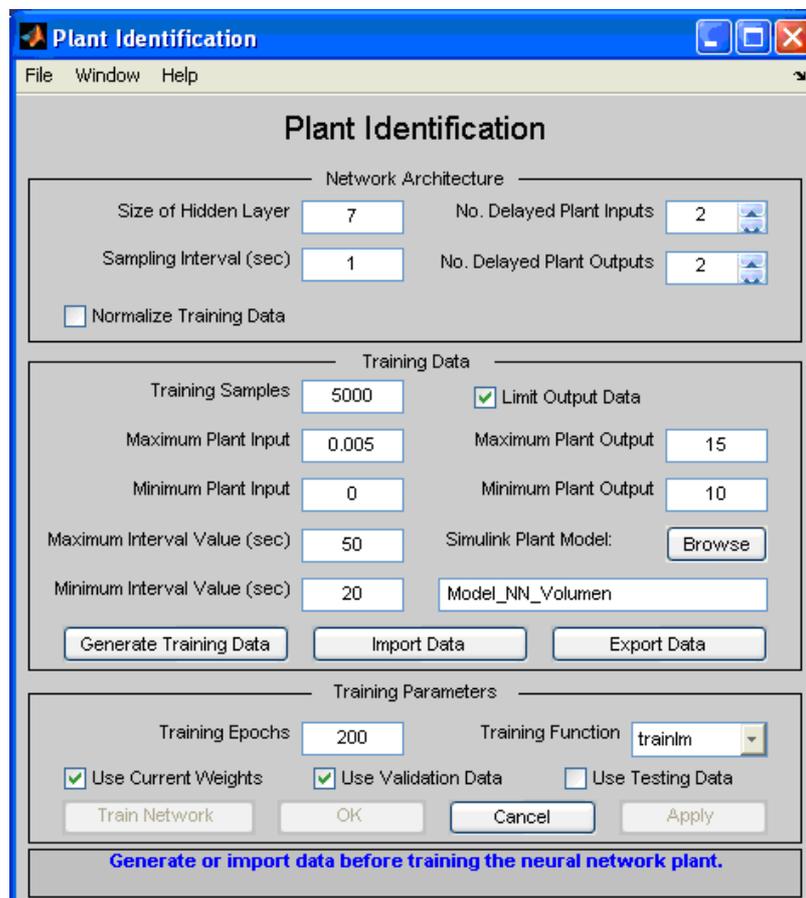


Figura 6.7 - GUI *Plant Identification* de MatLab.

A segunda GUI, *Plant Identification* (Ver Figura 6.7), facilita a implementação do procedimento de treino do modelo neuronal (Demuth e Beale, 2001).

6.3.2 Estrutura da rede neuronal.

As redes neuronais tentam imitar a capacidade de aprendizagem do cérebro humano. Existem diversos modelos neuronais, cada um especializado em determinadas funcionalidades. O modelo neuronal utilizado neste trabalho é o denominado *perceptron multicapa*, cuja propriedade de aproximador universal lhe permite imitar o comportamento de qualquer função matemática em geral.

De forma geral um processo não linear pode ser representado pela seguinte equação:

$$y(t) = \hat{h}[y(t-1), \dots, y(t-n); u(t-1), \dots, u(t-m)] \quad (6.8)$$

Onde \hat{h} é uma função não linear desconhecida que depende dos valores passados da saída do processo e do sinal de controlo.

O objectivo de utilizar o modelo neuronal é para que este represente de forma aproximada a função \hat{h} . Nesse sentido propõe-se uma estrutura neuronal multicapa (dos capas) e no espaço de estado. A Figura 6.8 representa a estrutura geral de todas as redes neuronais utilizadas neste trabalho, a qual é igual para todos os casos analisados. Debaxo de cada elemento do modelo representa-se a sua dimensão.

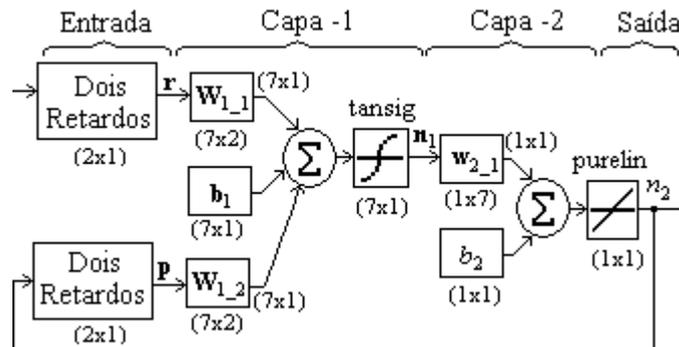


Figura 6.8 - Estrutura neuronal multicapa.

Cada modelo neuronal utiliza duas funções no espaço de estado, uma tem como entrada o sinal de controlo, a outra tem a saída do modelo neuronal que se realimenta. A função no espaço de estado discreto introduz no modelo a componente tempo, o que determina que o modelo neuronal seja dinâmico.

A entrada da capa-1 do modelo neuronal (6.9) contém dois vectores (\mathbf{r} , \mathbf{p}), de dois elementos cada um (ver (6.10) e (6.11)). A saída da capa-1 (\mathbf{n}_1) tem associada uma função do tipo *Tangente Sigmoidal Hiperbólica*; a sua forma matricial é mostrada em (6.13)

$$\mathbf{u}_{NN} = [\mathbf{r}, \mathbf{p}] \quad (6.9)$$

$$\mathbf{r} = [u_c(t+k-1), u_c(t+k-2)] \quad (6.10)$$

$$\mathbf{p} = [y_{NN}(t+k-1), y_{NN}(t+k-2)] \quad (6.11)$$

$$\mathbf{x} = \mathbf{W}_{1_1} \cdot \mathbf{r} + \mathbf{W}_{1_2} \cdot \mathbf{p} + \mathbf{b}_1 \quad (6.12)$$

$$\mathbf{n}_1 = \frac{2}{1 + \exp^{-2x}} - 1 \quad (6.13)$$

Onde:

- \mathbf{W}_{1_1} : matriz com os pesos correspondentes à ligação de cada elemento do vector \mathbf{r} com cada neurónio dentro da capa-1.
- \mathbf{W}_{1_2} : matriz com os pesos correspondentes à ligação de cada elemento do vector \mathbf{p} com cada neurónio dentro da capa-1.
- \mathbf{r} , \mathbf{p} : vectores de entrada à capa-1.
- \mathbf{b}_1 : vector cujos elementos representam o umbral que se soma a cada neurónio dentro da capa-1.

A capa-2 do modelo neuronal tem como entrada o vector \mathbf{n}_1 (saída da capa-1), a sua saída (n_2) define-se mediante uma função linear (6.14).

$$n_2 = \mathbf{w}_{2_1} \cdot \mathbf{n}_1 + b_2 \quad (6.14)$$

Onde:

- \mathbf{w}_{2_1} : vector com os pesos correspondentes à ligação de cada elemento do vector \mathbf{n}_1 com o neurónio desta capa.
- b_2 : Umbral que se soma ao neurónio desta capa.

6.3.3 Treino da rede neuronal.

Uma vez definida a estrutura que vai ter a rede neuronal (Figura 6.8), deve-se obter, mediante um método de aprendizagem ou treino, o valor de todos os elementos das matrizes que representam os pesos associados a cada ligação dentro da rede. Para isto é imprescindível dispor de informação em forma de dados ou outra função matemática que represente dinamicamente a resposta do processo.

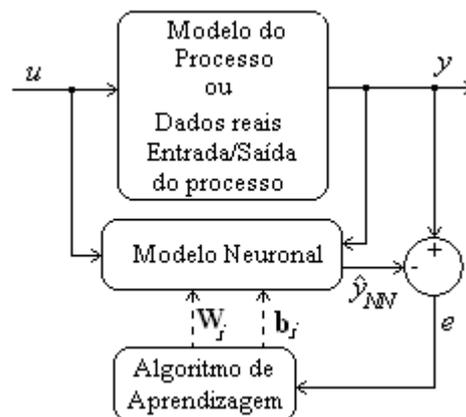


Figura 6.9 - Representação esquemática do algoritmo de aprendizagem da rede neuronal.

O mecanismo de aprendizagem consiste, de modo geral em, propor um problema, obter uma possível solução e, em função da perfeição alcançada, corrigir a formulação do problema e repetir a acção até que a tarefa seja realizada de forma correcta. Com este procedimento iterativo devem-se determinar os pesos de cada ligação dentro da rede neuronal e o valor de umbral que se soma a cada neurónio. A iteração se repete até que o erro da saída da rede neuronal esteja dentro do gama aceiteada. A Figura 6.9 mostra um esquema com o mecanismo de aprendizagem.

A literatura apresenta diversos métodos e procedimentos, bem documentados e viáveis, para treinar um modelo neuronal: por correcção de erros, por regra de Hebb, aprendizagem pelo modelo de Boltzman, as regras de Widrow-Holf, etc.

Neste trabalho utiliza-se o algoritmo de retropropagação (*backpropagation*), que é uma generalização das regras de aprendizagem de Widrow-Holf para redes neuronais multicapas e funções diferenciais não lineares. De modo geral este algoritmo segue os seguintes passos: (i) Dispor de dados suficientemente representativos do processo a identificar, (ii) Estabelecer a estrutura da rede neuronal, (iii) Estimular a rede neuronal com dados dentro dos limites de operação do processo e (iv) Optimizar os pesos sinápticos e o umbral de cada neurónio do modelo, para minimizar o erro entre a saída do modelo neuronal e a saída propiciada pelos dados.

Dos vários algoritmos de aprendizagem propostos pela *Toolbox Neural Network* de MatLab, utiliza-se especificamente o algoritmo *trianlm* (*Levenberg-Marquardt*). Este algoritmo foi desenhado para aproximar o algoritmo de optimização de Newton representado em (6.15), sem ter que computar a matriz Hessiana (Demuth e Beale, 2001). Existem exemplos que demonstram a viabilidade deste método na modelação e controlo de processos químicos e bioquímicos (Georgieva e Feyo de Azevedo, 2009).

$$\mathbf{x}(t+k+1) = \mathbf{x}(t+k) - \mathbf{H}(t+k)^{-1} \cdot \mathbf{g}(t+k) \quad (6.15)$$

Onde $\mathbf{x}(k)$ é o vector com os valores dos pesos sinápticos e dos umbrais, $\mathbf{H}(k)$ é a matriz Hessiana (segunda derivada da função objectivo para os valores correntes dos pesos sinápticos e dos umbrais), $\mathbf{g}(k)$ é o gradiente de aproximação do algoritmo.

Quando o comportamento da função tem a forma duma soma de quadrados, a matriz Hessiana e o gradiente de aproximação podem ser calculados mediante a matriz Jacoviano. (ver (6.16) e (6.17)).

$$\mathbf{H}(t+k) = \mathbf{J}(t+k)^T \cdot \mathbf{J}(t+k) \quad (6.16)$$

$$\mathbf{g}(t+k) = \mathbf{J}(t+k)^T \cdot \mathbf{e}(t+k) \quad (6.17)$$

\mathbf{J} é a matriz Jacoviano que contém a primeira derivada do erro da rede neuronal em relação aos pesos sinápticos e aos umbrais, podendo ser calculada por uma técnica de retropropagação standard, muito menos complexa de calcular que a matriz Hessiana (Hagan e Menhaj, 1994), o parâmetro \mathbf{e} é o erro da saída da rede neuronal respeito ao valor que se deseja.

$$\mathbf{J}(t+k) = \frac{\partial e(t+k)}{\partial \mathbf{w}(t+k)} \quad (6.18)$$

$$e(t+k) = d(t+k) - y_{NN}(t+k) \quad (6.19)$$

O método de *Levenberg-Marquardt* fundamenta-se na execução da anterior aproximação sobre o método de Newton (Hagan, Demuth, *et al.*, 1996), dando como resultado (6.20), que determina os valores dos pesos sinápticos e dos umbrais de cada capa no modelo neuronal.

$$\mathbf{w}(t+k+1) = \mathbf{w}(t+k) - [\mathbf{J}(t+k)^T \cdot \mathbf{J}(t+k) + \mu_{LM} \cdot \mathbf{I}]^{-1} \cdot \mathbf{g}(t+k) \quad (6.20)$$

Em (6.20) μ é um escalar, se $\mu = 0$ este método é exactamente o método de Newton usando a aproximação da matriz Hessiana. Quando μ é grande, o gradiente desce com um pequeno passo. O objectivo é aproximar-se o mais rápido possível do método de Newton. μ é diminuído depois de cada optimização com sucesso e assim o comportamento da função vai melhorando em cada iteração.

6.4 Avaliação do algoritmo NNMPC.

Para validar a eficiência do algoritmo de controlo preditivo baseado em redes neuronais (NNMPC), faz-se uso das prestações da *Toolbox Neural Networks* de MatLab, especificamente aplica-se o controlador com a estrutura apresentada na Figura 6.5. Neste procedimento de avaliação desenham-se dez NNMPC, correspondentes às exigências das três EHO propostas no Capítulo 4, as quais já têm sido previamente utilizadas na avaliação dos controladores PI e DNMPC.

Como nos capítulos anteriores as três estratégias heurísticas de operação com os NNMPC são avaliadas para três possíveis cenários de operação, os quais emulam as condições em que se pode realizar o processo de cristalização.

Cenário 1: Caso ideal sem perturbações. O modelo utilizado como processo na simulação utiliza parâmetros de operação empíricos, de acordo com os parâmetros de operação estabelecidos para cada indústria no Capítulo 2.

Cenário 2: Existem perturbações pontuais nas principais entradas do processo: pureza de alimentação, pressão de vapor, brix de alimentação e pressão de vazio.

Cenário 3: Os parâmetros de operação do processo, dos quais existem valores reais disponíveis, vão ser substituídos pelos valores recolhidos na indústria: pressão de vazio, brix de alimentação, pressão de vapor, temperatura de vapor, etc.

Para conseguir uma avaliação mais rigorosa do algoritmo NNMPC definiram-se dois procedimentos para fazer o treino do modelo neuronal de previsão.

Procedimento de treino - 1: O modelo neuronal treina-se a partir dum modelo construído em MatLab Simulink, que se corresponde com o modelo mecanístico detalhado do processo de cristalização proposto no Capítulo 3. Dentro deste procedimento devem-se considerar algumas regras, sem as quais o algoritmo de aprendizagem não vai ser satisfatório para este tipo de processo por partidas.

1. O processo deve ser fragmentado no domínio do tempo, de acordo com o número de NNMPC a aplicar e o instante de tempo no qual cada controlador se activa e desactiva, pois em todos os casos os NNMPC actuam durante um período de tempo finito, definido na estratégia de heurística de operação do processo de cristalização e questão.
2. Selecção adequada das variáveis de entrada e saída associadas a cada controlador
3. Ajustar as condições iniciais das equações diferenciais utilizadas como modelo de treino, de acordo com as condições existentes no processo durante o intervalo em que o NNMPC estará activado.

Procedimento de treino - 2: A rede neuronal é treinada a partir de dados de entrada/saída reais do processo. Assim o processo é considerado como uma caixa negra, da qual não se tem informação que descreva o seu comportamento interno. Para este segundo procedimento estabelecem-se três variantes que definem a quantidade de informação utilizada no mecanismo de aprendizagem. Assim são utilizados dois, quatro ou seis conjuntos de dados no treino do modelo neuronal, o que pretende demonstrar a importância que tem a qualidade e quantidade de informação usada no treino do modelo, para melhorar o desempenho do NNMPC. Dentro deste procedimento devem-se seguir as seguintes regras básicas:

1. Divisão temporal dos dados disponíveis, tendo em consideração o período de amostragem em que foram recolhidos e em que instante do processo o NNMPC se activa e desactiva.
2. Seleccionar adequadamente as variáveis de entrada e saída dos dados de acordo com os requerimentos do NNMPC.

Um antecedente importante para realizar a avaliação do algoritmo NNMPC, foram as diferentes soluções de controlo preditivo baseadas em modelos lineares (LMPC) propostas em (de Diós *et al.*, 2006; Oliveira *et al.*, 2009). Nestes trabalhos propõem-se diversas estruturas de LMPC considerando exemplos SISO (*single input – single output*) e MIMO (*multiple inputs – multiple outputs*), para o processo de cristalização batch de açúcar e outros processos químicos.

6.4.1 Avaliação do algoritmo NNMPC na Estratégia Heurística de Operação da Refinaria “RAR.SA”.

Da mesma forma que foi validado o algoritmo de controlo PI no Capítulo 4, agora será utilizado o mesmo sistema geral de controlo desenvolvido nesse capítulo, desta vez suportado em NNMPC (ver Figura 6.10). O sistema geral de controlo está concebido em MatLab Simulink e é formado por os seguintes elementos: processo, sistema digital de gestão, controladores e etapa de comutação. Estes

quatro elementos funcionam de forma semelhante à descrita quando foi avaliado o controlador PI, só o controlador vai ser diferente, que neste caso corresponde ao NNMPC.

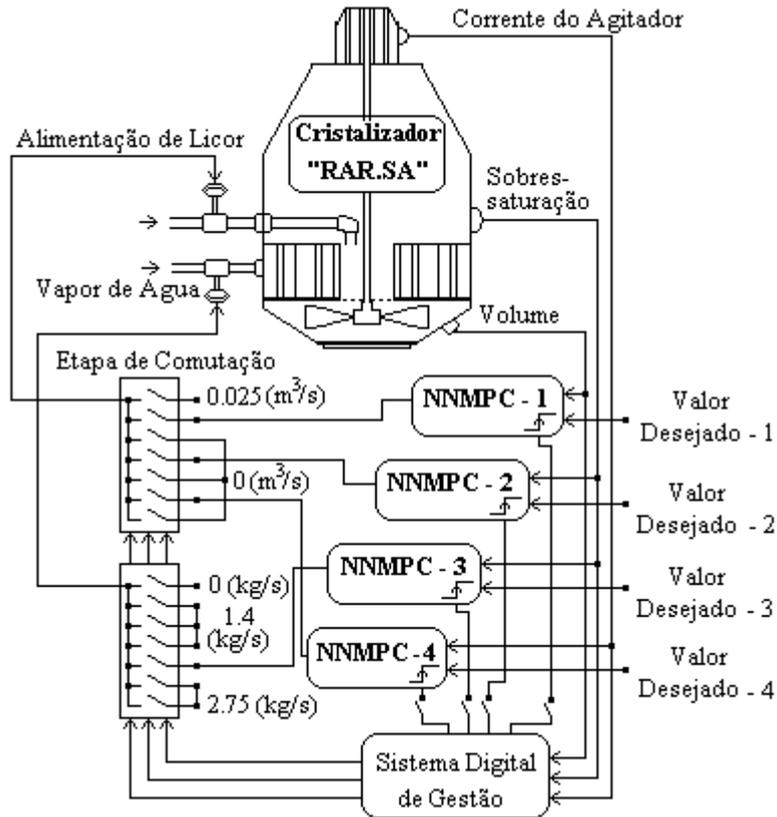


Figura 6.10 - Esquema do sistema geral de controlo para implementar a estratégia de operação da Refinaria “RAR.SA” com NNMPC.

6.4.1.1 Obtenção dos modelos neuronais para os NNMPC da EHO da refinaria “RAR.SA”.

A EHO concebida para o processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA” inclui quatro NNMPC; para estes controladores os modelos neuronais vão ser obtidos utilizando a GUI *Plan Identification* da *Tolbox Neural Network* de MatLab e usando os dois procedimentos de treino já descritos.

Obtenção dos Modelos Neuronais – Processo de cristalização “RAR.SA”. Caso -1

Neste procedimento de aprendizagem (**Caso 1**) gera-se aleatoriamente uma sequência de valores de entrada (\mathbf{u}_i), que está limitada por dois valores (u_{\min_i} , u_{\max_i}). A sequência \mathbf{u}_i é aplicada ao modelo disponível para obter por simulação a sequência de saída correspondente (\mathbf{y}_i). Neste caso o modelo corresponde ao conjunto de equações diferenciais obtidas das leis gerais e que foi analisado no Capítulo 3. A sequência de entrada e a resposta obtida por simulação são guardadas e os seus valores médios ($\bar{\mathbf{u}}_i$, $\bar{\mathbf{y}}_i$) calculados. Então o modelo neuronal é treinado aplicando como entradas $\mathbf{u}_i - \bar{\mathbf{u}}_i$, e como objectivo de saída $\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}}_i$. A Figura 6.11 representa esta metodologia.

Um aspecto de crucial importância para que o modelo neuronal seja eficiente uma vez que seja utilizado para calcular a ação de controle, consiste em fazer uma adequada seleção das condições iniciais das saídas e variáveis de estado do modelo utilizado na fase de treino. Estas condições iniciais devem coincidir com as que existirão no processo real, quando cada um dos quatro NNMPC seja activado. No Apêndice B.1.1 mostram-se as condições iniciais existentes no momento de activação dos NNMPC nas três EHO.

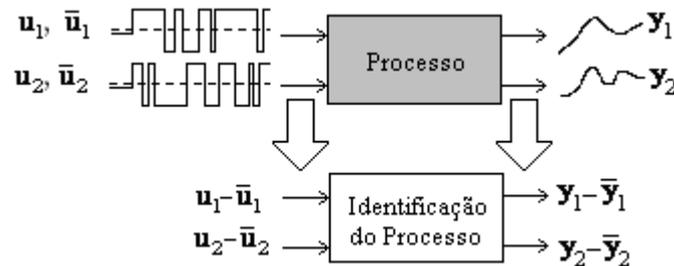


Figura 6.11 - Caso de Treino 1. Esquema de geração de dados.

Obtenção dos Modelos Neuronais – Processo de cristalização “RAR.SA”. Caso -2.

Neste segunda variante a rede neuronal é treinada a partir dos dados reais disponíveis dos três casos industriais de cristalização de açúcar estudados. Neste método de treino é muito importante realizar um pré-processamento dos conjuntos de dados a utilizar. No pré-processamento extrai-se o segmento de dados que representa realmente a relação entre a entrada de interesse (variável de controle) e a saída correspondente (variável controlada). Além disso, os dados correspondentes a longos períodos em estado estacionário também são descartados.

Para obter uma caracterização da influência que têm, no desempenho do NNMPC, a quantidade e qualidade dos dados utilizados no treino da rede neuronal têm sido considerados três sub-casos dentro desta variante de treino da rede neuronal.

Caso 2.1: Dois conjuntos de dados ou batch são utilizados para treinar a rede neuronal.

Caso 2.2: Quatro conjuntos de dados ou batch são utilizados para treinar a rede neuronal.

Caso 2.3: Seis conjuntos de dados ou batch são utilizados para treinar a rede neuronal.

As Figuras 6.12 e 6.13 mostram os segmentos de dados resultantes do processamento de seis conjuntos de dados para o treino de duas redes neuronais. Na Figura 6.12 mostra-se os dados utilizados no treino da rede neuronal, que representa a relação entre o caudal de alimentação de licor e o volume da suspensão, e a Figura 6.13 representa os dados utilizados no treino da rede neuronal que representa a relação entre o caudal alimentação de licor e a sobressaturação. Em ambas as figuras, quando o parâmetro $Flag_i = 0$ indica que se começa a processar um novo batch ou conjunto de dados.

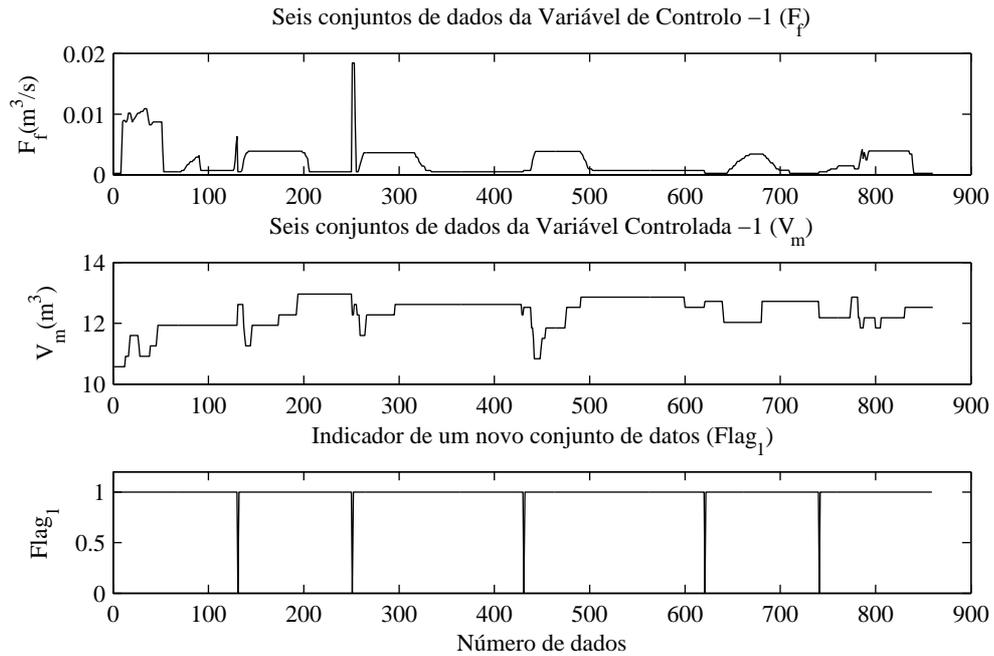


Figura 6.12 - Representação dos dados utilizados no treino da rede neuronal do ciclo de controle 1 (Seis Batch, Refinaria “RAR.SA”).

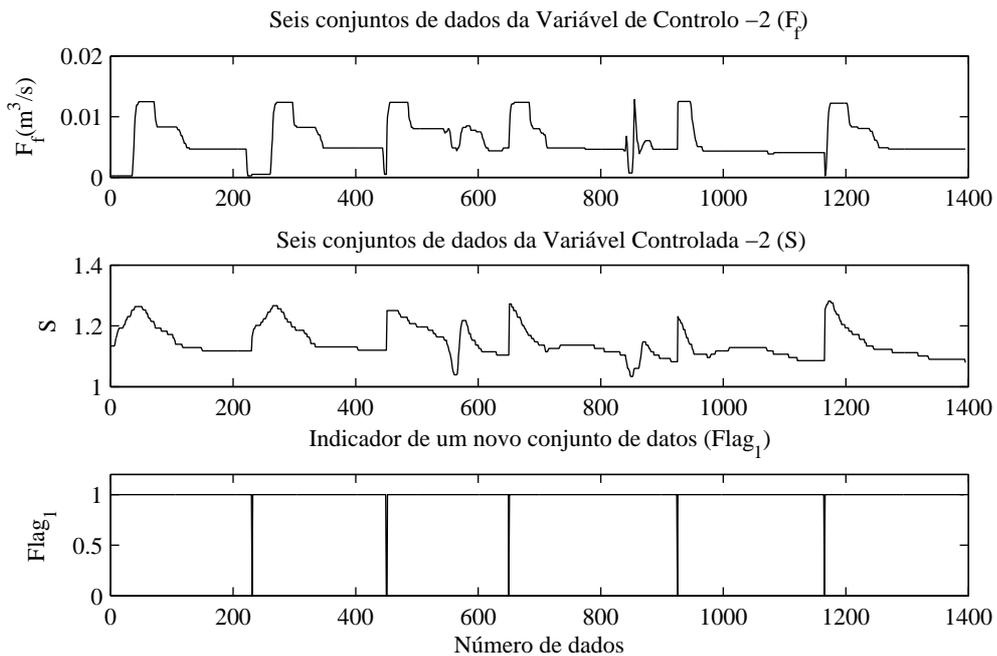


Figura 6.13 - Representação dos dados utilizados no treino da rede neuronal do ciclo de controle 2 (Seis Batch, Refinaria “RAR.SA”).

6.4.1.2 Parâmetros dos NNMPC aplicados na EHO da Refinaria “RAR.SA”.

Para a EHO do processo de cristalização da Refinaria “RAR.SA” são necessários quatro NNMPC, estes quatro controladores vão ter a estrutura mostrada na Figura 6.5, e a sua implementação é conseguida a partir da GUI *Neural Network Predictvie Control* (ver Figura 6.6).

Para os NNMPC devem ser determinados quatro parâmetros de desenho: H_p , H_c , λ_1 e λ_2 . O valor do horizonte de previsão está relacionado com o tempo de estabelecimento da variável a controlar (t_e) e o período de amostragem utilizado (Δt). O tempo de estabelecimento equivale ao tempo necessário para que o sistema em ciclo fechado mantenha uma variação menor que 5% em redor do ponto de operação. O período de amostragem, na implementação deste controlador, tem sido estabelecido pelo menos 10 vezes menor que t_e . O horizonte de previsão equivale ao número de intervalos de amostragem necessários para que o tempo de previsão supere o tempo de estabelecimento, isto utilizando uma função que se define como: $H_p = \text{floor}\left(\frac{t_e}{\Delta t}\right)$ (Sánchez *et al.*, 1996; Lee e Lee, 1997; Bordons e Camacho, 2000).

Na selecção do valor do horizonte de controlo (H_c) não se tem seguido um critério formal, para todos os casos de NNMPC implementados utilizou-se um valor de H_c igual a dois.

Os parâmetros λ_1 e λ_2 definem, para a função objectivo, a contribuição do erro de saída e o incremento do sinal de controlo respectivamente. Para todos os NNMPC implementados λ_1 foi definido no valor 1, que representa um valor normalizado, pela importância deste primeiro termo. Para a selecção de λ_2 tem-se seguido um grupo de passos suportados em expressões empíricas, com os quais se pretende normalizar os dois termos que formam a função objectivo (6.5) (Suárez *et al.*, 2008).

- (i) Definir o valor de referência (ref), os valores máximos e mínimos da saída do processo (y_{max} e y_{min}) e os limites máximo e mínimo da variável de controlo (u_{max} e u_{min}).
- (ii) Definir a contribuição desejada (Ctb) para o segundo termo da função objectivo (6.5), cumprindo que ($0\% \leq Ctb \leq 100\%$).
- (iii) Determinar o erro quadrático máximo (e_{max}) ((6.21) ou (6.22)).

$$e_{max} = (ref - y_{max})^2 \quad (6.21)$$

$$e_{max} = (ref - y_{min})^2 \quad (6.22)$$

- (iv) Determinar o valor de λ_2 que cumpra com a contribuição definida em (ii)

$$(u_{max} - u_{min})^2 \cdot \lambda_2 = e_{max} \cdot Ctb/100 \quad (6.23)$$

Através deste procedimento pretende-se tornar compatíveis os dois termos de (6.5), quando os mesmos não foram previamente normalizados e assim superar o problema da diferença numérica. Na Tabela 6.1 resumem-se os parâmetros dos quatro NNMPC aplicados na EHO da Refinaria “RAR.SA”. Aqui incluem-se três possíveis valores do factor de peso λ_2 que representam 2, 20 e 50 % de

contribuição do segundo termo na função objectivo. A partir destes valores será posteriormente realizada uma análise da influência deste parâmetro no desempenho do algoritmo DNMPC.

Tabela 6.1 - Parâmetros fundamentais dos quatro NNMPC da EHO da Refinaria “RAR.SA”

Parâmetro	Ciclos de Controlo EHO “RAR.SA”			
	NNMPC-1	NNMPC-2	NNMPC-3	NNMPC-4
t_e (s)	40	40	60	80
Δt (s)	4	4	4	4
H_c	2	2	2	2
H_p	10	10	15	20
ref	12.15 (m ³)	1.15	1.15	0.43
y_{max}	16 (m ³)	1.2	1.2	0.5
y_{min}	8 (m ³)	1	1	0.3
u_{max}	0.02 (m ³ /s)	0.02 (m ³ /s)	3 (kg/s)	0.03 (m ³ /s)
u_{min}	0 (m ³ /s)	0 (m ³ /s)	0 (kg/s)	0 (m ³ /s)
$\lambda_{2_RAR_2\%}$	100	0.1	4x10 ⁻⁶	3x10 ⁺⁴
$\lambda_{2_RAR_20\%}$	1000	1	4x10 ⁻⁵	3x10 ⁺⁵
$\lambda_{2_RAR_50\%}$	2500	2.5	1x10 ⁻⁴	7.5x10 ⁺⁵

Substituindo os parâmetros dos controladores em (6.5), obtém-se a função objectivo dos quatro NNMPC para EHO do processo de cristalização da Refinaria “RAR.SA”

NNMPC_{RAR-1}: Controlo de volume com caudal de alimentação de licor:

$$\min_{0 \leq [F_f(k), F_f(k+1)] \leq 0.02} J = \sum_{k=1}^{10} (ref_1(t+k) - \hat{V}_{NN}(t+k))^2 + 1000 \cdot \sum_{k=1}^2 (F_f(t+k-1) - F_f(t+k-2))^2 \quad (6.24)$$

NNMPC_{RAR-2}: Controlo da sobressaturação com caudal de alimentação de licor:

$$\min_{0 \leq [F_f(k), F_f(k+1)] \leq 0.02} J = \sum_{k=1}^{10} (ref_2(t+k) - \hat{S}_{NN}(t+k))^2 + 1.0 \sum_{k=1}^2 (F_f(t+k-1) - F_f(t+k-2))^2 \quad (6.25)$$

NNMPC_{RAR-3}: Controlo da sobressaturação com caudal de vapor de aquecimento:

$$\min_{0 \leq [F_s(k), F_s(k+1)] \leq 3} J = \sum_{k=1}^{15} (ref_3(t+k) - \hat{S}_{NN}(t+k))^2 + 10^{-5} \cdot \sum_{k=1}^2 (F_s(t+k-1) - F_s(t+k-2))^2 \quad (6.26)$$

NNMPC_{RAR-4}: Controlo da fracção mássica de cristais com caudal de alimentação de xarope:

$$\min_{0 \leq [F_f(k), F_f(k+1)] \leq 0.03} J = \sum_{k=1}^{20} (ref_4(t+k) - w\hat{c}_{NN}(t+k))^2 + 3 \cdot 10^5 \cdot \sum_{k=1}^2 (F_f(t+k-1) - F_f(t+k-2))^2 \quad (6.27)$$

6.4.1.3 Influência do parâmetro λ_2 no desempenho do NNMPC.

Para avaliar a influência do parâmetro λ_2 no esforço que realiza a sinal de controlo utilizam-se os três valores de λ_2 definidos na Tabela 6.1. A avaliação realiza-se no cenário de operação 1 (ver pág. 161) e aplicando o procedimento de treino 1 (ver pág. 163)

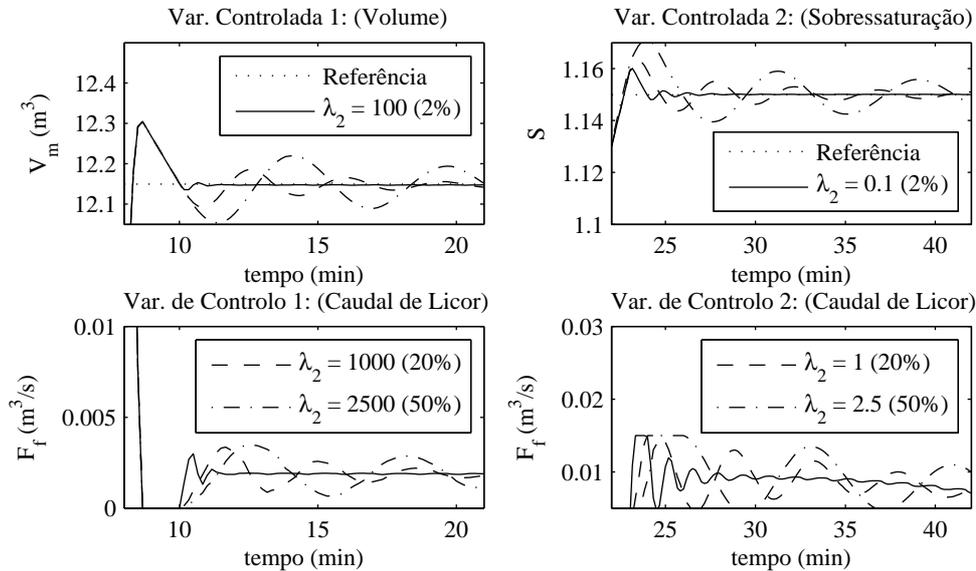


Figura 6.14 - Influência do factor de peso λ_2 na resposta dos NNMPC 1 e 2. (EHO da Refinaria “RAR.SA”, Cenário 1, Procedimento de Treino 1)

A Figura 6.14 mostra a influência da contribuição da variação do sinal de controlo (λ_2) para os ciclos de controlo 1 e 2 (controlo do volume com caudal de alimentação de licor e controlo da sobressaturação com caudal de alimentação de licor respectivamente). Estes resultados demonstram que quando se diminui a contribuição do segundo termo na função objectivo (6.5) (diminuindo λ_2), o objectivo de controlo alcança-se em menos tempo, exigindo um maior esforço no sinal de controlo. Em última instancia λ_2 dever ser limitado pela velocidade dos elementos de controlo (*Hard Constraints*), ou por questões de segurança com outros critérios operacionais (*Soft Constraints*). O resultado obtido para os restantes ciclos de controlo é semelhante a estes dois exemplos.

6.4.1.4 Avaliação do NNMPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 1).

Como foi descrito previamente o cenário 1 representa o caso ideal. O processo é simulado a partir do modelo detalhado e os parâmetros de entrada não variam, considerando que não existem perturbações nem ruídos (Ver Tabela 4.1).

Na Figura 6.16 representa-se o desempenho do algoritmo NNMPC nos ciclos de controlo 1 e 4 (controlo do volume e da fracção mássica de cristais (este último indirectamente através da corrente do agitador) com caudal de alimentação de licor e xarope respectivamente). Os resultados demonstram que

quando se dispõe dum modelo bem detalhado do processo para treinar a rede neuronal (Caso - 1), o desempenho do algoritmo NNMPC é superior aos casos em que só se dispõem de dados entrada saída do processo (Caso - 2). Apesar do grande desafio que representa o Caso - 2 para o algoritmo NNMPC, com este método de treino da rede neuronal, que considera o processo como uma caixa negra, também se consegue cumprir o objectivo de controlo estabelecido, melhorando o seu desempenho na medida em que aumenta a quantidade de dados usados no treino do modelo (Caso - 2.3).

Na Figura 6.16 mostram-se o desempenho do algoritmo NNMPC nos ciclos de controlo 2 e 3 (controlo do sobressaturação com caudal de alimentação de licor e caudal de vapor de aquecimento respectivamente). Os resultados são similares ao caso anterior.

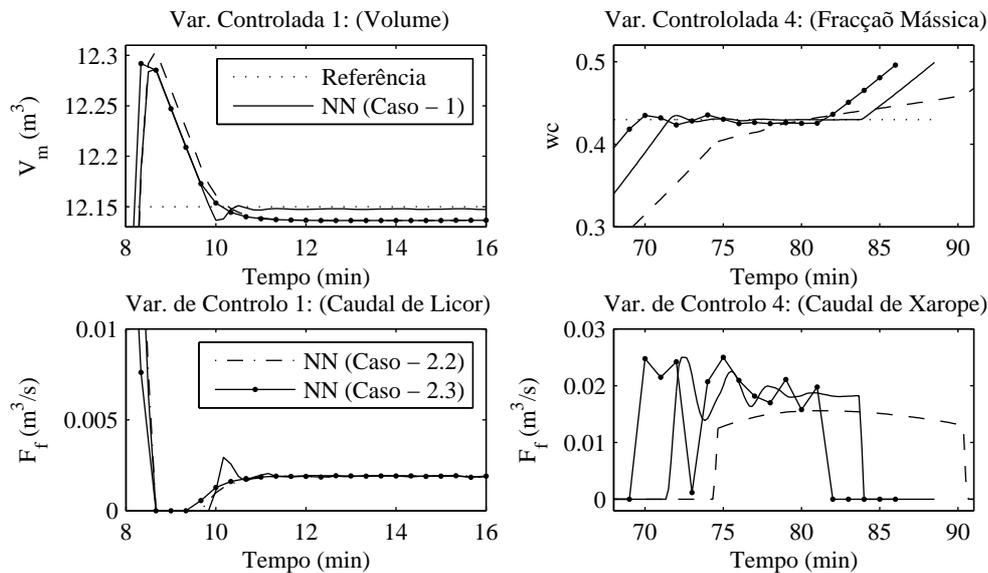


Figura 6.15 - Resposta dos NNMPC-1 e 4. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 1)

Utilizando ambos procedimentos de treino, o algoritmo NNMPC consegue conduzir o processo para que no final do batch os parâmetros da função de distribuição de tamanho dos cristais cumpram os requisitos exigidos, assim como outros parâmetros que definem a eficiência do processo (ver Tabela 6.2). Os valores finais do Caso 2.1 (que utiliza unicamente dois conjuntos de dados no treino), não se mostram porque para este caso a grande incerteza do modelo neuronal em relação ao processo, provoca instabilidade no algoritmo NNMPC e a EHO não pode ser completada.

As maiores dificuldades do NNMPC, cujo modelo neuronal é treinado a partir de dados reais, estão no terceiro ciclo de controlo (Controlo da sobressaturação com caudal de vapor). Isto é consequência do tipo de dados disponíveis, que não descrevem toda a dependência das variáveis que intervêm no ciclo de controlo. Por exemplo não há dados suficientes que mostrem o comportamento da sobressaturação quando o caudal de vapor diminui nesta etapa do processo.

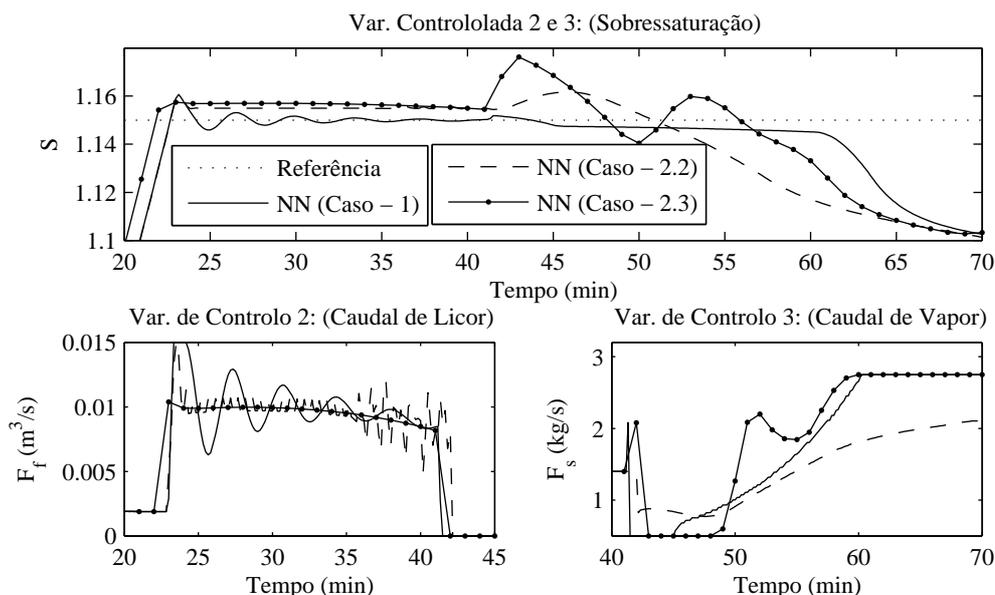


Figura 6.16 - Resposta dos NNMPC-2 e 3. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 1)

Tabela 6.2 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 1)

Parâmetro	Valor Final para os dois procedimentos de treino			
	Caso - 1	Caso - 2.1	Caso - 2.2	Caso - 2.3
Tamanho médio (mm)	0.57	----	0.59	0.574
Coefficiente de variação (%)	31.27	----	31.65	31.25
Duração do processo (min:s)	88:10	----	93:00	87:00
Consumo de energia (kg de vapor)	9398	----	9425	9403
Consumo de licor (m ³)	38.46	----	38.82	38.44
Produção de açúcar (kg)	21583	----	21831	21618

6.4.1.5 Avaliação do NNMPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 2).

Como em capítulos anteriores, neste segundo cenário de operação utilizam-se os mesmos parâmetros de operação empíricos aplicados no Cenário-1 (Ver Tabela 4.1), porém agora alguns parâmetros são afectados pelas perturbações mais frequentes no processo de cristalização de açúcar: (i) aumento do brix do licor de alimentação, (ii) diminuição do brix do licor de alimentação, (iii) aumento do valor da pressão de vazio e (iv) diminuição da pureza do xarope de alimentação.

Para todos os tipos de perturbações o NNMPC faz uma correcção na variável de controlo que permite diminuir a influência da perturbação nas principais saídas do processo. Como nos casos anteriores, a perturbação com piores consequências tem a ver com o brix do licor de alimentação na primeira fase da cristalização (ver Figura 6.17).

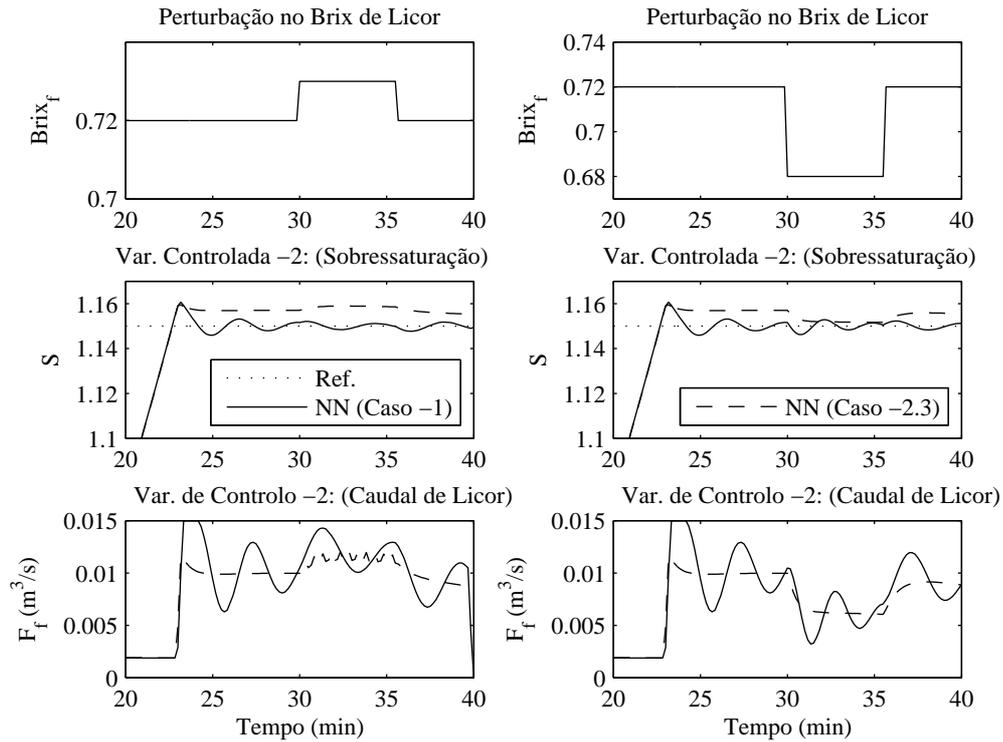


Figura 6.17 - Resposta do NNMPC-2 ante perturbações no brix do licor de alimentação. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 2)

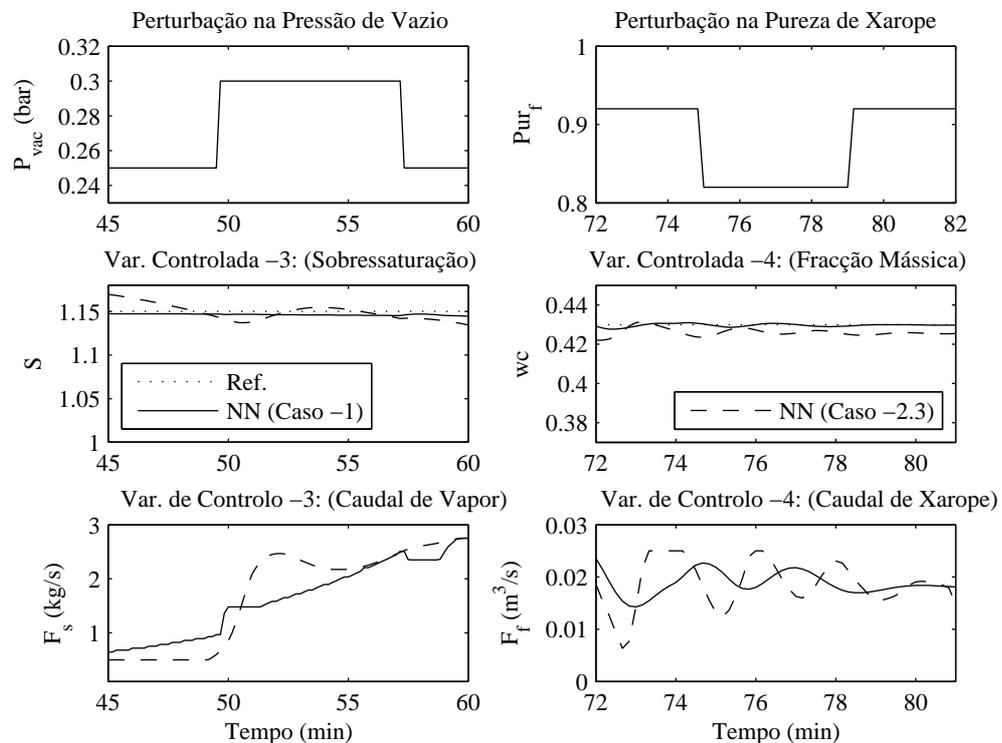


Figura 6.18 - Resposta dos NNMPC-3 e 4 ante perturbações na pressão de vazio e na pureza do xarope de alimentação. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 2)

Na Figura 6.18 observa-se que a perturbação na pureza do xarope, durante a última fase da cristalização, tem pouca influência no processo. Este resultado confirma que nesta fase do processo a

taxa de cristalização é tão elevada, que é economicamente viável alimentar o processo com uma solução de menor pureza. Este comportamento coincide como o observado para os controladores PI e o DNMPC.

De modo geral, o desempenho do NNMPC na presença destas perturbações é aceitável. A Tabela 6.3 mostra que os valores finais da função de distribuição de tamanho dos cristais e de outros parâmetros que indicam a eficiência do processo, cumprem os requisitos exigidos para o processo na indústria.

Tabela 6.3 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 2)

Parâmetro	Valor Final	
	NN Caso - 1	NN Caso - 2.3
Tamanho médio (mm)	0.534	0.54
Coefficiente de variação (%)	34.44	34.19
Duração do processo (min:s)	87:20	86:00
Consumo de energia (kg de vapor)	9335	9359
Consumo de licor (m ³)	38.37	38.36
Produção de açúcar (kg)	21552	21598

6.4.1.6 Avaliação do NNMPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 3).

Neste terceiro cenário alguns dos parâmetros de entrada do processo são substituídos por dados reais (ver Apêndice B.1.7). Para o NNMPC (NN Caso - 2), o ciclo de controlo de pior desempenho é o controlo da sobressaturação com caudal de vapor (ver Figura 6.20) como sucedeu no primeiro cenário. Para os outros ciclos de controlo o NNMPC tem um desempenho muito semelhante independentemente do tipo de modelo neuronal utilizado (Figura 6.19)

Ao concluir a EHO do processo de cristalização da Refinaria “RAR.SA” utilizando NNMPC consegue-se terminar o processo com valores aceitáveis nos parâmetros da função de distribuição de tamanho dos cristais (ver Tabela 6.4). Os outros parâmetros utilizados para medir a eficiência do processo também cumprem os requisitos exigidos.

Tabela 6.4 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 3)

Parâmetro	Valor Final	
	NN Caso - 1	NN Caso - 2.3
Tamanho médio (mm)	0.58	0.56
Coefficiente de variação (%)	30.99	32.1
Duração do processo (min:s)	94:50	89:00
Consumo de energia (kg de vapor)	9913	9172
Consumo de licor (m ³)	39.06	37.87
Produção de açúcar (kg)	21644	21532

Um aspecto que se pode remarcar é que o NNMPC que utiliza o modelo neuronal treinado a partir de dados reais logra terminar o processo em menor tempo e os seus parâmetros de qualidade são melhores que o outro caso.

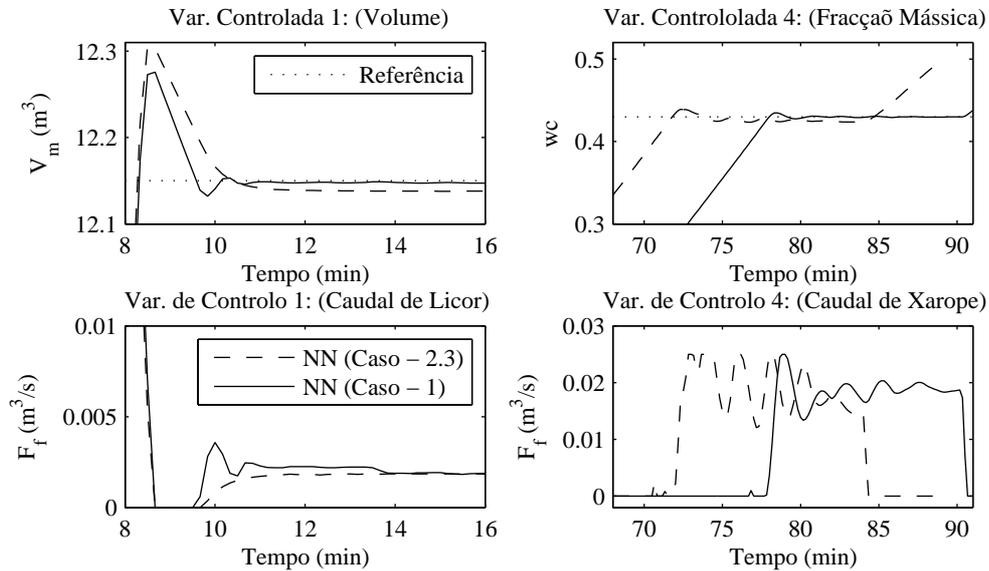


Figura 6.19 - Resposta dos NNMPC-1 e 4. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)

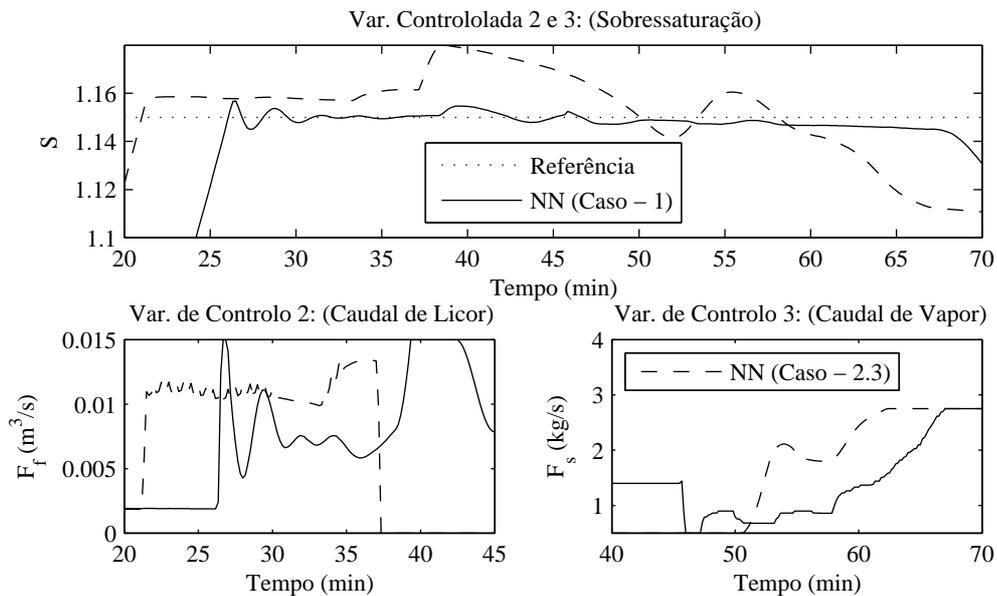


Figura 6.20 - Resposta dos NNMPC-2 e 3. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)

6.4.1.7 Avaliação do algoritmo ET-NNMPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 3).

Nesta secção o algoritmo NNMPC vai ser avaliado com a modificação definida no Capítulo 5, que permite uma margem de tolerância (χ) no erro da variável controlada em relação à referência. Este novo algoritmo vai ser denominado ET-NNMPC e vai ser avaliado com os dois casos de treino da rede neuronal no terceiro cenário de operação.

O algoritmo ET-NNMPC é um caso particular do NNMPC (ver (6.5)). Este novo algoritmo de controlo permite uma pequena variação da variável controlada no contorno da referência, assim consegue diminuir o tempo de computação que utiliza o algoritmo de optimização (Suárez *et al.*, 2009). Em (6.28) mostra-se a forma geral da função objectivo do algoritmo ET-NNMPC, neste caso a função objectivo está também sujeita às restrições (6.3) e (6.4).

$$u(t+k) = \begin{cases} u : \left\{ \begin{array}{l} \min_{[u(t+k), u(t+k+1), \dots, u(t+H_c)]} J = \lambda_1 \sum_{k=1}^{H_p} (e(t+k))^2 + \lambda_2 \sum_{k=1}^{H_c} (\Delta u(t+k))^2, \text{ if } E_\Sigma > \chi \\ u^* \end{array} \right. & , \chi \in R^+ \\ & \text{, if } E_\Sigma \leq \chi \end{cases} \quad (6.28)$$

Onde:

$$E_\Sigma = \frac{1}{H_p} \sum_{k=1}^{H_p} |e(t+k)| \quad (6.29)$$

O termo E_Σ determina-se do mesmo modo que para o algoritmo ET-DNMPC no Capítulo 5. Os restantes parâmetros do ET-NNMPC estão resumidos na Tabela 6.5 e são determinados seguindo as mesmas especificações utilizadas no ET-DNMPC (Capítulo 5).

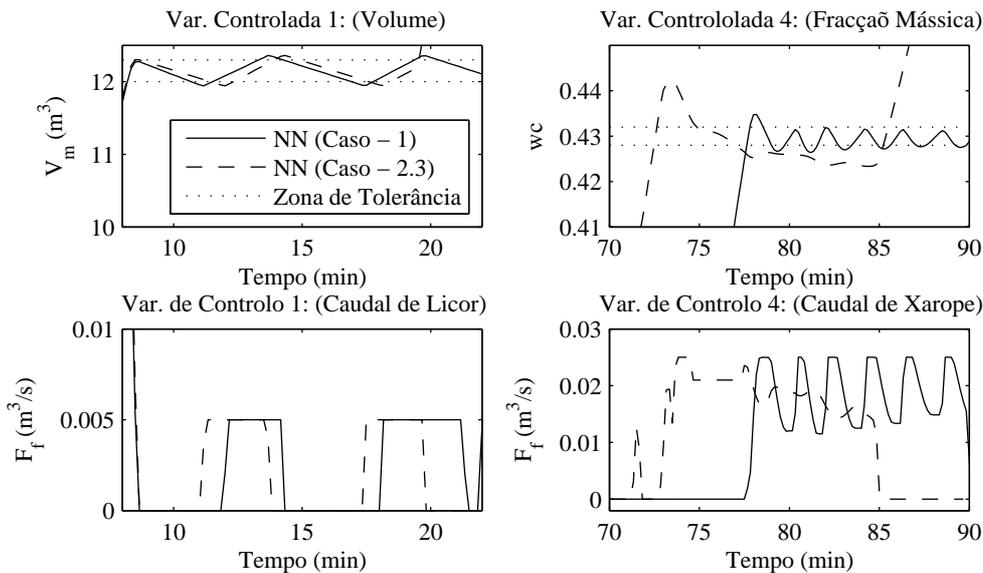


Figura 6.21 - Resposta dos ET-NNMPC 1 e 4. (Modelo neuronal Caso 1 e Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)

Na Figura 6.21 representa-se o desempenho do algoritmo ET-NNMPC nos ciclos de controlo 1 e 4 (controlo de volume com caudal de licor e controlo da fracção mássica com caudal de xarope), nesta figura mostra-se o desempenho do ET-NNMPC para os dois tipos de modelos neuronais treinados. Igual análise se mostra na Figura 6.22 para os ciclos de controlo 2 e 3 (controla da sobressaturação com caudal de licor e caudal de vapor).

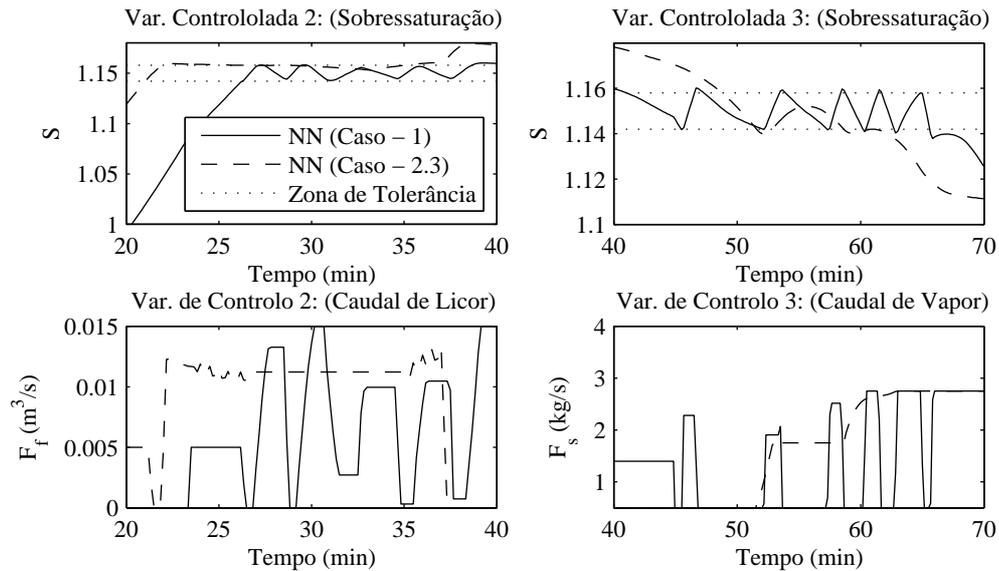


Figura 6.22 - Resposta dos ET-NNMPC 2 e 3. (Modelo neuronal Caso 1 e Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)

Tabela 6.5 - Parâmetros de desenho ET-NNMPC (EHO da Refinaria “RAR.SA”)

Ciclo de Controlo	Parâmetros do ET-NNMPC				
	t_e	Δt	H_p	H_c	χ
ET-DNMPC-1	40	4	10	2	0.15
ET-DNMPC-2	40	4	10	2	0.01
ET-DNMPC-3	60	4	15	2	0.01
ET-DNMPC-4	80	4	20	2	0.002

Em todos os casos o ET-NNMPC tem um desempenho aceitável, tanto do ponto de vista transitório como nos valores finais que se obtêm nos parâmetros da função de distribuição de tamanho dos cristais (ver Tabela 6.6).

6.4.1.8 Comparação entre o desempenho do NNMPC e ET-NNMPC na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 3).

A partir de uma análise visual do desempenho dos algoritmos NNMPC e ET-NNMPC, é claramente observável que o NNMPC logra um melhor seguimento da referência. Também é observável um melhor desempenho geral destes controladores quando o modelo neuronal preditivo é treinado a partir dos dados gerados pelo modelo detalhado do processo. Nas Figuras 6.23 e 6.24 compara-se o desempenho destes controladores quando o modelo neuronal é treinado a partir do modelo detalhado do processo, e nas Figuras 6.25 e 6.26 o caso em que o modelo neuronal é treinado a partir de dados reais do processo.

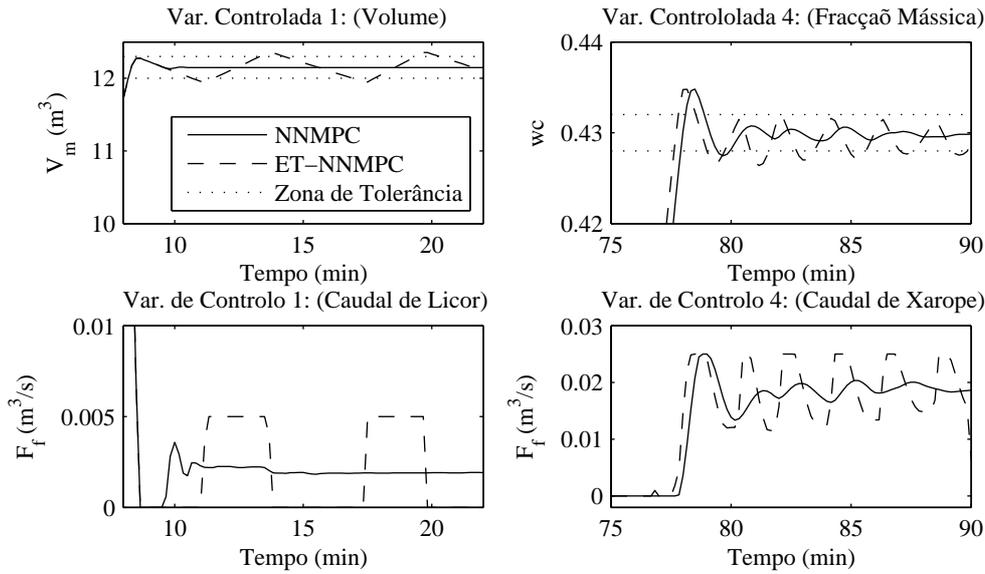


Figura 6.23 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 1 e 4. (Modelo neuronal Caso 1) (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)

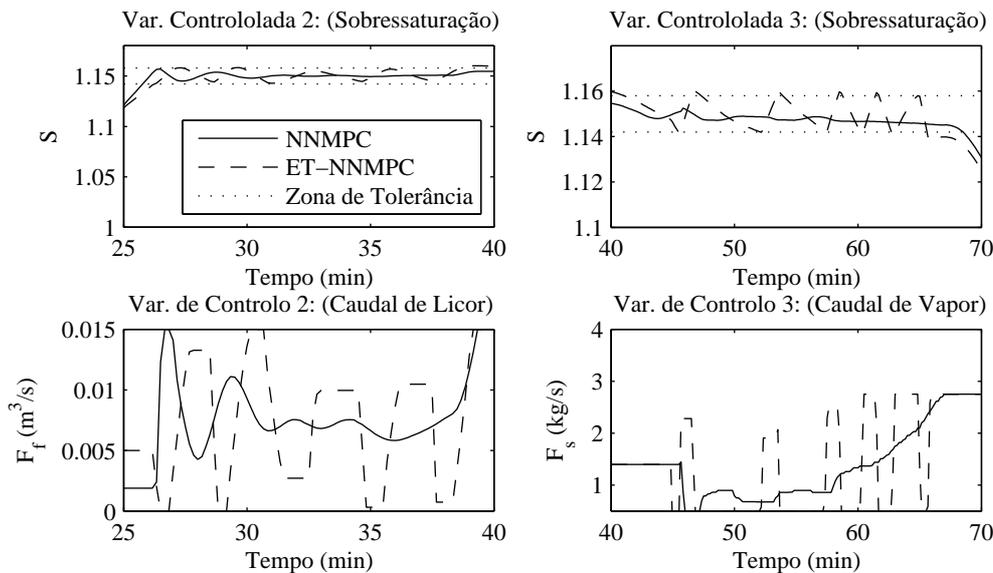


Figura 6.24 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 2 e 3. (Modelo neuronal Caso 1) (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)

O caso em que o modelo neuronal é treinado a partir de dados reais do processo, indubitavelmente representa um maior desafio para um controlador preditivo baseado em modelos. Os resultados aqui obtidos demonstram a grande aplicabilidade das redes neuronais na identificação e controlo de processos industriais, com maior incidência nos processos não lineares, cujos modelos são difíceis de obter e de aplicar num algoritmo de optimização por não ter uma solução algébrica.

O algoritmo ET-DNMPC demonstrou novamente que é possível sacrificar a robustez do controlador em relação ao seguimento da referência, para diminuir o tempo de computação sem afectar os valores finais de qualidade dum processo batch (ver Tabela 6.6).

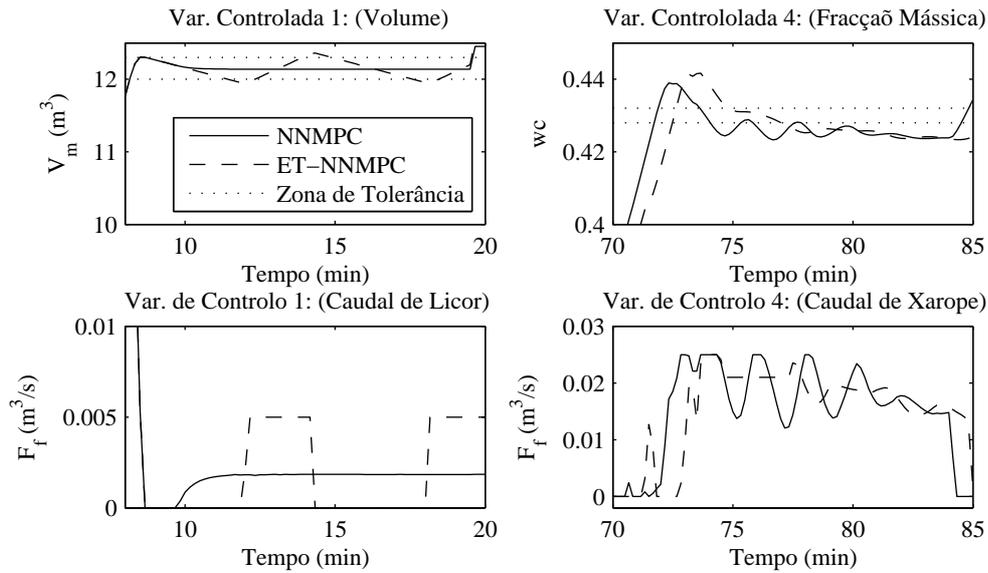


Figura 6.25 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 1 e 4. (Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)

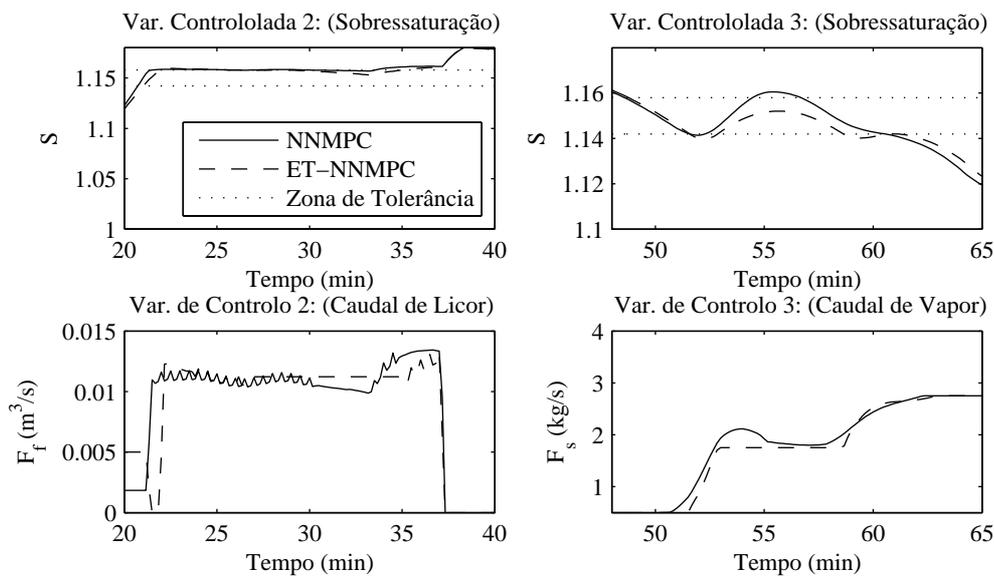


Figura 6.26 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 2 e 3. (Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)

Tabela 6.6 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC e ET-NNMPC (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 3)

Parâmetro	NNMPC		ET-NNMPC	
	Caso - 1	Caso - 2.3	Caso - 1	Caso - 2.3
Tamanho médio (mm)	0.58	0.56	0.58	0.555
Coefficiente de variação (%)	30.99	32.1	30.95	32.12
Duração do processo (min:s)	94:50	89:00	94:30	89:40
Consumo de energia (kg de vapor)	9913	9172	9903	9204
Consumo de licor (m ³)	39.06	37.87	39.09	37.9
Produção de açúcar (kg)	21644	21532	21592	21528

A redução do tempo de computação associado à introdução da tolerância do erro é de 40% aproximadamente (ver Figura 6.27), obtendo-se os seguintes valores nos tempos médios de computação para cada caso: (i) NNMPC (Treino Caso 1): 0.09 s, (ii) ET-NNMPC (Treino Caso 1): 0.059 s, (iii) NNMPC (Treino Caso 2.3): 0.13 s e (iv) ET-NNMPC (Treino Caso 2.3): 0.07 s.

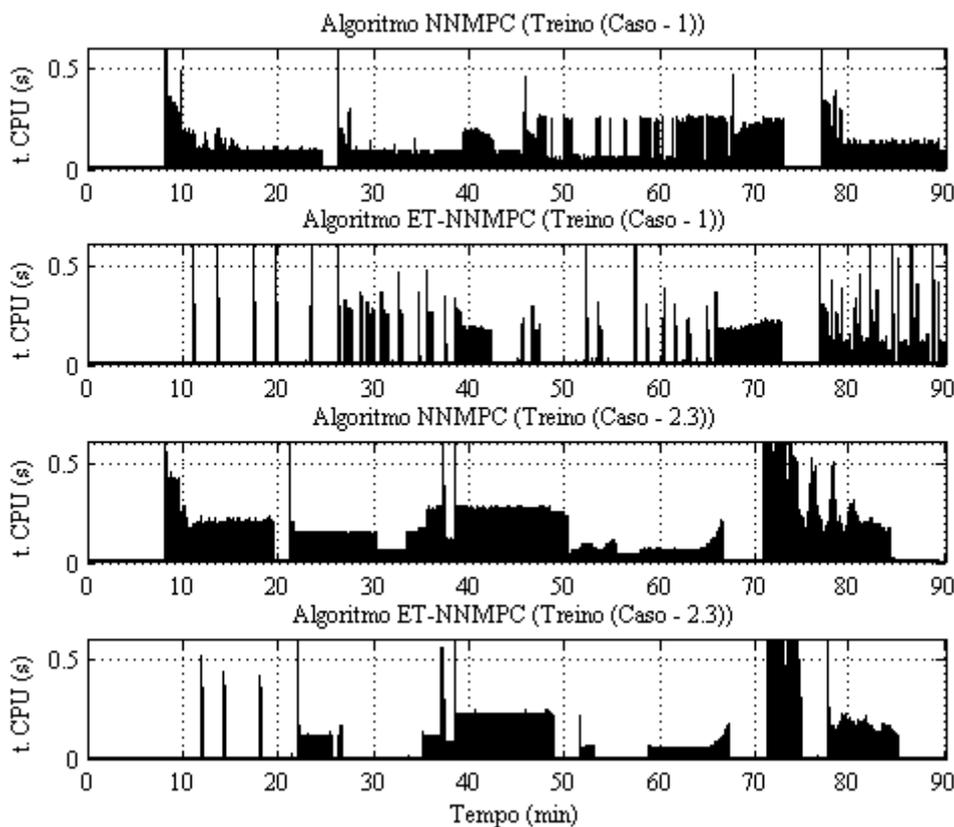


Figura 6.27 - Tempo de computação utilizado pelos algoritmos NNMPC e ET-NNMPC. (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3)

6.4.2 Avaliação do algoritmo NNMPC na Estratégia Heurística de Operação da Refinaria “José Martí”.

A avaliação do algoritmo NNMPC no contexto da EHO desenhada para o processo de cristalização na Refinaria “José Martí”, segue as mesmas considerações que os casos anteriores. Primeiro é necessário obter um sistema geral de controle que cumpra toda a sequência de operações definida na EHO, e que aplique algoritmos NNMPC em todos os seus ciclos de controle (Figura 6.28). Seguidamente, o sistema geral de controle é simulado para os três cenários concebidos (ver pág. 161).

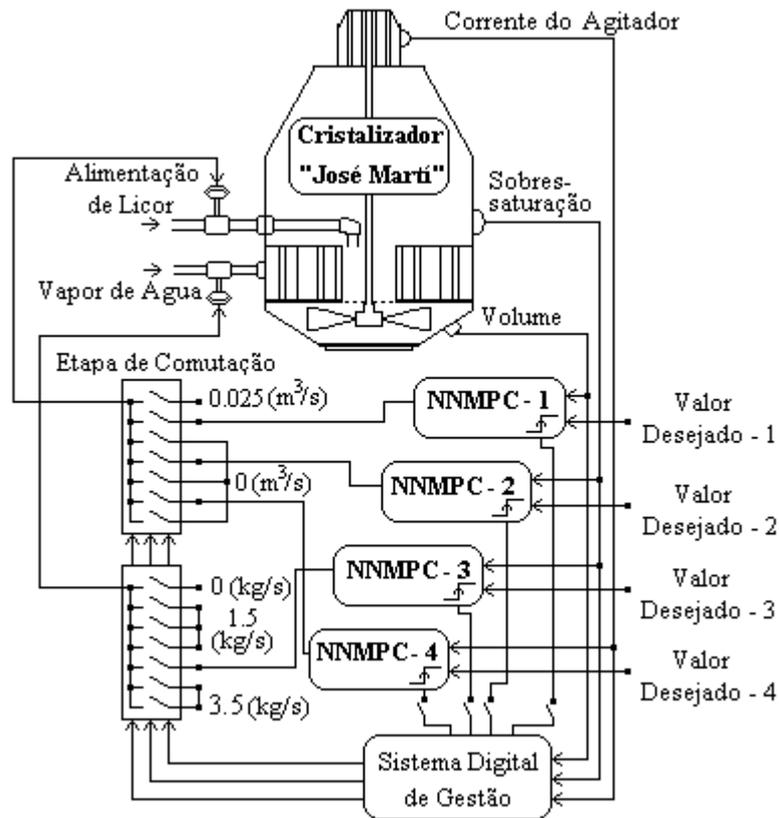


Figura 6.28 - Esquema do sistema geral de controlo para implementar a estratégia de operação da Refinaria “José Martí” com NNMPC.

Dado o facto de não dispor dos dados reais necessários do processo de cristalização na Refinaria “José Martí” para treinar os modelos neuronais dos quatro NNMPC, são utilizados os modelos obtidos para o processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA”. Com esta aproximação o NNMPC pode não ter um desempenho satisfatório, dado que entre ambos os processos existem marcadas diferenças operacionais, mas constitui uma forma de avaliar a aplicabilidade das redes neuronais. Para o primeiro procedimento de treino utilizou-se o modelo detalhado correspondente a este processo.

Os parâmetros dos quatro NNMPC são seleccionados seguindo os mesmos critérios utilizados para o caso da Refinaria “RAR.SA” (ver pág. 165). Todos os parâmetros estão resumidos na Tabela 6.6. Substituindo estes parâmetros, na função objectivo geral do algoritmo NNMPC (6.5), obtêm-se a função objectivo dos quatro NNMPC para EHO do processo de cristalização da Refinaria “José Martí”.

NNMPC_{Martí-1}: Controlo de volume com caudal de alimentação de licor:

$$\min_{0 \leq [F_f(k), F_f(k+1)] \leq 0.02} J = \sum_{k=1}^{10} (ref_1(t+k) - \hat{V}_{NN}(t+k))^2 + 1000 \cdot \sum_{k=1}^2 (F_f(t+k-1) - F_f(t+k-2))^2 \quad (6.30)$$

NNMPC_{Martí-2}: Controlo da sobressaturação com caudal de alimentação de licor:

$$\min_{0 \leq [F_f(k), F_f(k+1)] \leq 0.02} J = \sum_{k=1}^{10} (ref_2(t+k) - \hat{S}_{NN}(t+k))^2 + 1.0 \sum_{k=1}^2 (F_f(t+k-1) - F_f(t+k-2))^2 \quad (6.31)$$

NNMPC_{Martí-3}: Controlo da sobressaturação com caudal de vapor de aquecimento:

$$\min_{0 \leq [F_s(k), F_s(k+1)] \leq 3.5} J = \sum_{k=1}^{15} \left(ref_3(t+k) - \hat{S}_{NN}(t+k) \right)^2 + 10^{-5} \cdot \sum_{k=1}^2 \left(F_s(t+k-1) - F_s(t+k-2) \right)^2 \quad (6.32)$$

NNMPC_{Martí-4}: Controlo de fracção mássica de cristais com caudal de alimentação de xarope:

$$\min_{0 \leq [F_f(k), F_f(k+1)] \leq 0.03} J = \sum_{k=1}^{20} \left(ref_4(t+k) - w\hat{c}_{NN}(t+k) \right)^2 + 3 \cdot 10^5 \cdot \sum_{k=1}^2 \left(F_f(t+k-1) - F_f(t+k-2) \right)^2 \quad (6.33)$$

Tabela 6.7 - Parâmetros fundamentais dos quatro NNMPC da EHO da Refinaria “José Martí”

Parâmetro	Ciclos de Controlo EHO “José Martí”			
	NNMPC-1	NNMPC-2	NNMPC-3	NNMPC-4
t_e (s)	40	50	60	90
Δt (s)	4	4	4	4
H_c	2	2	2	2
H_p	10	10	15	20
ref	12.15 (m ³)	1.15	1.15	0.43
y_{\max}	16 (m ³)	1.2	1.2	0.5
y_{\min}	8 (m ³)	1	1	0.3
u_{\max}	0.02 (m ³ /s)	0.02 (m ³ /s)	3.5 (kg/s)	0.03 (m ³ /s)
u_{\min}	0 (m ³ /s)	0 (m ³ /s)	0 (kg/s)	0 (m ³ /s)
λ_2	1000	1	4x10 ⁻⁵	3x10 ⁺⁵

6.4.2.1 Avaliação do algoritmo NNMPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 1).

Neste cenário de operação considera-se o processo como um caso ideal, no qual os parâmetros de operação se mantêm constantes (ver Tabela 4.1). Na Figura 6.29 mostram-se os ciclos de controlo 1 e 4 (controlo do volume e da fracção mássica). No controlo do volume os dois NNMPC mostram um desempenho aceitável, independentemente do procedimento utilizado na obtenção do modelo neuronal.

No controlo da fracção mássica, o NNMPC com modelo neuronal obtido a partir dos dados reais da cristalização na Refinaria “RAR.SA” não consegue o desempenho esperado, o que é provocado pela carência de dados adequados e as diferenças operacionais existentes entre estes processos. Esta situação é semelhante no ciclo de controlo 3 (Ver Figura 6.30). O NNMPC com modelo neuronal obtido a partir de dados gerados pelo modelo detalhado consegue um bom desempenho. Assim, também os valores finais dos parâmetros da função de distribuição de tamanho dos cristais e os parâmetros utilizados para quantificar a eficiência de cada batch mostram valores aceitáveis (ver Tabela 6.8).

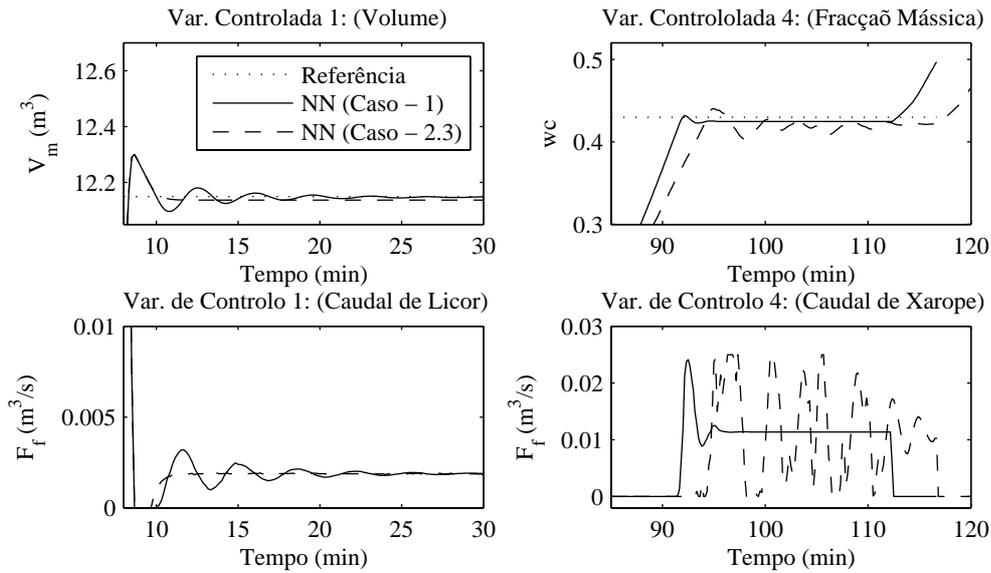


Figura 6.29 - Resposta dos NNMPC-1 e 4. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 1)

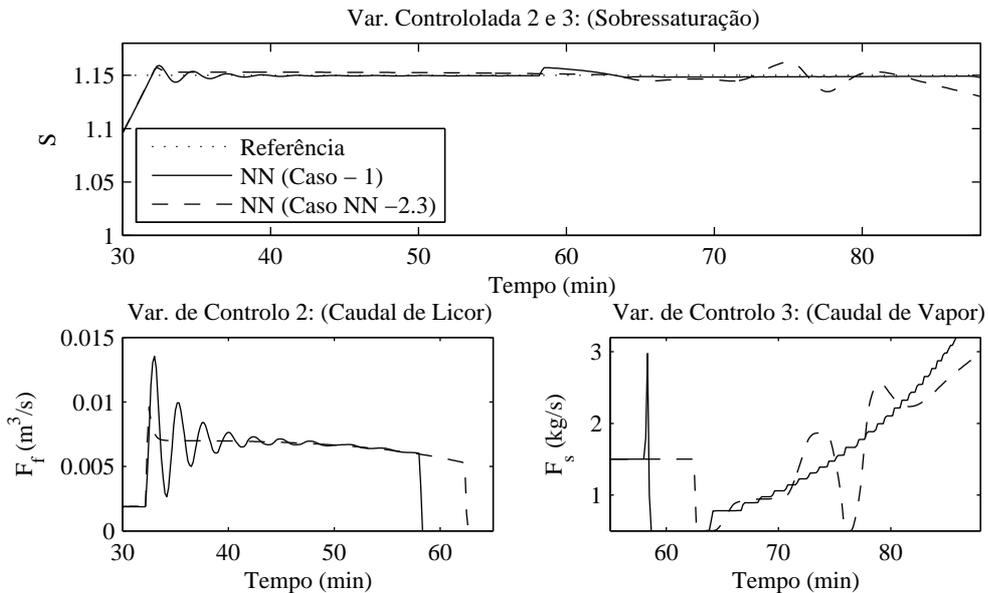


Figura 6.30 - Resposta dos NNMPC-2 e 3. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 1)

Tabela 6.8 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 1)

Parâmetro	Valor Final	
	NN Caso - 1	NN Caso - 2.3
Tamanho médio (mm)	0.574	0.582
Coefficiente de variação (%)	27.65	27.61
Duração do processo (min:s)	116:40	121:40
Consumo de energia (kg de vapor)	14045	15015
Consumo de licor (m ³)	40.06	42.81
Produção de açúcar (kg)	19899	21387

6.4.2.2 Avaliação do algoritmo NNMPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 2).

Neste cenário o algoritmo NNMPC é testado na presença das perturbações mais frequentes no processo de cristalização. Na Figura 6.31 mostra-se o desempenho do NNMPC -2 quando acontecem perturbações no brix do licor de alimentação, em ambos os casos o NNMPC faz a correcção no sinal de controlo que permite reduzir o efeito indesejável da perturbação.

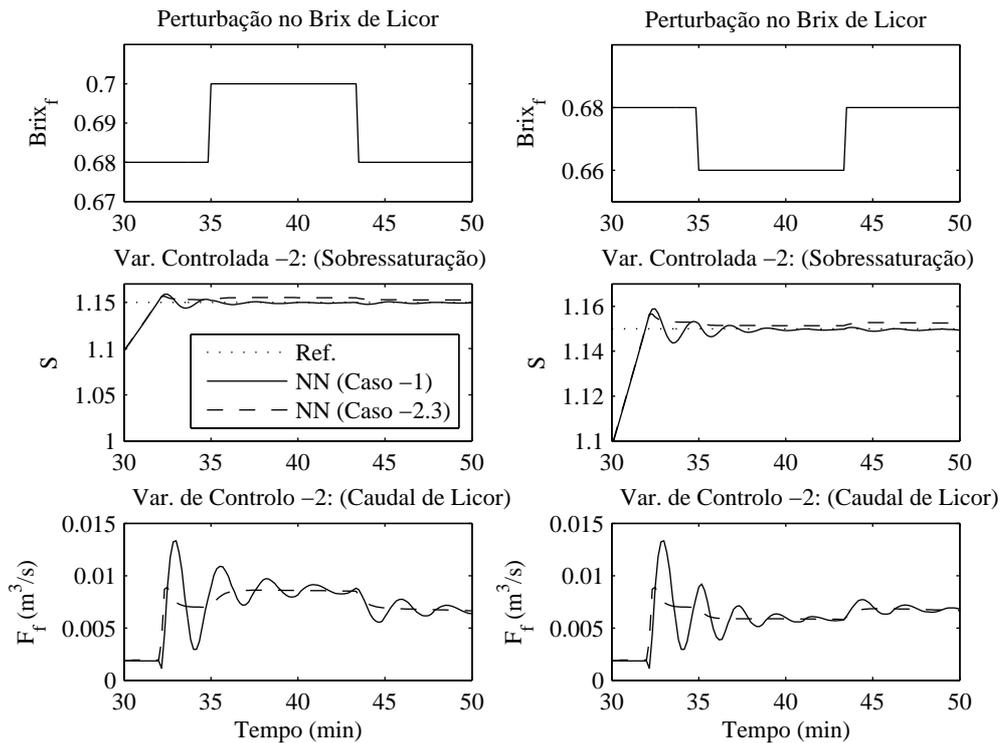


Figura 6.31 - Resposta do NNMPC-2 na presença de perturbações no brix do licor de alimentação. (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário 2)

As perturbações na pressão de vazio (no ciclo de controlo 3) e a pureza do licor de alimentação (ciclo de controlo 4), praticamente não afectam os parâmetros de saída, sobressaturação e fracção mássica (ver Figura 6.32). Neste caso não se tem representado a resposta do NNMPC (treino Caso 2.3), porque nestes ciclos de controlo este NNMPC não tem uma boa resposta. Neste cenário os valores finais dos parâmetros da função de distribuição de tamanho dos cristais e os parâmetros utilizados para quantificar a eficiência de cada batch mostram valores aceitáveis (ver Tabela 6.9).

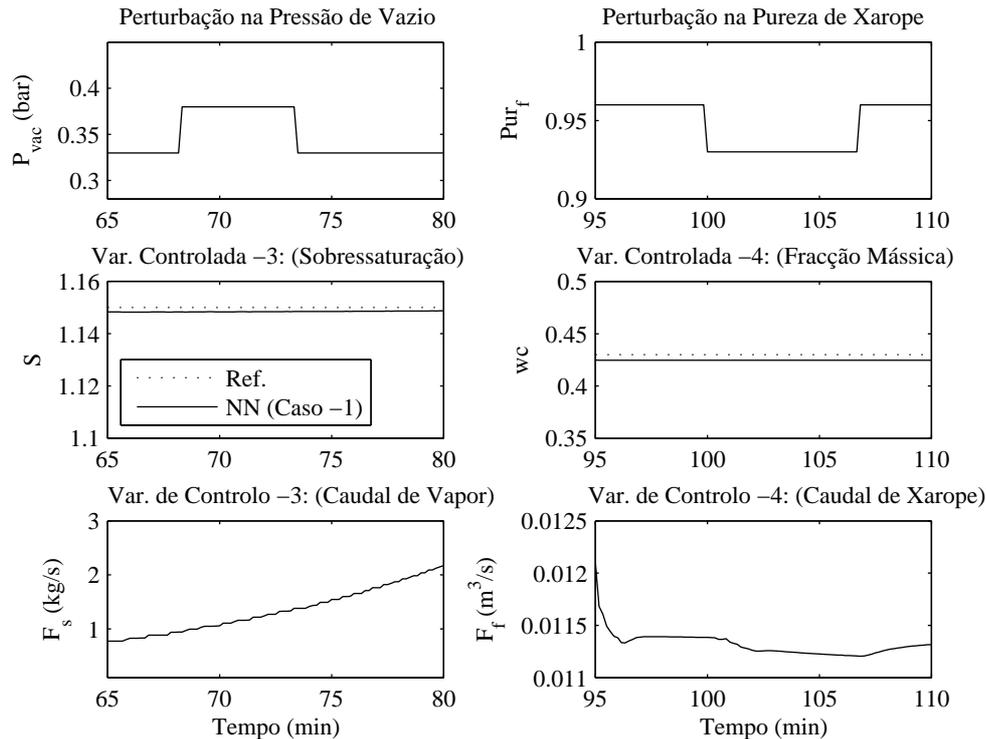


Figura 6.32 - Resposta dos NNMPC-3 e 4 às perturbações na pressão de vazio e na pureza do licor de alimentação. (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário 2)

Tabela 6.9 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 2)

Parâmetro	Valor Final	
	NN Caso - 1	NN Caso - 2.3
Tamanho médio (mm)	0.57	0.58
Coefficiente de variação (%)	28.19	28.15
Duração do processo (min:s)	116:30	120:40
Consumo de energia (kg de vapor)	13890	14836
Consumo de licor (m ³)	39.91	42:69
Produção de açúcar (kg)	19960	21365

6.4.2.3 Avaliação do algoritmo NNMPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 3).

Para este cenário, apesar de vários parâmetros de entrada ao processo serem substituídos por dados reais (ver Apêndice B.1.8), obtêm-se resultados semelhantes ao cenário 1. O NNMPC, cujo modelo neuronal é treinado a partir dos dados gerados pelo modelo detalhado, mostra uma resposta aceitável em todos os casos, mas o NNMPC, cujo modelo neuronal é treinado a partir dos dados reais da cristalização na Refinaria “RAR.SA”, nem sempre mostra uma resposta aceitável (Ver Figuras 6.33 e 6.34). Também os valores finais dos parâmetros da função de distribuição de tamanho dos cristais e os parâmetros utilizados para quantificar a eficiência de cada batch mostram valores aceitáveis (ver Tabela 6.10).

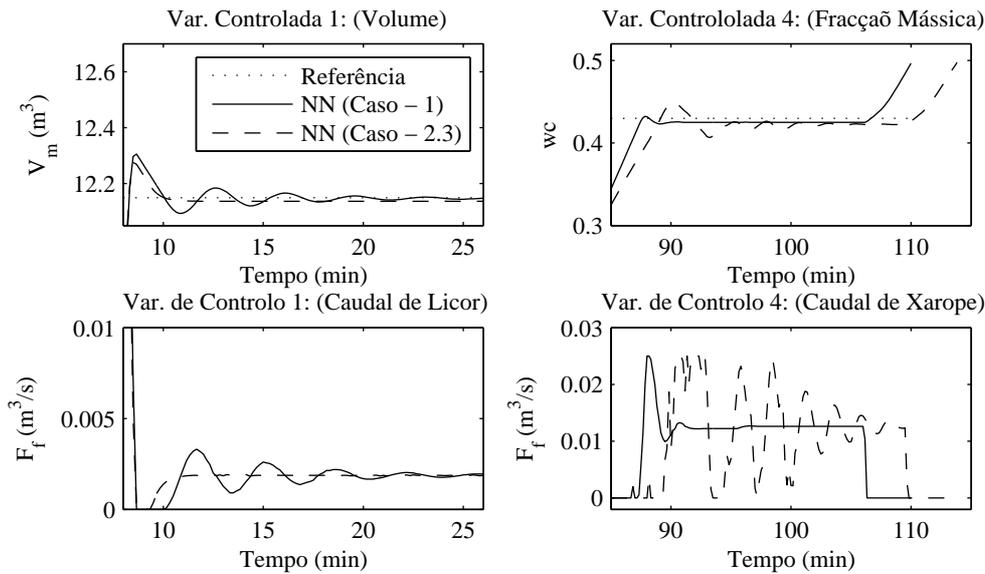


Figura 6.33 - Resposta dos NN MPC-1 e 4. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)

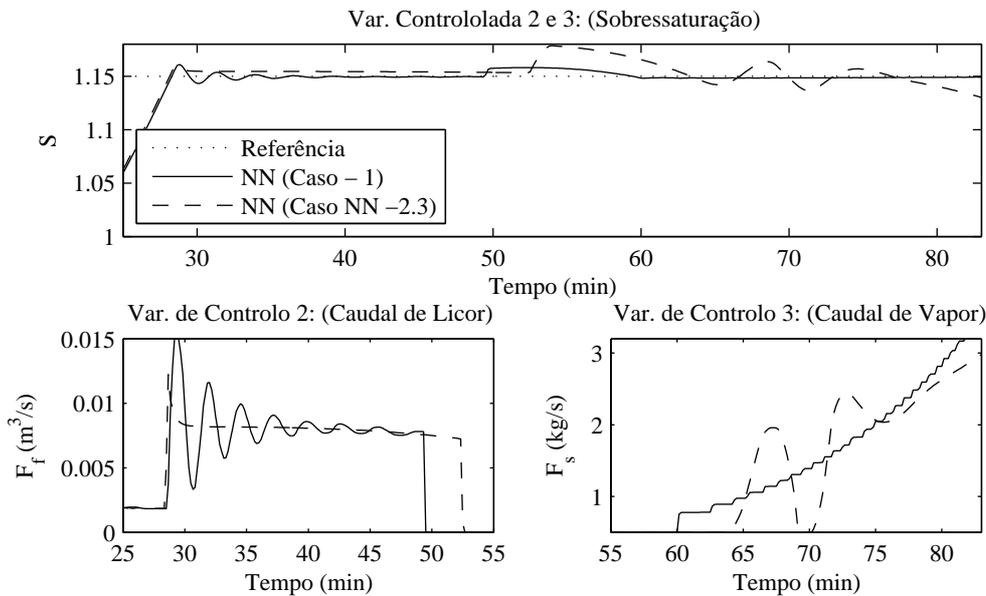


Figura 6.34 - Resposta dos NN MPC-2 e 3. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)

Tabela 6.10 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NN MPC (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 3)

Parâmetro	Valor Final	
	NN Caso - 1	NN Caso - 2.3
Tamanho médio (mm)	0.57	0.578
Coefficiente de variação (%)	28:11	28.32
Duração do processo (min:s)	110:00	113:50
Consumo de energia (kg de vapor)	12759	13594
Consumo de licor (m ³)	39.22	42.06
Produção de açúcar (kg)	19911	21387

6.4.2.4 Avaliação do algoritmo ET-NNMPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 3).

Nesta secção é avaliado o algoritmo ET-NNMPC nos dois casos de treino da rede neuronal, para o terceiro cenário de operação da EHO da Refinaria “José Martí”. O objectivo do algoritmo ET-NNMPC não é o seguimento rigoroso da referência, pelo contrário permite-se um pequeno erro na previsão da variável controlada para diminuir o tempo de computação.

Os parâmetros do ET-NNMPC são determinados seguindo as mesmas especificações utilizadas no ET-DNMPC (Capítulo 5), os parâmetros estão resumidas na Tabela 6.11 e a função objectivo deste controlador é semelhante à mostrada em (6.28).

Tabela 6.11 - Parâmetros de desenho ET-NNMPC (EHO da Refinaria “José Martí”)

Ciclo de Controlo	Parâmetros do ET-NNMPC				
	t_e	Δt	H_p	H_c	χ
ET-DNMPC-1	40	4	10	2	0.15
ET-DNMPC-2	50	4	10	2	0.01
ET-DNMPC-3	60	4	15	2	0.01
ET-DNMPC-4	90	4	20	2	0.003

Na Figura 6.35 mostra-se o desempenho do algoritmo ET-NNMPC nos ciclos de controlo 1 e 4 (controlo de volume e da fracção mássica com caudal de licor e xarope respectivamente), no caso do controlo da fracção mássica de cristais não se mostra o desempenho do ET-NNMPC (treino caso 2.3) porque para esse caso o controlador não consegue o objectivo de controlo. Igual análise é mostrada na Figura 6.36 para os ciclos de controlo 2 e 3 (controlo da sobressaturação com caudal de licor e de vapor).

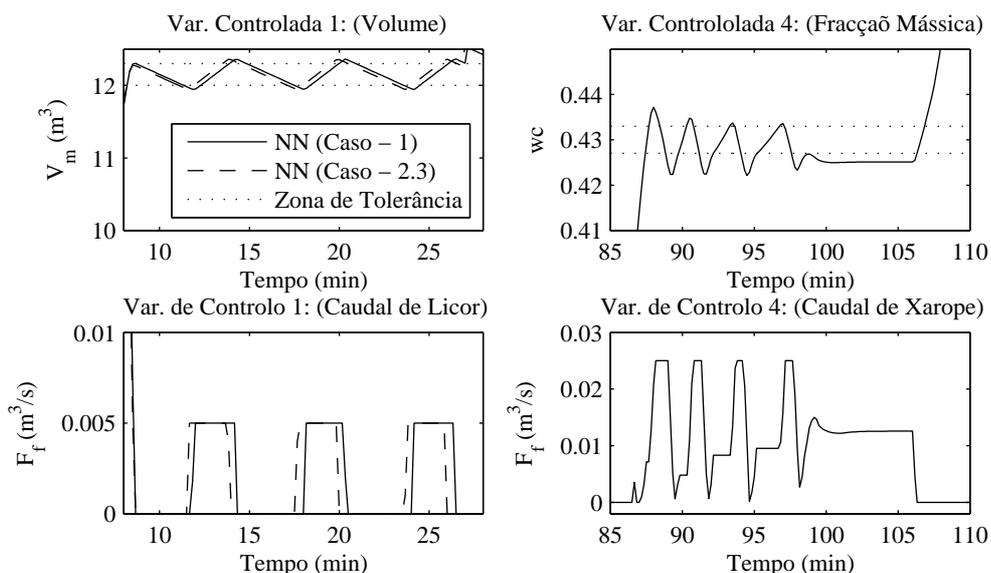


Figura 6.35 - Resposta dos ET-NNMPC 1 e 4. (Modelo neuronal Caso 1 e Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)

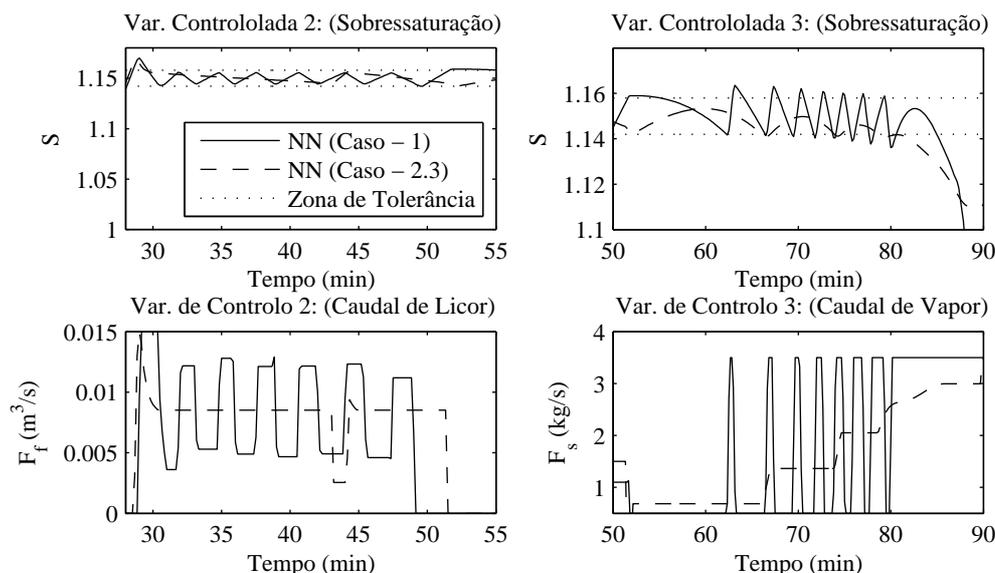


Figura 6.36 - Resposta dos ET-NNMPC 2 e 3. (Modelo neuronal Caso 1 e Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)

Em todos os casos o ET-NNMPC, cujo modelo neuronal se obtém a partir dos dados gerados pelo modelo detalhado, mostra um melhor desempenho de que quando o modelo neuronal é obtido a partir de dados reais. No entanto para ambos os casos consegue-se que no final do batch os parâmetros da função de distribuição de tamanho dos cristais e outros parâmetros usados para validar a eficiência do batch mostrem valores aceitáveis (ver Tabela 6.12).

6.4.2.5 Comparação entre o desempenho do NNMPC e ET-NNMPC na EHO da Refinaria “José Martí” (cenário de operação - 3).

Novamente é claramente observável que o NNMPC consegue um melhor seguimento da referência. Também é observável um melhor desempenho geral destes controladores quando o modelo neuronal preditivo é treinado a partir dos dados gerados pelo modelo detalhado do processo.

Nas Figuras 6.37 e 6.38 compara-se o desempenho dos controladores NNMPC e ET-NNMPC quando o modelo neuronal é treinado a partir do modelo detalhado do processo. Neste caso obtém-se um melhor desempenho do que no caso em que o modelo neuronal de previsão é treinado a partir de dados reais do processo (ver as Figuras 6.39 e 6.40).

Do processo de cristalização da Refinaria “José Martí” não se dispõem de dados reais das principais entradas e saídas consideradas nos ciclos de controlo na EHO desta indústria. Por esta razão têm-se utilizado os dados reais do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA” para obter os modelos neuronais. Com esta aproximação obtém-se um modelo neuronal (caso de treino 2) que não representa com suficiente fidelidade a dinâmica do processo de cristalização na Refinaria “José Martí”. O anterior leva a que tanto o NNMPC como o ET-NNMPC, quando utilizam modelos neuronais obtidos com dados reais, não mostrem um bom desempenho (ver as Figuras 6.39 e 6.40).

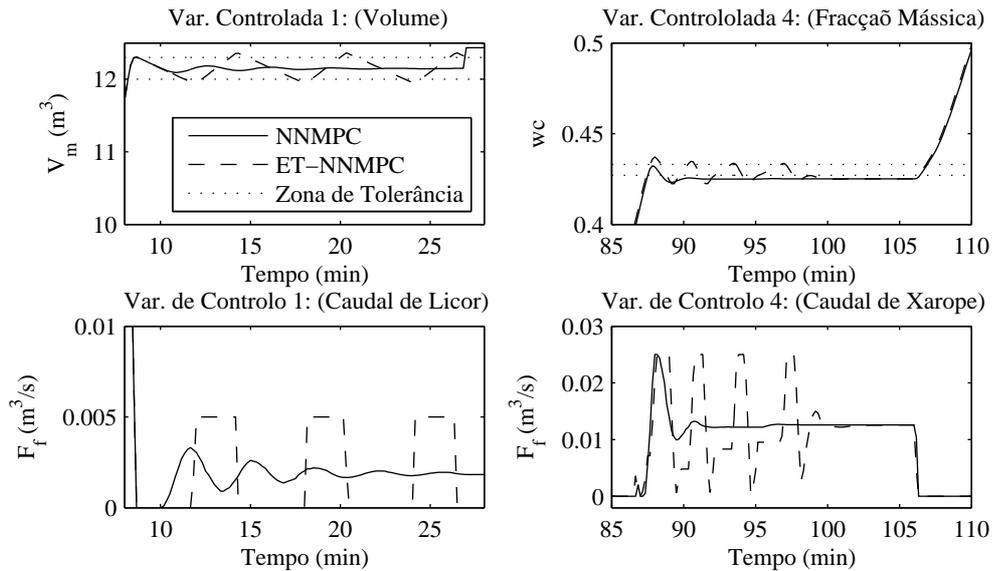


Figura 6.37 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 1 e 4. (Modelo neuronal Caso 1) (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)

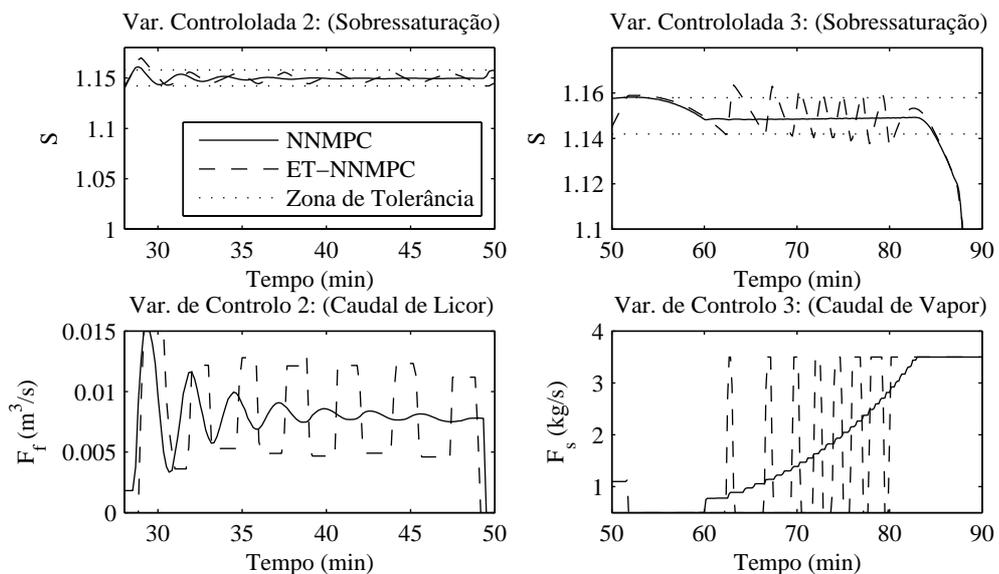


Figura 6.38 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 2 e 3. (Modelo neuronal Caso 1) (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)

O algoritmo ET-DNMPC demonstra novamente que é possível sacrificar a robustez do controlador em relação ao seguimento da referência, para diminuir o tempo de computação sem afectar os valores finais de qualidade deste processo batch (ver Tabela 6.12).

Na Figura 6.41 mostra-se o tempo de computação utilizado em cada caso. Os valores médios do tempo de computação é o seguinte: (i) NNMPC (Treino Caso 1): 0.08 s, (ii) ET-NNMPC (Treino Caso 1): 0.042 s, (iii) NNMPC (Treino Caso 2.3): 0.15 s e (iv) ET-NNMPC (Treino Caso 2.3): 0.09 s.

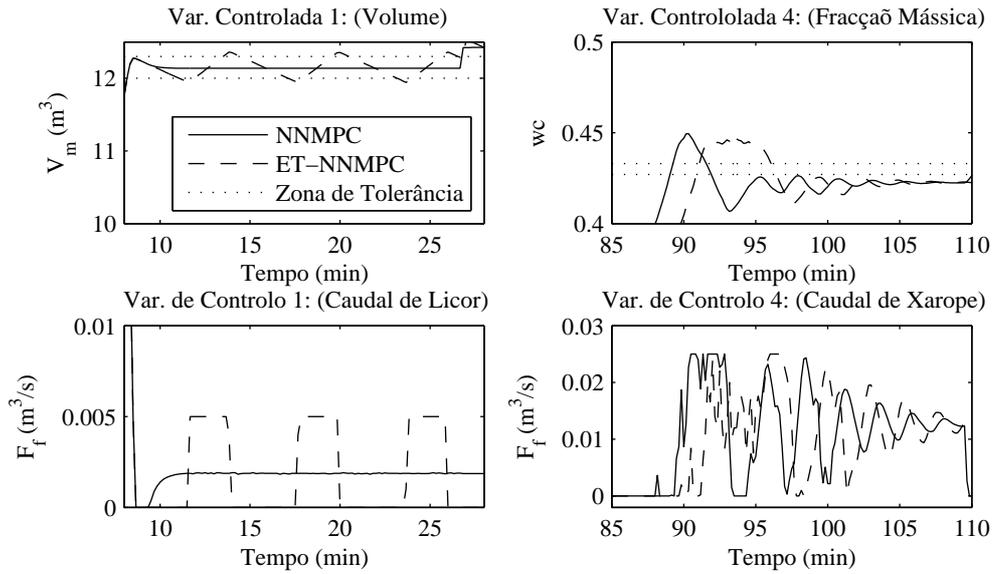


Figura 6.39 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 1 e 4. (Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)

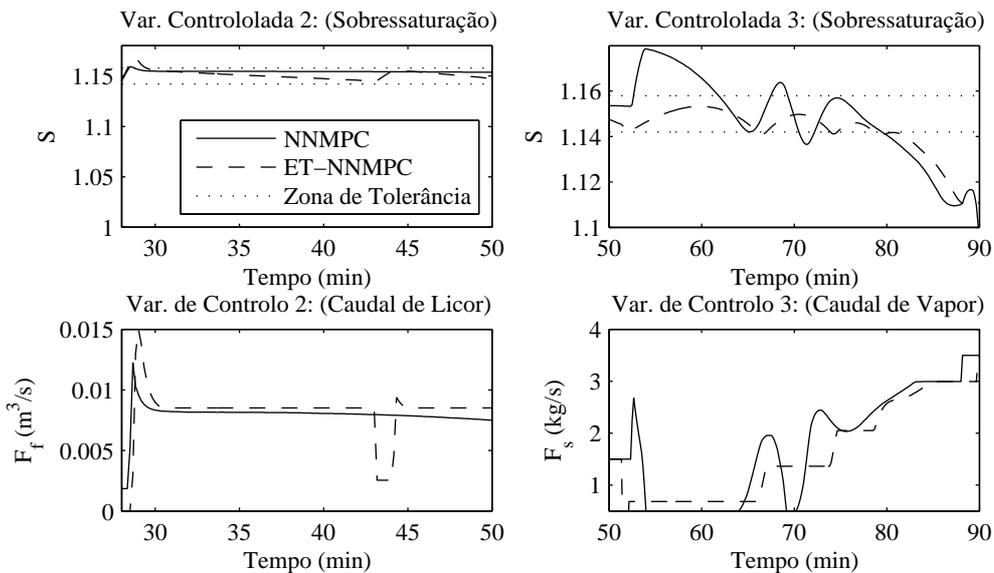


Figura 6.40 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 2 e 3. (Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)

Tabela 6.12 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC e ET-NNMPC (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 3)

	NNMPC		ET-NNMPC	
	Caso - 1	Caso - 2.3	Caso - 1	Caso - 2.3
Tamanho médio (mm)	0.57	0.578	0.571	0.583
Coefficiente de variação (%)	28:11	28.32	28.23	28.29
Duração do processo (min:s)	110:00	113:50	110:00	115:40
Consumo de energia (kg de vapor)	12759	13594	12775	13593
Consumo de licor (m³)	39.22	42.06	39.25	42.09
Produção de açúcar (kg)	19911	21387	19997	20000

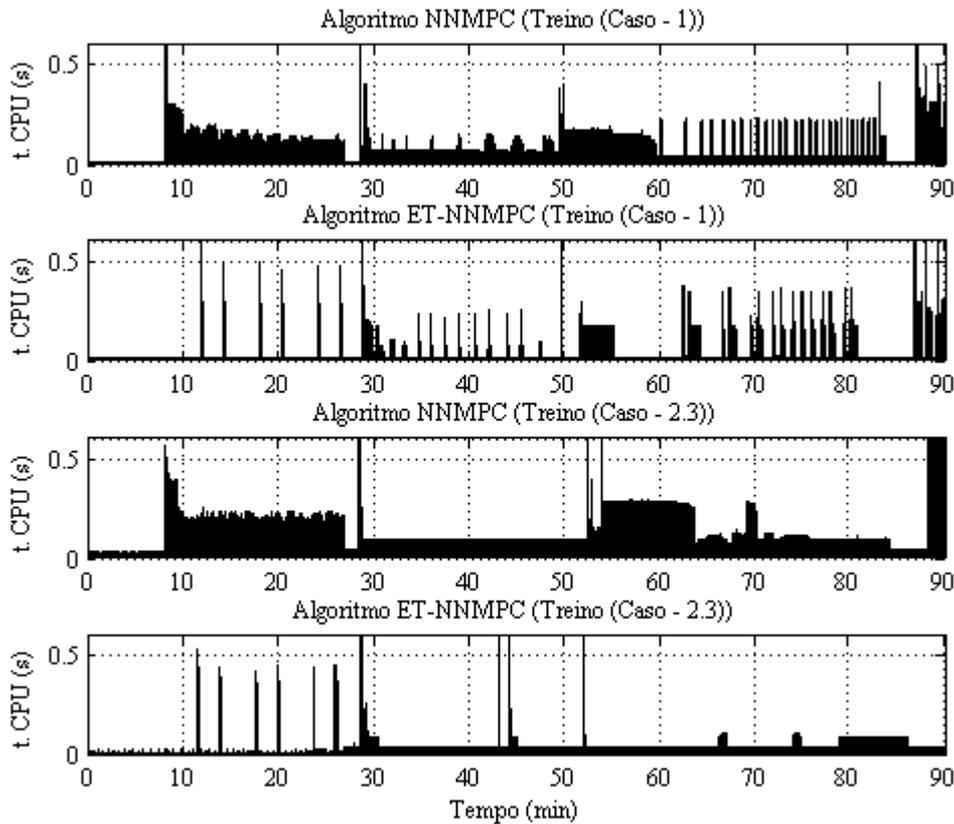


Figura 6.41 - Tempo de computação utilizado pelos algoritmos NNMPC e ET-NNMPC. (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3)

6.4.3 Avaliação do algoritmo NNMPC na Estratégia Heurística de Operação da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”.

Para realizar esta avaliação do algoritmo NNMPC retoma-se a estratégia heurística de operação definida no Capítulo 4 para o processo de cristalização na Empresa Açucareira “30 de Noviembre”. Dentro desta estratégia de operação definem-se dois ciclos de controlo, os quais são substituídos por NNMPC. A Figura 6.42 mostra o sistema geral de controlo no qual se suporta toda a sequência operacional definida nesta EHO.

Os elementos que compõem o sistema geral de controlo têm a mesma função descrita no Capítulo 4 para o controlador PI, estando a única diferença no tipo de controlador utilizado. Neste caso particular a etapa de comutação possui quatro entradas, as quais correspondem à entrada definida nas quatro etapas da estratégia heurística de operação: carga, concentração, introdução da semente e cristalização.

A avaliação do NNMPC é realizada nos três cenários de operação definidos nos casos anteriores para o processo de cristalização (ver pág. 161). O NNMPC aplicado utiliza os dois métodos de treino da rede neuronal definidos para casos anteriores (pág. 161): (i) treinar a rede neuronal a partir de dados gerados pelo modelo detalhado e (ii) treinar a rede neuronal a partir de dados reais adquiridos nesta indústria.

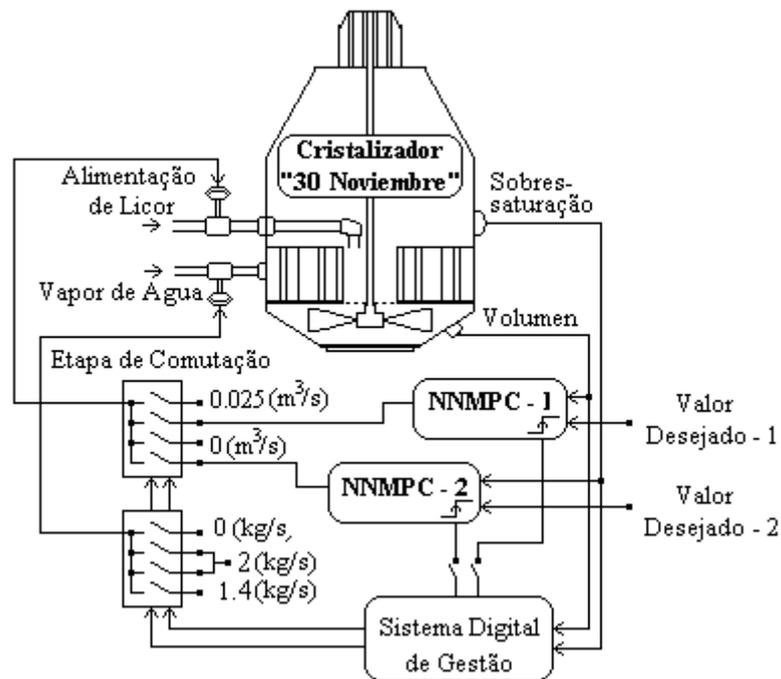


Figura 6.42 - Esquema do sistema geral de controlo para implementar a EHO do processo de cristalização na Empresa Açucareira “30 de Noviembre” com NNMPC.

Tabela 6.13 - Parâmetros fundamentais dos dois NNMPC da EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”

Parâmetro	Ciclos de Controlo EHO “30 de Noviembre”	
	NNMPC-1	NNMPC-2
t_e (s)	40	40
Δt (s)	4	4
H_c	2	2
H_p	10	10
ref	12.15 (m ³)	1.22
y_{max}	16 (m ³)	1.3
y_{min}	8 (m ³)	1
u_{max}	0.02 (m ³ /s)	0.02 (m ³ /s)
u_{min}	0 (m ³ /s)	0 (m ³ /s)
λ_2	1000	1

Utilizando a *Toolbox Neural Network* de MatLab e seguindo os mesmos critérios de selecção aplicados para o caso da Refinaria “RAR.SA” (ver pág. 165), obtêm-se os parâmetros dos dois NNMPC da EHO do processo de cristalização na Empresa Açucareira “30 de Noviembre”. Todos os parâmetros estão resumidos na Tabela 6.13. Com a substituição destes parâmetros na função objectivo geral no algoritmo NNMPC (6.5) obtêm-se a função objectivo dos dois NNMPC para esta EHO.

NNMPC_{30Nov-1}: Controlo de volume com caudal de alimentação de licor:

$$\min_{0 \leq [F_f(k), F_f(k+1)] \leq 0.02} J = \sum_{k=1}^{10} (ref_1(t+k) - \hat{V}_{NN}(t+k))^2 + 1000 \cdot \sum_{k=1}^2 (F_f(t+k-1) - F_f(t+k-2))^2 \quad (6.34)$$

NNMPC_{30Nov-2}: Controlo da sobressaturação com caudal de alimentação de licor:

$$\min_{0 \leq [F_f(k), F_f(k+1)] \leq 0.02} J = \sum_{k=1}^{10} (ref_1(t+k) - \hat{S}_{NN-2}(t+k))^2 + 1.0 \sum_{k=1}^2 (F_f(t+k-1) - F_f(t+k-2))^2 \quad (6.35)$$

6.4.3.1 Avaliação do NNMPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação -1).

Neste primeiro cenário de operação os parâmetros operacionais do processo de cristalização mantêm-se constantes (ver Tabela 4.5). O modelo neuronal preditivo é treinado pelos dois métodos: (i) a partir dos dados gerados pelo modelo detalhado do processo (Caso 1) e (ii) a partir de dados reais correspondentes a este processo na indústria (Caso 2.2 e Caso 2.3). A Figura 6.43 mostra o desempenho dos dois NNMPC implementados para esta EHO (Controlo do volume e da sobressaturação com caudal de licor de alimentação). Novamente se demonstra que na medida em que aumenta a quantidade de dados utilizados no processo de treino da rede neuronal, o desempenho do controlador melhora (Caso 2.3). Os resultados do NNMPC para o treino com dois conjuntos de dados reais (Caso 2.1) não são apresentados porque não mostra um bom desempenho.

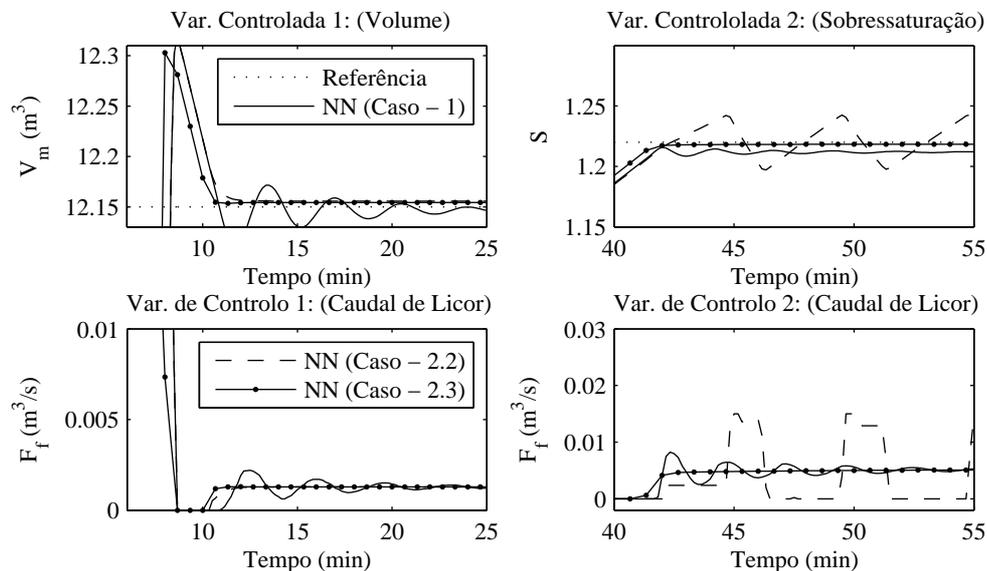


Figura 6.43 - Resposta dos NNMPC-1 e 2. (EHO da Açucareira “30 de Noviembre” - Cenário 1)

Os resultados gráficos mostram que o algoritmo NNMPC consegue manter as variáveis controladas na referência. Para este caso a representatividade dos dados reais permite que o desempenho do NNMPC, cujo modelo neuronal é treinado a partir destes dados (Caso 2.3), seja superior inclusivamente ao NNMPC com modelo neuronal treinado a partir dos dados gerados pelo modelo detalhado (Caso 1).

Outra forma de demonstrar o desempenho aceitável do algoritmo NNMPC é através da análise dos parâmetros finais da função de distribuição de tamanho dos cristais (Tamanho Médio (AM) e Coeficiente de Variação (CV)), que são mostrados na Tabela 6.14. Nesta fase do processo de obtenção do açúcar em rama o objectivo é obter um cristal intermédio (grão fino) com (0.1 - 0.15) mm de tamanho médio, o qual vai continuar o processo de crescimento noutras etapas seguintes de cristalização.

Tabela 6.14 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” - Cenário de operação 1)

Parâmetro	Valor Final para os dos procedimentos de treino			
	Caso - 1	Caso - 2.1	Caso - 2.2	Caso - 2.3
Tamanho médio (mm)	0.099	----	0.088	0.101
Coeficiente de variação (%)	17.63	----	16.12	19.10
Duração do processo (min:s)	159:20	----	160:30	163:30
Consumo de energia (kg de vapor)	13719	----	13817	14069
Consumo de licor (m ³)	48.4	----	47.99	48.63
Produção de açúcar (kg)	1801	----	1570	2311

6.4.3.2 Avaliação do NNMPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação - 2).

Neste segundo cenário o processo vai ser submetido às perturbações mais frequentes neste processo de cristalização. Na Figura 6.44 mostra-se o desempenho do NNMPC -2 quando acontecem perturbações no brix do licor de alimentação. Em ambos os casos o NNMPC faz a correcção no sinal de controlo que permite reduzir o efeito indesejável da perturbação. Igual tipo de resposta se observa na Figura 6.45 para perturbações na pressão de vazio e na pureza do licor de alimentação.

Em todos os casos os dois NNMPC (treino Caso 1 e treino Caso 2.3) conseguem uma resposta aceitável às perturbações consideradas; além disso, os valores finais dos parâmetros da função de distribuição de tamanho dos cristais e os parâmetros utilizados para quantificar a eficiência de cada batch mostram valores aceitáveis (ver Tabela 6.15).

Tabela 6.15 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” - Cenário de operação 2)

Parâmetro	Valor Final	
	NN Caso - 1	NN Caso - 2.3
Tamanho médio (mm)	0.098	0.1
Coeficiente de variação (%)	17.34	18.75
Duração do processo (min:s)	157:40	161:40
Consumo de energia (kg de vapor)	13.579	13915
Consumo de licor (m ³)	48.48	48.53
Produção de açúcar (kg)	1715	2184

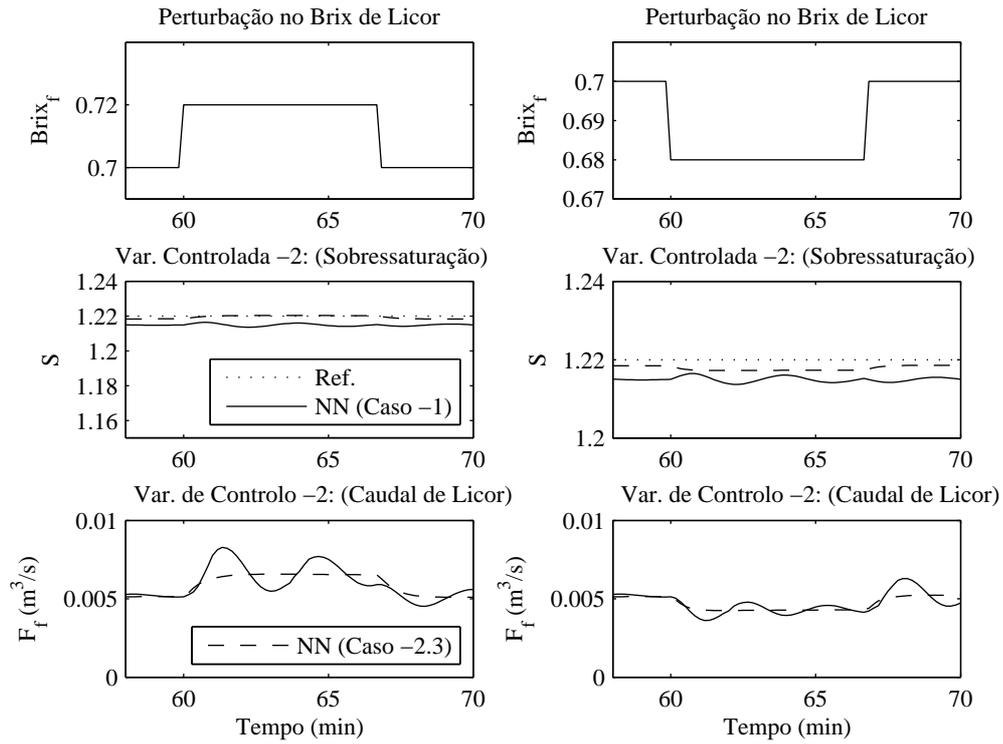


Figura 6.44 - Resposta do NNMPC-2 às perturbações no brix do licor de alimentação. (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 2)

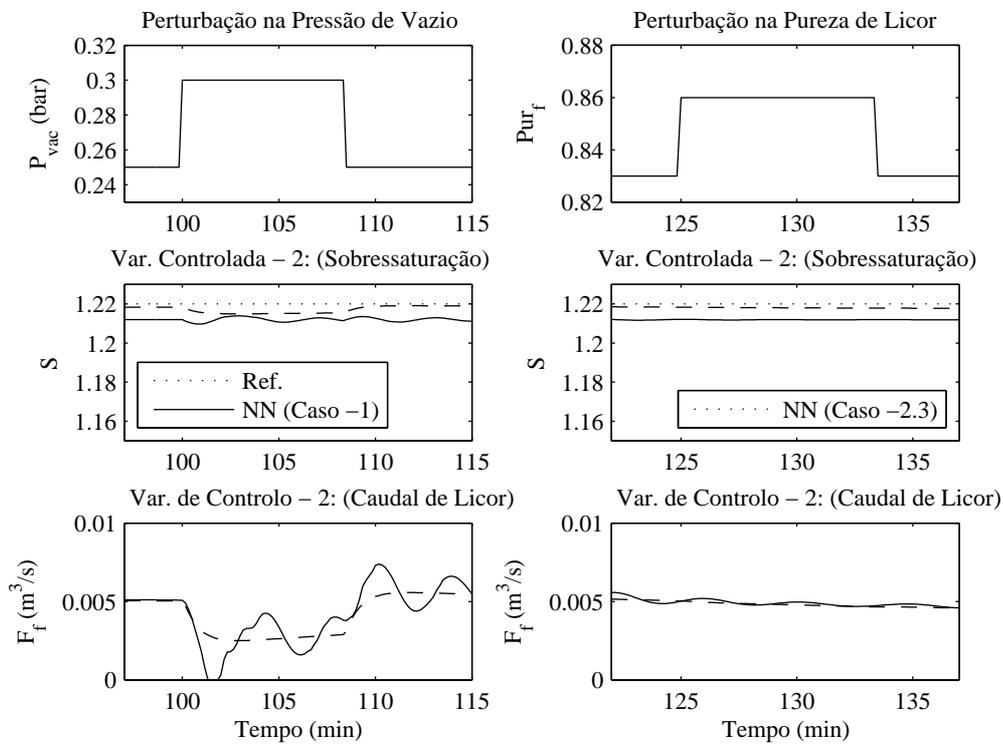


Figura 6.45 - Resposta dos NNMPC-3 e 4 às perturbações na pressão de vazio e na pureza do licor de alimentação. (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 2)

6.4.3.3 Avaliação do NNMPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação - 3).

Neste cenário, que pretende imitar o caso real, vários parâmetros de operação do processo são substituídos por valores reais (ver Apêndice B.1.6); apesar disto, o algoritmo NNMPC mostra um desempenho aceitável e semelhante ao cenário de operação 1 (caso ideal).

A Figura 6.46 mostra o desempenho dos dois NNMPC implementados para esta EHO (Controle do volume e da sobressaturação com caudal de licor de alimentação). Novamente se demonstra que, na medida em que aumenta a quantidade de dados utilizados no processo de treino da rede neuronal melhora, o desempenho do controlador (Caso 2.3).

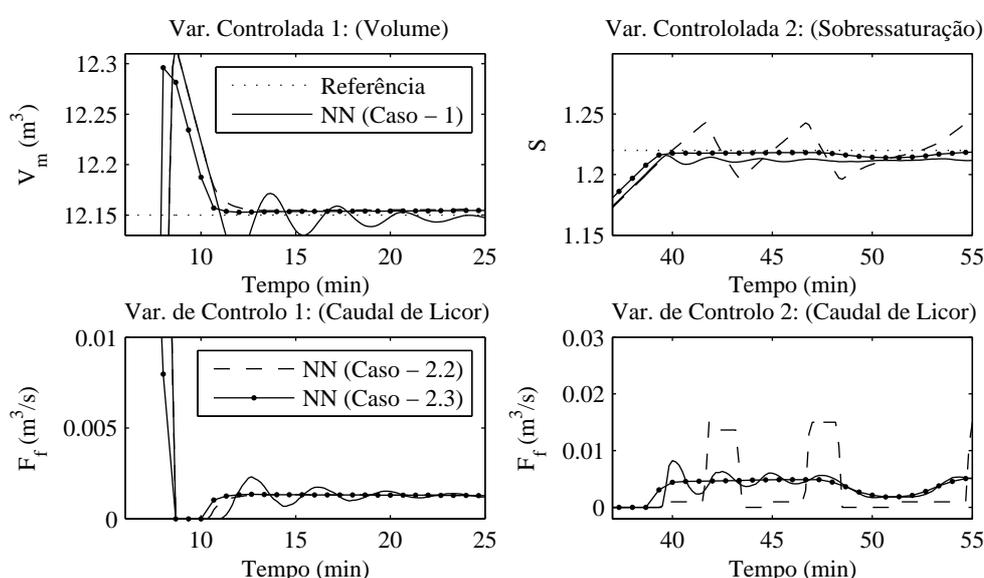


Figura 6.46 - Resposta dos NNMPC-1 e 2. (EHO da Açucareira “30 de Noviembre” - Cenário 3)

O desempenho dos NNMPC obtido neste cenário demonstra uma vez mais, a importância da qualidade dos dados utilizados no treino do modelo neuronal. Os valores finais dos parâmetros da função de distribuição de tamanho dos cristais, e outros indicadores que quantificam a eficiência do processo, também mostram valores aceitáveis (ver Tabela 6.16).

Tabela 6.16 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” - Cenário de operação 3)

Parâmetro	Valor Final para os dois procedimentos de treino			
	Caso - 1	Caso - 2.1	Caso - 2.2	Caso - 2.3
Tamanho médio (mm)	0.096	----	0.88	0.103
Coefficiente de variação (%)	17.97	----	16.05	19.51
Duração do processo (min:s)	162:10	----	161:00	166:40
Consumo de energia (kg de vapor)	13896	----	13798	14279
Consumo de licor (m ³)	48.44	----	47.93	48.67
Produção de açúcar (kg)	1916	----	15620	2470

6.4.3.4 Avaliação do ET-NNMPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” (cenário de operação - 3).

O algoritmo ET-NNMPC, que permite uma margem de tolerância (χ) no contorno da referência, também é avaliado na EHO do processo de cristalização na Empresa Açucareira “30 Noviembre”. A avaliação do algoritmo ET-NNMPC inclui os dois tipos de modelos neuronais considerados nos casos anteriores e é realizada no terceiro cenário de operação.

Os parâmetros do ET-NNMPC são determinados seguindo as mesmas especificações utilizadas no ET-DNMPC (Capítulo 5), os mesmos estão resumidos na Tabela 6.17, e a função objectivo deste controlador é semelhante à mostrada em (6.28).

Tabela 6.17 - Parâmetros de desenho ET-NNMPC (EHO da Açucareira “30 de Noviembre”)

Ciclo de Controle	Parâmetros do ET-DNMPC				
	t_e	Δt	H_p	H_c	χ
ET-DNMPC-1	40	4	10	2	0.15
ET-DNMPC-2	40	4	10	2	0.008

Na Figura 6.47 mostra-se o desempenho do algoritmo ET-NNMPC nos ciclos de controle 1 e 2 (controle de volume e da sobressaturação com caudal de licor). Entre as respostas do ET-NNMPC com os dois tipos de modelos neuronais (treino Caso 1 e treino Caso 2.3) não existem diferenças marcadas, ambos os casos mostram um desempenho bastante aceitável, tanto do ponto de vista transitório, como pelos valores finais dos parâmetros que quantificam a eficiência do processo (ver Tabela 6.18).

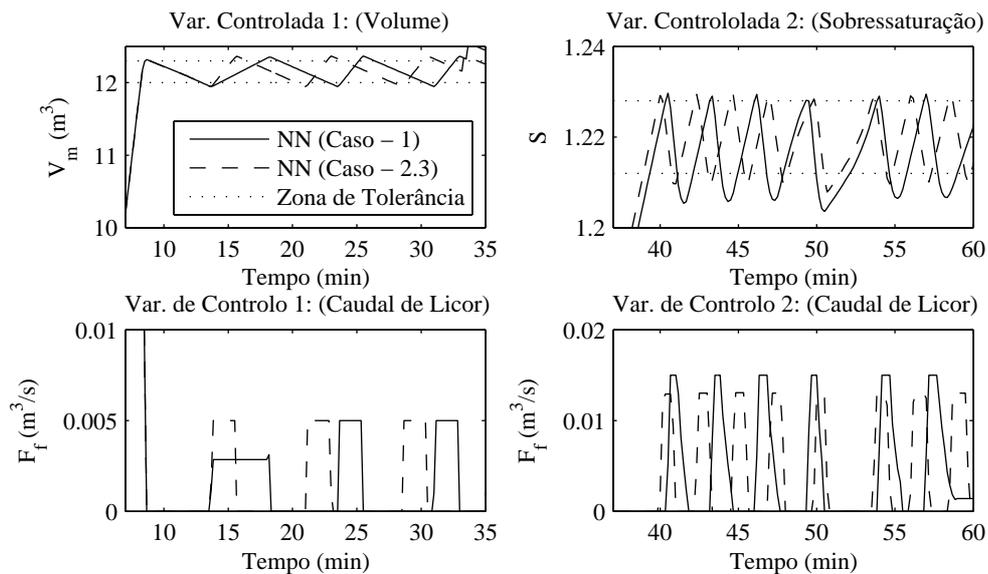


Figura 6.47 - Resposta dos ET-NNMPC 1 e 2. (Modelo neuronal Caso 1 e Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 3)

6.4.3.5 Comparação entre o desempenho do NNMPC e ET-NNMPC na EHO da Empresa Açucareira “30 de Novembro” (cenário de operação - 3).

Na Figuras 6.48 e 6.49 compara-se o desempenho dos algoritmos NNMPC e ET-NNMPC. Como em casos anteriores observa-se que o NNMPC consegue um melhor seguimento da referência, mas ao contrário dos casos anteriores, este caso consegue um melhor desempenho do algoritmo NNMPC, quando o seu modelo neuronal é treinado a partir de dados reais. Isto demonstra que com dados suficientemente representativos do processo o NNMPC pode ser uma solução viável, inclusive quando o processo se considera como uma caixa negra da qual não existe informação detalhada.

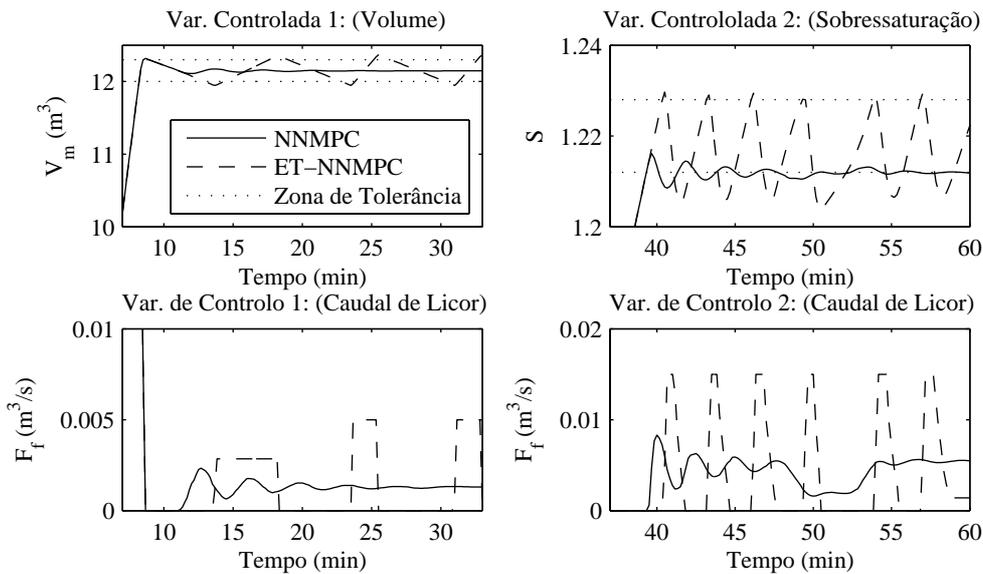


Figura 6.48 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 1 e 2. (Modelo neuronal Caso 1) (EHO da Empresa Açucareira “30 de Novembro”- Cenário 3)

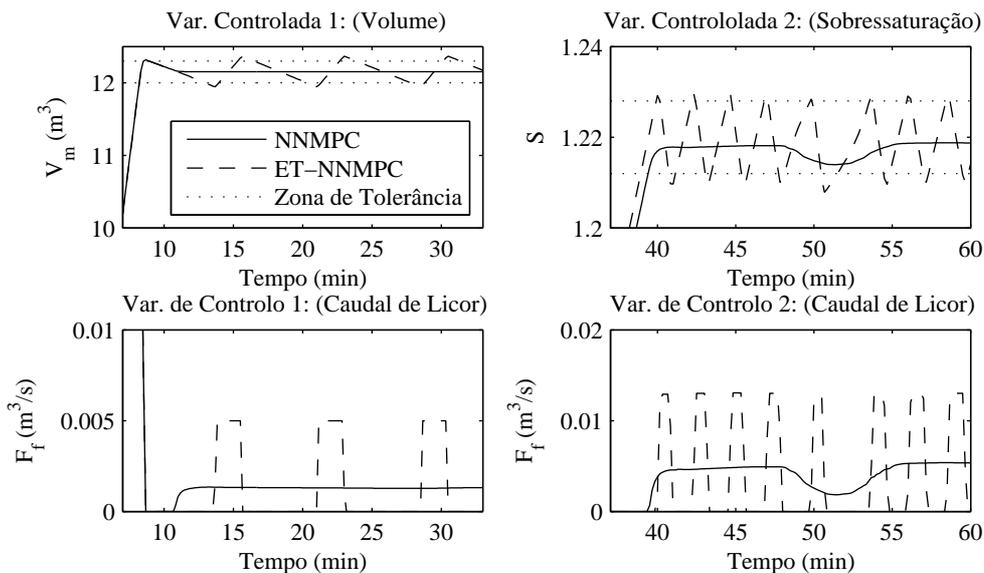


Figura 6.49 - Comparação do desempenho dos NNMPC e ET-NNMPC 1 e 2. (Modelo neuronal Caso 2.3) (EHO da Empresa Açucareira “30 de Novembro”- Cenário 3)

O algoritmo ET-DNMPC demonstra novamente que é possível sacrificar a robustez do controlador em relação ao seguimento da referência, para diminuir o tempo de computação sem afectar os valores finais de qualidade dum processo batch (ver Tabela 6.18). Na Figura 6.50 mostra-se o tempo de computação utilizado em cada caso. O valor médio do tempo de computação de cada caso é o seguinte: (i) NNMPC (Treino Caso 1): 0.062 s, (ii) ET-NNMPC (Treino Caso 1): 0.037 s, (iii) NNMPC (Treino Caso 2.3): 0.063 s e (iv) ET-NNMPC (Treino Caso 2.3): 0.031s.

Tabela 6.18 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo com NNMPC e ET-NNMPC (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” - Cenário de operação 3)

	NNMPC		ET-NNMPC	
	Caso - 1	Caso - 2.3	Caso - 1	Caso - 2.3
Tamanho médio (mm)	0.096	0.103	0.099	0.104
Coefficiente de variação (%)	17.97	19.51	189.54	19.77
Duração do processo (min:s)	162:10	166:40	162:20	166:40
Consumo de energia (kg de vapor)	13896	14279	13922	14272
Consumo de licor (m ³)	48.44	48.67	48.54	48.05
Produção de açúcar (kg)	1916	2470	2099	2571

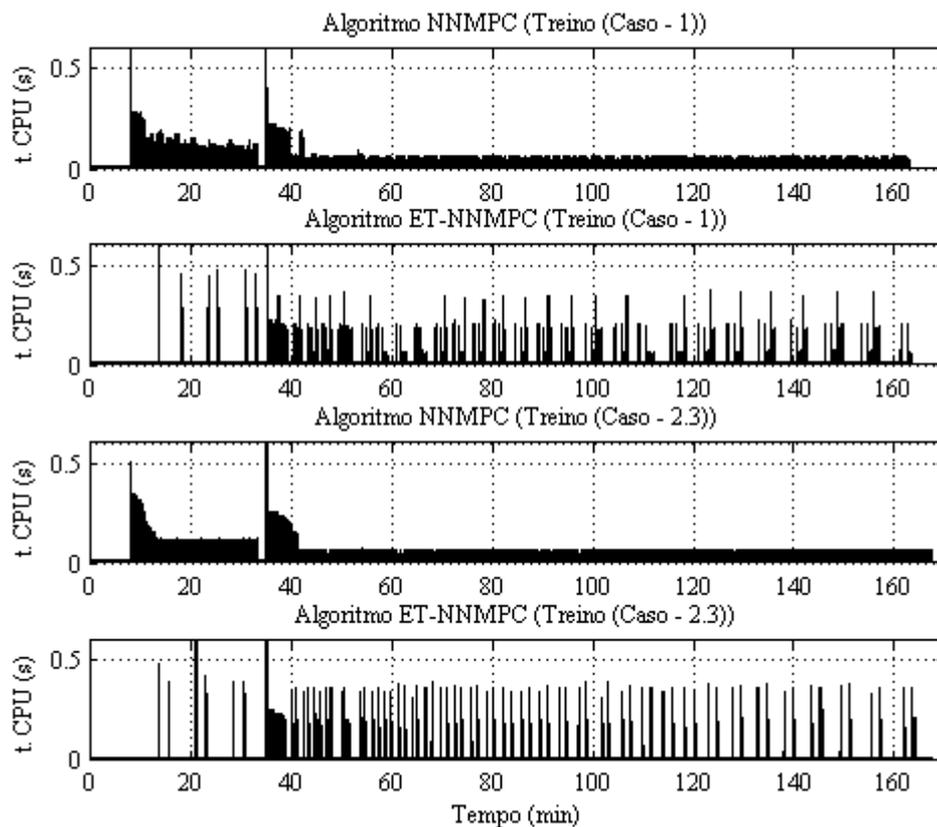


Figura 6.50 - Tempo de computação utilizado pelos algoritmos NNMPC e ET-NNMPC. (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”- Cenário 3)

6.4.4 Comparação do desempenho dos controladores PI , NNMPC e DNMPC em processos de cristalização batch de açúcar.

Nesta secção do trabalho faz-se uma comparação do desempenho mostrado pelos três tipos de controladores (PI no Capítulo 4, DNMPC no Capítulo 5 e NNMPC no Capítulo 6) que têm sido aplicados nas diferentes estratégias de controlo dos três processos de cristalização estudados. A comparação faz-se no cenário de operação três, cenário este que aproxima mais a simulação às condições reais da indústria, e no qual são maiores os desafios e as exigências para os controladores. Através desta comparação pretende-se estabelecer novos critérios com as vantagens e desvantagens associadas à utilização destes controladores em processos batch. Na comparação consideram-se os seguintes aspectos: (i) seguimento da referência, (ii) estabilidade e esforço da acção de controlo, (iii) valores finais dos parâmetros da função de distribuição de tamanhos dos cristais, (iv) valores obtidos nos parâmetros de eficiência do batch e (v) tempo de computação necessário na implementação do algoritmo de controlo.

A comparação não contempla os casos em que se considera a margem de tolerância no erro. O desempenho deste controlador foi comparado com o seu equivalente, em cada um dos capítulos correspondentes, sem considerar a margem de tolerância.

6.4.4.1 Comparação do desempenho dos algoritmos PI, NNMPC e DNMPC na EHO do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA”.

Para comparar o desempenho dos três controladores (PID, NNMPC e DNMPC) se utiliza o Cenário 3, no qual os parâmetros de operação do processo se definem a partir dum conjunto de dados reais seleccionado aleatoriamente dentro dos dados disponíveis. Os parâmetros de todos os controladores obtêm-se a partir dos critérios estabelecidos para cada um dos algoritmos de controlo, no respectivo Capítulo onde foram analisados de forma independente. Para o algoritmo NNMPC os resultados mostrados nesta comparação correspondem ao modelo neuronal obtido a partir dos dados gerados mediante o modelo detalhado do processo.

Da comparação dos resultados gráficos mostrados pelos três controladores na EHO da Refinaria “RAR. SA”, é difícil determinar o de maior eficiência. As características próprias de cada ciclo de controlo fazem com que para alguns casos um controlador mostre um melhor desempenho em relação aos outros.

Para o primeiro ciclo de controlo, “controlo de volume com caudal de licor”, os três controladores conseguem manter a variável controlada na referência sem muita complexidade e mostram uma resposta bastante semelhante (ver Figura 6.51), pois neste caso a variável controlada tem uma dinâmica muito simples no que diz respeito à variável de controlo.

No controlo da sobressaturação (Figura 6.52) e da fracção mássica de cristais (Figura 6.51) a dinâmica entre a variável controlada e de controlo torna-se mais difícil e as não linearidades são mais

acentuadas. É por causa deste facto que, nestes ciclos de controlo, a resposta do controlador PI é afectada, e o controlador NNMPC mostra um desempenho melhor. Nos quatro ciclos de controlo o algoritmo DNMPC mostra uma resposta mais lenta, este comportamento pode ser atribuído a este controlador aplicar as restrições mais severas na variável de controlo.

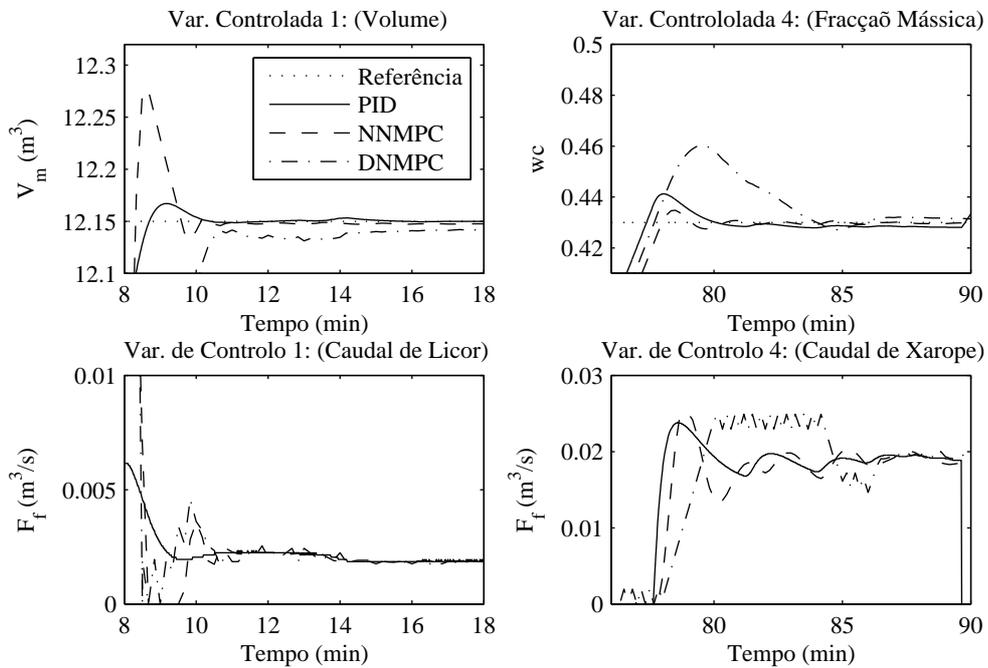


Figura 6.51 - Comparação entre o desempenho dos algoritmos PID, NNMPC e DNMPC (Ciclos de controlo 1 e 4, EHO Refinaria “RAR.SA”, Cenário operação 3)

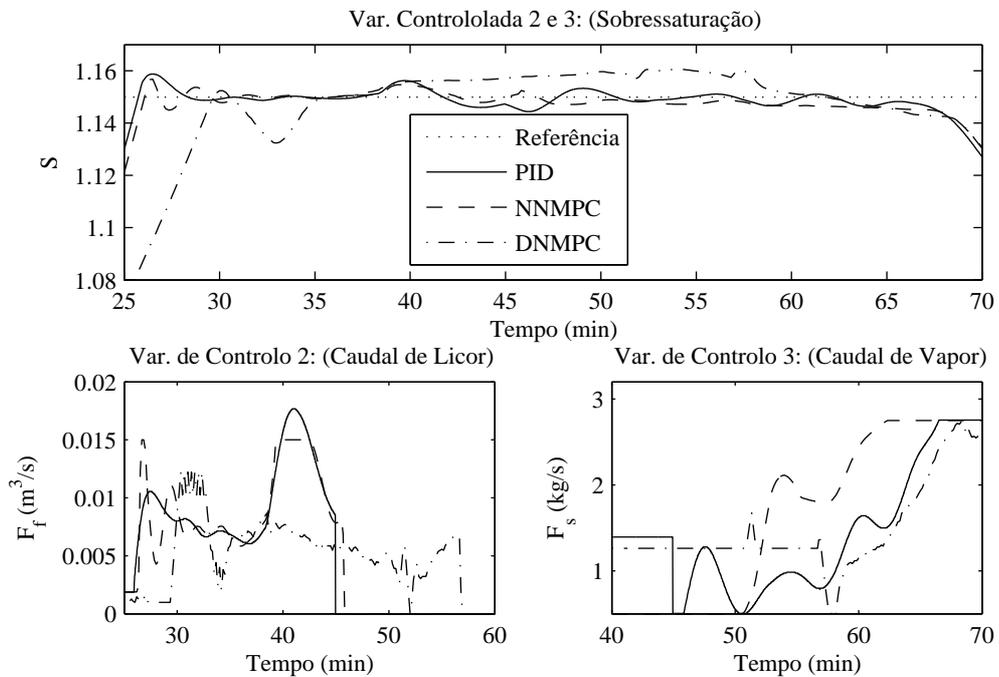


Figura 6.52 - Comparação entre o desempenho dos algoritmos PID, NNMPC e DNMPC (Ciclos de controlo 2 e 3, EHO Refinaria “RAR.SA”, Cenário de operação 3)

Comparando os indicadores da qualidade do produto final e a eficiência do processo (Ver Tabela 6.19), o melhor resultado obtém-se com o NNMPC. O valor final do parâmetro tamanho médio, que tem como referência 0.56 mm, demonstra em boa medida o melhor desempenho do NNMPC.

Tabela 6.19 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo, NNMPC, DNMPC e PI (EHO da Refinaria “RAR.SA” - Cenário de operação 3)

Parâmetros	Tipo de controlador		
	NNMPC	DNMPC	PI
Tamanho médio (mm)	0.565	0.585	0.58
Coefficiente de variação (%)	30.9	32.17	31.03
Duração do processo (min:s)	94:50	97:20	94:15
Consumo de energia (kg de vapor)	9913	9770	9907
Consumo de licor (m ³)	39.06	39.36	38.91
Produção de açúcar (kg)	21644	21897	21546

6.4.4.2 Comparação do desempenho dos algoritmos PI, NNMPC e DNMPC na EHO do processo de cristalização na Refinaria “José Martí”.

A comparação dos três controladores (NNMPC, DNMPC e PI) na EHO definida para o processo de cristalização da Refinaria “José Martí”, faz-se seguindo o mesmo cenário 3, que aproxima a simulação as condições reais. Os parâmetros dos três controladores são determinados seguindo os critérios estabelecidos para cada um dos algoritmos de controle no respectivo Capítulo onde foram analisados.

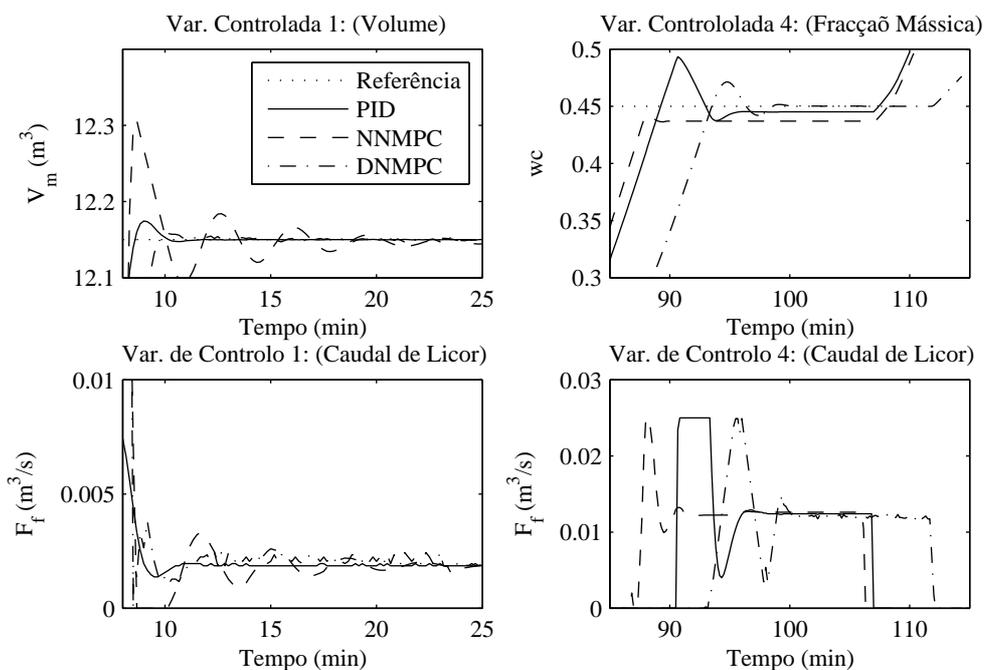


Figura 6.53 - Comparação entre o desempenho dos algoritmos PID, NNMPC e DNMPC (Ciclos de controle 1 e 4, EHO Refinaria “José Martí”, Cenário de operação 3)

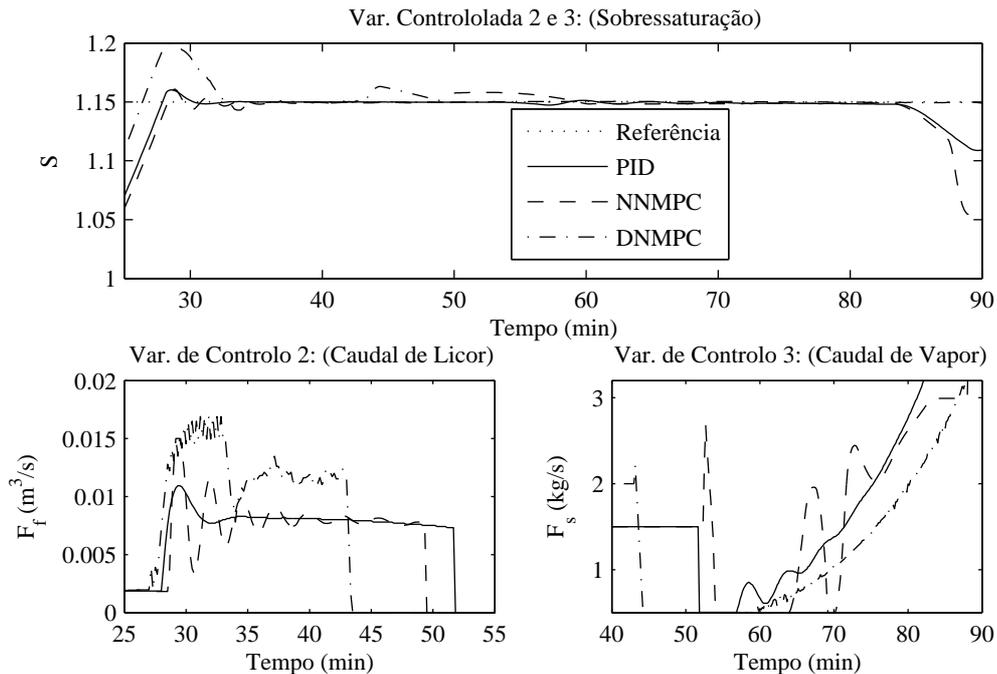


Figura 6.54 - Comparação entre o desempenho dos algoritmos PID, NNMPC e DNMPC (Ciclos de controle 2 e 3, EHO Refinaria “José Martí”, Cenário de operação 3)

Analisando o desempenho dos três controladores do ponto de vista do seguimento da referência, nas Figuras 6.53 e 6.54 observa-se um comportamento muito semelhante nos três controladores e deste ponto de vista não é possível definir que controlador é mais eficiente para esta aplicação.

Observando os valores finais dos parâmetros da distribuição de tamanhos dos cristais e os restantes indicadores da eficiência do processo (ver Tabela 6.20), resulta que o algoritmo NNMPC mostra os melhores resultados. O valor final do parâmetro tamanho médio de cristais que tem como referência 0.56 mm, mostra o melhor valor para o NNMPC, além disso, neste controlador é menor o consumo de energia (vapor de aquecimento) e licor.

Tabela 6.20 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo, NNMPC, DNMPC e PI (EHO da Refinaria “José Martí” - Cenário de operação 3)

Parâmetros	Tipo de controlador		
	NNMPC	DNMPC	PI
Tamanho médio (mm)	0.565	0.58	0.572
Coefficiente de variação (%)	28	25.8	27.6
Duração do processo (min:s)	110:00	114:20	110:00
Consumo de energia (kg de vapor)	12759	12948	12886
Consumo de licor (m ³)	39.22	39.71	39.60
Produção de açúcar (kg)	19911	19418	20950

6.4.4.3 Comparação do desempenho dos algoritmos PI, NNMPC e DNMPC na EHO do processo de cristalização na Empresa açucareira “30 de Noviembre”

A Figura 6.55 mostra a resposta entrada/saída dos três algoritmos de controle (NNMPC, DNMPC e PI), para os dois ciclos de controle definidos na EHO do processo de cristalização para obter o grão fino na Empresa Açucareira “30 de Noviembre”. Os três controladores conseguem manter a variável controlada na referência aplicando um sinal de controle estável e de pouco esforço. Como nos casos anteriores, não é possível definir que controlador é mais eficiente. Os valores finais dos parâmetros da função de distribuição de tamanhos, assim como os indicadores de eficiência do processo, que são mostrados na Tabela 6.21, também mostram valores aceitáveis e muito semelhantes para os três tipos de controladores.

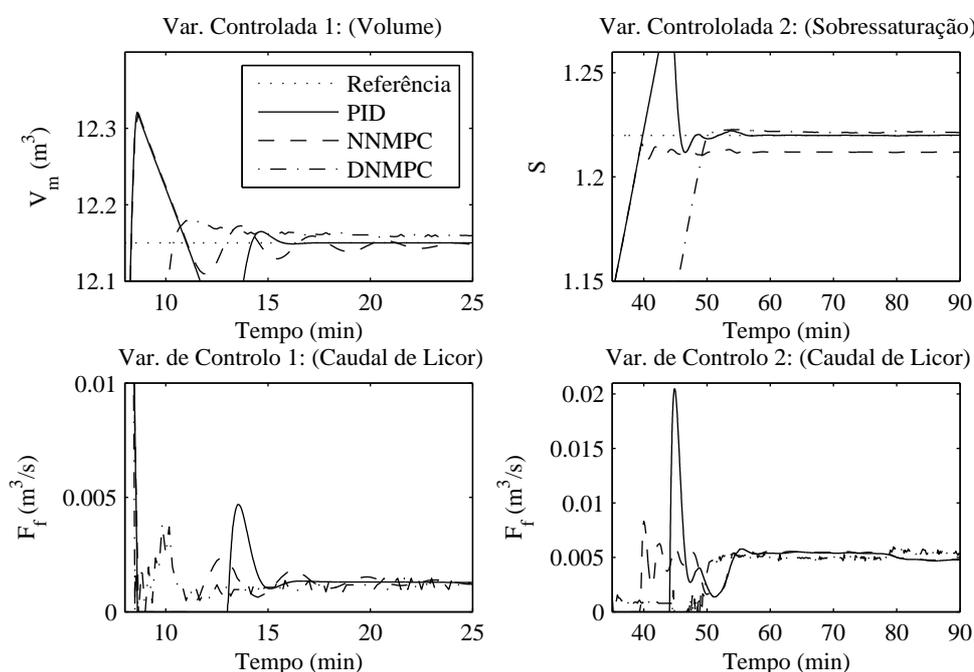


Figura 6.55 - Comparação entre o desempenho dos algoritmos PID, NNMPC e DNMPC (Ciclos de controle 1 e 2, EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”, Cenário de operação 3)

Tabela 6.21 - Parâmetros finais que caracterizam a qualidade do produto final e a eficiência do processo, NNMPC, DNMPC e PI (EHO da Empresa Açucareira “30 de Noviembre” - Cenário de operação 3)

Parâmetros	Tipo de controlador		
	NNMPC	DNMPC	PI
Tamanho médio (mm)	0.103	0.1	0.102
Coefficiente de variação (%)	19.51	19.16	19.5
Duração do processo (min:s)	166:40	179:00	166:04
Consumo de energia (kg de vapor)	14279	15206	14266
Consumo de licor (m ³)	48.67	49:27	48:49
Produção de açúcar (kg)	2470	2303	2443

6.5 Conclusões do capítulo.

Neste capítulo desenvolveu-se e avaliou-se um algoritmo de controlo preditivo baseado em modelos neuronais (NNMPC). Na sua implementação foram utilizadas as ferramentas oferecidas pela *Toolbox Neural Networks* de MatLab, e a avaliação foi realizada em diferentes condições de simulação para todos os ciclos de controlo (10 no total) definidos nas estratégias de operação heurísticas apresentadas para os três processos de cristalização estudados: Refinaria “RAR.SA”, Refinaria “José Martí” e Empresa Açucareira “30 de Noviembre”. Também se comparou o desempenho do algoritmo NNMPC com os algoritmos de controlo previamente analisados (PI e DNMPC).

Os modelos neuronais de previsão foram obtidos por duas formas diferentes: (i) a partir de dados gerados pelo modelo matemático detalhado do processo e (ii) a partir de conjuntos de dados reais do processo correspondente.

De todos os resultados associados com a implementação do algoritmo NNMPC, podem tirar-se as seguintes conclusões.

1. Demonstrou-se que o desempenho do algoritmo NNMPC é melhor quando existe um modelo detalhado do processo para obter os dados de treino do modelo neuronal, mas igualmente se podem cumprir os objectivos de controlo quando só se dispõe de dados reais, que relacionem a dinâmica entrada – saída do processo, para treinar o modelo neuronal.
2. Treinar o modelo neuronal a partir de dados reais do processo significou um grande desafio para NNMPC, porque o processo é considerado uma caixa negra da qual não se conhecem os fenómenos que têm lugar no seu interior; não obstante, os resultados obtidos são muito positivos, o que vem demonstrar a aplicabilidade das redes neuronais no controlo de processos batch e não lineares.
3. Quando se utilizam dados reais para treinar a rede neuronal, o desempenho do NNMPC melhora quando aumenta a quantidade e qualidade dos dados utilizados no treino do modelo neuronal preditivo.
4. Neste tipo de processo batch, quando se utiliza um modelo já disponível para treinar a rede neuronal, é crucial a selecção adequada das condições iniciais das saídas e parâmetros do modelo no momento em que o controlador baseado no modelo neuronal entra em funcionamento.
5. O facto de obter uma avaliação positiva para o algoritmo NNMPC, num cenário que se aproxima das condições reais dum ambiente industrial (Cenário 3), aumenta a possibilidade de obter um bom desempenho deste controlador para uma aplicação real.

Neste capítulo também se demonstrou que, o algoritmo de controlo que permite uma margem de tolerância no erro da variável controlada em relação à referência (ET-NNMPC), consegue diminuir o

tempo de computação requerido pelo algoritmo de controlo, sem afectar significativamente os valores finais dos parâmetros que determinam a eficiência do processo.

Comparando o desempenho dos três algoritmos de controlo (NNMPC, DN MPC e PI) também se evidenciam algumas conclusões que realçam a importância das experiências e simulações desenvolvidas no projecto:

1. Os três controladores mostram um desempenho aceitável e muito semelhante no seguimento das referências estabelecidas.
2. Os controladores baseados em modelos (fundamentalmente o NNMPC) mostram uma pequena superioridade no seu desempenho em relação ao PI no controlo de variáveis com dinâmicas mais difíceis (maior tempo morto). Por exemplo o controlo da fracção mássica com caudal de licor (quarto ciclo de controlo, EHO da Refinaria “RAR.SA” e “José Martí”).
3. Os três controladores conseguem concluir o processo com valores aceitáveis nos parâmetros tamanho médio e coeficiente de variação da função de distribuição de tamanhos dos cristais, assim como nos indicadores de consumo de energia, consumo de licor e quantidade de cristais produzidos. Não obstante, os valores finais destes parâmetros mostram valores melhores quando a margem de tolerância é permitido nos algoritmos ET-NNMPC e ET-DN MPC.

O mais importante de todos os resultados obtidos até este ponto do trabalho radica no facto de se ter conseguido desenvolver e avaliar positivamente diferentes variantes de controladores baseados em modelos para vários casos industriais típicos de cristalização batch de açúcar.

A principal dificuldade de todos os resultados obtidos até este ponto do trabalho, está no facto de estes controladores não contemplarem objectivos batch ou parâmetros que indiquem a qualidade do produto no final de cada ciclo de produção.

A experiência e os resultados obtidos fixam a base para avaliar os algoritmos MPC para casos em que a função objectivo considere alguns dos indicadores de qualidade do processo (tamanho médio ou coeficiente de variação), os quais são avaliados só no final de cada batch ou ciclo do processo. Esta evolução de MPC é proposta no próximo capítulo, com o objectivo de influenciar directamente a qualidade final dos cristais de açúcar.

Capítulo 7.

Introdução de parâmetros finais de qualidade na função objectivo do NNMPC. Aplicação no processo industrial de cristalização batch de açúcar.

Neste capítulo realizam-se algumas modificações no algoritmo NNMPC desenvolvido no Capítulo 6. O novo NNMPC passa a considerar na sua função objectivo indicadores da qualidade final dos produtos. Especificamente no quarto ciclo de controlo definido nas EHO das refinarias “RAR.SA” e “José Martí” (Capítulo 4), substitui-se a variável controlada (fracção mássica), pelo parâmetro tamanho médio da função de distribuição massa-tamanho dos cristais. Neste novo algoritmo (NNMPC-Batch) definem-se e validam-se dois métodos para satisfazer um objectivo de controlo que só se pode verificar no final dum ciclo ou batch: (i) Definir uma referência variável que permita uma transição da variável controlada, para que atinja o final do processo com os valores exigidos, (ii) Definir um horizonte de previsão variável, capaz de realizar a previsão até ao instante de tempo no qual termina o processo. Para o NNMPC-Batch, também é considerada e avaliada a modificação que permite uma tolerância no erro de previsão. Com a implementação e avaliação do NNMPC-Batch pretende-se demonstrar as vantagens que pode ter o uso dos controladores preditivos baseados em modelos para os processos batch.

7.1 Introdução.

A partir do desempenho mostrado pelos controladores PI, DNMPC e NNMPC, nos capítulos 4, 5 e 6 respectivamente, não se podem estabelecer vantagens substanciais que justifiquem, nos diferentes ciclos de controlo definidos para os processos de cristalização batch de açúcar estudados, a utilização dos controladores baseados em modelos, mais caros que os clássicos controladores PID.

A possibilidade que oferece o MPC de prever a evolução futura do processo vai ser explorada para tentar que, durante cada ciclo de produção batch, sejam tomadas acções de controlo que incidam nos objectivos medíveis só no final do processo. Este novo controlador vai ser denominado NNMPC com objectivos de controlo batch (NNMPC-Batch). Desta forma pretende-se demonstrar que pode ser vantajosa a utilização dos controladores preditivos baseados em modelos para este tipo de processo.

O modo de operação batch é típico de muitos processos químicos, farmacêuticos, biotecnológicos e da indústria alimentícia. A eficiência destes processos determina-se geralmente com indicadores económicos e de qualidade só verificáveis no final de cada ciclo (Nagy e Braatz, 2003). No caso particular da cristalização batch de açúcar, a qualidade final do açúcar é determinada pelos valores finais dos parâmetros tamanho médio (AM) e coeficiente de variação (CV). O principal desafio do processo de cristalização batch de açúcar é a grande variação dos parâmetros AM e CV (Simoglou *et al.*, 2005). Esta falta de repetição de um batch em relação aos outros é causada fundamentalmente por uma política incorrecta de controlo que provoca a reciclagem dos produtos finais e uma menor eficiência no processo.

Dentro das três EHO propostas no Capítulo 4, foram seleccionados as EHO da Refinaria “RAR.SA” e “José Martí” para avaliar o algoritmo NNMPC-Batch. Estes dois casos foram seleccionados porque a eficiência destas duas indústrias depende em grande medida da qualidade do cristal de açúcar refinado.

A EHO da cristalização na Empresa Açucareira “30 de Noviembre” não é avaliada com o NNMPC-Batch, porque o produto que se obtém na sua etapa de cristalização (grão fino) é um produto intermédio do ciclo completo, o qual deverá seguir outras fases de crescimento até se obter a rama de açúcar.

7.2 Controlador preditivo baseado em modelos neuronais com objectivos de controlo batch.

O algoritmo NNMPC implementado no Capítulo 6 foi avaliado com sucesso em vários ciclos de controlo do processo de cristalização batch de açúcar. Em todos os casos estudados o objectivo a cumprir pelo NNMPC consistia em manter a variável controlada numa referência constante durante um período de tempo. Mas para satisfazer exigências de controlo relacionadas com indicadores ou parâmetros de qualidade do processo de cristalização batch de açúcar, é necessário pensar em esquemas de controlo não tradicionais e muito desafiantes.

Como foi definido previamente, os parâmetros tamanho médio (AM) e coeficiente de variação (CV) da função de distribuição massa-tamanho são estabelecidos pela ICUMSA (*International Commission for Uniform Methods for Sugar Analysis*) para caracterizar a qualidade da distribuição de tamanhos dos cristais. Para o açúcar refinado define-se industrialmente uma referência para os valores finais dos parâmetros AM e CV de 0.56 mm e 30 % respectivamente. O perfil que estes dois parâmetros mostram para os dois processos de cristalização estudados que produzem açúcar refinado é muito semelhante. A Figura 7.1 mostra a evolução dos parâmetros AM e CV na EHO da Refinaria “RAR.SA” utilizando controladores PI.

Analisando a evolução temporal que mostram os parâmetros AM e CV (ver Figura 7.1), a tentativa de estabelecer uma estratégia de controlo, que considere estes parâmetros (AM e CV), encontra um grupo de inconvenientes que podem ser difíceis de superar completamente.

1. Dado o comportamento temporal destes parâmetros, é difícil estabelecer certos critérios: (i) em que momento da duração do batch activar este tipo de controlador e (ii) que entrada do processo utilizar como variável de controlo.
2. Não existem sensores disponíveis para realizar uma medição directa destes parâmetros.
3. A referência de AM e CV está definida como um valor final a obter, e não como uma trajectória a seguir durante o processo.

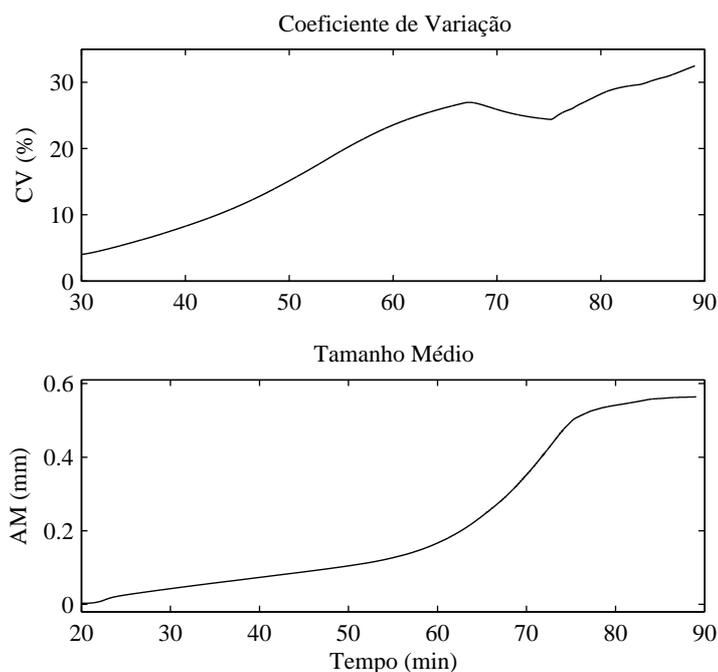


Figura 7.1 - Perfil típico dos parâmetros AM e CV. EHO da Refinaria “RAR.SA” com controladores PI.

Os resultados obtidos, em capítulos precedentes, da aplicação dos três controladores (PI, DNMPC e NNMPC) nas EHO dos três processos de cristalização batch de açúcar, ajudam a estabelecer alguns critérios que podem contribuir para definir uma nova estratégia de controlo, que inclua nos seus objectivos regular algum parâmetro da função de distribuição massa-tamanho dos cristais.

1. O processo de cristalização batch de açúcar refinado está dividido em várias etapas. A introdução de objectivos de controlo que contemplem os indicadores da qualidade final dos cristais só se justifica nas últimas etapas do processo, para este caso particular na última fase de cristalização com xarope.
2. Se não se tiver encontrado vantagens notáveis entre os três controladores, então é mais viável utilizar algoritmos PI, nos primeiros ciclos de controlo por serem os mais simples.
3. Dada a disponibilidade dum modelo detalhado do processo de cristalização de açúcar que representa matematicamente os parâmetros AM e CV, e o facto de o NNMPC demonstrar um desempenho bastante aceitável em todos os casos. Pode-se obter um modelo neuronal que aproxime a evolução do parâmetro AM, e utilizar no quarto ciclo

de controlo um NNMPC que tente controlar a evolução do parâmetro tamanho médio dos cristais.

4. Tentando manter as condições operacionais do processo na última etapa da cristalização, pode-se manter o caudal de alimentação de xarope como variável de controlo. A resposta em ciclo aberto do parâmetro AM, para diferentes valores do caudal de alimentação de xarope, é mostrada na Figura 7.2. Uma característica a notar, sobre o parâmetro AM, é que o mesmo, mantendo a condição de sobressaturação na solução cristalina, vai sempre crescer com maior ou menor taxa de crescimento, mas cresce sempre. Para obter um decrescimento no parâmetro AM, seriam necessárias mudanças muito fortes nas propriedades físico-químicas do sistema.

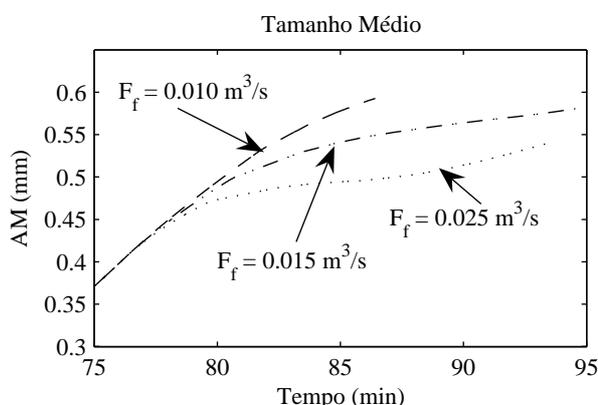


Figura 7.2 - Comportamento do parâmetro AM (último ciclo de controlo em ciclo aberto, EHO da Refinaria "RAR.SA").

Em essência para implementar este novo algoritmo (NNMPC-Batch), que tem nos seus objectivos de controlo parâmetros que definem a qualidade final dos cristais de açúcar, estabelece -se que:

1. As duas EHO das refinarias "RAR.SA" e "José Martí" vão manter as mesmas especificações nos três primeiros ciclos de controlo, utilizando controladores PI.
2. No momento definido nas EHO para activar o quarto ciclo de controlo (controlo da fracção mássica com caudal de xarope), vão ser modificadas as EHO para utilizar no quarto ciclo de controlo um algoritmo NNMPC-Batch, que tenha como objectivo de controlo prever a evolução do parâmetro AM, e garantir que no final do batch o parâmetro AM mostre o valor estabelecido na sua referência, como indicador da qualidade dos cristais de açúcar.

Do ponto de vista experimental não resulta um inconveniente a medição do parâmetro AM, porque o modelo mecanístico detalhado do processo de cristalização, utilizado em todas as simulações deste trabalho para representar o processo, inclui uma representação matemática dos parâmetros da função de distribuição massa-tamanho (AM e CV). Não obstante, do ponto de vista prático para uma implementação real deste tipo de controlador, está vai ser uma das principais dificuldades a superar. Uma

possível solução para o problema da medição de AM pode ser utilizar um sensor por programação (*software sensor*) ou fazer uma estimativa do parâmetro AM mediante um modelo neuronal.

Outro dos inconvenientes que o algoritmo NNMPC-Batch enfrenta é o facto de normalmente os parâmetros utilizados para quantificar a qualidade dum produto se definirem como um valor a verificar uma vez concluído o processo. Utilizando o NNMPC-Batch, tenta-se superar o problema anterior de duas formas diferentes:

1. Definir uma referência variável que aproxime a evolução esperada para o parâmetro AM.
2. Definir um horizonte de previsão variável, que dependa do tempo que resta para concluir o processo e que diminua na medida em que o processo aproxima-se ao tempo final de duração do batch.

7.2.1 NNMPC-Batch (referência variável).

Durante a última fase do processo de cristalização batch de açúcar pode-se observar que o perfil do parâmetro tamanho médio mostra um comportamento semelhante a uma função diferencial de primeira ordem (ver Figura 7.3).

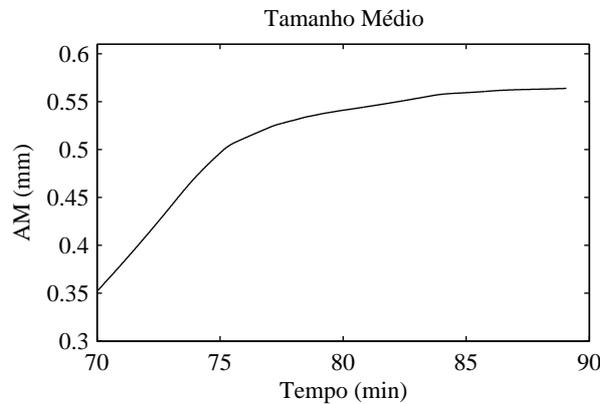


Figura 7.3 - Perfil típico do parâmetro AM (último ciclo de controlo, EHO da Refinaria “RAR.SA” com controladores PI.

Este comportamento do parâmetro AM durante a última fase do processo de cristalização constitui uma motivação para estabelecer um algoritmo NNMPC-Batch (referência variável). Neste algoritmo a referência ou valor desejado ($ref(t+k)$) da sua função objectivo (7.1) não é um valor constante; pelo contrário, é uma sequência de valores discretos obtidos mediante uma função de primeira ordem do tipo (7.2), ou sua expressão discreta (7.7)

$$\min_{u_{\min} \leq [u(k), u(k+1), \dots, u(H_c-1)] \leq u_{\max}} J = \lambda_1 \sum_{k=1}^{H_p} (ref(t+k) - \hat{y}_{NN}(t+k))^2 + \lambda_2 \sum_{k=1}^{H_c} (u(t+k-1) - u(t+k-2))^2 \quad (7.1)$$

$$\frac{dref(t)}{dt} = \frac{ref_{batch} - ref(t)}{\tau} \quad (7.2)$$

Em (7.2) ref_{batch} representa a referência estabelecida para a variável controlada no final do batch e τ representa a constante de tempo da resposta de primeira ordem que se deseja.

Transformando (7.2) a sua forma discreta e normalizando-a, pode-se obter uma equação para gerar a trajectória a seguir pelo NNMPC-Batch (referência variável) semelhante à (5.2), que foi proposta no Capítulo 5. A diferença entre estes dois casos radica em que o NNMPC-Batch (referência variável) tratará de alcançar a referência só para o instante de tempo em que deve concluir o batch (t_{batch}).

Transformando (7.2) a sua forma discreta:

$$\frac{ref(k) - ref(k-1)}{\Delta t} = \frac{ref_{batch} - ref(k)}{\tau}$$

Isolando $ref(k)$

$$\tau \cdot ref(k) - \tau \cdot ref(k-1) = \Delta t \cdot ref_{batch} - \Delta t \cdot ref(k)$$

$$(\tau + \Delta t) \cdot ref(k) = \Delta t \cdot ref_{batch} - \tau \cdot ref(k-1)$$

$$ref(k) = \frac{\Delta t}{\tau + \Delta t} \cdot ref_{batch} + \frac{\tau}{\tau + \Delta t} \cdot ref(k-1) \quad (7.3)$$

Para normalizar considera-se que o segundo coeficiente de (7.3):

$$\frac{\tau}{\tau + \Delta t} = \gamma \quad (7.4)$$

Por tanto:

$$\frac{\tau + \Delta t}{\tau} = \frac{1}{\gamma}, \rightarrow 1 + \frac{\Delta t}{\tau} = \frac{1}{\gamma}, \rightarrow \frac{\Delta t}{\tau} = \frac{1}{\gamma} - 1 = \frac{1 - \gamma}{\gamma}$$

$$\tau = \frac{\Delta t \cdot \gamma}{1 - \gamma} \quad (7.5)$$

Substituindo (7.5) no primeiro coeficiente de (7.3)

$$\frac{\Delta t}{\tau + \Delta t} = \frac{\Delta t}{\frac{\Delta t \cdot \gamma}{1 - \gamma} + \Delta t} = \frac{\Delta t}{\frac{\Delta t \cdot \gamma + \Delta t - \Delta t \cdot \gamma}{1 - \gamma}} = \frac{\Delta t}{\frac{\Delta t}{1 - \gamma}} = 1 - \gamma \quad (7.6)$$

Finalmente substituem-se os coeficientes normalizados (7.4) e (7.6) em (7.3) e obtém-se (7.7), expressão discreta do gerador da trajectória a seguir pelo NNMPC-Batch.

$$ref(k) = (1 - \gamma) \cdot ref_{batch} + \gamma \cdot ref(k-1) \quad (7.7)$$

Em (7.7) ref_{batch} representa a referência batch ou valor final desejado para a variável controlada, $ref(k)$ e $ref(k-1)$ representam a trajectória a seguir no instante de amostragem k e $k-1$ respectivamente, e γ é um factor de peso que deve estar no intervalo $[0, 1]$. Este parâmetro define quão suave será a transição da variável controlada até ao final do batch.

A implementação do algoritmo NN MPC-Batch (referência variável) realiza-se da mesma forma que o NN MPC no Capítulo 6, utilizando a estrutura de controlo preditivo proposta na *Toolbox Neural Network* de MatLab. A Figura 7.4 mostra o NN MPC-Batch (referência variável) e os elementos que permitem gerar a referencia variável de acordo com (7.2).

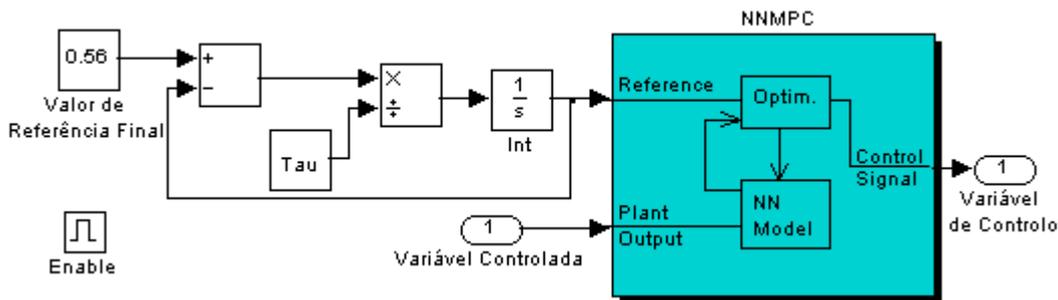


Figura 7.4 - Estrutura utilizada em MatLab Simulink para o NN MPC-Batch (referência variável).

7.2.2 NN MPC-Batch (horizonte de previsão variável).

A segunda variante para considerar um algoritmo NN MPC com objetivos de controlo batch ou medíveis no final do processo, pretende estabelecer um horizonte de previsão suficientemente grande para que a previsão chegue até ao final do processo. Na implementação desta estratégia NN MPC-Batch (horizonte de previsão variável) é crucial considerar os seguintes aspectos:

1. Deve-se conhecer à priori a duração esperada para o processo (t_{batch}).
2. Em cada instante de amostragem o valor do horizonte de previsão (H_p) é recalculado e diminui no transcurso do tempo de acordo com (7.8).

$$H_p = \text{floor}\left(\frac{t_{batch} - t}{\Delta t}\right) \quad (7.8)$$

Deve-se garantir que em todo momento: $H_p \geq H_c$

3. Neste algoritmo, H_p diminui na medida que transcorre o processo, o mesmo acontece com o tempo de computação (t_{CPU}) utilizado pelo algoritmo NN MPC-Batch (horizonte de previsão variável). Outra consideração importante para um adequado funcionamento deste controlador consiste em garantir que durante todo o processo $t_{CPU}(k)$ seja menor que o período de amostragem utilizado (Δt).

Neste caso também é utilizada a estrutura de controlo preditivo proposta na *Toolbox Neural Network* de MatLab, só é preciso introduzir a função (*Calculo_hp.mat* implementada em MatLab) que permite recalculer o horizonte de previsão para cada instante de amostragem. A Figura 7.5 mostra a estrutura deste NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) em MatLab Simulink, e no Apêndice B.4.3 mostra-se a função (*Calculo_Hp.mat*).

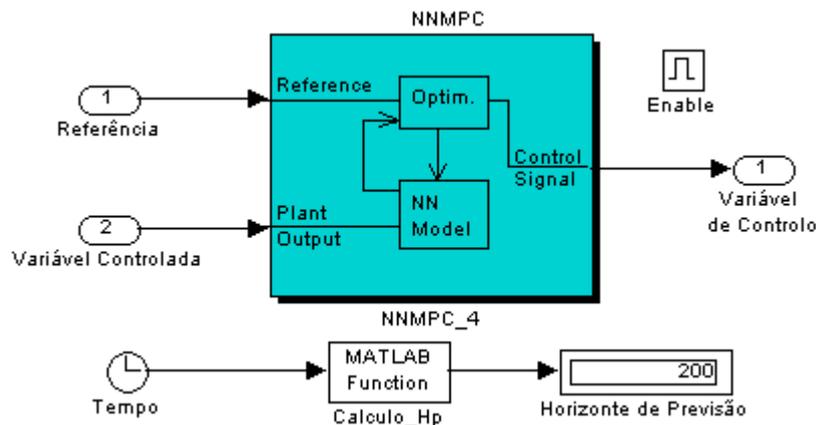


Figura 7.5 - Estrutura utilizada em MatLab Simulink para o NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável).

7.3 Avaliação do algoritmo NNMPC com objectivos de controlo batch.

As EHO desenvolvidas no Capítulo 4 para os processos de cristalização das Refinarias “RAR.SA” e “José Martí” vão ser utilizadas para avaliar os dois algoritmos NNMPC-Batch, nos quais se considera o tamanho médio de cristais dentro dos objectivos de controlo (ver página 209).

Em ambas as indústrias o processo de cristalização segue uma sequência de operações muito semelhante para obter açúcar refinado a partir da rama de açúcar previamente dissolvida. Só os valores de alguns parâmetros tecnológicos são diferentes entre estes dois processos, por exemplo: pressão de vazio, brix e pureza do licor de alimentação (ver Tabela 4.1 e 4.4).

Como se viu no Capítulo 4, estas EHO possuem cada uma quatro ciclos de controlo. O esquema geral de controlo que integra toda a EHO vai ser semelhante ao apresentado nos Capítulos 4, 5 e 6 para cada indústria, mas neste caso, numa mesma EHO são utilizados dois tipos de controladores diferentes. Nos três primeiros ciclos de controlo utilizam-se controladores PI, os quais já foram avaliados com sucesso no Capítulo 4. O quarto ciclo de controlo vai ser implementado com o controlador NNMPC-Batch, definindo como variável controlada o parâmetro tamanho médio (AM) da função de distribuição massa-tamanho dos cristais e o caudal de alimentação de xarope como variável de controlo. A Figura 7.6 representa esta nova estrutura geral de controlo para a EHO da Refinaria “RAR.SA”.

Um dos inconvenientes que apresenta a implementação do quarto ciclo de controlo é não dispor no mercado de sensores para a medição de tamanho médio dos cristais. Neste caso o parâmetro tamanho

médio vai ser obtido por estimativa a partir da sua representação matemática proposta no modelo detalhado do processo de cristalização.

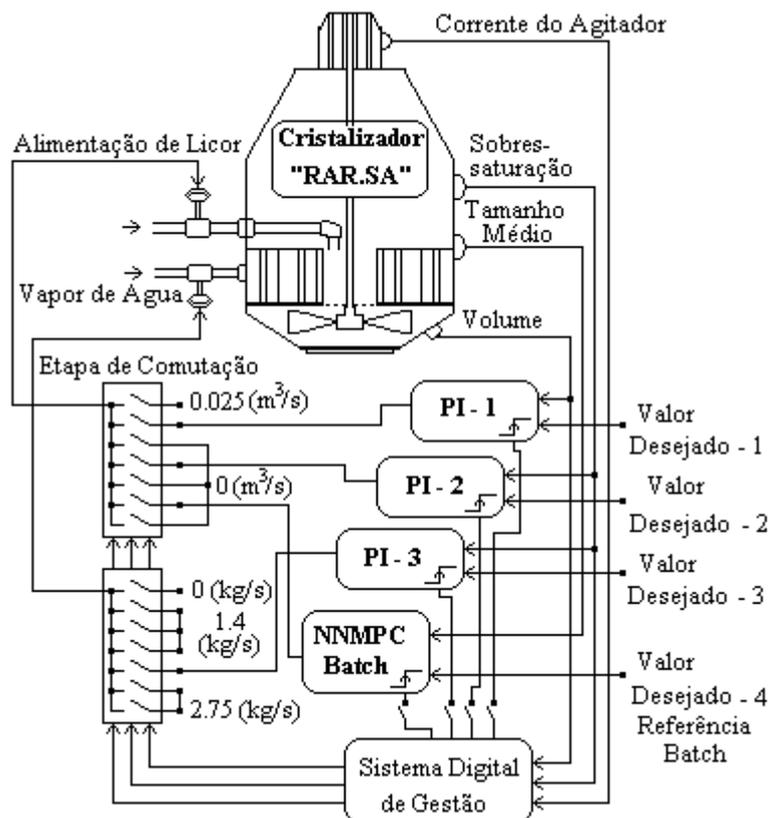


Figura 7.6 - Esquema do sistema geral de controlo para implementar a EHO da Refinaria “RAR.SA” com controladores PI e o algoritmo NNMPC-Batch.

Na avaliação vai ser considerado o cenário de operação 3 definido nos capítulos precedentes, o qual tem as condições de operação mais próximas das condições reais da indústria. Neste cenário vários parâmetros de operação do processo são substituídos pelos dados reais disponíveis da respectiva indústria (Ver Apêndice A.1).

7.3.1 Avaliação dos algoritmos NNMPC-Batch na EHO da Refinaria “RAR.SA”.

Os controladores PI utilizados nos três primeiros ciclos de controlo da EHO da Refinaria “RAR.SA”, possuem a estrutura apresentada no Capítulo 4 para este controlador (ver Figura 4.1). Os seus parâmetros estão resumidos na Tabela 7.1 e são os mesmos utilizados por estes controladores no Capítulo 4.

Tabela 7.1 - Parâmetros dos três controladores PI. (EHO Refinaria “RAR.SA”)

Parâmetros do PI	PI - 1	PI - 2	PI - 3
k_p	0.22	-42	60
τ_i	22.34	34.5	9.2
τ_d	0	0	0

Para o quarto ciclo de controlo, o parâmetro tamanho médio converte-se na variável controlada, utilizando o caudal de alimentação de xarope como variável de controlo. A partir da *Toolbox Neural Network* de MatLab define-se a estrutura do NNMPC-Batch. O seu modelo neuronal preditivo obtém-se a partir do modelo detalhado do processo de cristalização, aplicando as mesmas técnicas de identificação que foram utilizadas no Capítulo 6. Também seguindo os critérios propostos no Capítulo 6 são determinados todos os parâmetros do NNMPC-Batch.

A Figura 7.7 mostra a estrutura utilizada em MatLab Simulink para simular o sistema geral de controlo, o qual está formado pelo sistema digital de gestão, a etapa de comutação e os quatro controladores (três controladores PI e um NNMPC-Batch).

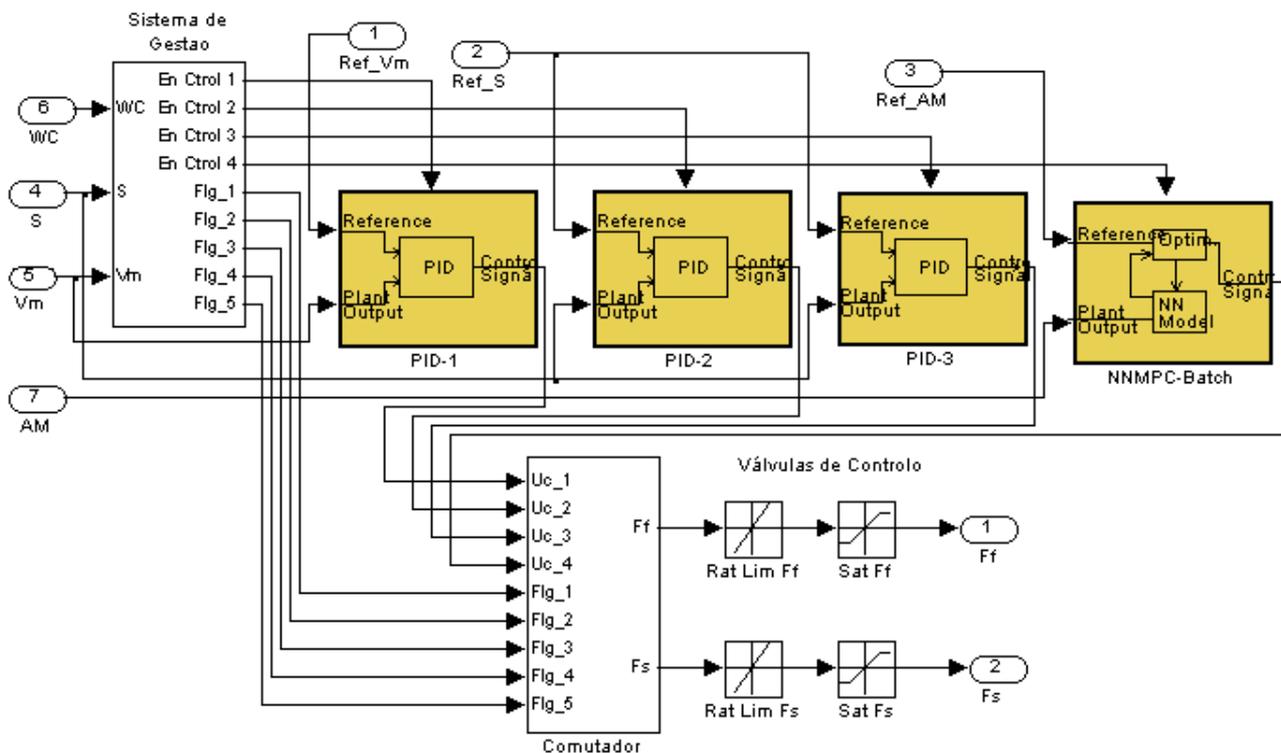


Figura 7.7 - Estrutura utilizada em Matlab Simulink para representar o Sistema geral de controlo

Utilizando o esquema mostrado na Figura 7.7, assim como as especificações dos três controladores PI, as duas variantes para o algoritmo NNMPC-Batch são avaliadas a seguir.

7.3.1.1 Avaliação do NNMPC-Batch (referência variável) na EHO da refinaria “RAR.SA”.

No algoritmo NNMPC (referência variável), a variável controlada deve seguir uma referência variável que garanta atingir o objectivo de controlo ao concluir o processo. A constante de tempo (τ) da equação da referência variável (7.2) define-se empiricamente. Todos os parâmetros utilizados pelo NNMPC-Batch (referência variável) são resumidos na Tabela 7.2.

As Figuras 7.8 e 7.9 mostram o desempenho do NNMPC-Batch (referência variável). A referência a seguir responde a uma função de primeira ordem que permite conduzir a variável controlada (tamanho

médio neste caso) até ao valor final ou referência batch desejada. Para os quatro valores definidos ($ref_{batch} = 0.55, 0.56, 0.57, 0.58$ mm) obtém-se o tipo de resposta esperada. O parâmetro AM cresce durante todo o ciclo de controlo, a acção de controlo consegue variar a taxa de cristalização e consegue que AM siga a referência variável. Com este controlador existe um pequeno desvio, sempre por excesso, do valor final de AM em relação ao valor de referência batch. No entanto esta diferença não é suficientemente grande para afectar a qualidade final dos cristais de açúcar.

Tabela 7.2 - Parâmetros do NNMPC-Batch (referência variável) (Quarto ciclo de controlo da EHO da Refinaria “RAR.SA”)

Parâmetro	NNMPC - Batch	Parâmetro	NNMPC - Batch
t_e	---	y_{\max}	0.6 mm
Δt	4 s	y_{\min}	0.3 mm
H_c	2	u_{\max}	0.025 (m ³ /s)
H_p	10	u_{\min}	0 (m ³ /s)
ref_{batch}	0.56 mm	λ_2	3×10^{-5}
τ	300		

As avaliações foram repetidas, introduzindo no processo diferentes conjuntos de dados reais para aproximar as condições reais na indústria (Ver Apêndice A.1.1). Em todos os casos o NNMPC-Batch (referência variável), conseguiu que o parâmetro tamanho médio seguisse à referência variável. A Tabela 7.3 mostra o valor final obtido para o tamanho médio, com uma referência final de 0.56 mm e utilizando quatro conjuntos de dados reais para os parâmetros de operação do processo.

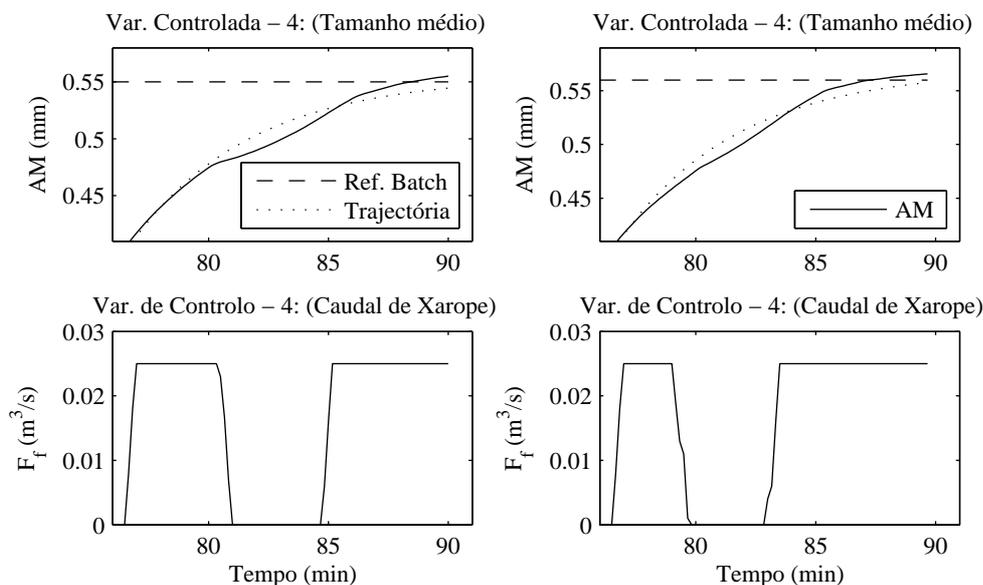


Figura 7.8 - Resposta do NNMPC-Batch (referência variável). (AM = 0.55 mm e AM = 0.56 mm) (EHO da Refinaria “RAR.SA”).

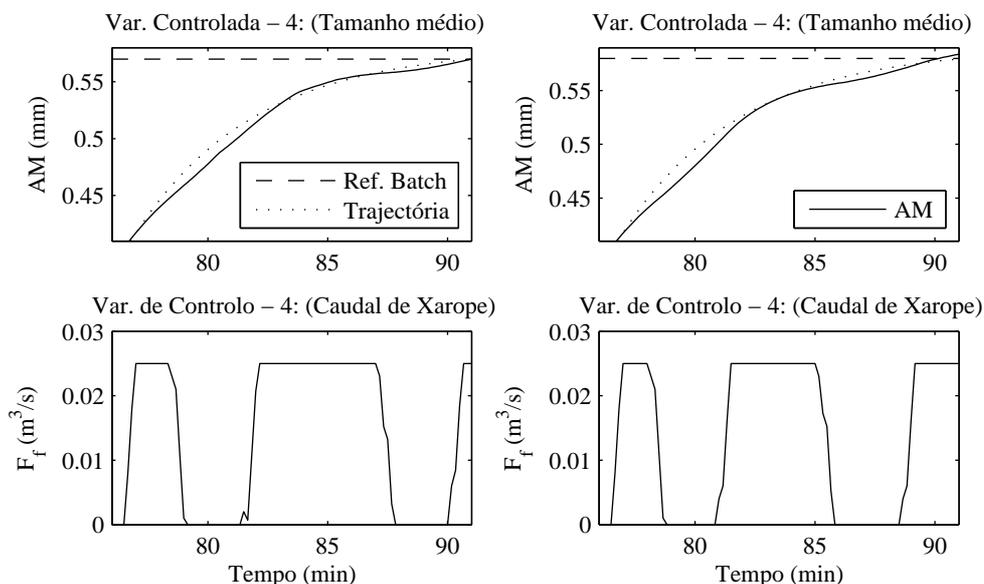


Figura 7.9 - Resposta do NNMPC-Batch (referência variável). (AM = 0.57 mm e AM = 0.58 mm) (EHO da Refinaria “RAR.SA”).

Tabela 7.3 - Parâmetros finais obtidos utilizando o NNMPC-Batch (referência variável). (Referência batch de AM 0.56 mm. EHO Refinaria “RAR.SA”)

Parâmetro	Conjuntos de dados reais			
	Batch - 1	Batch - 2	Batch - 3	Batch - 4
Tamanho médio (mm)	0.565	0.569	0.571	0.565
Coefficiente de variação (%)	28.68	25.18	28.57	28.62
Duração do processo (min:s)	87:50	100:00	84:00	89:40
Consumo de energia (kg de vapor)	9391	6874	8033	9102
Consumo de licor (m ³)	38.79	34.97	37.71	38.94
Produção de açúcar (kg)	19849	16187	18688	18639

7.3.1.2 Avaliação do NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) na EHO da refinaria “RAR.SA”

Neste caso a estrutura e os parâmetros do NNMPC-Batch são semelhantes ao caso anterior. Só é necessário executar em cada período de amostragem a função que actualize o valor do horizonte de previsão. Também é necessário estabelecer à priori o tempo de duração esperado para o processo (t_{batch}). O valor de t_{batch} estabelece-se empiricamente com base em simulações prévias realizadas do processo. A Tabela 7.4 resume todos os parâmetros associados a este algoritmo NNMPC-Batch.

O NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) deve ser capaz de fazer a previsão do valor do parâmetro tamanho médio no final do processo, pelo que o horizonte de previsão diminui em cada instante de amostragem (ver equação (7.8)). Neste caso que o NNMPC-Batch é aplicado durante a última

fase do processo de cristalização (aproximadamente na altura do minuto 75 do processo), e deve prever o valor dum parâmetro do processo no final do ciclo completo (aproximadamente 90 minutos). Satisfazer que o tempo de computação, usado pelo algoritmo de controlo, seja menor que o período de amostragem utilizado, converte-se no principal desafio do controlador. A Figura 7.12 mostra que durante todo o ciclo, o tempo de computação é menor que o período de amostragem aplicado neste caso ($\Delta t = 4$ s).

Tabela 7.4 - Parâmetros do NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (Quarto ciclo de controlo da EHO da Refinaria “RAR.SA”)

Parâmetro	NNMPC - Batch	Parâmetro	NNMPC - Batch
t_{batch}	90 min	y_{max}	0.6 mm
Δt	4 s	y_{min}	0.3 mm
H_c	2	u_{max}	0.025 (m ³ /s)
H_p	---	u_{min}	0 (m ³ /s)
ref_{batch}	0.56 mm	λ_2	$3 \times 10^{+5}$
$H_{p_{max}}$	230		

As Figuras 7.10 e 7.11 mostram o desempenho do NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). O valor final da referência definiu-se para quatro valores ($ref_{batch} = 0.55, 0.56, 0.57, 0.58$ mm). Neste caso a condição utilizada para terminar o ciclo é que se atinja o valor máximo do volume do cristalizador (30 m³).

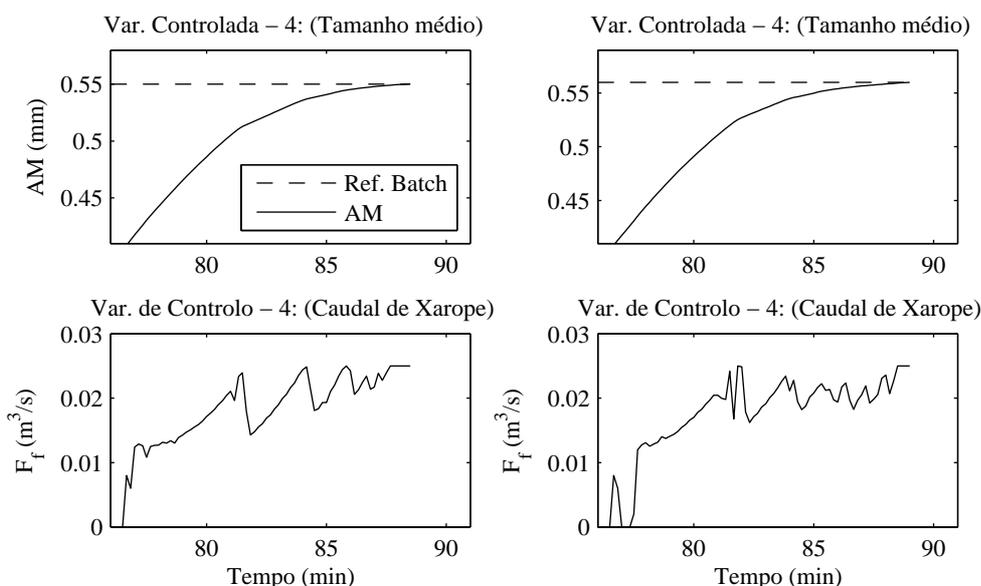


Figura 7.10 - Resposta do NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) (AM = 0.55 mm e AM = 0.56 mm) (EHO da Refinaria “RAR.SA”).

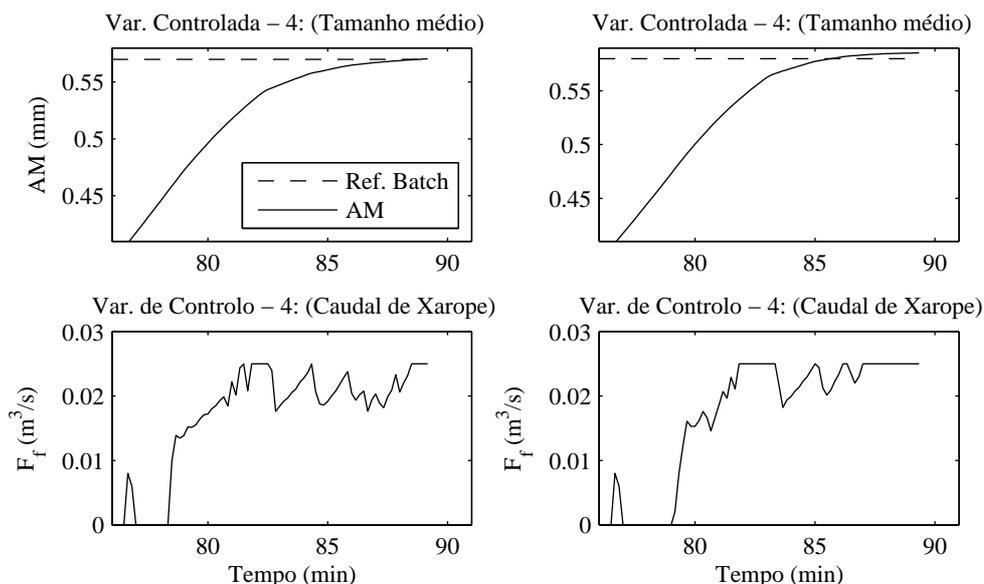


Figura 7.11 - Resposta do NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (AM = 0.57 mm e AM = 0.58 mm) (EHO da Refinaria “RAR.SA”).

O parâmetro AM cresce durante todo o ciclo de controlo, a acção de controlo consegue variar a taxa de cristalização e que no final do processo AM mostre um valor muito próximo do esperado. A diferença do caso anterior (com referência variável) em relação a este algoritmo, radica em que neste caso praticamente não existe desvio entre o valor final obtido para AM e o valor de referência batch estabelecido. O sinal de controlo também mostra uma resposta com menor esforço de controlo; tudo isto faz com que este controlador seja o que tem melhor desempenho para satisfazer um objectivo de controlo batch.

Também se observa um melhor desempenho do NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) na Tabela 7.5, na qual se mostram os valores finais obtidos para uma $ref_{batch} = 0.56$ mm, quando o processo é simulado sob o efeito de diferentes entradas reais da indústria (Cenário de simulação 3). Nestes resultados o valor final obtido no parâmetro tamanho médio coincide exactamente com o valor de referência batch estabelecido.

Tabela 7.5 - Parâmetros finais obtidos utilizando o NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (Referência batch de AM 0.56 mm. EHO Refinaria “RAR.SA”)

Parâmetro	Conjuntos de dados reais			
	Batch - 1	Batch - 2	Batch - 3	Batch - 4
Tamanho médio (mm)	0.56	0.56	0.56	0.56
Coefficiente de variação (%)	28.88	28.43	26.18	24.56
Duração do processo (min:s)	89:01	83:30	79:10	81:10
Consumo de energia (kg de vapor)	8992	7950	7886	8291
Consumo de licor (m ³)	38.73	37.57	37.58	37.43
Produção de açúcar (kg)	18213	18361	16765	16087

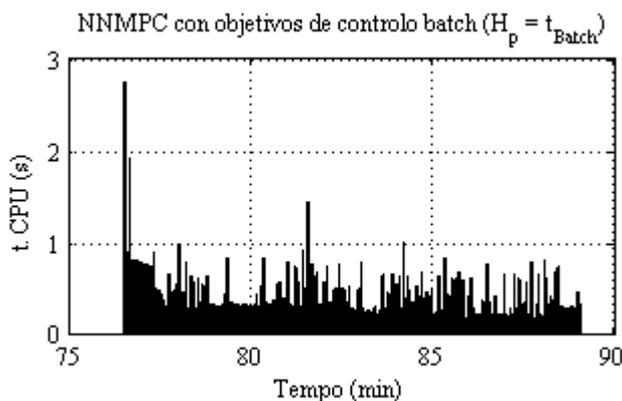


Figura 7.12 - Tempo de computação utilizado pelo algoritmo NNMPC-Batch (Horizonte de previsão variável), (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3).

7.3.1.3 Influência da etapa de aperto no desempenho do NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável).

A etapa de “Aperto”, última do processo de cristalização batch de açúcar, tem por objectivo cristalizar a maior quantidade possível de açúcar dissolvida na suspensão cristalina, sem afectar as propriedades dinâmicas da suspensão para a descarga e transportação. Durante esta etapa fecha-se completamente a alimentação de xarope e mantém-se no máximo valor o caudal de vapor de aquecimento até que se alcance um valor de 0.5 na fracção mássica de cristais.

Os dois algoritmos NNMPC com objectivos de controlo batch desenvolvidos nas secções prévias, não têm em consideração a influência da etapa de aperto na implementação do processo de cristalização batch de açúcar.

De acordo com os resultados obtidos nos Capítulos 4, 5 e 6, a etapa de aperto tem uma duração aproximada de cinco minutos, durante a qual existe uma alta taxa de cristalização e o tamanho médio dos cristais aumenta aproximadamente 0.02 mm.

Uma tentativa para ter em consideração a influência da etapa de aperto nos algoritmos NNMPC-Batch consiste em assumir que durante a etapa de aperto o tamanho médio aumentará 0.02 mm, pelo que se queremos um valor final para o tamanho médio de 0.56 mm, deve-se estabelecer uma referência intermédia de 0.54 mm como o objectivo de controlo batch no quarto ciclo de controlo.

Nas secções anteriores demonstrou-se que o algoritmo NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) tem um melhor desempenho que o caso NNMPC-Batch (referência variável), por tal motivo esta análise com a introdução da etapa de aperto só se realiza para o primeiro caso (NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável)).

A Tabela 7.6 mostra os valores finais obtidos nos indicadores de qualidade e eficiência do processo, quando uma vez terminado o quarto ciclo de controlo (NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável)), é realizada a etapa de aperto.

Tabela 7.6 - Parâmetros finais obtidos utilizando o NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (Referência batch de AM 0.56 mm. EHO Refinaria “RAR.SA”)

Parâmetro	Conjuntos de dados reais			
	Batch - 1	Batch - 2	Batch - 3	Batch - 4
Tamanho médio Final (mm)	0.565	0.555	0.578	0.59
Tamanho médio Intermédio (mm)	0.54	0.54	0.54	0.54
Coefficiente de variação (%)	30.92	31.87	29.83	29.33
Duração do processo (min:s)	94:33	89:02	86.48	90:10
Consumo de energia (kg de vapor)	9899	8858	9124	9776
Consumo de licor (m ³)	38.8	37.95	37.65	37.78
Produção de açúcar (kg)	21505	21642	21213	21162

Apesar de existir diferenças entre a referência batch estabelecida para o tamanho médio dos cristais (AM = 0.56 mm) e o valor obtido nas simulações, estes resultados são melhores que os obtidos nos Capítulos 4, 5 e 6, para os controladores PID, DN MPC e NNMPC. A Tabela 7.7 mostra o valor final do parâmetro tamanho médio dos cristais da função de distribuição massa – tamanho dos cristais, para os quatro controladores estudados (PID, DN MPC, NNMPC e NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável)), quando são simulados no cenário de operação 3 da EHO da Refinaria “RAR.SA” para vários conjuntos de dados reais. Dos quatro controladores o NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) obtém o valor final de AM mais próximo da referência batch.

Tabela 7.7 - Comparação do valor final do parâmetro tamanho médio nos quatro controladores estudados (PID, DN MPC, NNMPC e NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável)) (Referência batch AM= 0.56 mm) (EHO Refinaria “RAR.SA”, Cenário - 3)

Parâmetro	Batch - 1	Batch - 2	Batch - 3	Batch - 4	Batch - 5
	AM (mm)	AM (mm)	AM (mm)	AM (mm)	AM (mm)
PID	0.579	0.553	0.605	0.624	0.61
DN MPC	0.585	0.57	0.61	0.63	0.6
NN MPC	0.578	0.552	0.601	0.62	0.6
NN MPC-Batch (horiz. de previsão variável)	0.565	0.555	0.578	0.59	0.565

7.3.2 Avaliação dos algoritmos ET-NN MPC-Batch na EHO da Refinaria “RAR.SA”.

Nos capítulos 5 e 6 implementou-se uma modificação nos algoritmos DN MPC e NNMPC, com a qual se permitiu uma margem de tolerância no erro de previsão do modelo. Essa mesma margem de tolerância vai ser permitida agora para as duas variantes de NNMPC-Batch propostas na secção 7.2. O algoritmo de controlo resultante será denominado: “Controlador preditivo baseado em modelos neuronais com objectivos de controlo batch e com tolerância no erro de previsão (ET-NN MPC-Batch).

O objectivo que se pretende alcançar com a implementação do ET-NNMPC-Batch é diminuir o tempo de computação requerido pelo NNMPC-Batch, tornando mais exequível a sua implementação prática.

O algoritmo ET-NNMPC-Batch vai ser avaliado para as duas variantes propostas de NNMPC-Batch: i) com referência variável e ii) com horizonte de previsão variável. A sua função objectivo apresenta-se em 7.9, a mesma é semelhante aos casos ET-DNMPC e ET-NNMPC.

$$u(t+k) = \begin{cases} u : \left\{ \begin{array}{l} \min_{[u(t+k), u(t+k+1), \dots, u(t+H_c)]} J = \lambda_1 \sum_{k=1}^{H_p} (e(t+k))^2 + \lambda_2 \sum_{k=1}^{H_c} (\Delta u(t+k))^2, \text{ if } E_\Sigma > \chi \\ u^* \end{array} \right. & , \chi \in R^+ \\ & , \text{ if } E_\Sigma \leq \chi \end{cases} \quad (7.9)$$

Onde:

$$e(t+k) = \text{ref}(t+k) - \hat{y}_{NN}(t+k) \quad (7.10)$$

$$\Delta u(t+k) = u(t+k-1) - u(t+k-2) \quad (7.11)$$

Como nos casos anteriores (ET-DNMPC e ET-NNMPC), o ET-NNMPC-Batch só realizará o procedimento de optimização quando E_Σ for maior que o valor de tolerância estabelecido (χ). No caso em que E_Σ seja menor ou igual que a tolerância, o controlador aplica ao processo o valor do sinal de controlo u^* , sendo u^* o último valor calculado pelo controlador, para o qual a previsão se mantém dentro da zona de tolerância permitida.

As diferenças entre as duas variantes de ET-NNMPC-Batch, encontram-se nas especificações próprias dos dois NNMPC-Batch. A análise dos dois ET-NNMPC-Batch realiza-se com a ajuda das prestações da *Toolbox Neural Network* de MatLab. Em ambos os casos utiliza-se uma estrutura em MatLab Simulink semelhante à mostrada na Figura 7.7, porém substituindo o quarto controlador (o NNMPC-Batch) pelos respectivos controladores ET-NNMPC-Batch (Ver Figuras 7.13 e 7.16).

7.3.2.1 Avaliação do ET-NNMPC-Batch (referência variável) na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 3).

A função objectivo do ET-NNMPC-Batch (referência variável) coincide com a expressão geral (7.9). Neste controlador o procedimento de optimização só é realizado quando se cumpre que $E_\Sigma > \chi$, onde χ representa a tolerância permitida no erro de previsão. O valor de χ tem sido seleccionado empiricamente, utilizando o critério de que a tolerância no erro de previsão permita uma variação entre um 5 e 10 %, do valor máximo da variável controlada, em relação à referência (neste caso $\chi = 0.006$).

O termo E_Σ representa o valor médio do somatório do valor absoluto do erro da previsão (7.12). Para determinar E_Σ utiliza-se o último valor do sinal de controlo ($u(t-1)$) aplicado ao processo. Os restantes parâmetros do ET-NNMPC-Batch (referência variável) são resumidos na Tabela 7.2.

$$E_{\Sigma} = \frac{1}{H_p} \sum_{k=1}^{H_p} |ref(t+k) - \hat{y}_{NN}(t+k)| \quad (7.12)$$

A Figura 7.13 mostra o esquema utilizado em MatLab Simulink para simular o ET-NNMPC-Batch (referência variável). O algoritmo ET-NNMPC-Batch (referência variável) executa a função (*Media_Somatoria_Erro.mat*) a qual faz a previsão mediante um modelo neuronal e determina o termo E_{Σ} . No Apêndice B.4.1 mostra-se a função (*Media_Somatoria_Erro.mat*) e no Apêndice B.4.2 mostra-se o modelo neuronal utilizado para fazer a previsão.

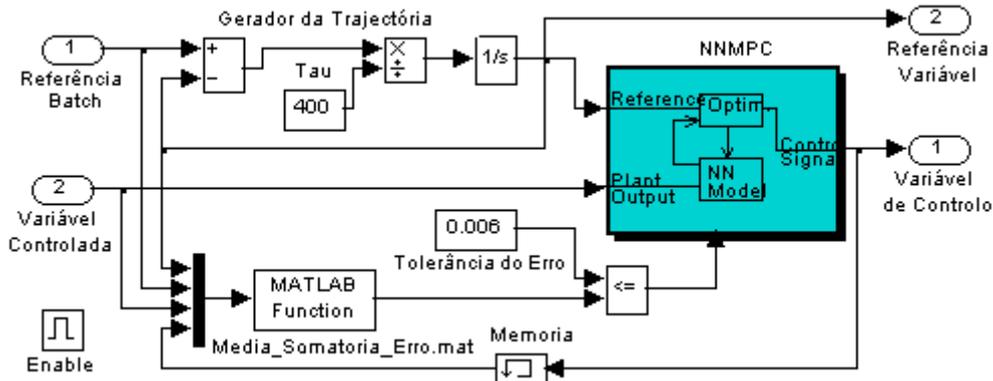


Figura 7.13 - Estrutura utilizada em MatLab Simulink para o ET-NNMPC-Batch (referência variável).

Na Figura 7.14 mostra-se o desempenho do ET-NNMPC-Batch (referência variável) no seguimento da referência estabelecida para o tamanho médio. Esta simulação realizou-se para o cenário de operação 3, para dois conjuntos de dados reais. No final do processo observa-se um aumento do valor de AM o qual é resultado da implementação da etapa de aperto, na qual o processo está em ciclo aberto.

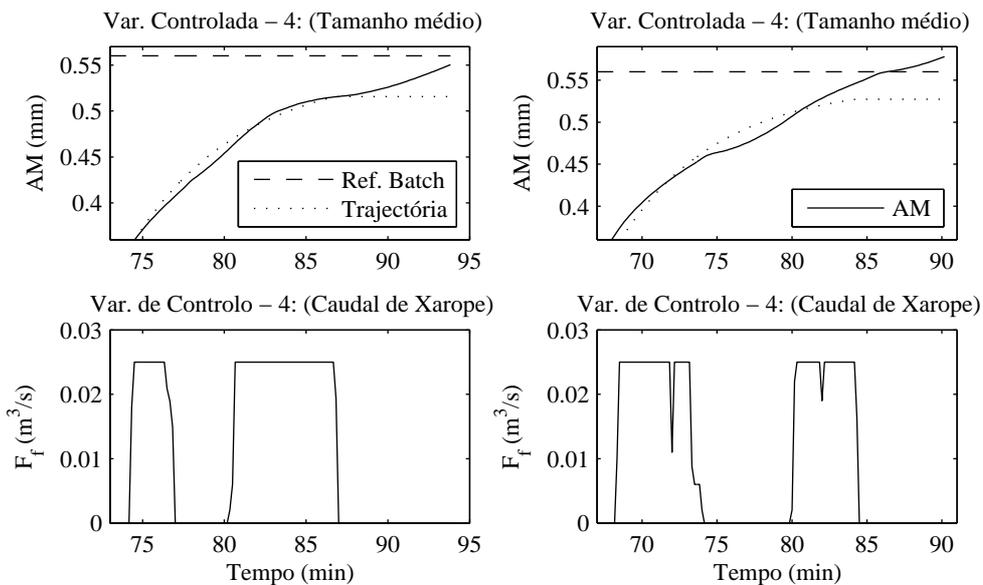


Figura 7.14 - Resposta do ET-NNMPC-Batch (referência variável). (Para dois conjuntos de dados reais, EHO da Refinaria “RAR.SA”).

Na Tabela 7.8 mostram-se os valores finais obtidos nos principais indicadores de qualidade do processo. Nestes valores se observa que apesar de introduzir a margem de tolerância no erro de previsão, o ET-NNMPC-Batch (referência variável) consegue cumprir com os indicadores de qualidade exigidos.

Tabela 7.8 - Parâmetros finais obtidos utilizando o ET-NNMPC-Batch (referência variável). (EHO Refinaria “RAR.SA”)

Parâmetro	Conjuntos de dados reais	
	Batch - 1	Batch - 2
Tamanho médio Final (mm)	0.55	0.58
Coefficiente de variação (%)	30.14	28.67
Duração do processo (min:s)	93:50	90:10
Consumo de energia (kg de vapor)	9833	9840
Consumo de licor (m ³)	38.67	38.37
Produção de açúcar (kg)	21293	21461

Na Figura 7.15 mostra-se que o ET-NNMPC-Batch (referência variável) consegue diminuir, em 50% aproximadamente, o tempo de computação em relação ao NNMPC-Batch (referência variável), o que constitui a principal vantagem deste controlador.

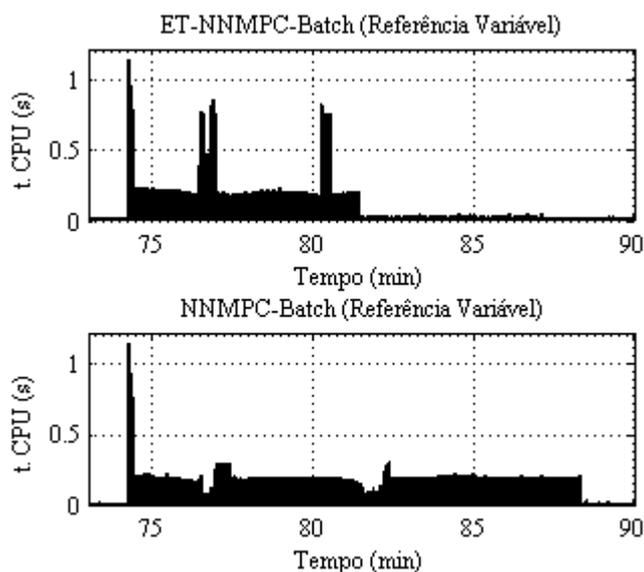


Figura 7.15 - Tempo de computação utilizado pelos ET-NNMPC-Batch e NNMPC-Batch (referência variável), (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3).

7.3.2.2 Avaliação do ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) na EHO da Refinaria “RAR.SA” (cenário de operação - 3).

Para implementar e avaliar o algoritmo ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável), é necessário realizar algumas considerações nos parâmetros E_{Σ} e \mathcal{X} da função objectivo do controlador, a qual foi definida na equação (7.9). Uma das características deste algoritmo de controlo é que o valor do horizonte de previsão diminui em cada instante de amostragem; assim nos primeiros instantes, depois de

activar o controlador o horizonte de previsão tem os valores mais altos, podendo ser inclusivamente maior que 200. Esta característica faz com que ao considerar o termo E_{Σ} de acordo com a equação (7.12), a propagação do erro seja muito grande, provocando no controlador problemas de implementação. A solução proposta para o problema anterior consiste em considerar unicamente o erro de previsão no instante de tempo que deve terminar o processo (t_{batch}) (ver equação 7.13)

$$E_{\Sigma} = e_{batch} = |ref_{batch} - \hat{y}_{NN}(t_{batch})| \quad (7.13)$$

Uma segunda consideração para este algoritmo de controlo consiste em definir um valor de tolerância de erro (χ) que dependa do valor do horizonte de previsão (ver 7.14), com o qual se consegue aumentar a eficácia do algoritmo de controlo.

$$\chi(H_p) = \chi_0 + \frac{\chi_0}{250} \cdot H_p \quad (7.14)$$

Neste caso assume-se um valor de tolerância inicial do erro $\chi_0 = 0.003$. Os restantes parâmetros do ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) são resumidos na Tabela 7.4.

A Figura 7.16 mostra o esquema utilizado em MatLab Simulink com o ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). Este controlador executa duas funções de MatLab: i) *Calculo_Hp.mat*, que determina o valor do horizonte de previsão (Ver Apêndice B.4.3) e ii) *Pred_AM_Batch.mat*, que faz a previsão de AM mediante um modelo neuronal para determinar o termo E_{batch} . No Apêndice B.4.4 mostra-se a função (*Pred_AM_Batch.mat*) e no Apêndice B.4.5 mostra-se o modelo neuronal utilizado para fazer a previsão.

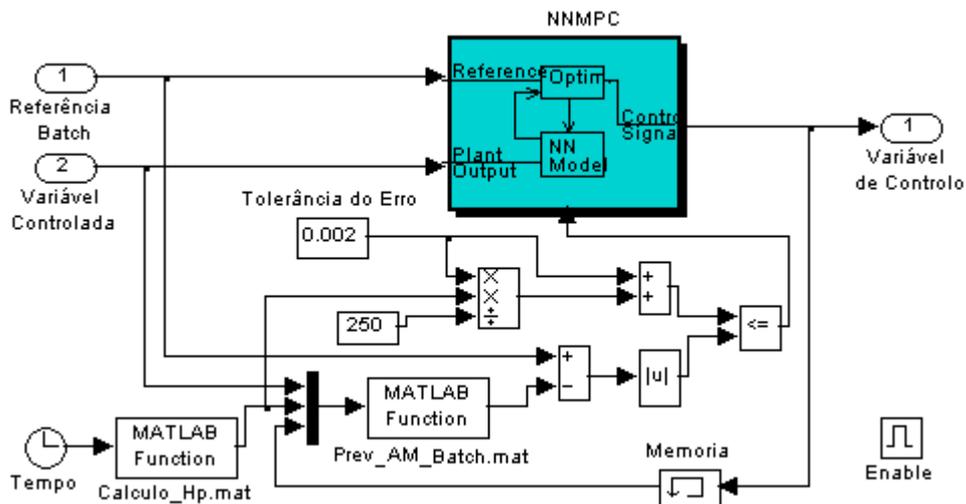


Figura 7.16 - Estrutura utilizada em Matlab Simulink para o ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável).

Na Figura 7.17 mostra-se o desempenho do ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) para atingir o valor estabelecido na referência batch do tamanho médio. Esta simulação realizou-se para o cenário de operação 3.

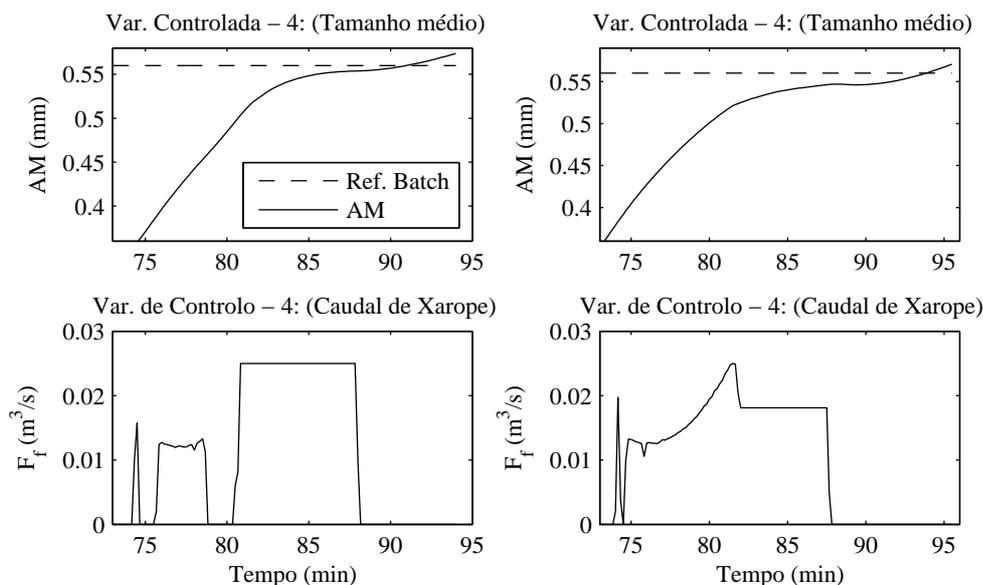


Figura 7.17 - Resposta do ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (Para dois conjuntos de dados reais, EHO da Refinaria “RAR.SA”).

Na Tabela 7.9 mostram-se os valores finais obtidos nos principais indicadores de qualidade do processo. Nestes valores observa-se que apesar de introduzir a margem de tolerância no erro de previsão, o ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) consegue cumprir com os indicadores de qualidade exigidos.

Tabela 7.9 - Parâmetros finais obtidos utilizando o ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (EHO Refinaria “RAR.SA”) (cenário - 3).

Parâmetro	Conjuntos de dados reais	
	Batch - 1	Batch - 2
Tamanho médio Final (mm)	0.57	0.57
Coefficiente de variação (%)	30.77	30.32
Duração do processo (min:s)	94:00	95:30
Consumo de energia (kg de vapor)	9845	10000
Consumo de licor (m ³)	38.82	38.13
Produção de açúcar (kg)	21420	21151

O ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) consegue cumprir o seu objectivo, diminuir o tempo de computação, apesar de neste controlador o tempo de computação ser maior que nos casos anteriores. Na Figura 7.18 observa-se que nos momentos nos quais se cumpre a condição $E_{batch} \leq \chi$, o tempo de computação diminui (de 0.5 segundos para 0.3 segundos aproximadamente). Este tipo de resultado demonstra uma vez mais que com a introdução da margem de tolerância no erro de previsão, o MPC consegue diminuir os tempos de computação sem afectar os parâmetros que determinam a qualidade final dos cristais de açúcar.

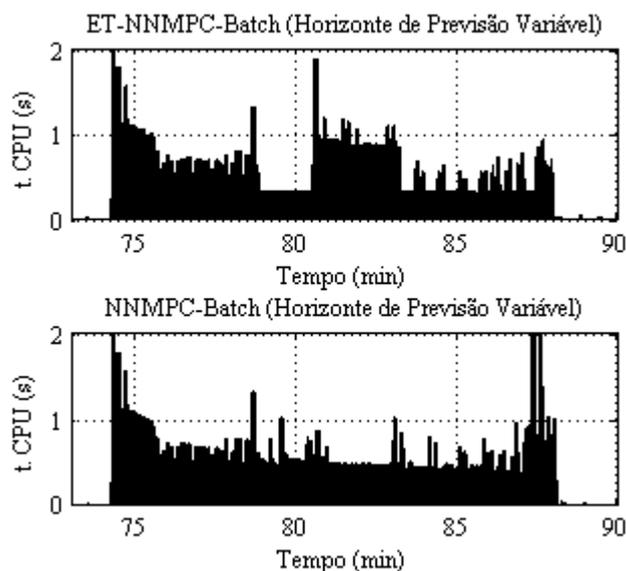


Figura 7.18 - Tempo de computação utilizado pelos ET-NNMPC-Batch e NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável), (EHO da Refinaria “RAR.SA”- Cenário 3).

7.3.3 Avaliação dos algoritmos NNMPC-Batch na EHO da Refinaria “José Martí”.

A EHO proposta no Capítulo 4 para o processo de cristalização na Refinaria “José Martí”, vai ser utilizada nesta secção para avaliar os dois NNMPC-Batch e ET-NNMPC-Batch desenvolvidos nas secções anteriores.

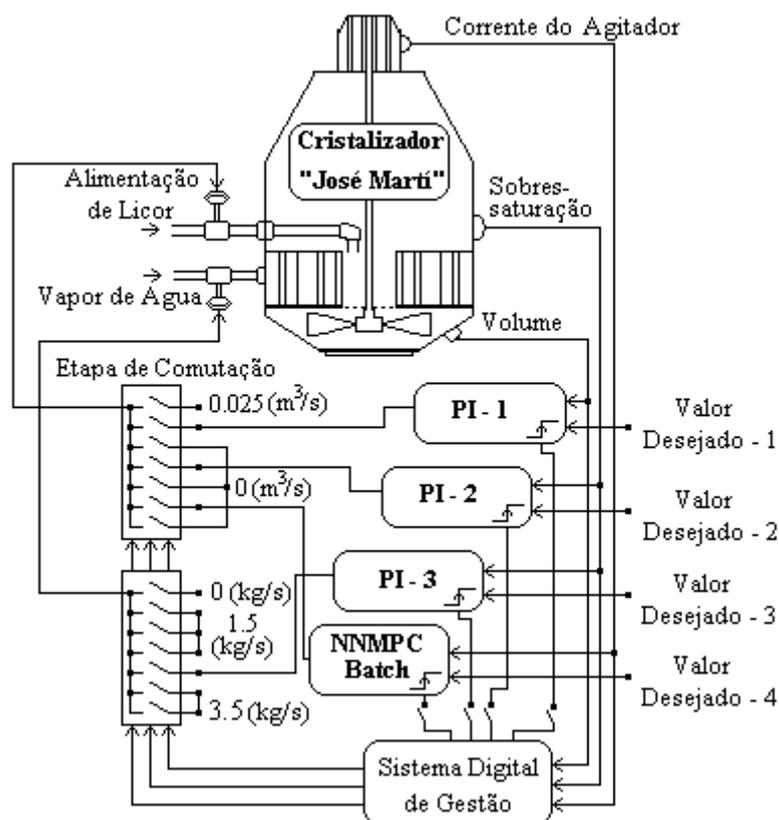


Figura 7.19 - Esquema do sistema geral de controlo para implementar a EHO da Refinaria “José Martí” com controladores PI e o algoritmo NNMPC-Batch.

As mesmas considerações assumidas para avaliar estes algoritmos de controlo na EHO do processo de cristalização da Refinaria “RAR.SA” são consideradas para este caso. Assim se define um esquema geral de controlo com todas as exigências da respectiva EHO (Ver Figura 7.19). O esquema geral de controlo utiliza controladores PI nos três primeiros ciclos de controlo, no quarto ciclo de controlo aplicam-se as duas variantes de NNMPC-Batch e ET-NNMPC-Batch. O esquema implementado em MatLab Simulink para implementar o esquema geral de controlo é semelhante ao mostrado na Figura 7.7.

Os controladores PI utilizados nos três primeiros ciclos de controlo da EHO da Refinaria “José Martí” possuem a estrutura apresentada no Capítulo 4 para este controlador (ver Figura 4.1). Os seus parâmetros estão resumidos na Tabela 7.10.

Tabela 7.10 - Parâmetros dos três controladores PI. (EHO Refinaria “José Martí”)

Parâmetros do PI	PI - 1	PI - 2	PI - 3
k_p	0.24	-10	100
τ_i	31	81	46
τ_d	0	0	0

Para o quarto ciclo de controlo, o parâmetro tamanho médio converte-se na variável controlada, utilizando o caudal de alimentação de xarope como variável de controlo. A partir da *Toolbox Neural Network* de MatLab define-se a estrutura do NNMPC-Batch. O seu modelo neuronal preditivo obtém-se a partir do modelo detalhado do processo de cristalização, aplicando as mesmas técnicas de identificação que foram utilizadas no Capítulo 6. Também seguindo os critérios propostos no Capítulo 6, são determinados todos os parâmetros do NNMPC-Batch.

7.3.3.1 Avaliação do NNMPC-Batch (referência variável) na EHO da Refinaria “José Martí”.

Neste caso o NNMPC-Batch (referência variável) tem as mesmas especificações definidas previamente para o caso da EHO da Refinaria “RAR.SA” (ver pagina 209). Nesta avaliação tem-se em conta a realização da etapa de aperto no final do processo, pelo qual assumiu-se que durante o aperto o tamanho médio aumenta em 0.02 mm, e estabelece-se uma referência intermédia para o tamanho médio de 0.54 mm. Todos os parâmetros deste controlador são resumidos na Tabela 7.11 e a sua estrutura coincide com a apresentada na Figura 7.4.

Durante a avaliação deste controlador alguns parâmetros de operação do processo são substituídos pelos dados reais disponíveis (Cenário de operação 3). A Figura 7.20 mostra o desempenho do NNMPC-Batch (referência variável) para dois conjuntos de dados reais, nesta figura mostra-se que o NNMPC-Batch (referência variável) consegue que o parâmetro tamanho médio siga a referência variável que

estabelece o controlador. Na Tabela 7.12 mostra-se que a EHO com este controlador garante que todos os parâmetros de qualidade do processo cumpram com os valores exigidos.

Tabela 7.11 - Parâmetros do NNMPC-Batch (referência variável) (Quarto ciclo de controlo da EHO da Refinaria “José Martí”

Parâmetro	NNMPC - Batch	Parâmetro	NNMPC - Batch
t_e	---	y_{\max}	0.58 mm
Δt	4 s	y_{\min}	0.25 mm
H_c	2	u_{\max}	0.025 (m ³ /s)
H_p	20	u_{\min}	0 (m ³ /s)
ref_{batch}	0.56 mm	λ_2	1x10 ⁺⁵
τ	400		

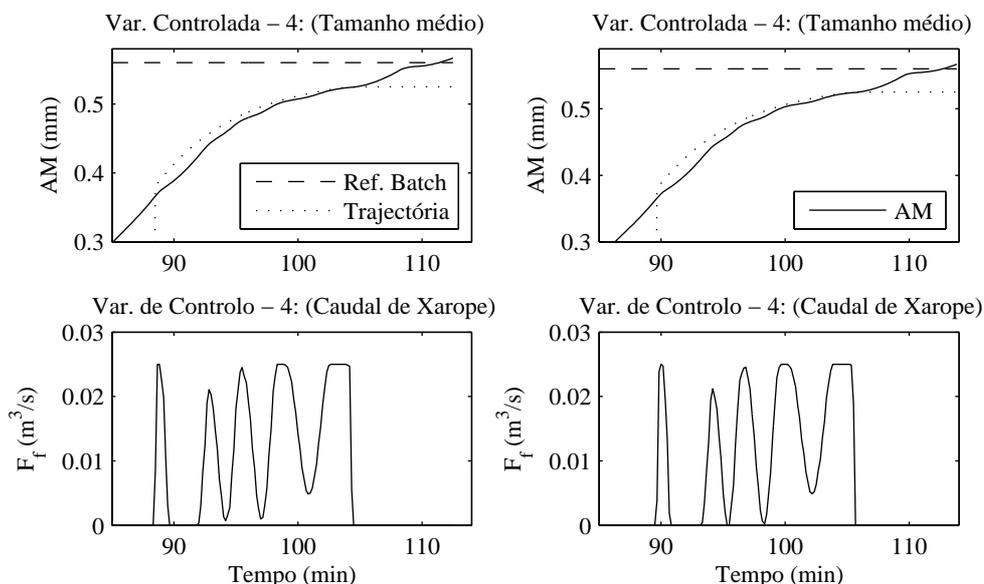


Figura 7.20 - Resposta do NNMPC-Batch (referência variável). (Para dois conjuntos de dados reais, EHO da Refinaria “José Martí”).

Tabela 7.12 - Parâmetros finais obtidos utilizando o NNMPC-Batch (referência variável). EHO Refinaria “José Martí”

Parâmetro	Conjuntos de dados reais			
	Batch - 1	Batch - 2	Batch - 3	Batch - 4
Tamanho médio Final (mm)	0.566	0.564	0.566	0.566
Coeficiente de variação (%)	28.16	28.23	28.22	28.21
Duração do processo (min:s)	112:30	115:40	116:40	113:50
Consumo de energia (kg de vapor)	12502	13175	13362	12775
Consumo de licor (m ³)	38.35	39.02	35.15	38.62
Produção de açúcar (kg)	19424	19454	19455	19458

7.3.3.2 Avaliação do NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) na EHO da Refinaria “José Martí”.

Para avaliar o NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) na EHO da Refinaria “José Martí”, tem-se em conta todas as especificações neste tipo de controlador definidas previamente (ver página 211). Todos os parâmetros deste controlador são resumidos na Tabela 7.13 e a sua estrutura coincide com a apresentada na Figura 7.5. O NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) deve ser capaz de prever o comportamento do parâmetro tamanho médio no final do processo, o que implica que nos primeiros instantes em que se activa o controlador o horizonte de previsão seja muito grande e por conseguinte o tempo de computação também seja maior. Não obstante esta exigência, o NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) consegue cumprir o seu objectivo de controlo (ver Figura 7.21).

Nesta avaliação vários parâmetros de operação do processo são substituídos por dados reais (cenário de operação 3). Na Figura 7.21 mostra-se que o NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) tem um comportamento aceitável, que consegue terminar o processo com um valor no parâmetro AM muito próximo do valor de referência estabelecido. Na Tabela 7.14 mostra-se que o NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) também consegue que todos os indicadores de qualidade do processo cumpram os valores estabelecidos.

Tabela 7.13 - Parâmetros do NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (Quarto ciclo de controlo da EHO da Refinaria “José Martí”)

Parâmetro	NNMPC - Batch	Parâmetro	NNMPC - Batch
t_{batch}	110 min	y_{max}	0.58 mm
Δt	4 s	y_{min}	0.25 mm
H_c	2	u_{max}	0.025 (m ³ /s)
H_p	---	u_{min}	0 (m ³ /s)
ref_{batch}	0.56 mm	λ_2	1x10 ⁺⁵
$H_{p_{max}}$	280		

Tabela 7.14 - Parâmetros finais obtidos utilizando o NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). EHO Refinaria “José Martí”)

Parâmetro	Conjuntos de dados reais			
	Batch - 1	Batch - 2	Batch - 3	Batch - 4
Tamanho médio Final (mm)	0.566	0.564	0.568	0.564
Coefficiente de variação (%)	27.85	28.04	28.11	28.03
Duração do processo (min:s)	110:50	115:50	116:50	114:00
Consumo de energia (kg de vapor)	12188	13208	13397	12809
Consumo de licor (m ³)	38.14	39.22	39.38	38.76
Produção de açúcar (kg)	19536	19513	19560	19531

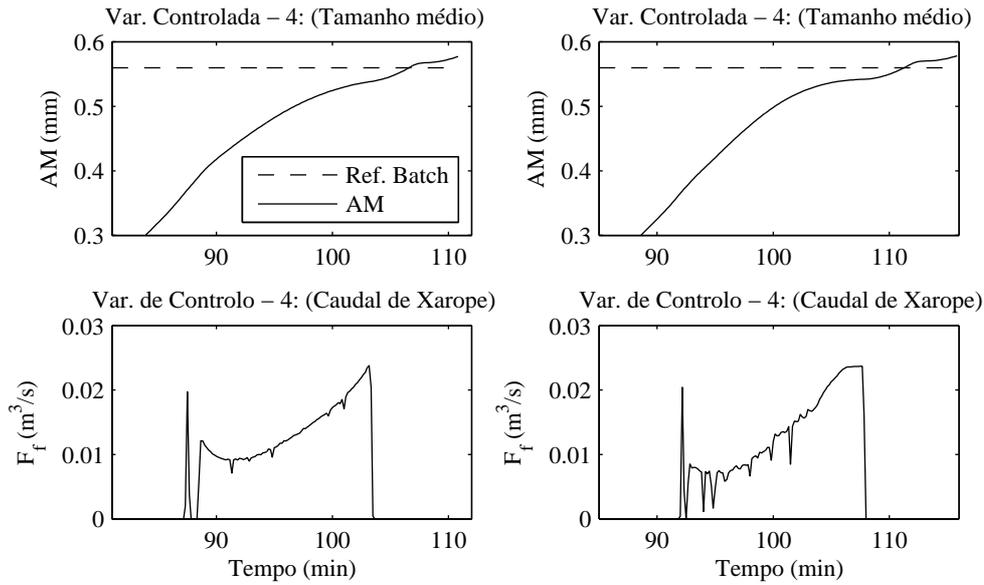


Figura 7.21 - Resposta do NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (Para dois conjuntos de dados reais, EHO da Refinaria “José Martí”).

A Tabela 7.15 mostra os valores finais do parâmetro tamanho médio dos cristais da função de distribuição massa – tamanho dos cristais, para os quatro controladores estudados (PID, DN MPC, NNMPC e NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável)), quando são simulados no cenário de operação 3 da EHO da Refinaria “José Martí” para vários conjuntos de dados reais. Como no caso anterior (EHO da Refinaria “RAR.SA”) o NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) obtém o valor final de AM mais próximo da referência batch. Este resultado demonstra as vantagens que pode ter o MPC no controlo de processos batch em comparação com outros controladores tradicionais (PID).

Tabela 7.15 - Comparação do valor final do parâmetro tamanho médio nos quatro controladores estudados (PID, DN MPC, NNMPC e NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável)) (Referência batch AM= 0.56 mm) (EHO Refinaria “José Martí”, Cenário - 3)

Parâmetro	Batch - 1 AM (mm)	Batch - 2 AM (mm)	Batch - 3 AM (mm)	Batch - 4 AM (mm)	Batch - 5 AM (mm)
PID	0.57	0.58	0.58	0.577	0.582
DN MPC	0.583	0.585	0.585	0.58	0.586
NNMPC	0.575	0.576	0.578	0.578	0.582
NNMPC-Batch (horiz. de previsão variável)	0.566	0.564	0.568	0.564	0.567

7.3.3.3 Avaliação do ET-NNMPC-Batch (referência variável) na EHO da Refinaria “José Martí”.

O algoritmo ET-NNMPC-Batch (referência variável) cumpre todas as especificações definidas para este controlador na página 209. A sua característica distintiva é que permite uma margem de tolerância no erro de previsão, o que permite diminuir o tempo de computação utilizado pelo controlador (ver

equação (7.9)). O ET-NNMPC-Batch (referência variável) só executa o procedimento de optimização quando se cumpre que $E_{\Sigma} > \chi$, onde χ representa a tolerância permitida no erro de previsão em relação à referência. O valor de χ define-se empiricamente, aproximadamente entre 5 e 10 % do valor máximo da respectiva variável controlada. Neste caso se define um valor de $\chi = 0.006$. Os restantes parâmetros do ET-NNMPC-Batch (referência variável) são semelhantes aos mostrados na Tabela 7.11

A representação em MatLab Simulink do ET-NNMPC-Batch (referência variável), mostra-se na Figura 7.13. Na avaliação de toda a EHO o esquema de controlo mostrado na Figura 7.13 é substituído no quarto ciclo de controlo do sistema geral de controlo (ver Figura 7.7).

Na Figura 7.22 mostra-se o desempenho do ET-NNMPC-Batch (referência variável) e observa-se que o controlador consegue seguir a referência estabelecida para o tamanho médio. Esta simulação realizou-se para o cenário de operação 3, utilizando dois conjuntos de dados reais. No final do processo observa-se um aumento do valor de AM o que resulta da implementação da etapa de aperto, na qual o processo está em ciclo aberto.

Na Figura 7.23 mostra-se que o ET-NNMPC-Batch (referência variável) consegue diminuir, em 50% aproximadamente, o tempo de computação em relação ao NNMPC-Batch (referência variável), o que constitui a principal vantagem deste controlador.

Na Tabela 7.16 mostram-se os valores finais conseguidos para os principais indicadores de qualidade do processo. Nestes valores observa-se que apesar de introduzir a margem de tolerância no erro de previsão, o ET-NNMPC-Batch (referência variável) consegue cumprir com os indicadores de qualidade exigidos.

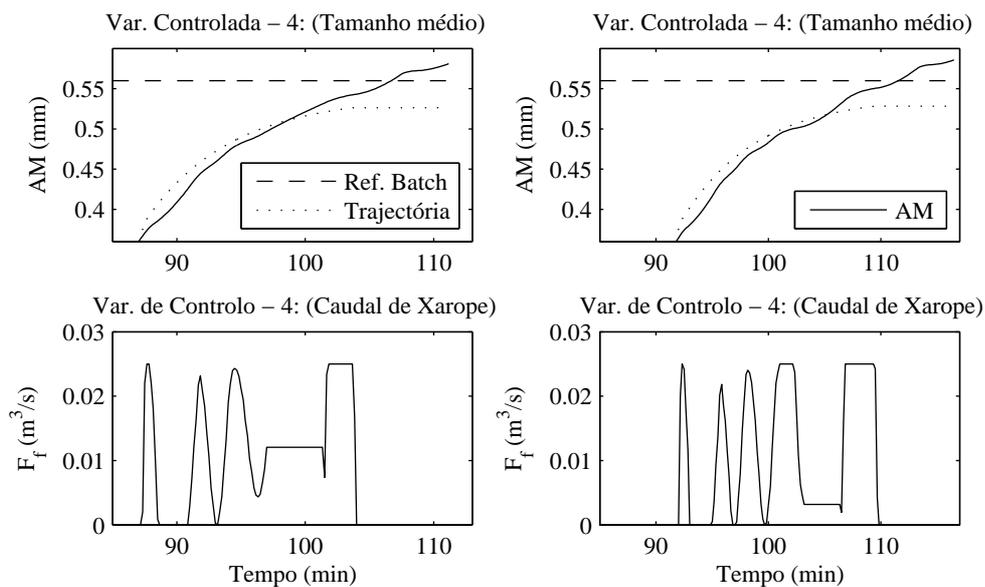


Figura 7.22 - Resposta do ET-NNMPC-Batch (referência variável). (Para dois conjuntos de dados reais, EHO da Refinaria “José Martí” – Cenário 3).

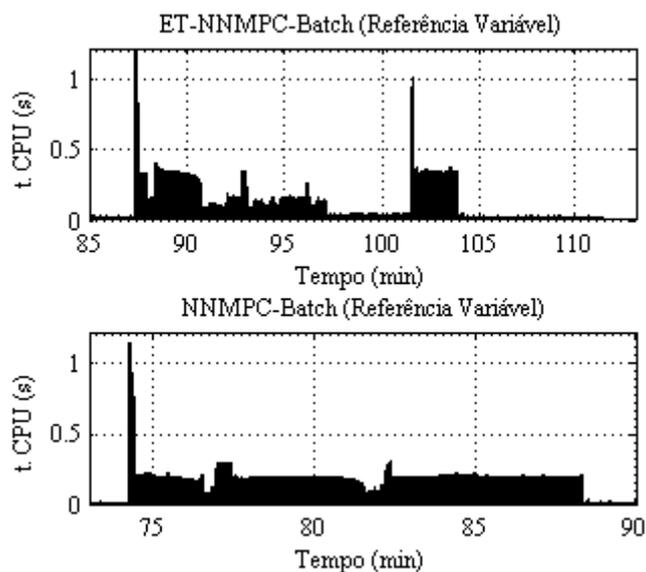


Figura 7.23 - Tempo de computação utilizado pelos ET-NNMPC-Batch e NNMPC-Batch (referência variável), (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3).

Tabela 7.16 - Parâmetros finais obtidos utilizando o ET-NNMPC-Batch (referência variável). (EHO Refinaria “José Martí”)

Parâmetro	Conjuntos de dados reais	
	Batch - 1	Batch - 2
Tamanho médio Final (mm)	0.58	0.58
Coefficiente de variação (%)	27.68	27.41
Duração do processo (min:s)	111:10	116:30
Consumo de energia (kg de vapor)	12248	13325
Consumo de licor (m ³)	38:15	39.54
Produção de açúcar (kg)	19635	19722

7.3.3.4 Avaliação do ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) na EHO da Refinaria “José Martí”.

Para avaliar o ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) na EHO da Refinaria “José Martí”, utilizam-se as mesmas especificações definidas para este controlador na EHO da Refinaria “RAR.SA”. A representação em Matlab Simulink do algoritmo ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) é mostrada na Figura 7.16. Este esquema de controlo é substituído no quarto ciclo de controlo do sistema geral de controlo mostrado na Figura 7.7.

A função objectivo do O ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) é semelhante à mostrada na equação (7.9). Para este tipo de controlador os parâmetros E_{Σ} e χ definem-se de acordo com as equações (7.13) e (7.14). Os parâmetros do controlador coincidem com os representados na Tabela 7.13 e neste caso utiliza-se um valor para a tolerância inicial do erro $\chi_0 = 0.003$.

A Figura 7.24 mostra o desempenho do ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) no quarto ciclo de controlo (controlo do tamanho médio com caudal de alimentação de xarope), observa-se que o controlador consegue conduzir o tamanho médio até ao valor final desejado. O desvio do valor de AM na fase final do processo é provocado pela etapa de aperto, na qual o processo está em ciclo aberto.

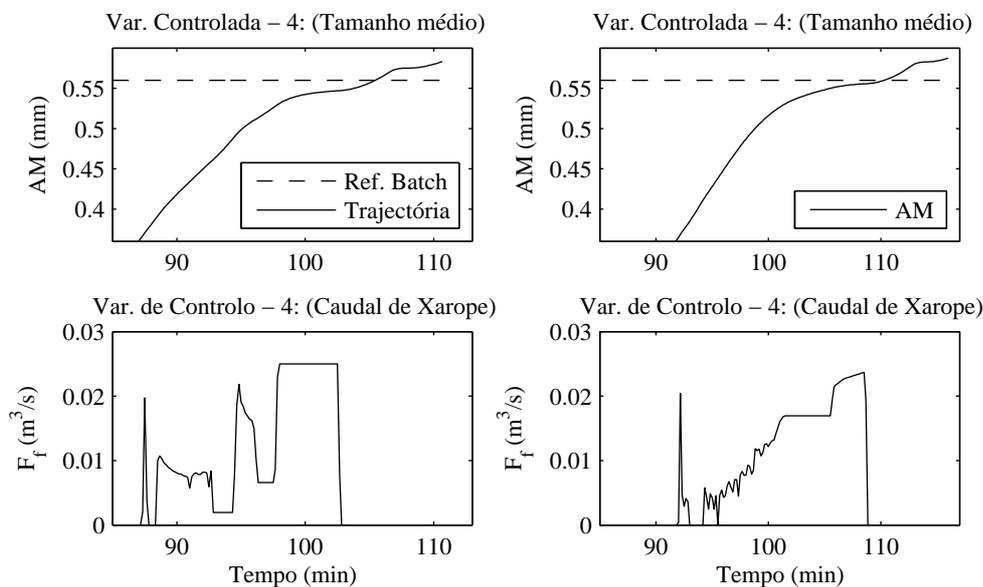


Figura 7.24 - Resposta do ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (Para dois conjuntos de dados reais, EHO da Refinaria “José Martí” – Cenário 3).

Apesar de introduzir a tolerância no erro de previsão, o ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) consegue que no final do processo os indicadores de qualidade cumpram os requisitos exigidos. Na Tabela 7.17 mostram-se os valores finais dos principais indicadores de qualidade. Estes valores são obtidos para o cenário de simulação 3, utilizando dois conjuntos de dados reais (Batch 1 e Batch 2).

Tabela 7.17 - Parâmetros finais obtidos utilizando o ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (EHO Refinaria “José Martí”)

Parâmetro	Conjuntos de dados reais	
	Batch - 1	Batch - 2
Tamanho médio Final (mm)	0.58	0.58
Coefficiente de variação (%)	28.05	28.07
Duração do processo (min:s)	110:40	116:00
Consumo de energia (kg de vapor)	12158	13230
Consumo de licor (m ³)	38.08	39.30
Produção de açúcar (kg)	19520	19557

O principal objectivo que se procura alcançar com o ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável), é diminuir o tempo de computação utilizado pelo controlador. Neste caso não é muito notável a redução do tempo de computação, porque, embora o controlador deixe de realizar a algoritmo de

optimização, o valor do horizonte de previsão é muito grande no momento inicial em que o controlador é activado. A Figura 7.25 mostra a utilização de tempo de computação pelos algoritmos ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) e NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável).

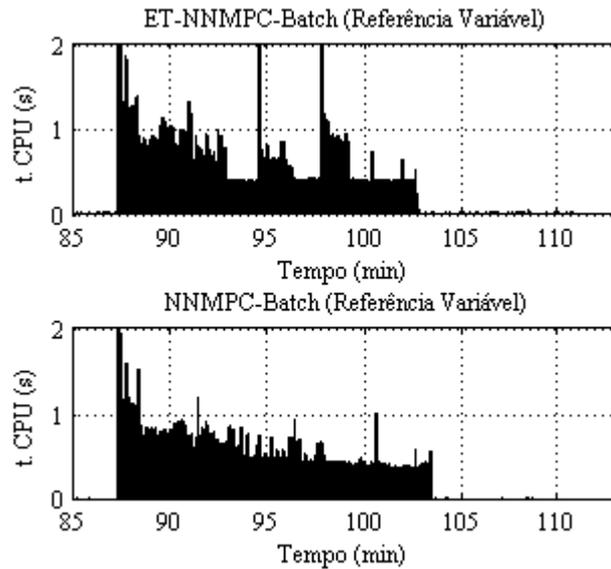


Figura 7.25 - Tempo de computação utilizado pelos ET-NNMPC-Batch e NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável), (EHO da Refinaria “José Martí”- Cenário 3).

7.4 Conclusões do capítulo.

Neste Capítulo foram desenvolvidas e avaliadas duas variantes de controladores preditivos baseados em modelos neuronais NNMPC-Batch (referência variável) e NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). O aspecto distintivo destes controladores é que são capazes de prever e controlar o comportamento de parâmetros que determinam a qualidade final dos produtos para um processo batch. As duas variantes de NNMPC-Batch têm as seguintes características:

1. NNMPC-Batch (referência variável): neste controlador a referência que deve seguir a variável controlada define-se mediante uma equação diferencial de primeira ordem. O controlador deve garantir que o valor final desejado para a variável controlada seja atingido exactamente no tempo estabelecido para a duração do processo.
2. NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável): para este caso o controlador deve ter um horizonte de previsão que permita prever o comportamento da variável controlada até ao final do processo ou batch. A medida que o processo transcorre, o horizonte de previsão vai diminuindo.

A avaliação dos dois algoritmos NNMPC-Batch realizou-se para as EHO do processo de cristalização batch de açúcar nas Refinarias “RAR.SA” e “José Martí”. Os aspectos fundamentais considerados na avaliação dos algoritmos de controlo são os seguintes:

1. A aplicação de algoritmos de controlo para os parâmetros de qualidade dum processo batch tem maior justificação nas etapas finais do processo. Por este motivo o NNMPC-Batch só foi implementado para o quarto ciclo de controlo das duas EHO.
2. Para o NNMPC-Batch define-se como variável controlada o parâmetro tamanho médio dos cristais da função de distribuição massa – tamanho, e como variável de controlo o caudal de alimentação de xarope.
3. Nos três primeiros ciclos de controlo das duas EHO são utilizados controladores PI, que são mais simples e demonstraram um desempenho aceitável no Capítulo 4.
4. Na avaliação vários parâmetros de operação dos processos são substituídos por dados reais, o que aproxima a simulação às condições reais da indústria.
5. O modelo neuronal preditivo que permite prever o comportamento do tamanho médio dos cristais obtém-se a partir do modelo detalhado do processo de cristalização batch de açúcar, utilizando as técnicas de identificação da *Toolbox Neural Network* de MatLab.

Os principais resultados obtidos neste Capítulo são enumerados a seguir:

1. Demonstrou-se que o NNMPC-Batch cumpriu o seu objectivo: “Controlar alguns dos parâmetros de qualidade dum processo batch”.
2. Demonstrou-se que a utilização de controladores preditivos baseados em modelos pode ter vantagens em comparação com a utilização de controladores tradicionais do tipo PID. Na Tabela 7.7 comparam-se os valores finais do parâmetro tamanho médio dos cristais obtidos para os quatro controladores considerados no trabalho (PI, DNMPC, NNMPC e NNMPC-Batch). O NNMPC-Batch consegue para todos os casos, o valor final do tamanho médio mais próximo da referência final desejada (0.56 mm).
3. Da mesma forma que no Capítulo 6, os resultados obtidos neste Capítulo 7 demonstram a grande eficiência e aplicabilidade das redes neuronais na modelização e controlo de processos não lineares.

Como parte do trabalho desenvolvido neste Capítulo, também foi avaliada com sucesso a modificação que permite uma margem de tolerância no erro de previsão do controlador preditivo (ET-NNMPC-Batch). Como nos casos ET-DNMPC e ET-NNMPC (Capítulo 5 e 6 respectivamente), permitir uma pequena margem de tolerância no erro de previsão contribui para diminuir o tempo de computação empregado pelo controlador preditivo. Ao mesmo tempo, esta flexibilização nas exigências do controlador não afecta significativamente os valores finais dos indicadores de qualidade e eficiência do processo. Não obstante, deve-se acentuar que para o ET-NNMPC-Batch a diminuição do tempo de computação é menos apreciável que nos casos ET-DNMPC e ET-NNMPC.

Capítulo 8.

Conclusões e trabalho futuro

Os principais resultados alcançados no trabalho já foram descritos de forma independente para cada Capítulo. Nestas conclusões finais sintetizam-se os resultados mais significativos alcançados no trabalho, avalia-se de forma integral todo o trabalho desenvolvido e propõem-se algumas considerações para a continuidade futura deste projecto.

8.1 Apreciação geral do trabalho.

No presente projecto de doutoramento foram tratados em profundidade dois temas fundamentais: (i) o processo de cristalização batch de açúcar e (ii) os controladores preditivos baseados em modelos.

O estudo do processo de cristalização batch de açúcar sustentou-se em resultados de investigações precedentes do Departamento de Engenharia Química da Faculdade de Engenharia da Universidade de Porto. A partir destes estudos realizou-se uma caracterização detalhada dos principais fenómenos que caracterizam o processo de cristalização, o que permitiu adaptar um modelo bem detalhado do processo a diferentes indústrias. Neste modelo representam-se as variáveis mais importantes do processo, incluindo os parâmetros tamanho médio e coeficiente de variação da função de distribuição massa - tamanho dos cristais, que são os principais indicadores da qualidade final dos cristais de açúcar. Este modelo detalhado sustenta-se nas equações gerais de balanço de massa e energia, assim como numa representação matemática do balanço populacional, que se obtém a partir de transformações nas equações dos momentos. Precisamente a partir das equações dos momentos consegue-se representar a taxa de cristalização do processo, considerando os fenómenos de nucleação, crescimento e aglomeração.

A parte inicial do trabalho realizou-se em cooperação com três indústrias que utilizam o processo de cristalização batch na produção de açúcar refinado e em rama (Refinaria “RAR.SA”, Refinaria “José Martí” e Empresa Açucareira “30 de Noviembre”). O intercâmbio com a indústria teve três contribuições muito importantes para o trabalho:

- 1 Teve-se acesso aos dados reais dos processos de cristalização, dados que foram utilizados na identificação em *tempo diferido* dos processos (obtenção de modelos neuronais), na avaliação

do modelo detalhado do processo e na estimativa dos parâmetros empíricos de correcção do modelo. Além disso, foram utilizados para simular as condições reais da indústria.

- 2 Permitiu enriquecer o trabalho com as experiências do pessoal vinculado ao processo na indústria. Este foi um factor decisivo na concepção das Estratégias Heurísticas de Operação dos processos de cristalização das três indústrias vinculadas ao trabalho, as quais constituíram o suporte para a implementação de todos os algoritmos de controlo concebidos no trabalho.
- 3 Permitiu confirmar na prática muitos dos aspectos teóricos relacionados com os mecanismos físico-químicos que participam no processo de cristalização.

No âmbito do segundo tema tratado nesta tese (os controladores preditivos baseados em modelos) foram desenvolvidos e avaliados três algoritmos MPC. Nos dois primeiros casos (DNMPC e NNMPC) obteve-se um desempenho aceitável do controlador em todos os ciclos de controlo definidos nas três EHO. De forma geral pode-se dizer que o NNMPC mostrou um melhor desempenho que o DNMPC. Isto definiu que o NNMPC fosse utilizado no terceiro algoritmo de controlo (NNMPC-Batch).

Com o desenvolvimento e avaliação do NNMPC-Batch conseguiu dar-se cumprimento ao objectivo central deste projecto de doutoramento. O NNMPC-Batch conseguiu introduzir nos critérios considerados na sua função objectivo um dos indicadores da qualidade final dos cristais de açúcar (o parâmetro tamanho médio da função de distribuição massa-tamanho dos cristais). Neste controlador conseguiu-se que a previsão da variável controlada atingisse todo o tempo de duração do processo. A avaliação realizada do algoritmo NNMPC-Batch demonstrou que é possível regular um parâmetro cuja referência indica um valor desejado final ou batch. Além disso, o NNMPC –Batch alcançou, dentro de todos os controladores testados, o valor final do parâmetro tamanho médio mais próximo da referência, incluindo o DNMPC, NNMPC e controladores do tipo PID.

No seguimento duma referência constante não foi possível definir vantagens dos MPC em relação aos controladores PI (Capítulos 5 e 6), pelo que, nesses casos continua a ser recomendável a utilização dos controladores PID por serem mais simples. No entanto, aqui demonstrou-se a principal desvantagem dos controladores PI, em relação aos controladores MPC, para este tipo de processos não lineares e por partidas (batch): “O controlador NNMPC-Batch conseguiu prever e controlar um parâmetro até ao final do processo, algo impossível de lograr com os tradicionais controladores PID”.

Dentro deste tema deve ser enfatizado, como um resultado importante, a aplicabilidade demonstrada pelas redes neuronais na identificação e modelização de processos não lineares. No trabalho foram utilizados dois métodos para a obtenção dos modelos neuronais: i) a partir de dados gerados pelo modelo não linear do processo e ii) a partir dos dados reais do processo recolhidos na indústria. O segundo caso, embora tenha mostrado pior desempenho que o primeiro, é uma ferramenta de muita aplicação naqueles processos dos quais existe pouca informação, porque trata o processo como uma caixa preta, obtendo em pouco tempo uma representação matemática dos parâmetros mensuráveis do processo.

Outro resultado importante alcançado dentro deste tema, consiste na modificação realizada na metodologia tradicional do MPC. Esta modificação permite uma tolerância no erro de previsão do modelo para diminuir o tempo de computação utilizado pelo controlador. Os três controladores MPC (DNMPC, NNMPC e NNMPC-Batch) foram avaliados com esta modificação e em todos os casos se conseguiu diminuir o tempo de computação que utiliza o algoritmo de controle.

8.2 Principais resultados do trabalho.

No trabalho alcançou-se um grupo de resultados tangíveis, que estão associados a todas as etapas seguidas durante o desenvolvimento do projecto. Estes resultados são enumerados a seguir para se poder fazer uma avaliação do trabalho desenvolvido.

- 1 Conseguiu-se obter um modelo matemático do processo de cristalização, em que se incluem os parâmetros tamanho médio e coeficiente de variação da função de distribuição massa tamanho dos cristais, e em que se consideram os fenómenos de nucleação, crescimento e aglomeração.
- 2 Realizou-se um estudo da sensibilidade do modelo, tanto para as incertezas dos parâmetros empíricos do modelo, como para as variações nos parâmetros de controlo do processo.
- 3 Recolheram-se 30 conjuntos de dados reais de três processos industriais de cristalização batch de açúcar (10 na Refinaria “RAR.SA”, 10 na Refinaria “José Martí e 10 na Empresa Açucareira “30 de Noviembre”).
- 4 Os parâmetros empíricos do modelo do processo de cristalização foram calculados mediante um método de optimização que minimizou o integral do valor absoluto do erro das saídas do modelo, em relação às saídas reais do processo disponíveis em cada caso.
- 5 Implementaram-se três estratégias heurísticas de operação (EHO) para os processos de cristalização de três fábricas de açúcar. Estas EHO definem toda a sequência operacional de cada processo. As mesmas são a base para implementar todos os algoritmos de controlo.
- 6 Todos os ciclos de controlo (10 no total) concebidos nas três EHO foram testados com controladores PID, o que demonstrou que com as EHO se podem cumprir as exigências de cada indústria, no referente a parâmetros de operação, variáveis de controlo, valores das variáveis de saída medíveis e valores dos indicadores de qualidade dos cristais de açúcar.
- 7 Utilizando o modelo detalhado disponível foram calculados por optimização os parâmetros dos controladores PID. O algoritmo de optimização calcula os valores de k_p , τ_i e τ_d que minimizam o integral do valor absoluto de erro ponderado no tempo (ITAE).
- 8 Implementou-se e avaliou-se o algoritmo DNMPC baseado nas restrições dos sistemas digitais de controlo. Este controlador utiliza um modelo de previsão discreto.

- 9 Implementou-se e avaliou-se o algoritmo NNMPC. Na implementação deste controlador utilizou-se a *Toolbox Neural Network* de MatLab.
- 10 Implementou-se e avaliou-se o algoritmo NNMPC-Batch.. Este controlador baseia-se no NNMPC, mas incorpora elementos que permitem considerar nos seus objectivos de controlo parâmetros batch ou indicadores de qualidade do processo.
- 11 Nos controladores DN MPC, NNMP e NNMPC-Batch, implementou-se uma modificação que permite uma tolerância do erro de previsão do modelo.
- 12 Os quatro controladores (PID, DN MPC, NNMPC e NNMPC-Batch) foram avaliados nas três EHO. Na avaliação utilizaram-se diferentes cenários para simular o processo: i) Cenário 1: utilizam-se valores empíricos constantes para os parâmetros de operação do processo (caso ideal), ii) Cenário 2: os principais parâmetros de operação do processo são afectados por perturbações e ruídos e iii) Cenário 3: alguns dos parâmetros de operação do processo foram substituídos pelos dados reais disponíveis para cada indústria (caso mais real).

A concretização destes resultados demonstra o cumprimento do objectivo do trabalho, assim como que se cumpriu com o cronograma de trabalho do projecto de investigação.

8.3 Perspectivas para o trabalho futuro.

São diversas as recomendações para trabalhos futuros que foram surgindo durante o desenvolvimento desta tese do doutoramento. No caso particular do processo de cristalização batch de açúcar as nossas recomendações são principalmente de índole prática: (i) desenho de sensores por programação para o cálculo do tamanho médio dos cristais, (ii) implementação dum sistema para a recolha de dados no processo de cristalização batch de açúcar que permita aumentar a quantidade de dados e melhorar a sua representatividade das não linearidades do processo, e (iii) no caso do processo de cristalização de açúcar em rama, ampliar este estudo para considerar o processo até à obtenção final da rama de açúcar.

No que diz respeito aos MPC desenvolvidos na tese, existe um número maior de recomendações, muitas das quais estão relacionadas com aspectos não contemplados no trabalho: (i) incrementar as análises de estabilidade dos MPC, (ii) realizar modificações no estudo realizado que permitam considerar os MPC como multivariáveis, (iii) no referente à obtenção dos modelos neuronais, estudar a possibilidade de utilizar outras estruturas e métodos de identificação e (iv) para o algoritmo NNMPC-Batch, considerar o controlo de outros indicadores da qualidade dos cristais ou da eficiência do processo.

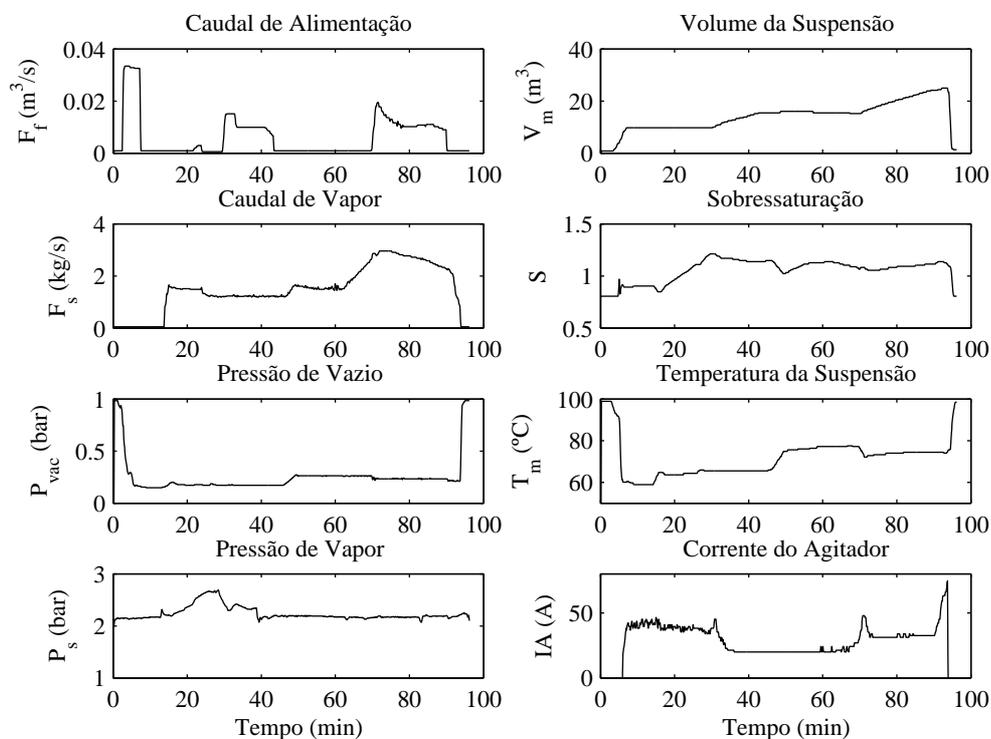
Com o culminar deste projecto de doutoramento ficam estabelecidos os critérios essenciais para a utilização do MPC no processo de cristalização batch de açúcar, de aí que a mais importante recomendação deste trabalho é a implementação à escala piloto e industrial dos diferentes algoritmos de controlo desenvolvidos na tese (DN MPC, NNMPC e NNMPC-Batch).

Apêndices A.

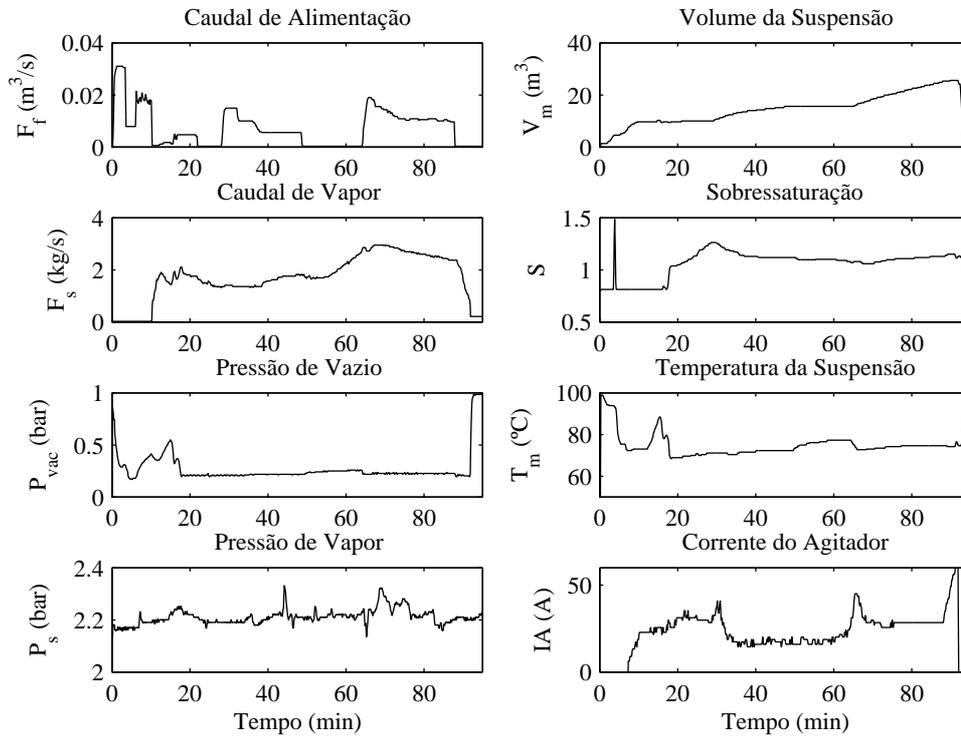
Recolha de dados na indústria, obtenção do modelo matemático do processo de cristalização batch de açúcar e avaliação do modelo.

A.1 Obtenção de dados reais em processos industriais de cristalização batch de açúcar.

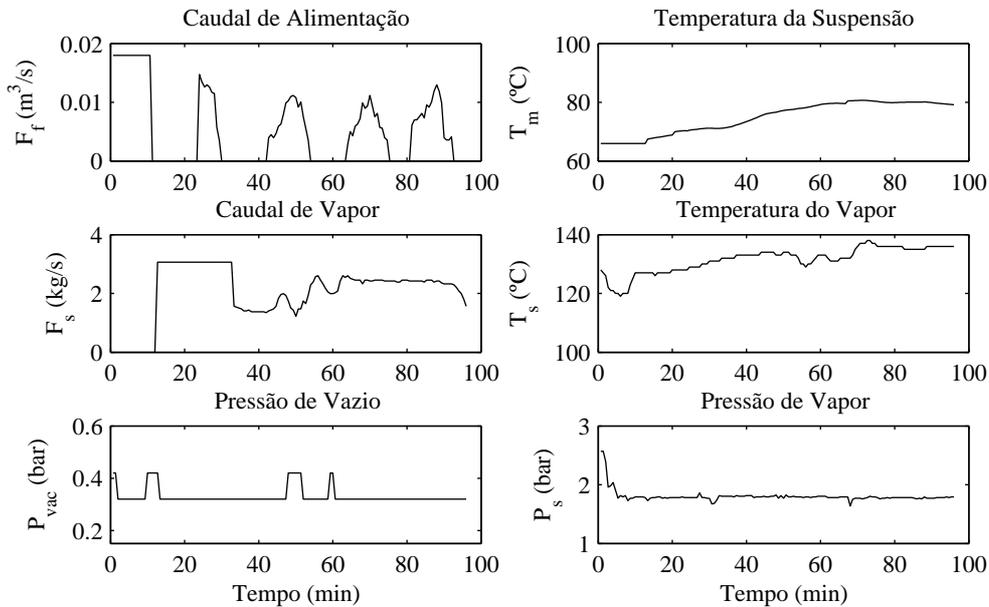
A.1.1 Representação gráfica dum conjunto de dados reais do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA” (Batch-2)



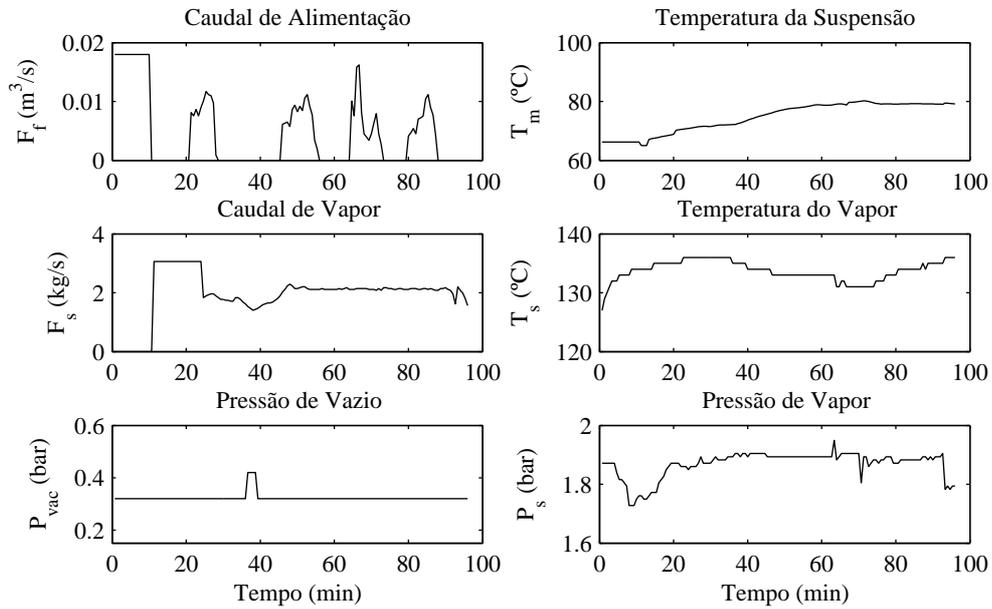
A.1.2 Representação gráfica dum conjunto de dados reais do processo de cristalização na Refinaria “RAR.SA” (Batch-3) .



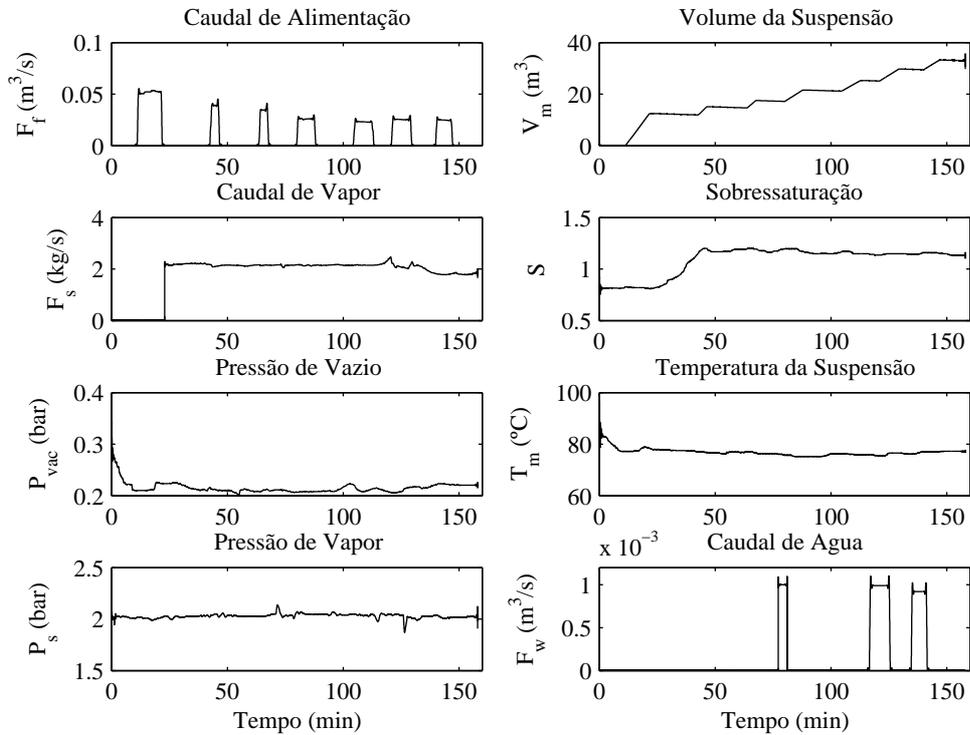
A.1.3 Representação gráfica dum conjunto de dados reais do processo de cristalização na Refinaria “José Martí” (Batch-2) .



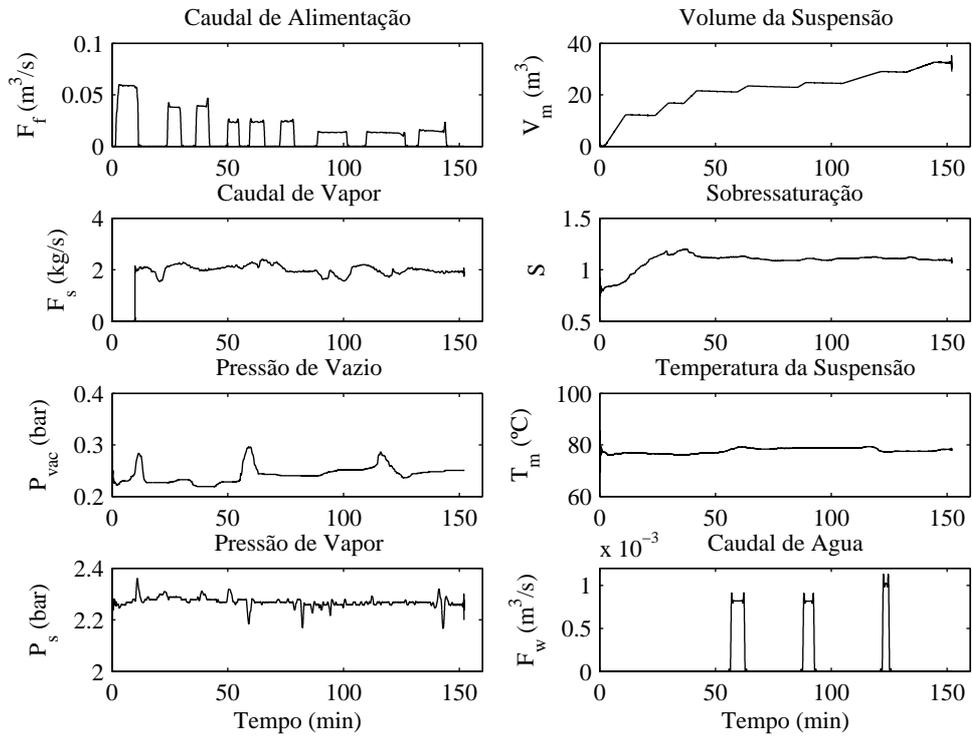
A.1.4 Representação gráfica dum conjunto de dados reais do processo de cristalização na Refinaria “José Martí” (Batch-3) .



A.1.5 Representação gráfica dum conjunto de dados reais do processo de cristalização na empresa Açucarreira “30 de Noviembre” (Batch-2) .

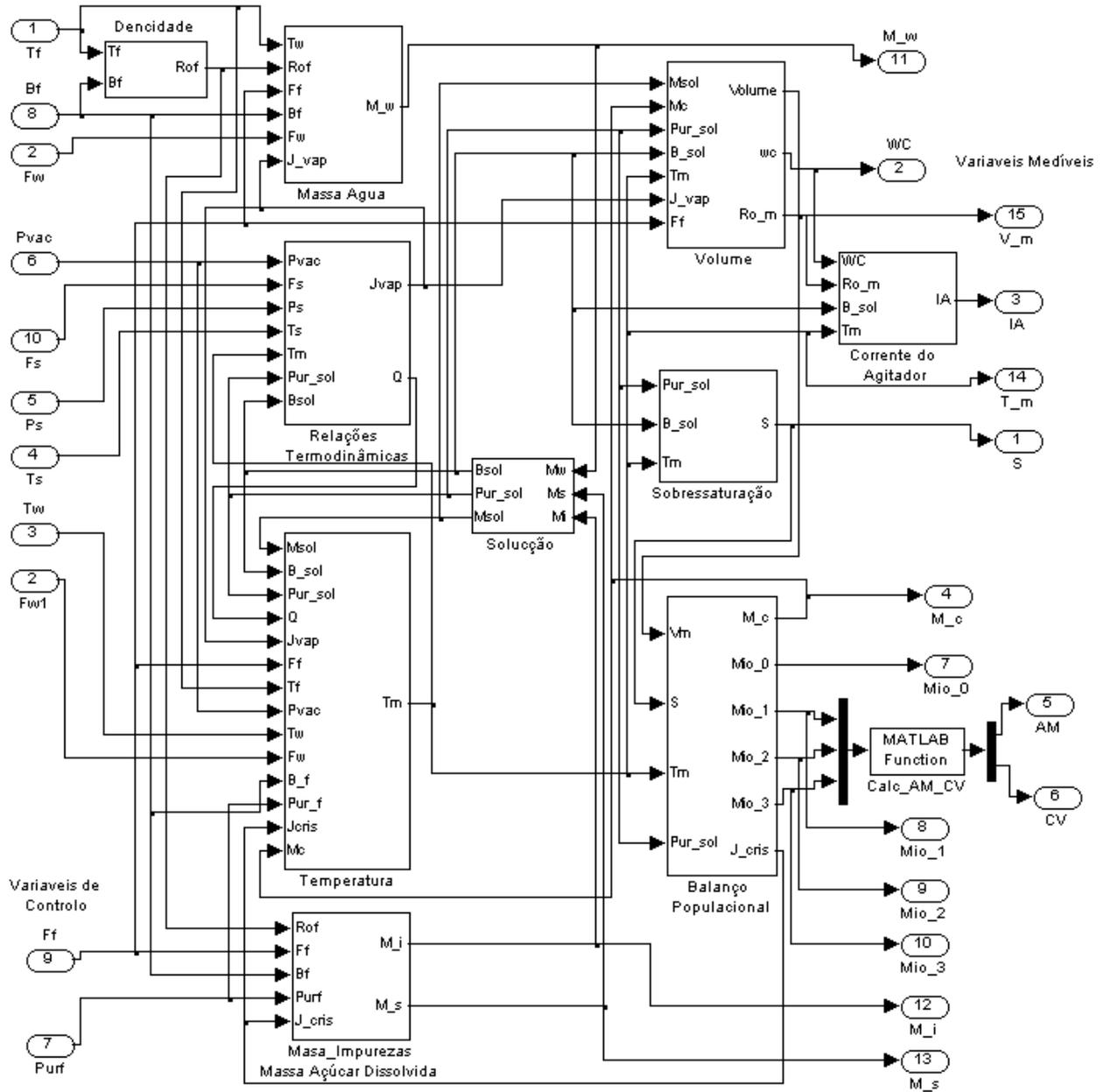


A.1.6 Representação gráfica dum conjunto de dados reais do processo de cristalização na Empresa Açucareira “30 de Novembro” (Batch-3) .

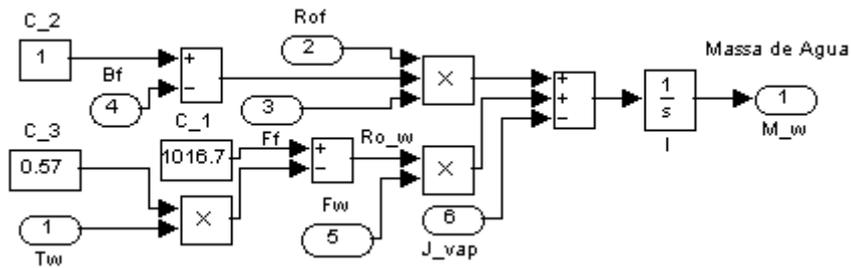


A.2 Modelo matemático detalhado do processo de cristalização batch de açúcar.

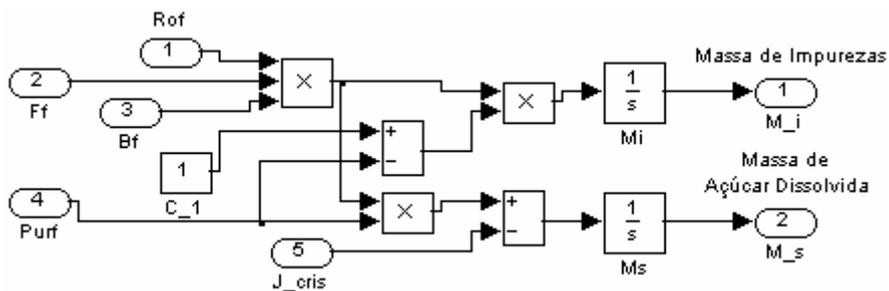
A.2.1 Modelo Geral do processo de cristalização em MatLab Simulink



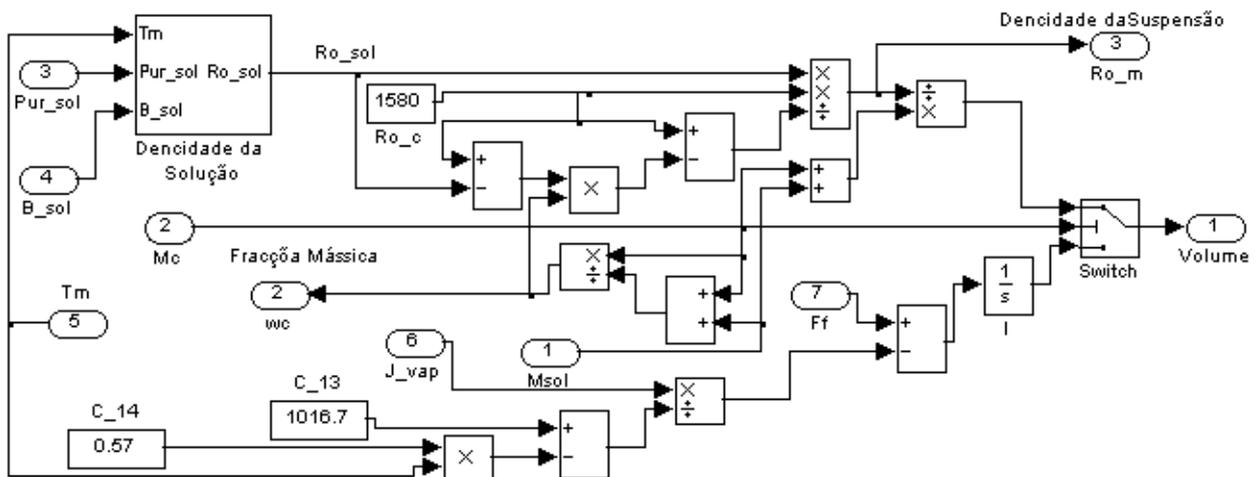
A.2.2 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a massa de água.



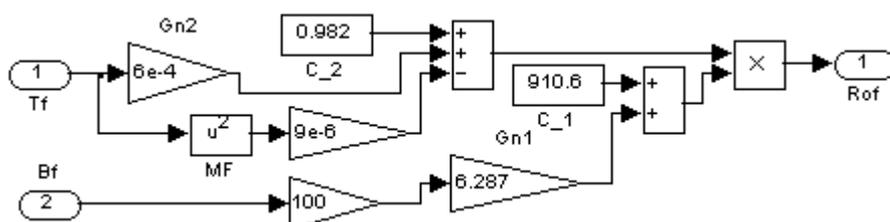
A.2.3 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a massa de impurezas e de sacarose dissolvida na solução.



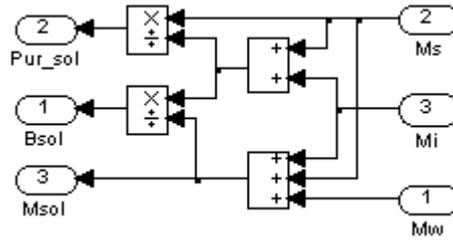
A.2.4 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar o volume da suspensão.



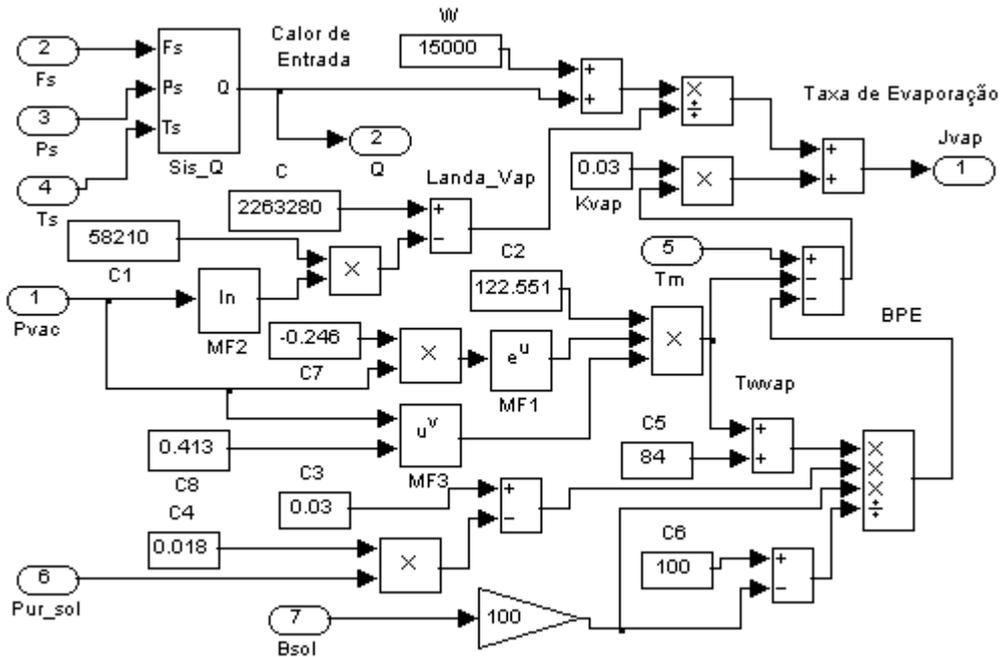
A.2.5 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a densidade do licor de alimentação



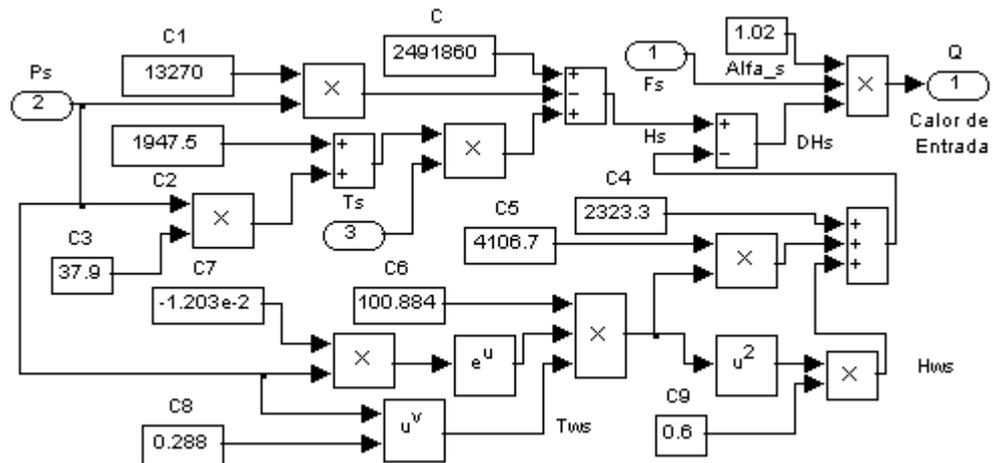
A.2.6 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar os parâmetros da solução



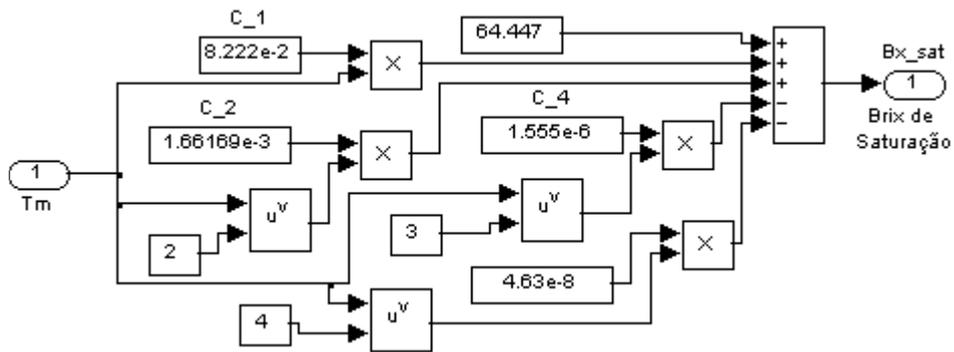
A.2.7 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a taxa de evaporação.



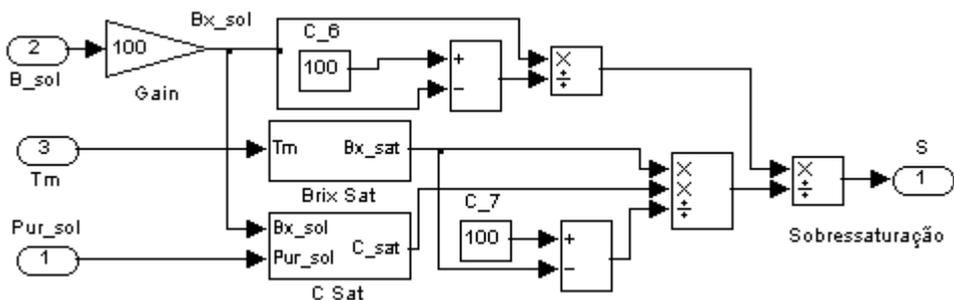
A.2.8 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar o calor de entrada no cristizador



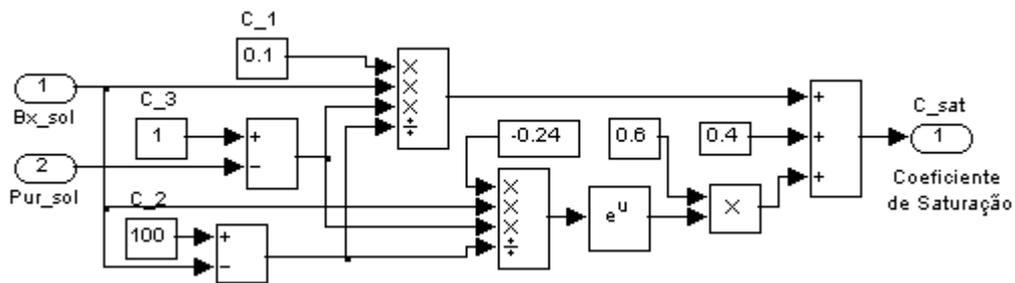
A.2.9 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar o brix de saturação.



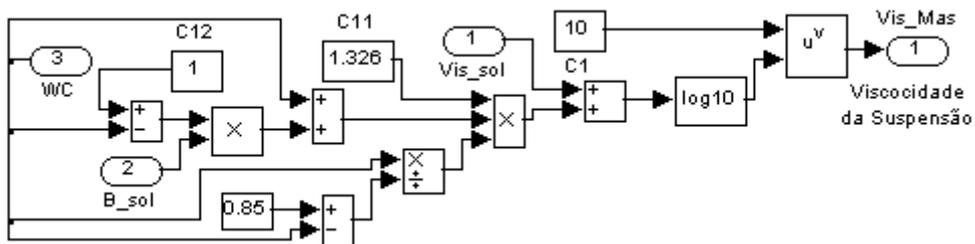
A.2.10 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a sobressaturação.



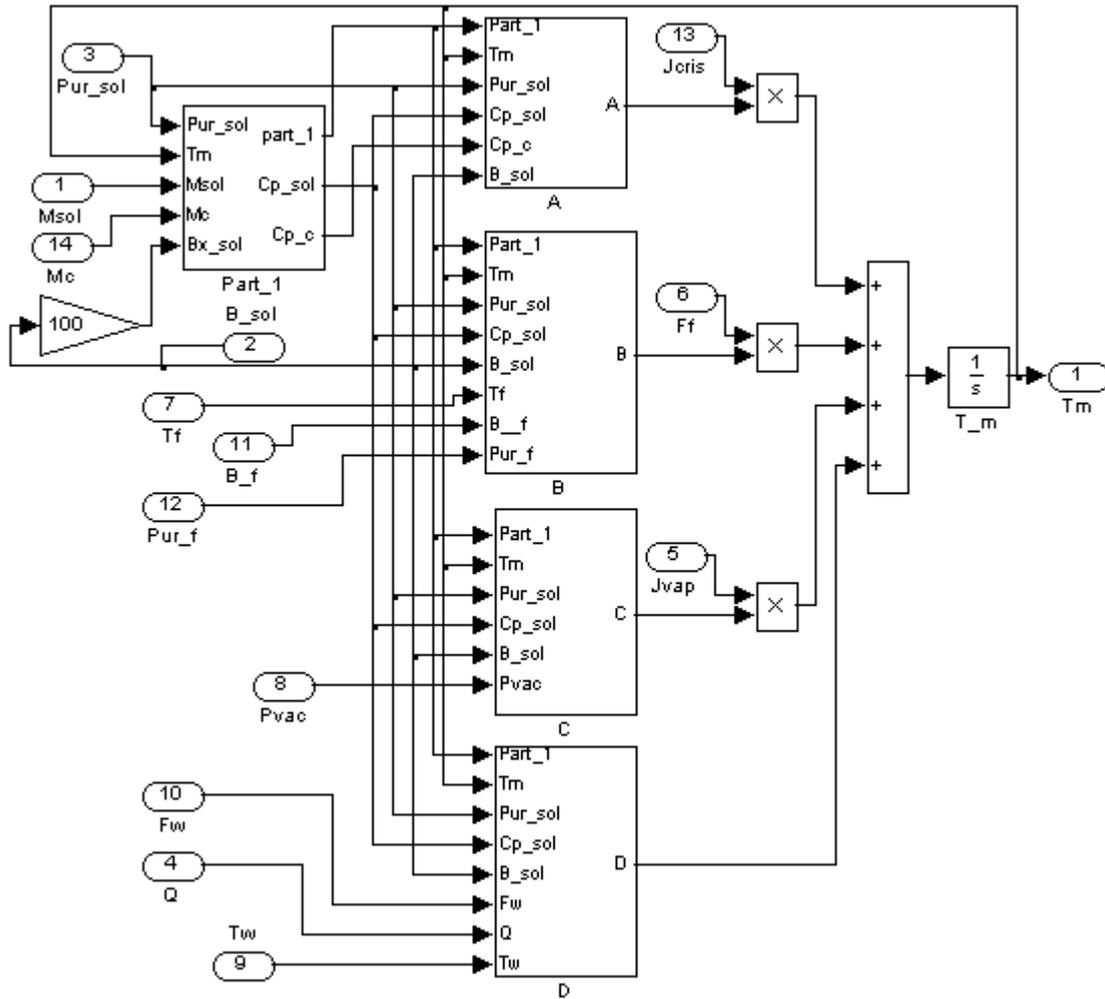
A.2.11 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar o coeficiente de saturação.



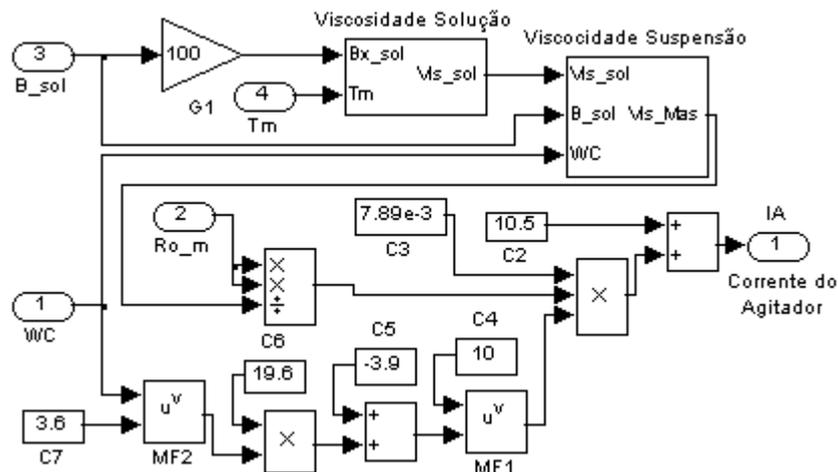
A.2.12 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a viscosidade da suspensão cristalina



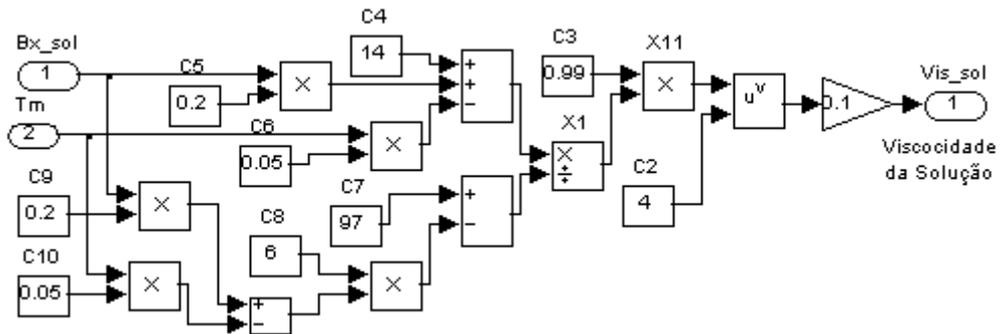
A.2.13 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a temperatura do processo



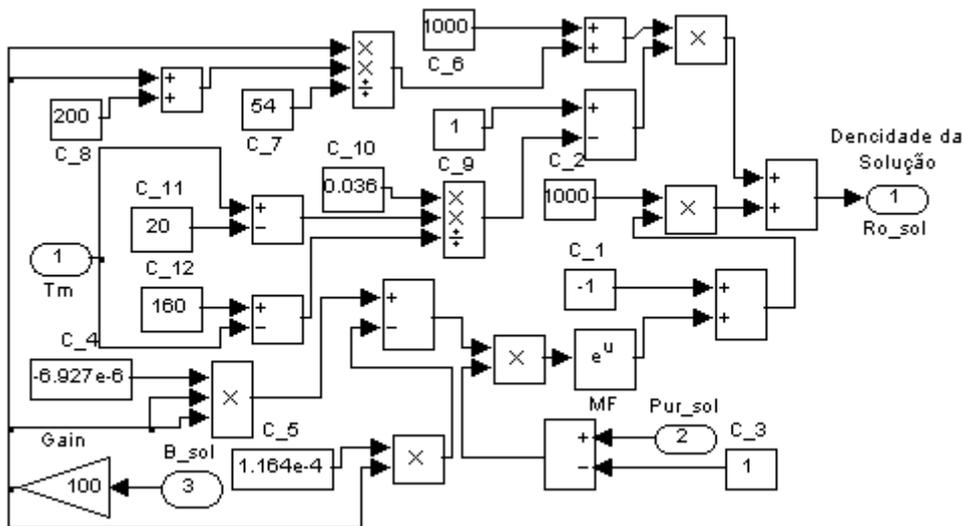
A.2.14 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a corrente do agitador.



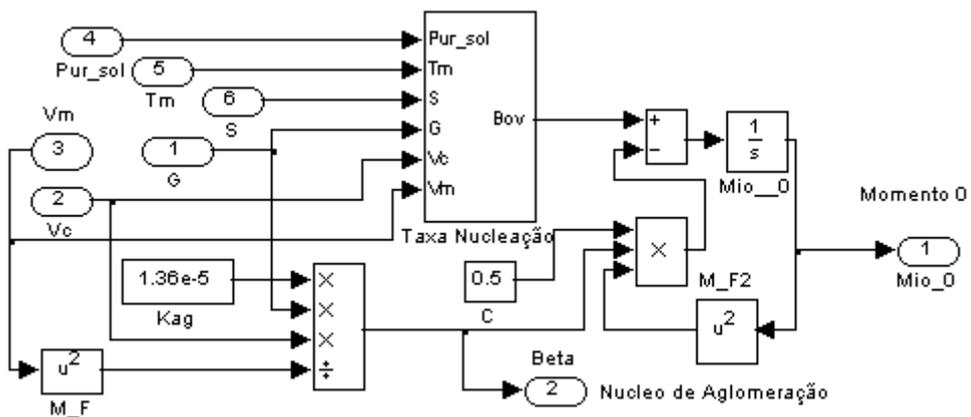
A.2.15 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a viscosidade da solução.



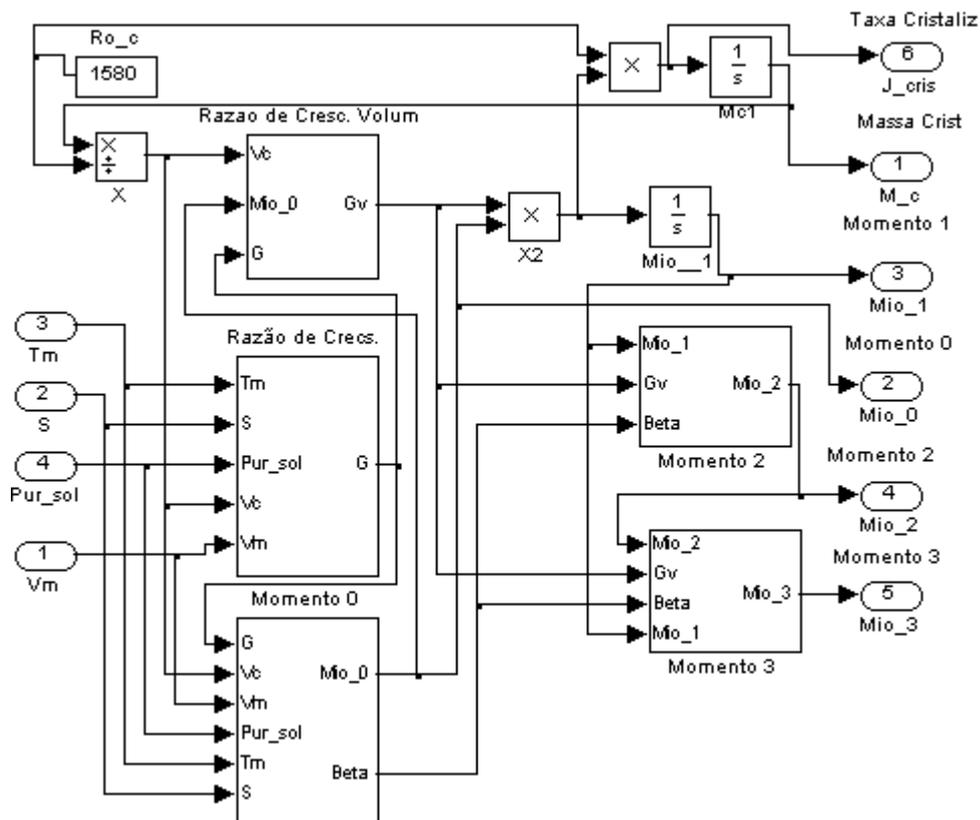
A.2.16 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a densidade da solução



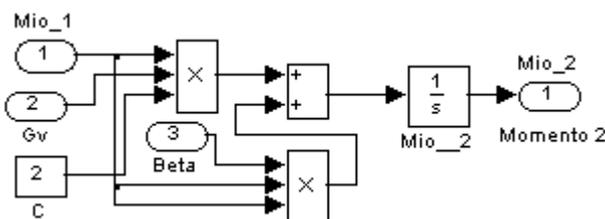
A.2.17 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar o Momento 0 da função de distribuição Número - Volume (Número de cristais)



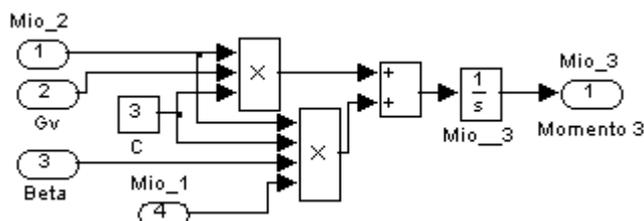
A.2.18 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a massa de cristais e as equações de balanço populacional.



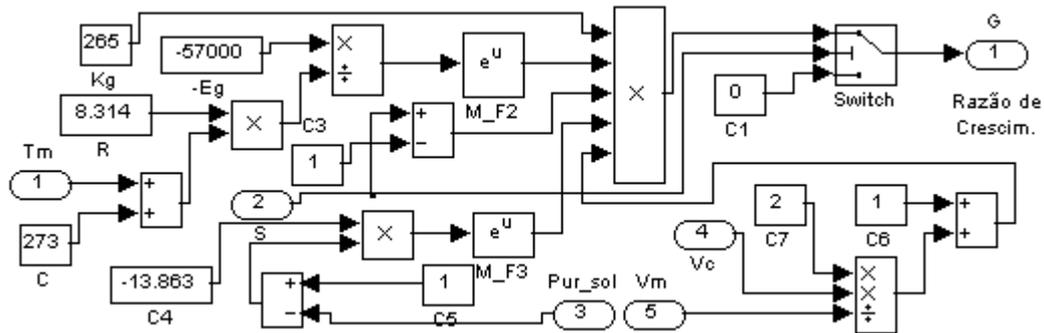
A.2.19 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar o Momento 2 da função de distribuição Número – Volume.



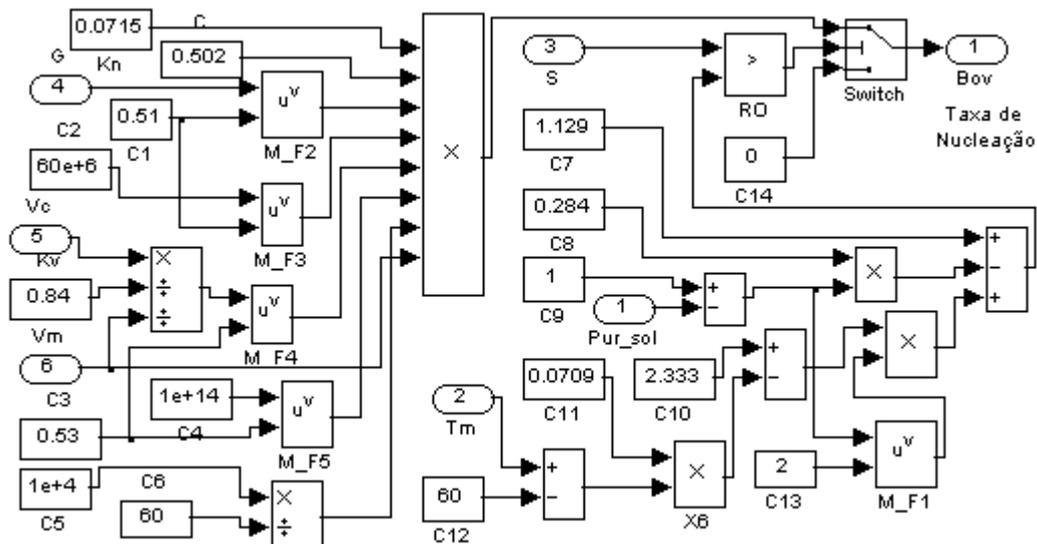
A.2.20 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar o Momento 3 da função de distribuição Número – Volume.



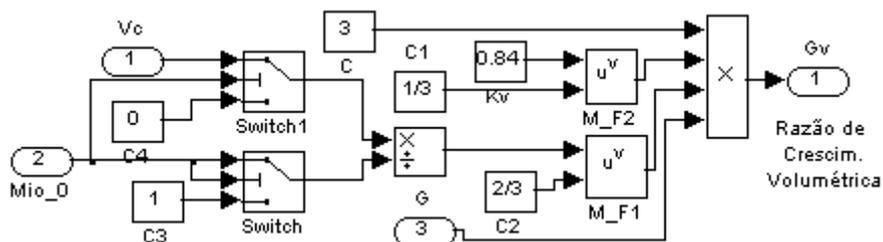
A.2.21 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a razão de crescimento linear.



A.2.22 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a taxa de nucleação.



A.2.23 Modelo utilizado em MatLab Simulink para representar a razão de crescimento volumétrico.



A.2.24 Função implementada em MatLab para determinar os parâmetros tamanho médio e coeficiente de variação de cristais.

```
function [Datos] = Calc_AM_CV(c)
% Este programa determina o valor de AM e CV
% Representa a equação (3-79) e obtém a sua solução.
Mom1= c(1);
Mom2= c(2);
Mom3= c(3);
if Mom1==0
    Muw3=0;
    Muw6=0;
    AM=0;
    CV=0;
else
    Kv=0.84;
    Muw3=Mom2/(Kv*Mom1);
    Muw6=Mom3/(Kv^2*Mom1);
    coef1=15*Muw3^2;
    coef2=45*Muw3^2-9*Muw6;
    coef3=15*Muw3^2-6*Muw6;
    coef4=Muw3^2-Muw6;
    coef_vec=[coef1 coef2 coef3 coef4];
    X=sort(roots(coef_vec));
    for k=1:length(X)
        if X(k)<=0 | isreal(X(k))==0;
            AM=0;
            CV=0;
        else
            AM=((Muw3/(1+3*X(k)))^(1/3))*1e3;
            CV=100*(X(k)^(1/2));
        end
    end
end
Datos(1)=AM;
Datos(2)=CV;
```

A.3 Avaliação do modelo matemático do processo de cristalização batch de açúcar.

A.3.1 Programa implementado em MatLab para determinar a sensibilidade do modelo em relação as incertezas dos parâmetros empíricos.

```
% Programa para determinar a sensibilidade do modelo em relação os parâmetros empíricos
clear all
% Vectors com os valores possíveis dos parâmetros empíricos
Vector_Alpha_s = [0.918 1.02 1.122]; Vector_K_vap = [0.01 0.03 0.05];
Vector_K_g = [225 248 271]; Vector_K_n = [0.48 0.78 1];
Vector_K_ag = [1.22e-5 1.38e-5 1.54e-5];
% Valores normais dos parâmetros empíricos
Alpha_s= Vector_Alpha_s(2); K_vap = Vector_K_vap(2)
K_g = Vector_K_g(2); K_n =Vector_K_n(2); K_ag =Vector_K_ag(2)
PM = 1; % Periodo de amostragem
Modelo = 'Sensibilidad_RAR_Par_Emp'; % Modelo a utilizar em Simulink
opt = simset('solver','ode5','SrcWorkspace','Current');
```

```

global Ff Fs Pvac S Vm Tm IA % Dados reais

for j =1:10
    if j==10
        load Batch_RAR_10
    else
        file = strcat('Batch_RAR_0',int2str(j));
        load(file);
    end
    T_Batch = length(S)*PM; % tempo de duração do batch
    for i=1:3
        Alpha_s= Vector_Alpha_s(i);
        sim(Modelo,[0 T_Batch], opt); % Sensibiliade do modelo em relação a Alpha_s
        File = strcat('Dados_Sensib_Alpha_s_',int2str(j),'_',int2str(i));
        save(File)
    end
    Alpha_s= Vector_Alpha_s(2);
    for i=1:3
        K_vap = Vector_K_vap(i)
        sim(Modelo,[0 T_Batch], opt) % Sensibiliade do modelo em relação a K_vap
        File = strcat('Dados_Sensib_K_vap_',int2str(j),'_',int2str(i));
        save(File)
    end
    K_vap = Vector_K_vap(2)
    for i=1:3
        K_g = Vector_K_g(i)
        sim(Modelo,[0 T_Batch], opt) % Sensibiliade do modelo em relação a K_g
        File = strcat('Dados_Sensib_K_g_',int2str(j),'_',int2str(i));
        save(File)
    end
    K_g = Vector_K_g(2)
    for i=1:3
        K_n =Vector_K_n(i)
        sim(Modelo,[0 T_Batch], opt) % Sensibiliade do modelo em relação a K_n
        File = strcat('Dados_Sensib_K_n_',int2str(j),'_',int2str(i));
        save(File)
    end
    K_n =Vector_K_n(2)
    for i=1:3
        K_ag =Vector_K_ag(i)
        sim(Modelo,[0 T_Batch], opt) % Sensibiliade do modelo em relação a K_ag
        File = strcat('Dados_Sensib_K_ag_',int2str(j),'_',int2str(i));
        save(File)
    end
    K_ag =Vector_K_ag(2)
end

```

A.3.2 Sensibilidade do modelo em relação aos parâmetros empíricos (para dez conjuntos de dados da Refinaria “RAR.SA”)

	Batch 1	Batch 2	Batch 3	Batch 4	Batch 5	Batch 6	Batch 7	Batch 8	Batch 9	Batch 10	$\bar{\phi}_{ij}$
ϕ_{11}	0.056	0.017	-0.008	0.0087	0.017	0.020	0.029	0.010	0.024	0.013	0.019
ϕ_{12}	-182.4	-43.6	-62.0	-34.5	-75.0	-50.5	-53.4	-40.9	-58.3	-37.1	-63.8
ϕ_{13}	79.3	34.4	13.3	74.0	8.7	20.2	15.0	-2.4	12.6	12.3	26.7
ϕ_{14}	0.637	0.137	0.132	0.025	0.162	0.142	0.162	0.113	0.127	0.123	0.176
ϕ_{15}	0.716	0.085	0.117	0.007	0.135	0.157	0.097	0.113	0.142	0.096	0.166
ϕ_{16}	1.72e+5	-1.72e-2	7.84e+3	-1.05e+4	-7.84e+3	-4.68e+3	-1.67e+4	-1.49e+4	-2.57e+3	-3.25e+3	1.19e+4
ϕ_{21}	0.45	0.002	0.158	-0.045	0.183	0.060	0.275	0.025	0.043	0.093	0.124
ϕ_{22}	-18.5	-12.3	-8.3	-26.9	-28.0	-11.5	-51.0	-46.8	-15.3	-3.8	-22.2
ϕ_{23}	152.8	421.0	46.3	322.0	26.3	95.0	150.0	319.5	24.0	31.3	158.8
ϕ_{24}	0.05	-0.215	-0.012	0.048	0.068	0.073	0.093	-0.006	0.070	0.010	0.018
ϕ_{25}	3.8	0.030	-0.006	0.017	-0.080	-0.163	-0.016	-0.058	-0.068	-0.055	0.340
ϕ_{26}	9.60e+5	1.02e+6	1.03e+4	4.28e+4	-1.27e+4	-3.30e+3	6.78e+5	1.20e+6	-7.63e+3	-6.12e+3	3.88e+5
ϕ_{31}	-2.30e-7	-3.26e-5	-5.0e-5	-2.13e-4	-1.09e-5	-1.17e-5	-1.37e-4	-3.91e-5	-3.26e-5	-1.07e-5	-5.4e-5
ϕ_{32}	-2.17e-5	-0.003	-0.003	-0.003	-0.002	-0.001	-0.002	-0.008	-0.001	-0.001	-0.002
ϕ_{33}	-1.8e-4	-0.013	-0.075	0.003	-0.013	0.001	-0.003	-0.002	-0.015	-0.008	-0.013
ϕ_{34}	-4.13e-8	3.04e-5	1.35e-5	-1.67e-5	-9.35e-6	-1.75e-6	-6.30e-6	1.13e-4	-1.45e-5	-1.85e-6	1.06e-5
ϕ_{35}	2.28e-6	8.48e-4	1.00e-4	-2.30e-6	1.70e-4	1.09e-4	5.43e-5	6.96e-5	1.70e-4	1.04e-4	1.62e-4
ϕ_{36}	-0.537	-14.97	-34.13	5.304	-23.04	-21.739	-10.624	-8.478	-23.69	-24.565	-15.64
ϕ_{41}	-0.001	-0.002	-0.003	-0.014	-0.002	-4.90e-4	-0.008	-0.003	-0.002	-3.60e-4	-0.003
ϕ_{42}	0.001	-0.115	-1.200	-0.162	0.090	-0.006	-0.123	-0.129	-0.035	0.000	-0.168
ϕ_{43}	-0.769	-1.154	-0.577	0.481	-0.942	0.135	-0.123	-0.065	-0.756	-0.390	-0.416
ϕ_{44}	-0.001	3.08e-4	7.75e-5	-0.001	-0.001	-0.001	1.24e-4	0.001	-0.001	-0.001	-5.0e-4
ϕ_{45}	0.002	0.001	0.003	-0.004	0.001	0.002	-0.006	0.001	0.001	0.001	1.75e-4
ϕ_{46}	140.3	-408.7	-32.5	-19.9	57.8	47.7	-175.9	-390.4	60.7	72.9	-64.8
ϕ_{51}	21.56	43.75	78.125	68.75	40.313	36.250	221.875	65.625	40.313	21.563	63.813
ϕ_{52}	6.25e+3	1.88e+4	1.44e+4	8.13e+3	8.75e+3	1.09e+4	4.75e+3	1.53e+4	8.44e+3	6.25e+3	10193
ϕ_{53}	-31.3	-5.63e+4	-1.88e+4	-5.00e+3	4.38e+3	9.38e+3	-5.31e+3	-9.81e+3	3.44e+4	-3.44e+2	-4737.5
ϕ_{54}	-81.3	-271.9	-127.5	31.3	-64.7	-95.3	-56.3	-234.4	-46.6	-81.3	-102.78
ϕ_{55}	1.25e+3	1593.8	1562.5	1250	1875.0	1906.3	2562.5	1218.8	2125	1250	1659.37
ϕ_{56}	-2.48e+6	-1.75e+7	-9.97e+5	-3.16e+6	-1.87e+6	-2.31e+6	-7.19e+6	-2.97e+7	-2.56e+6	-2.48e+6	-7.0e+6

Parâmetros empíricos: (1) α_s , (2) K_{vap} , (3) K_g , (4) K_n e (5) K_{ag} .

Saídas consideradas no modelo: (1) S , (2) V_m , (3) T_m , (4) wc , (5) AM e (6) CV

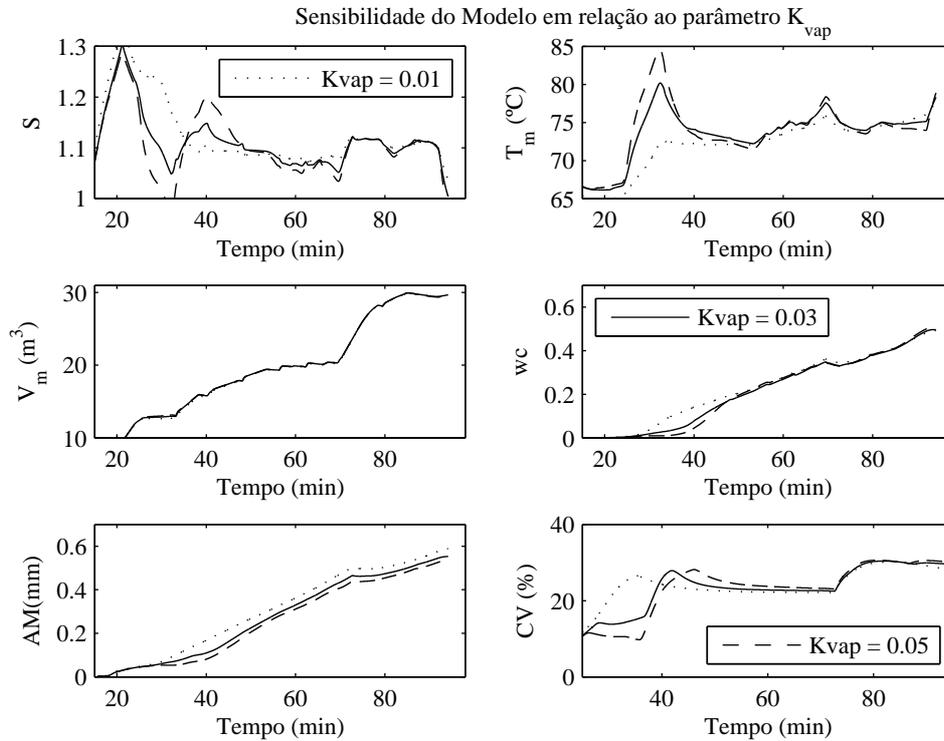
A.3.3 Contribuição da variação dos parâmetros empíricos nas saídas do modelo (para dez conjuntos de dados da Refinaria “RAR.SA”)

	Batch 1	Batch 2	Batch 3	Batch 4	Batch 5	Batch 6	Batch 7	Batch 8	Batch 9	Batch 10	$\bar{\Psi}_{ij}$
Ψ_{11}	0.0114	0.0035	-0.0016	0.0017	0.0034	0.004	0.006	0.0021	0.0048	0.0026	0.0038
Ψ_{12}	-37.21	-8.9	-12.65	-7.04	-15.29	-10.3	-10.9	-8.34	-11.9	-7.56	-13.01
Ψ_{13}	16.17	7.02	2.708	15.1	1.77	4.13	3.06	-0.49	2.58	2.5	5.45
Ψ_{14}	0.13	0.028	0.027	0.005	0.033	0.029	0.033	0.023	0.026	0.025	0.036
Ψ_{15}	0.146	0.0174	0.0239	0.0015	0.0275	0.032	0.0197	0.023	0.029	0.0195	0.034
Ψ_{16}	3.5e+4	-3.5e-3	1.6e+3	-2.14e+3	-1.6e+3	-954	-3.4e+3	-3.04e+3	-525	-662	2427.8
Ψ_{21}	0.018	7.6e-5	0.0063	-0.0018	0.0073	0.0024	0.011	0.001	0.0017	0.0037	0.0049
Ψ_{22}	-0.74	-0.49	-0.33	-1.077	-1.12	-0.46	-2.04	-1.87	-0.61	-0.15	-0.889
Ψ_{23}	6.11	16.84	1.85	12.88	1.05	3.8	6.0	12.78	0.96	1.25	6.352
Ψ_{24}	0.002	-0.0086	-4.6e-4	0.0019	0.0027	0.0029	0.0037	-2.45e-4	0.0028	4.08e-4	0.0007
Ψ_{25}	0.152	0.0012	-2.4e-4	6.6e-4	-0.0032	-0.0065	-6.5e-4	-0.0023	-0.0027	-0.0022	0.0136
Ψ_{26}	3.84e+4	4.06e+4	413	1.71e+3	-507	-132	2.71e+4	4.81e+4	-305	-244.8	15513
Ψ_{31}	-1.06e-5	-0.0015	-0.0023	-0.0098	-0.0005	-5.4e-4	-0.0063	-0.0018	-0.0015	-4.91e-4	-0.002
Ψ_{32}	-0.001	-0.16	-0.154	-0.116	-0.1	-0.05	-0.087	-0.368	-0.06	-0.047	-0.114
Ψ_{33}	-0.0083	-0.6	-3.47	0.123	-0.6	0.068	-0.127	-0.0957	-0.67	-0.38	-0.576
Ψ_{34}	-1.9e-6	0.0014	6.19e-4	-7.7e-4	-4.3e-4	-8.07e-5	-2.9e-4	0.0052	-6.66e-4	-8.5e-5	0.0004
Ψ_{35}	1.05e-4	0.039	0.0046	-1.06e-4	0.0078	0.005	0.0025	0.0032	0.0078	0.0048	0.0074
Ψ_{36}	-24.71	-689	-1.57e+3	2.44e+2	-0.6e+4	-1.00e+3	-488.7	-390	-1.09e+3	-1.13e+3	-719.8
Ψ_{41}	-3.6e-4	-9.22e-4	-0.0014	-0.0072	-0.001	-2.55e-4	-0.004	-0.0013	-8.9e-4	-1.87e-4	-1.7e-3
Ψ_{42}	2.9e-4	-0.06	-0.624	-0.084	0.047	-0.003	-0.064	-0.067	-0.0183	1.5e-4	-0.087
Ψ_{43}	-0.4	-0.6	-0.3	0.25	-0.49	0.07	-0.064	-0.034	-0.393	-0.203	-0.216
Ψ_{44}	-7.5e-4	1.6e-4	4.03e-5	-5.15e-4	-4.8e-4	-3.8e-4	6.47e-5	3.00e-4	-6.33e-4	-3.9e-4	-2.0e-4
Ψ_{45}	9.12e-4	4.12e-4	16e-4	-0.002	6.8e-4	8.18e-4	-0.003	5.27e-4	4.9e-4	4.7e-4	9.1e-5
Ψ_{46}	72.93	-212.53	-16.9	-10.37	30.04	24.81	-91.47	-203	31.54	37.92	-33.70
Ψ_{51}	6.9e-5	1.4e-4	2.5e-4	2.2e-4	1.29e-4	1.16e-4	7.1e-4	2.1e-4	1.29e-4	6.9e-5	0.0002
Ψ_{52}	0.02	0.06	0.046	0.026	0.028	0.035	0.0152	0.049	0.027	0.02	0.0326
Ψ_{53}	-0.1e-3	-0.18	-0.06	-0.016	0.014	0.03	-0.017	-0.0314	0.11	-0.0011	-0.015
Ψ_{54}	-2.6e-4	-8.7e-4	-4.08e-4	1.0e-4	-2.07e-4	-3.05e-4	-1.8e-4	-7.5e-4	-1.49e-4	-2.6e-4	-3.0e-4
Ψ_{55}	4.0e-3	0.0051	0.005	0.004	0.006	0.0061	0.0082	0.0039	0.0068	0.004	0.0053
Ψ_{56}	-7.93	-56.02	-3.19	-10.11	-5.97	-7.4	-23	-95	-8.2	-7.93	-22.4

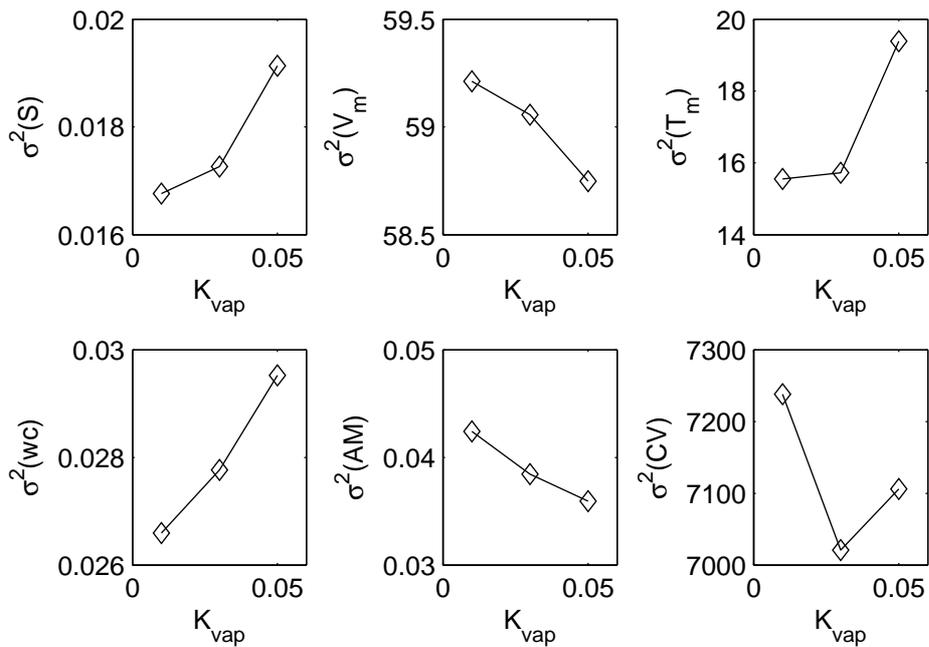
Parâmetros empíricos: (1) α_s , (2) K_{vap} , (3) K_g , (4) K_n e (5) K_{ag}

Saídas consideradas no modelo: (1) S , (2) V_m , (3) T_m , (4) wc , (5) AM e (6) CV

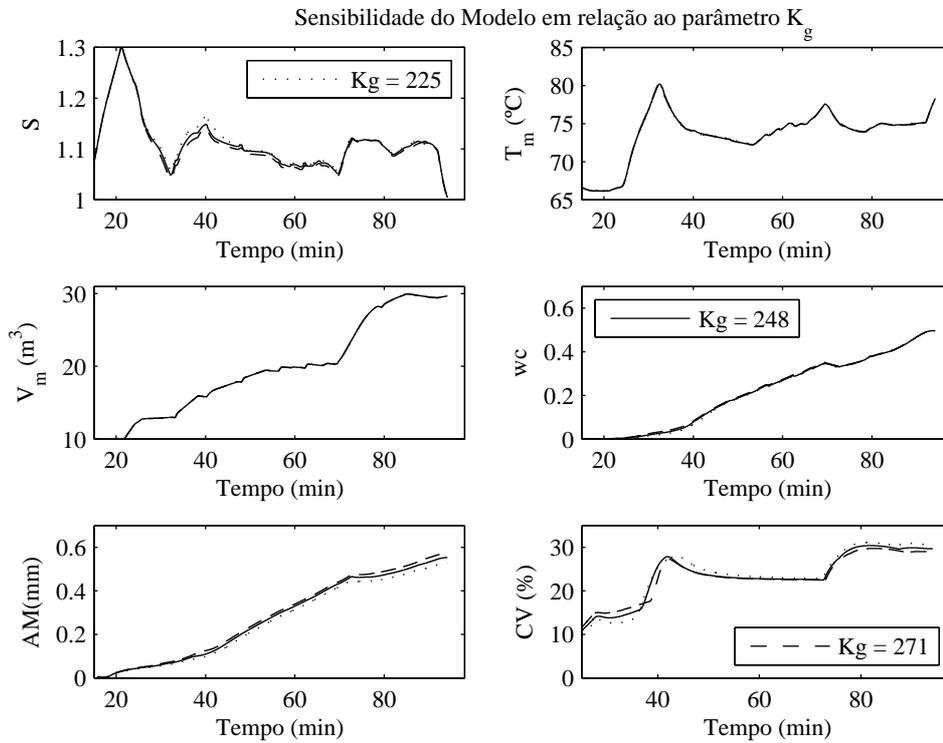
A.3.4 Influência do parâmetro empírico K_{vap} nas saídas do modelo (Dados Batch_RAR_01)



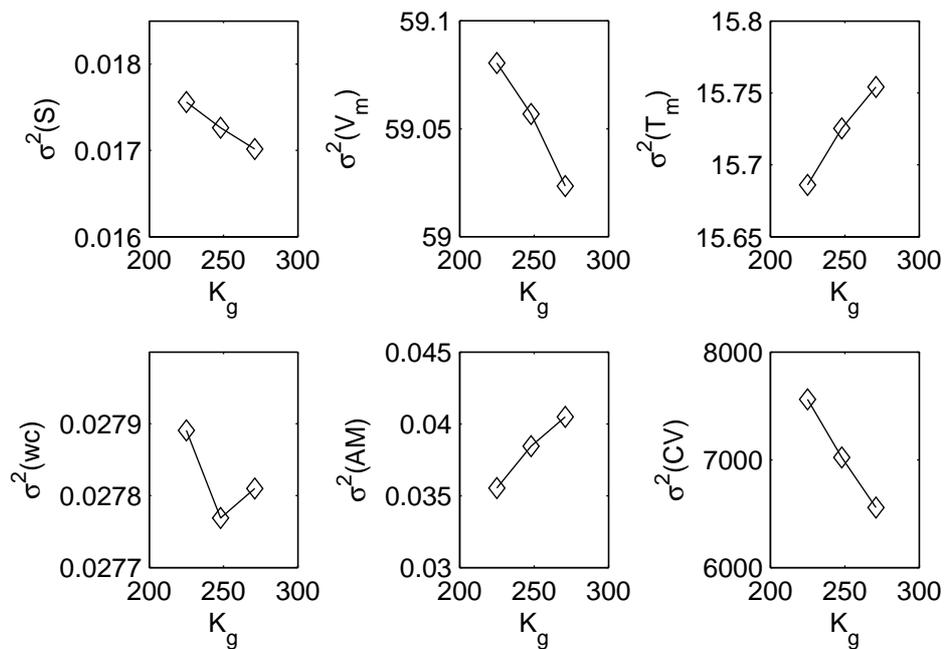
A.3.5 Sensibilidade das principais saídas do modelo em relação ao parâmetro empírico K_{vap} (Dados Batch_RAR_01)



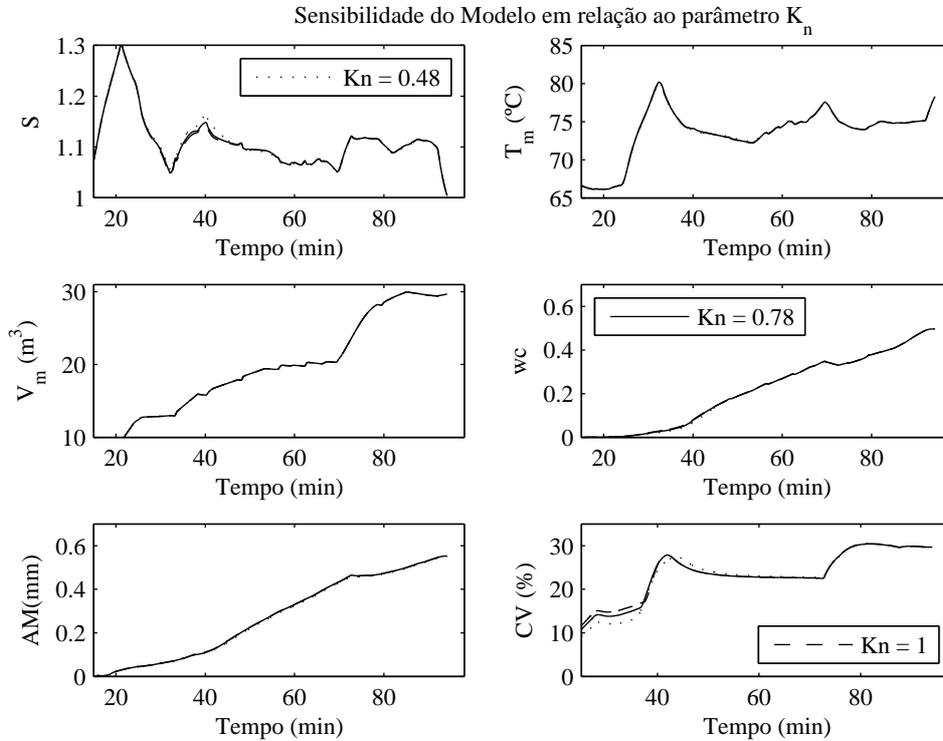
A.3.6 Influência do parâmetro empírico K_g nas saídas do modelo (Dados Batch_RAR_01)



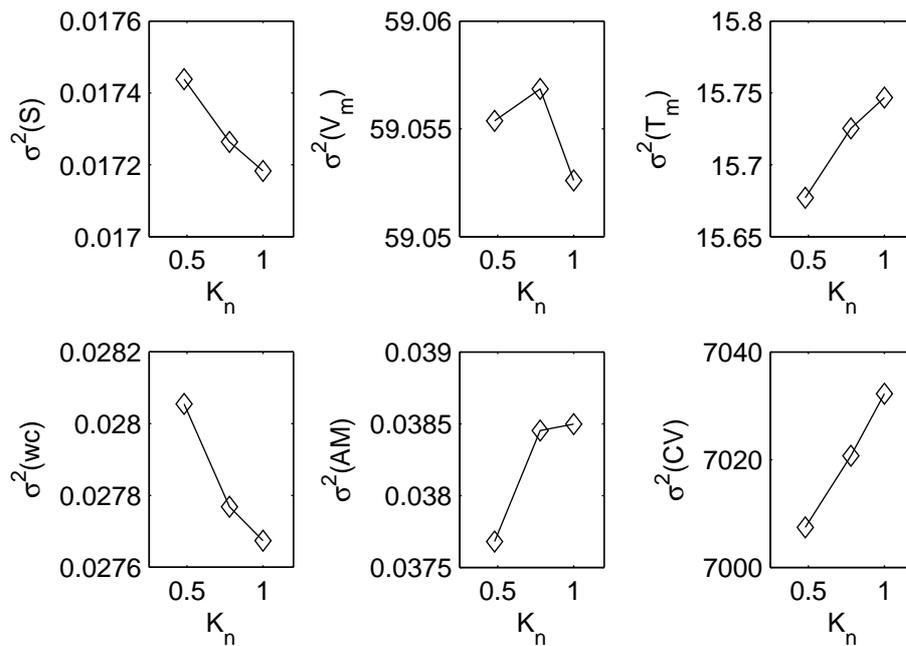
A.3.7 Sensibilidade das principais saídas do modelo em relação ao parâmetro empírico K_g (Dados Batch_RAR_01)



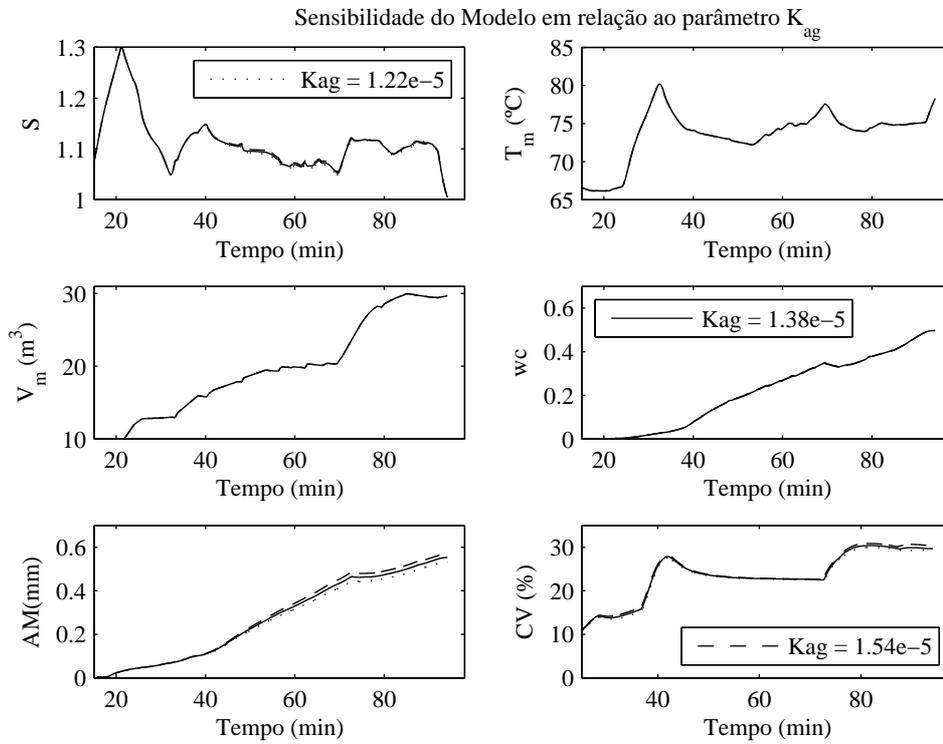
A.3.8 Influência do parâmetro empírico K_n nas saídas do modelo (Dados Batch_RAR_01)



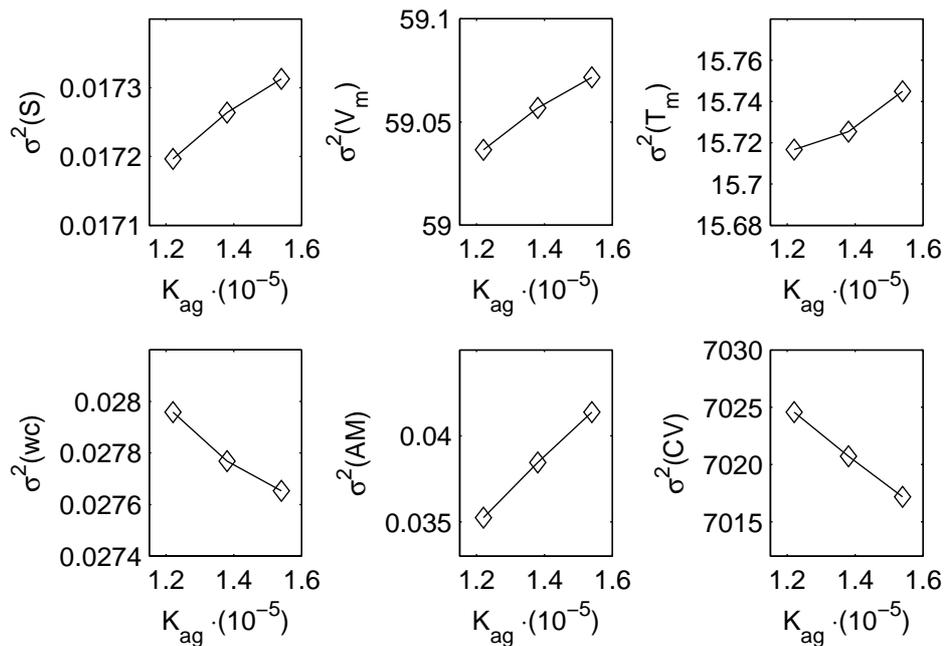
A.3.9 Sensibilidade das principais saídas do modelo em relação ao parâmetro empírico K_n (Dados Batch_RAR_01)



A.3.10 Influência do parâmetro empírico K_{ag} nas saídas do modelo (Dados Batch_RAR_01)



A.3.11 Sensibilidade das principais saídas do modelo em relação ao parâmetro empírico K_{ag} (Dados Batch_RAR_01)



A.3.12 Programa implementado em MatLAB para determinar a sensibilidade do modelo em relação às variações nos parâmetros de operação utilizados no controlo do processo empírico.

```

% Programa_Sens_RAR_Par_Oper.m Programa para determinar a sensibilidade do modelo em
% relação aos parâmetros de operação Ff, Fs e Pvac
clear all
% Vectors com as possíveis variações dos parâmetros de operação
Vector_Var_Ff = [-1.5e-3 0 1.5e-3]; Vector_Var_Fs = [-0.3 0 0.3]; Vector_Var_Pvac = [-0.2 0 0.2];
global Ff Fs Pvac S Vm Tm IA PM % Dados reais
% Parâmetros empíricos
Alpha_s= 1.02; K_vap = 0.03; K_g = 248; K_n = 0.78; K_ag= 1.38e-5;
Modelo = 'Sensibilidad_RAR_Par_Oper'; % Modelo a utilizar em Simulink
opt = simset('solver','ode5','SrcWorkspace','Current');
for j =7:8
    if j==10
        load Batch_RAR_10
    else
        file = strcat('Batch_RAR_0',int2str(j));
        load(file)
    end
    T_Batch = fix((length(S)-3)*PM); % tempo de duração do batch
    for i=1:3
        % Sensibilidade do modelo em relação ao parâmetro Ff
        Var_Ff = Vector_Var_Ff(i); Var_Fs =0; Var_Pvac = 0;
        sim(Modelo,[0 T_Batch], opt)
        File = strcat('Dados_Sensib_Par_Oper_Ff_',int2str(j),'_',int2str(i));
        save(File)
        % Sensibilidade do modelo em relação ao parâmetro Fs
        Var_Ff = 0; Var_Fs =Vector_Var_Fs(i); Var_Pvac = 0;
        File = strcat('Dados_Sensib_Par_Oper_Fs_',int2str(j),'_',int2str(i));
        save(File)
        % Sensibilidade do modelo em relação ao parâmetro Pvac
        Var_Ff = 0; Var_Fs = 0; Var_Pvac = Vector_Var_Pvac(i);
        File = strcat('Dados_Sensib_Par_Oper_Pvac_',int2str(j),'_',int2str(i));
        save(File)
    end
end
end

```

A.3.13 Sensibilidade do modelo em relação aos parâmetros de controlo (para dez conjuntos de dados da Refinaria “RAR.SA”)

	Batch 1	Batch 2	Batch 3	Batch 4	Batch 5	Batch 6	Batch 7	Batch 8	Batch 9	Batch 10	$\bar{\Phi}_{ij}$
Φ_{61}	-2.874	-3.879	-0.281	-3.355	-3.797	-4.742	-5.681	-3.466	-5.475	-4.760	-3.83
Φ_{62}	36732	41747	52069	53186	56941	47372	60259	44741	49701	48889	49164
Φ_{63}	-3439	-13455	-3228	-3517	-2906	-7913	-1636	-1858	-7664	-2575	-4819
Φ_{64}	-29.192	-39.378	-30.896	-34.662	-36.271	-43.308	-32.437	-41.384	-43.580	-33.163	-36.42
Φ_{65}	-25.740	-29.180	-26.659	-27.269	-30.114	-36.432	-20.791	-36.101	-30.049	-33.092	-29.5
Φ_{66}	740588	3509330	1386177	3737436	1154329	902870	3087748	4478288	564864	3358644	2292027
Φ_{71}	0.0161	0.0153	-0.0123	0.0079	0.0106	0.0199	-0.0104	-0.0077	0.0250	-0.0117	0.005
Φ_{72}	-48.68	-49.99	-65.54	-65.01	-69.27	-59.17	-74.30	-51.79	-62.18	-56.72	-60.26
Φ_{73}	12.4300	33.5347	10.2415	3.0468	5.9750	28.0157	-7.3580	-10.0255	24.3888	-13.5482	8.670
Φ_{74}	0.1725	0.1860	0.1533	0.1607	0.1630	0.1985	0.1673	0.1775	0.2029	0.1538	0.174
Φ_{75}	0.1741	0.1629	0.1526	0.1453	0.1467	0.1772	0.1185	0.1759	0.1237	0.1739	0.155
Φ_{76}	-7795	-35765	-8024	-28515	-8434	-5330	-15466.	-45625	-3107	-27641	-18570
Φ_{81}	-0.537	-0.0856	-0.433	-0.596	-0.443	-0.450	-2.052	-0.600	-0.902	-0.802	-0.69
Φ_{82}	50.793	54.5771	82.852	88.378	95.298	65.888	95.471	62.745	71.088	76.451	74.35
Φ_{83}	-349	-366	-250	-519	-323	-331	-805	-595	-403	-694	-464
Φ_{84}	-0.303	-0.2840	-0.283	-0.313	-0.332	-0.333	-0.261	-0.276	-0.360	-0.277	-0.302
Φ_{85}	-0.116	-0.1152	-0.124	-0.116	-0.096	-0.105	-0.100	-0.113	-0.063	-0.116	-0.106
Φ_{86}	-41625	-163495	-195506	-171443	-17463	-35168	-132801	-187032	-43887	-209733	-119815

Parâmetros de controlo: (6) F_f , (7) F_s e (8) P_{vac} .

Saídas consideradas no modelo: (1) S , (2) V_m , (3) T_m , (4) wc , (5) AM e (6) CV

**A.3.14 Contribuição da variação dos parâmetros de controle nas saídas do modelo
(para dez conjuntos de dados da Refinaria “RAR.SA”)**

	Batch 1	Batch 2	Batch 3	Batch 4	Batch 5	Batch 6	Batch 7	Batch 8	Batch 9	Batch 10	$\bar{\Psi}_{ij}$
Ψ_{61}	-0.004	-0.006	0.000	-0.005	-0.006	-0.007	-0.009	-0.005	-0.008	-0.007	-0.006
Ψ_{62}	55.098	62.620	78.103	79.779	85.412	71.059	90.388	67.112	74.552	73.334	73.746
Ψ_{63}	-5.159	-20.182	-4.842	-5.276	-4.358	-11.870	-2.455	-2.787	-11.497	-3.862	-7.229
Ψ_{64}	-0.044	-0.059	-0.046	-0.052	-0.054	-0.065	-0.049	-0.062	-0.065	-0.050	-0.055
Ψ_{65}	-0.039	-0.044	-0.040	-0.041	-0.045	-0.055	-0.031	-0.054	-0.045	-0.050	-0.044
Ψ_{66}	1111	5264	2079	5606	1731	1354	4632	6717	847	5038	3438
Ψ_{71}	0.005	0.005	-0.004	0.002	0.003	0.006	-0.003	-0.002	0.008	-0.004	0.002
Ψ_{72}	-14.607	-14.999	-19.663	-19.503	-20.781	-17.751	-22.290	-15.539	-18.657	-17.017	-18.081
Ψ_{73}	3.729	10.060	3.072	0.914	1.793	8.405	-2.207	-3.008	7.317	-4.064	2.601
Ψ_{74}	0.052	0.056	0.046	0.048	0.049	0.060	0.050	0.053	0.061	0.046	0.052
Ψ_{75}	0.052	0.049	0.046	0.044	0.044	0.053	0.036	0.053	0.037	0.052	0.047
Ψ_{76}	-2339	-10730	-2407	-8555	-2530	-1599	-4640	-13688	-932	-8292	-5571
Ψ_{81}	-0.107	-0.017	-0.087	-0.119	-0.089	-0.090	-0.410	-0.120	-0.180	-0.160	-0.138
Ψ_{82}	10.159	10.915	16.570	17.676	19.060	13.178	19.094	12.549	14.218	15.290	14.871
Ψ_{83}	-69.86	-73.18	-49.92	-103.77	-64.623	-66.20	-161.05	-119.02	-80.55	-138.81	-92.70
Ψ_{84}	-0.061	-0.057	-0.057	-0.063	-0.066	-0.067	-0.052	-0.055	-0.072	-0.055	-0.060
Ψ_{85}	-0.023	-0.023	-0.025	-0.023	-0.019	-0.021	-0.020	-0.023	-0.013	-0.023	-0.021
Ψ_{86}	-8325	-32699	-39101	-34289	-3493	-7034	-26560	-37406	-8777	-41947	-23963

Parâmetros de controle: (6) F_f , (7) F_s e (8) P_{vac} .

Saídas consideradas no modelo: (1) S , (2) V_m , (3) T_m , (4) wc , (5) AM e (6) CV

A.3.15 Programa implementado em MatLab para determinar por otimização os parâmetros empíricos do modelo no caso de estudo da Refinaria “RAR.SA”.

```

% Programa para determinar por otimização os parâmetros empíricos do modelo (RAR.SA)
clear all
% Valor inicial dos parâmetros empíricos
Alpha_s= 1.02; K_vap = 0.03; K_g = 248; K_n = 0.78; K_ag= 1.38e-5;
global Ff Fs Pvac S Vm Tm IA
options = optimset('LargeScale','off','Display','iter','TolX',0.0001,'TolFun',1e-5);

for i=1:10
    ib=i
    if ib==10
        load Batch_RAR_10
    else
        file = strcat('Batch_RAR_0',int2str(ib));
        load(file)
    end
    X_1 =0.6; X_2 = 1.5;
    % Determinar os valores óptimos Alpha_s
    Par_Emp = fminbnd('Sim_Opt_Emp_RAR_01_A',X_1, X_2, options);
    Alpha_s_Vm(i)=Par_Emp;      % Relação Alpha_s ---> Volume
    Par_Emp = fminbnd('Sim_Opt_Emp_RAR_01_B',X_1, X_2, options);
    Alpha_s_S(i)=Par_Emp;      % Relação Alpha_s ---> Sobressaturação
    Par_Emp = fminbnd('Sim_Opt_Emp_RAR_01_C',X_1, X_2, options);
    Alpha_s_T(i)=Par_Emp;      % Relação Alpha_s ---> Temperatura

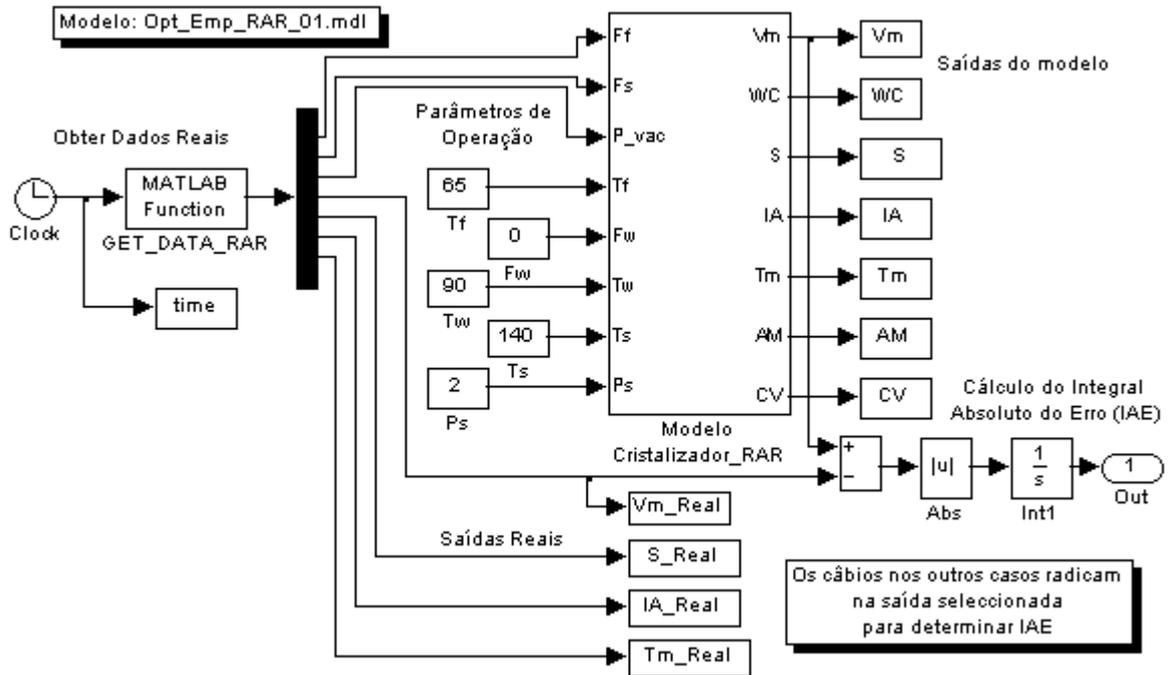
    X_1 =0.01; X_2 = 0.05;
    % Determinar os valores óptimos K_vap
    Par_Emp = fminbnd('Sim_Opt_Emp_RAR_02_A',X_1, X_2, options);
    K_vap_Vm(i)=Par_Emp;      % Relação K_vap ---> Volume
    Par_Emp = fminbnd('Sim_Opt_Emp_RAR_02_B',X_1, X_2, options);
    K_vap_S(i)=Par_Emp;      % Relacion K_Vap ---> Sobressaturação
    Par_Emp = fminbnd('Sim_Opt_Emp_RAR_02_C',X_1, X_2, options);
    K_vap_T(i)=Par_Emp;      % Relacion K_Vap ---> Temperatura

    X_1 =225; X_2 = 350;
    % Determinar os valores óptimos K_g
    Par_Emp = fminbnd('Sim_Opt_Emp_RAR_03_A',X_1, X_2, options);
    K_g_AM(i)=Par_Emp;      % Relação K_g ---> Tamanho medio
    Par_Emp = fminbnd('Sim_Opt_Emp_RAR_03_B',X_1, X_2, options);
    K_g_IA(i)=Par_Emp;      % Relação K_g ---> IA
    Par_Emp = fminbnd('Sim_Opt_Emp_RAR_03_C',X_1, X_2, options);
    K_g_S(i)=Par_Emp;      % Relação K_g ---> S
end

function F = Sim_Opt_Emp_RAR_01_A(Param)
% Esta função define o parâmetro a otimizar e em função de qual das saídas
% do modelo vai ser otimizado
Alpha_s = Param;
K_vap = 0.03; K_g = 248; K_n = 0.78; K_ag = 1.38e-5;
opt = simset('solver','ode5','SrcWorkspace','Current');
[tout,xout,yout] = sim('Opt_Emp_RAR_01',[0 5650],opt);
F =yout(length(yout));

```

A.3.16 Esquema implementado em MatLab Simulink para representar o modelo utilizado pela função de otimização *fminbnd*



A.3.17 Valores obtidos por optimização dos parâmetros empíricos do modelo e valor médio do erro do modelo (Função objectivo), (Caso de estudo Refinaria “RAR.SA”).

Saída		Valores dos parâmetros empíricos do modelo (Caso Refinaria “RAR.SA”)										Valor Médio	
		Batch											
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
S	α_s	1.071	0.914	1.328	1.039	1.143	0.966	0.622	1.303	0.893	1.148		1.042
	$ \hat{y} - y_p $	0.028	0.040	0.036	0.060	0.048	0.074	0.035	0.063	0.036	0.054	0.047	
T_m	α_s	1.227	1.157	1.255	0.900	1.243	1.112	0.947	1.289	1.206	1.301		1.164
	$ \hat{y} - y_p $	2.61	1.92	2.20	3.79	2.38	3.06	1.91	3.06	1.44	1.39	2.37	
V_m	α_s	0.751	1.246	1.500	0.900	1.500	1.177	1.089	1.257	1.369	1.396		1.218
	$ \hat{y} - y_p $	1.11	0.43	1.88	2.01	2.05	1.01	1.76	0.52	0.61	0.69	1.20	
Valor médio final de $\alpha_s \rightarrow$												1.141	
S	K_{vap}	0.0102	0.024	0.01	0.0106	0.01	0.048	0.04	0.01	0.048	0.0102		0.022
	$ \hat{y} - y_p $	0.023	0.052	0.048	0.041	0.041	0.080	0.101	0.066	0.049	0.046	0.054	
T_m	K_{vap}	0.035	0.050	0.032	0.050	0.016	0.042	0.046	0.021	0.019	0.020		0.033
	$ \hat{y} - y_p $	2.23	2.04	3.17	3.02	3.50	2.87	1.44	4.10	2.36	2.31	2.70	
V_m	K_{vap}	0.049	0.010	0.010	0.010	0.050	0.050	0.050	0.010	0.049	0.049		0.034
	$ \hat{y} - y_p $	1.79	0.86	2.48	2.42	2.26	1.3	2.06	1.12	1.62	1.62	1.75	
Valor médio final de $K_{vap} \rightarrow$												0.029	
AM	K_g	298	275	350	225	238	245	225	295	226	303		268
	$ \hat{y} - y_p $	0.001	0.01	0.012	0.011	0.001	0.001	0.034	0.004	0.007	0.003	0.008	
IA	K_g	252	333	350	270	255	302	225	335	298	323		294
	$ \hat{y} - y_p $	2.62	4.06	5.58	6.23	4.44	5.58	31.8	5.51	5.41	4.85	7.6	
S	K_g	252	287	349	326	320	308	344	339	336	338		319
	$ \hat{y} - y_p $	0.0031	0.041	0.053	0.055	0.046	0.077	0.089	0.064	0.044	0.054	0.052	
Valor médio final de $K_g \rightarrow$												294	

A.3.18 Valores obtidos por otimização dos parâmetros empíricos do modelo e valor médio do erro do modelo (Função objectivo), (Caso de estudo Refinaria “José Martí”).

		Valores dos parâmetros empíricos do modelo (Caso Refinaria “José Martí”)												
		Batch										Valor Médio		
Saída		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
T_m	α_s	1.441	1.326	1.323	1.100	1.383	1.187	1.260	1.261	1.340	1.336		1.296	
	$ \hat{y} - y_p $	2.87	2.01	2.54	1.74	3.2	1.85	1.66	2.10	1.53	2.05	2.15		
V_m	α_s	0.608	0.624	0.600	0.600	1.109	1.109	1.109	1.109	1.109	0.609		0.859	
	$ \hat{y} - y_p $	2.17	2.64	2.91	1.87	2.54	2.05	2.08	2.03	2.02	2.25	2.25		
Valor médio final de $\alpha_s \rightarrow$												1.077		
T_m	K_{vap}	0.010	0.009	0.008	0.004	0.01	0.012	0.011	0.009	0.011	0.008		0.0092	
	$ \hat{y} - y_p $	3.39	1.48	1.93	1.40	2.50	1.18	1.59	2.08	2.21	7.78	2.55		
V_m	K_{vap}	0.016	0.016	0.02	0.019	0.016	0.017	0.016	0.018	0.019	0.02		0.0177	
	$ \hat{y} - y_p $	0.91	0.64	5.59	0.42	7.61	1.25	0.89	2.22	1.42	1.56	2.25		
Valor médio final de $K_{vap} \rightarrow$												0.013		
wc	K_g	348	350	342	350	350	350	350	350	350	350		349	
	$ \hat{y} - y_p $	0.16	0.131	0.11	0.083	0.096	0.112	0.137	0.074	0.086	0.095	0.108		
Valor médio final de $K_g \rightarrow$												349		

A.3.19 Valores obtidos por otimização dos parâmetros empíricos do modelo e valor médio do erro do modelo (Função objectivo), (Caso de estudo Empresa Açucareira “30 de Noviembre”).

Saída		Valores dos parâmetros empíricos do modelo (Caso Empresa Açucareira “30 de Noviembre”)										Valor Médio
		Batch										
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
S	α_s	0.601	0.802	0.600	0.600	0.755	0.661	0.687	0.632	0.600	0.717	0.6655
	$ \hat{y} - y_p $	0.205	0.071	0.112	0.097	0.118	0.065	0.036	0.055	0.204	0.190	0.1153
T_m	α_s	0.697	1.000	1.000	1.000	0.774	1.000	0.730	1.000	0.801	0.601	0.8603
	$ \hat{y} - y_p $	5.67	6.09	5.59	5.84	2.38	4.95	2.09	4.14	4.54	2.59	4.388
V_m	α_s	0.600	1.000	0.628	0.883	0.968	1.000	1.000	1.000	0.600	0.600	0.8279
	$ \hat{y} - y_p $	0.53	5.94	3.92	2.10	2.73	3.06	6.51	3.61	3.87	3.76	3.603
Valor médio final de $\alpha_s \rightarrow$											0.785	
S	K_{vap}	0.049	0.049	0.049	0.049	0.035	0.039	0.049	0.049	0.050	0.032	0.045
	$ \hat{y} - y_p $	0.253	0.097	0.159	0.147	0.143	0.064	0.046	0.065	0.247	0.195	0.141
T_m	K_{vap}	0.049	0.049	0.049	0.049	0.015	0.049	0.014	0.049	0.049	0.011	0.038
	$ \hat{y} - y_p $	4.93	4.07	3.80	4.28	3.99	3.35	3.54	2.14	2.64	4.31	3.75
V_m	K_{vap}	0.050	0.011	0.049	0.049	0.011	0.011	0.011	0.011	0.049	0.049	0.03
	$ \hat{y} - y_p $	1.41	8.2	3.99	2.45	3.10	5.42	9.03	5.71	4.42	4.33	4.8
Valor médio final de $K_{vap} \rightarrow$											0.038	
AM	K_g	270	344	350	298	350	270	350	313	270	270	308.5
	$ \hat{y} - y_p $	0.202	0.000	0.004	0.000	0.047	0.034	0.003	0.001	0.116	0.112	0.051
S	K_g	350	350	350	350	350	346	282	300	350	350	337.8
	$ \hat{y} - y_p $	0.050	0.087	0.059	0.047	0.034	0.063	0.035	0.071	0.042	0.086	0.057
Valor médio final de $K_g \rightarrow$											323	

Apêndices B.

Simulações associadas às diferentes estratégias de controlo aplicadas no processo de cristalização batch de açúcar.

B.1 Estratégias de controlo Proporcional Integral Derivativo.

B.1.1 Condições iniciais das variáveis de estado no instante em que são activados os controladores.

	Ciclos de controlo "RAR.SA"				Ciclos de controlo "José Martí"				Ciclos de cont. "30 de Nov."	
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2
M_w	4622	3659	6351	3282	4888	3718	6318	3756	4888	3678
M_a	11690	13390	32520	12870	9457	12940	22670	14810	9457	11260
M_i	118.5	137.5	241.2	241.2	1889	531.6	958.8	958.8	1889	2259
M_c	0	0.139	311.1	2751	0	0.139	517.4	8378	0	0.4
V_m	12	12.45	22	18.8	12	12.15	22	19.4	12	12.41
T_m	66.9	67.58	69.24	77.66	67.1	65.56	69.57	78.93	67.1	70.02
$\tilde{\mu}_o$	0	2.9e+11	5.56e+11	1.73e+11	0	2.9e+11	7.26e+11	7e+11	0	2.9e+11
$\tilde{\mu}_1$	0	8.2e-5	0.197	6.937	0	8.2e-5	0.327	5.302	0	8.2e-5
$\tilde{\mu}_2$	0	5.0e-19	8.4e-14	4.71e-10	0	5.0e-19	1.9e-13	1.33e-10	0	5e-19
$\tilde{\mu}_3$	0	1.4e-31	3.85e-26	4.74e-20	0	1.4e-31	1.23e-25	5.34e-21	0	1.4e-32

B.1.2 Programa do algoritmo de sintonização dos parâmetros do controlador PID. (Processo “RAR.SA” - Controlador 1)¹⁵

```

% Programa para determinar os parâmetros do PID por minimização do ITAE
% Modelo RAR (Ciclo de controlo # 1)
clear all
% Cálculo do valor inicial de Kp, Ti, Td
Modelo = 'RAR_PID_1';

% Condições fronteiras e incremento
Kp_Ini=-10; Kp_Fin=-50; Inc_Kp =-10;
Ti_Ini=20; Ti_Fin=40; Inc_Ti =10;
Td_Ini= 0; Td_Fin =10; Inc_Td=5;

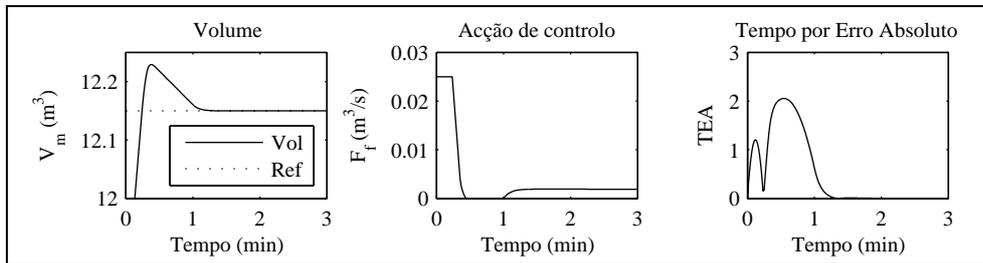
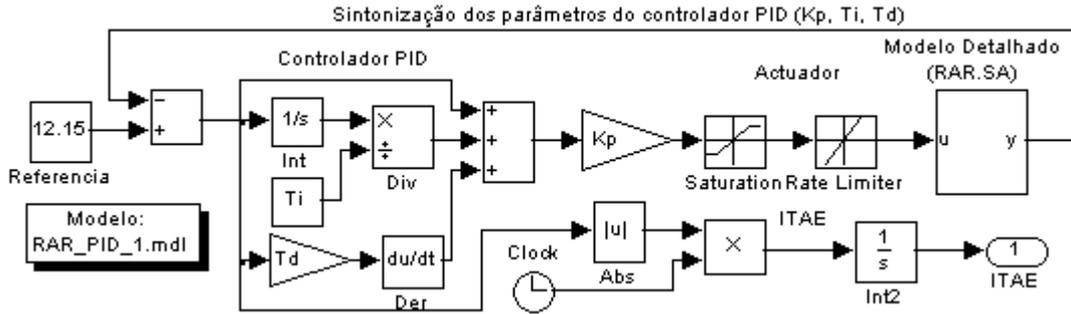
% Definição dos vectores
Vector_Kp=Kp_Ini:Inc_Kp:Kp_Fin;
Vector_Ti=Ti_Ini:Inc_Ti:Ti_Fin;
Vector_Td=Td_Ini:Inc_Td:Td_Fin;

% Avaliar o modelo para todos os valores de Kp, Ti, Td
for k=1:length(Vector_Kp)
    Kp=Vector_Kp(k);
    for p=1:length(Vector_Ti)
        Ti= Vector_Ti(p);
        for q=1:length(Vector_Td)
            Td =Vector_Td(q);
            opt = simset('solver','ode5','SrcWorkspace','Current');
            [tout,xout,yout] = sim(Modelo,[0 500],opt);
            IAE(k,p,q) =yout(length(yout));
        end
    end
end
end
% Determinar o valor mínimo da ITAE
[Y1,I1]=min(IAE);
[Y2,I2]=min(Y1);
[Y3,I3]=min(Y2);
% Determinar os valores que minimizam ITAE ()
pos_q=I3 ; pos_p=I2(pos_q); pos_k=I1(1,pos_p,pos_q);
% Valor inicial
pid0 = [Vector_Kp(pos_k); Vector_Ti(pos_p); Vector_Td(pos_q)]
% Determinar os valores óptimos
options = optimset('LargeScale','off','Display','iter','TolX',0.0001,'TolFun',1e-5);
pid = fminunc('Sim_RAR_PID_1', pid0, options);
Kp = pid(1); Ti = pid(2); Td = pid(3)

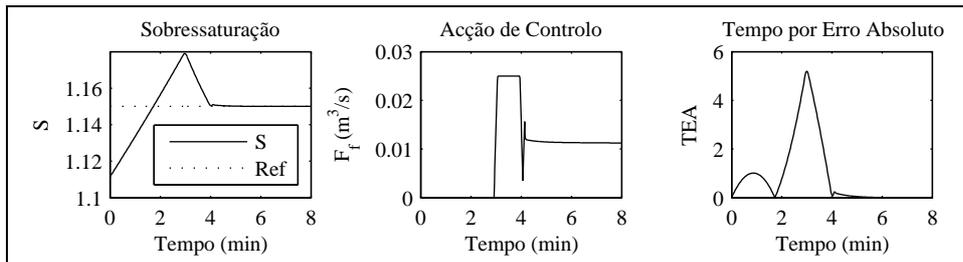
function F = Sim_RAR_PID_1(pid)
Kp = pid(1); % Transfere as variáveis para o modelo
Ti = pid(2);
Td = 0; %pid(3);
opt = simset('solver','ode5','SrcWorkspace','Current');
[tout,xout,yout] = sim('RAR_PID_1',[0 500],opt);
F =yout(length(yout));
    
```

¹⁵ A diferencia com os programas de sintonização dos restantes nove controladores radica nas condições iniciais e os parâmetros de operação do modelo utilizado para cada caso.

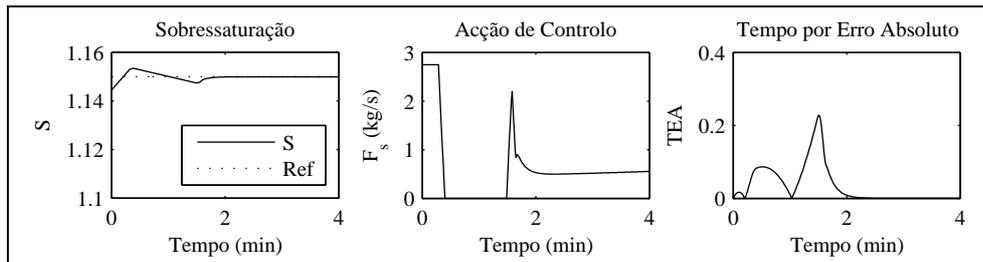
B.1.3 Resposta do algoritmo de sintonização do controlador PID (processo cristalização da Refinaria “RAR.SA”)¹⁶



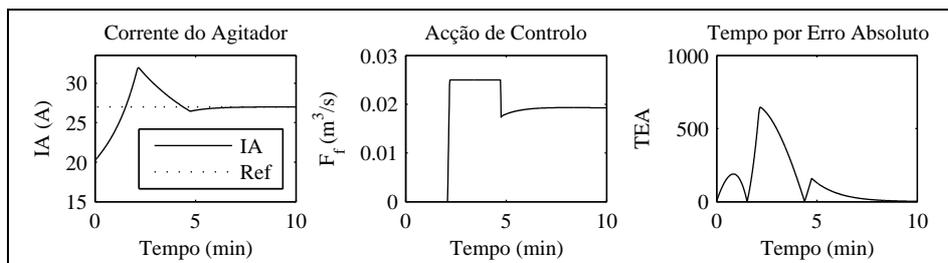
(a) Melhor resposta controlador PI- 1 (Parâmetros: $K_p=0.227$; $\tau_i=22.34$; $\tau_d=0$)(RAR.SA)



(b) Melhor resposta controlador PI- 2 (Parâmetros: $K_p=-42.82$; $\tau_i=35.56$; $\tau_d=0$)(RAR.SA)



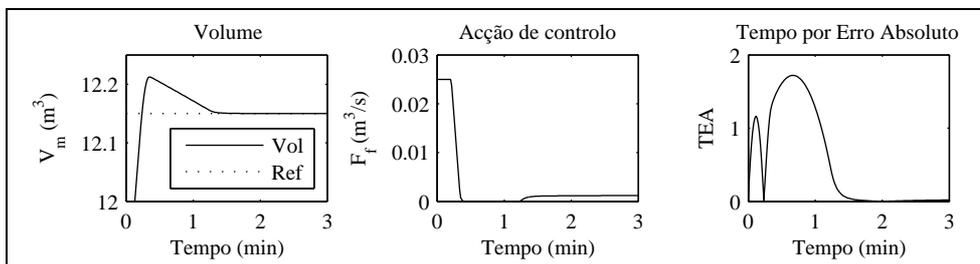
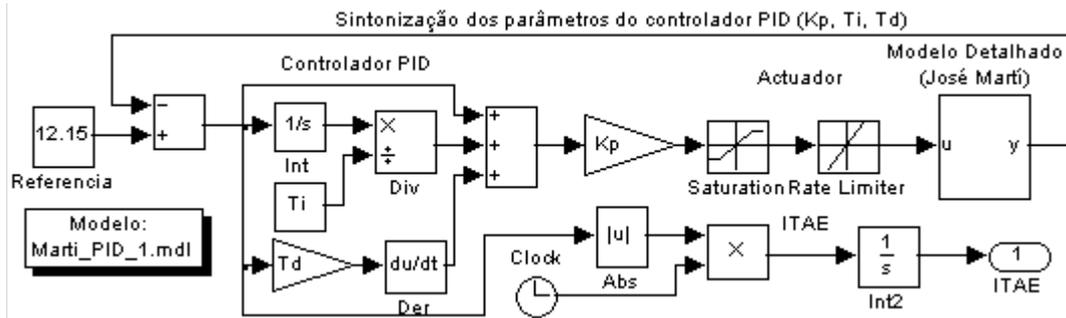
(c) Melhor resposta controlador PI- 3 (Parâmetros: $K_p=559$; $\tau_i=9.94$; $\tau_d=0$)(RAR.SA)



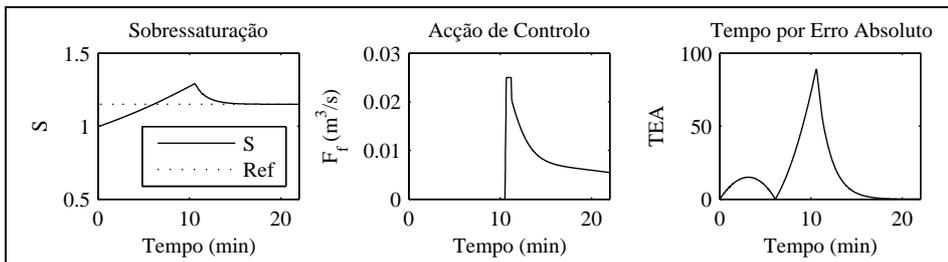
(d) Melhor resposta controlador PI- 3 (Parâmetros: $K_p=-0.5$; $\tau_i=61$; $\tau_d=0$)(RAR.SA)

¹⁶ O esquema do Simulink pertence à sintonização do controlador PI-1

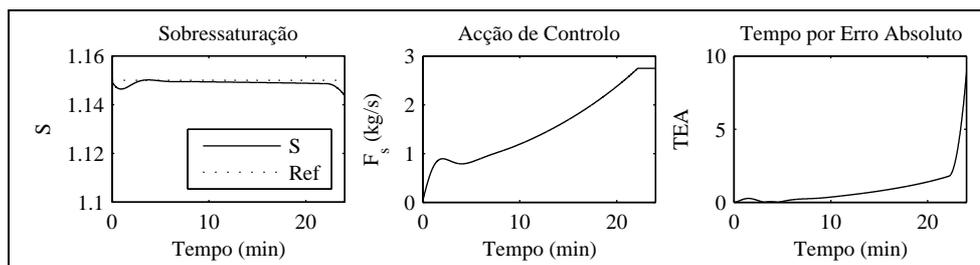
B.1.4 Resposta do algoritmo de sintonização do controlador PID (processo cristalização da Refinaria “José Martí”)



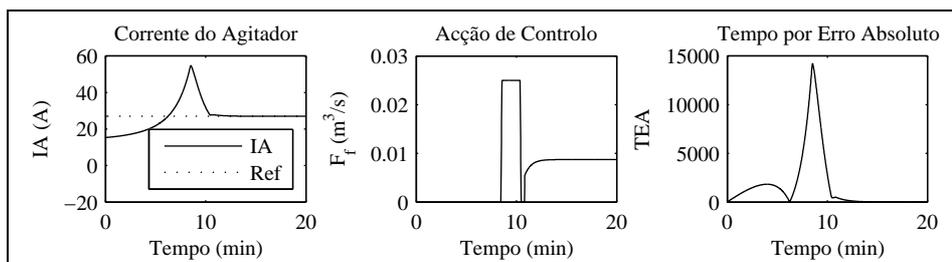
(a) Melhor resposta controlador PI- 1 (Parâmetros: $K_p=$; $\tau_i=$; $\tau_d=0$)(José Martí)



(b) Melhor resposta controlador PI- 2 (Parâmetros: $K_p=$; $\tau_i=$; $\tau_d=0$)(José Martí)

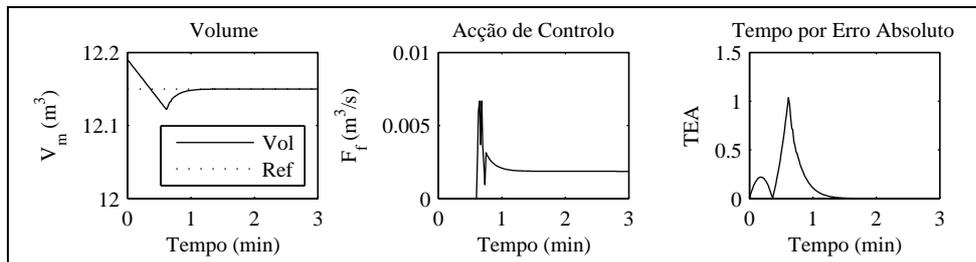
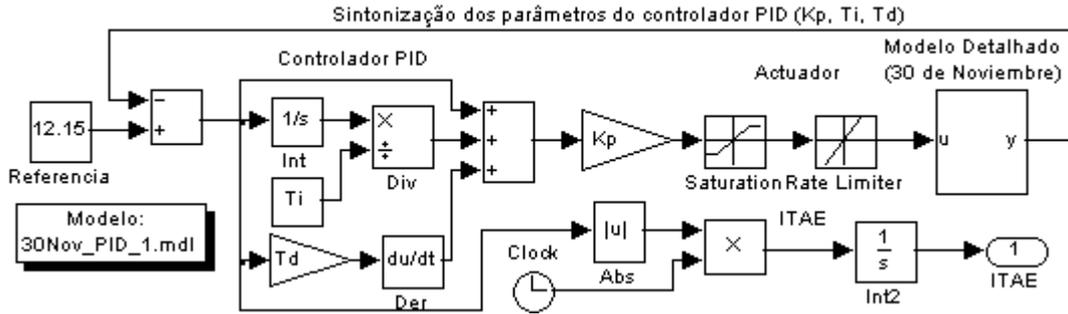


(c) Melhor resposta controlador PI- 3 (Parâmetros: $K_p=$; $\tau_i=$; $\tau_d=0$)(José Martí)

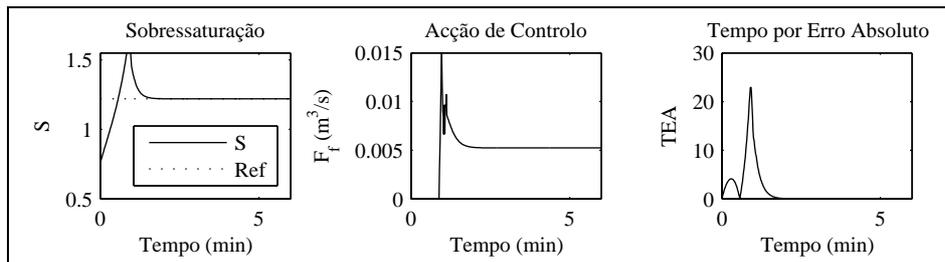


(d) Melhor resposta controlador PI- 3 (Parâmetros: $K_p=$; $\tau_i=$; $\tau_d=0$)(José Martí)

B.1.5 Resposta do algoritmo de sintonização do controlador PID (processo cristalização da Empresa Açucareira “30 de Noviembre”)

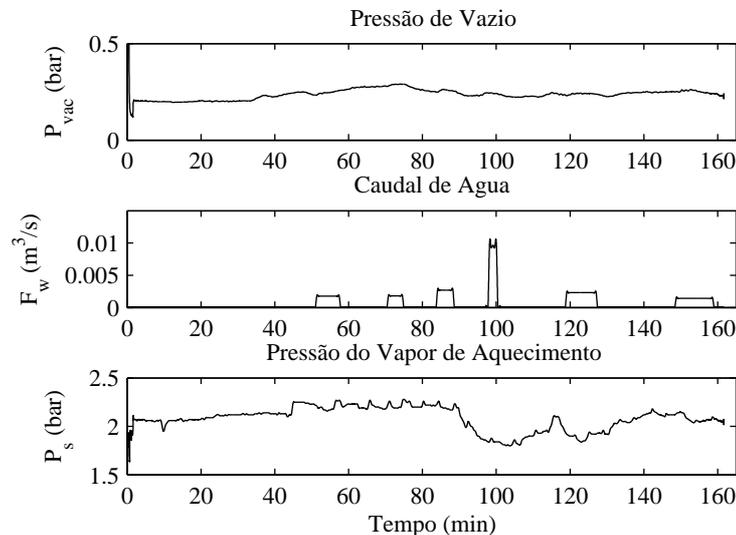


(a) Melhor resposta controlador PI- 1 (Parâmetros: $K_p=$; $\tau_i=$; $\tau_d=0$)(30 de Noviembre)

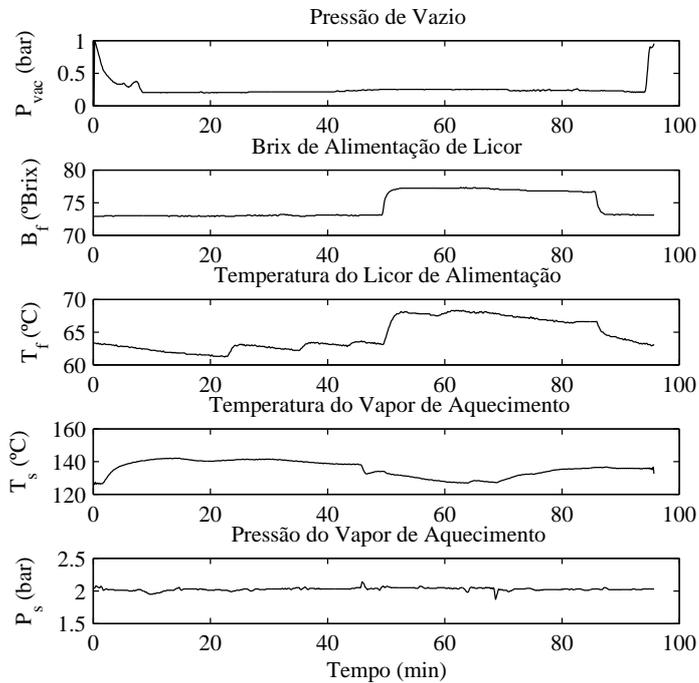


(b) Melhor resposta controlador PI- 2 (Parâmetros: $K_p=$; $\tau_i=$; $\tau_d=0$)(30 de Noviembre)

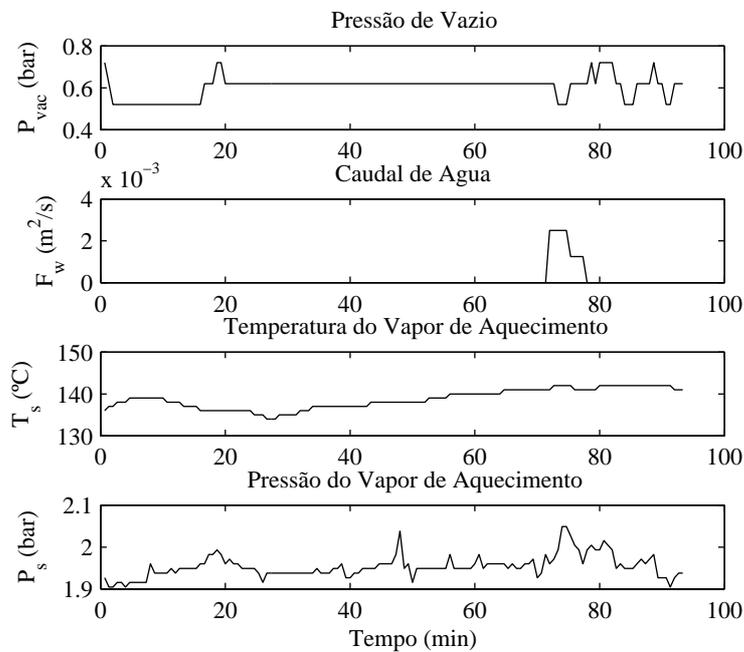
B.1.6 Representação gráfica dum conjunto de dados reais aplicados na validação do controlador PI para o processo de cristalização “30 de Noviembre” (Batch 1)



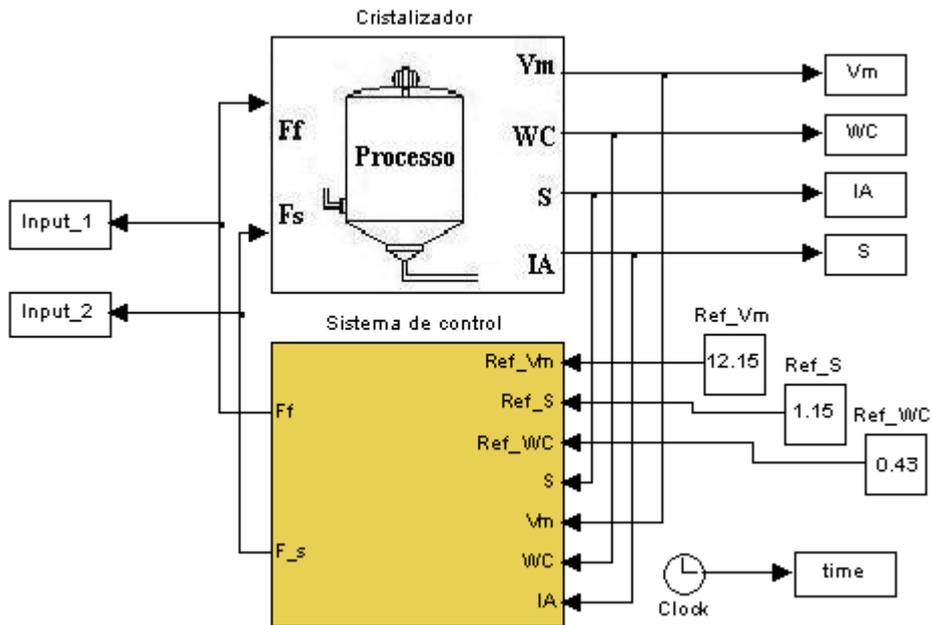
B.1.7 Representação gráfica dum conjunto de dados reais aplicados na validação do controlador PI para o processo de cristalização “RAR.SA” (Batch 1)



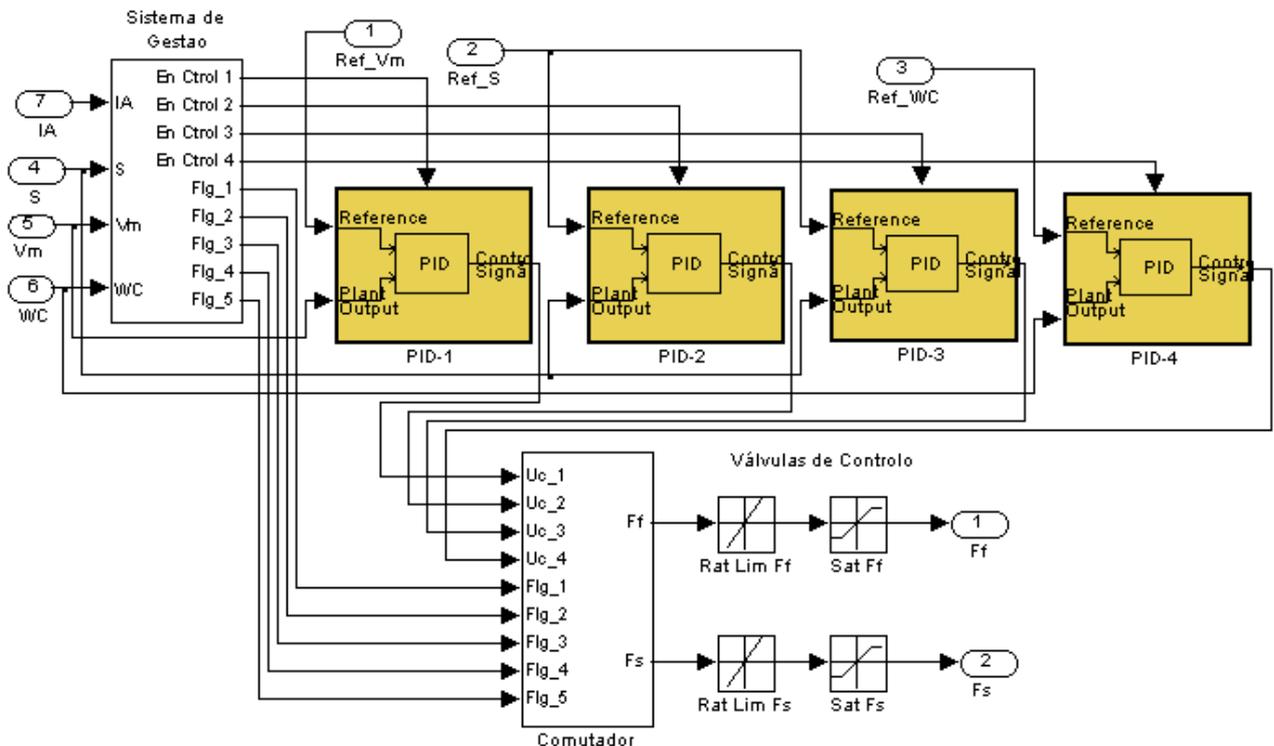
B.1.8 Representação gráfica dum conjunto de dados reais aplicados na validação do controlador PI para o processo de cristalização “José Martí” (Batch 1)



B.1.9 Modelo utilizado em MatLab para representar o processo de cristalização e o sistema geral de controlo (Caso Refinaria “RAR.SA”).¹⁷



B.1.10 Modelo utilizado em MatLab para representar o sistema de controlo.



¹⁷ O processo corresponde-se com o modelo apresentado no Apêndice A, definindo para cada caso os parâmetros de operação correspondentes.

B.2 Controlo preditivo baseado em modelos.

B.2.1 Modelo discreto do processo de cristalização.

```

% Cristal_Model_Discreto.m (modelo discreto cristalização)

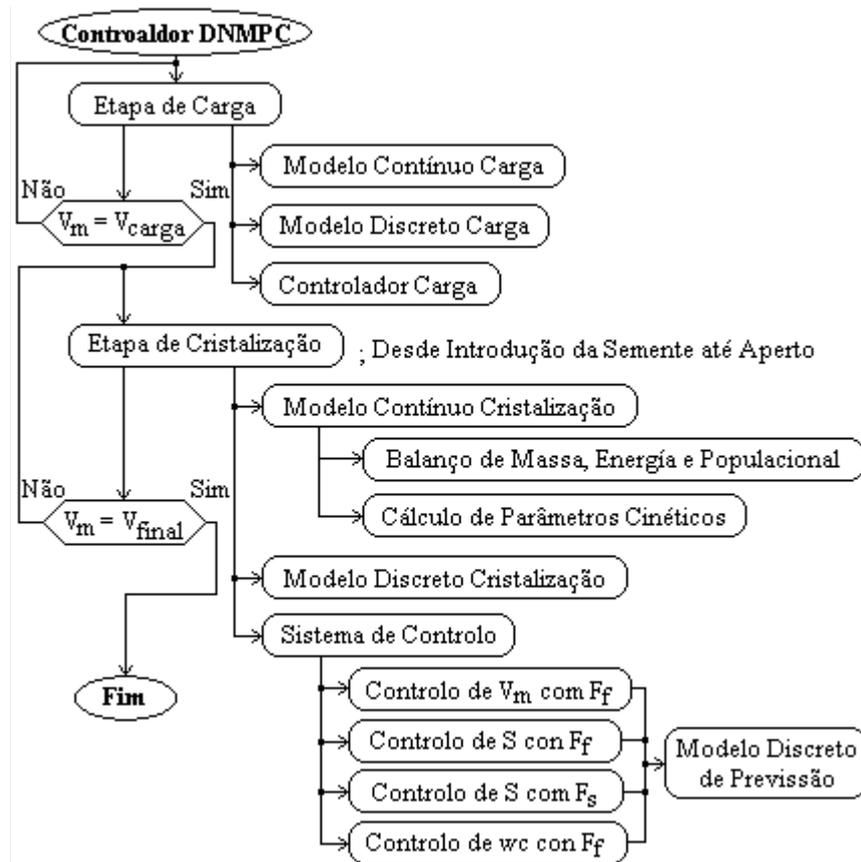
% parâmetros e propriedades físicas
Msol_m=Mw_m(i-1)+Ma_m(i-1)+Mi_m(i-1); % Massa da solução
Pursol_m=Ma_m(i-1)/(Ma_m(i-1)+Mi_m(i-1));
Bsol_m=(Ma_m(i-1)+Mi_m(i-1))/Msol_m; Bxsol_m=Bsol_m*100; % Brix da solução
Bxsat_m=64.447+8.222*1e-2*Tm_m(i-1)+1.66169*1e-3*Tm_m(i-1)^2-1.558*1e-6*Tm_m(i-1)^3-4.63*1e-8*Tm_m(i-1)^4;
Riw_m=Bxsol_m*(1-Pursol_m)/(100-Bxsol_m);
Csat_m=0.178*Riw_m+0.820+0.18*exp(-2.1*Riw_m);
S_m=(Bxsol_m/(100-Bxsol_m))/(Bxsat_m*Csat_m/(100-Bxsat_m)); % supersaturação
Rosol_pure_m=(1000+Bxsol_m*(200+Bxsol_m)/54)*(1-0.036*(Tm_m(i-1)-20)/(160-Tm_m(i-1)));
Rosol_m= Rosol_pure_m +1000*(-1+exp((-6.927*1e-6*Bxsol_m^2-1.164*1e-4*Bxsol_m)*(Pursol_m-1)));
Cpsol_m=4186.8-29.7*Bxsol_m+4.61*Bxsol_m*Pursol_m+0.075*Bxsol_m*Tm_m(i-1);
Hsol_m=Cpsol_m*Tm_m(i-1);
dHdBsol_m=-29.7*Tm_m(i-1)+4.61*Pursol_m*Tm_m(i-1)+0.075*Tm_m(i-1)*Tm_m(i-1);
dHdPur_sol_m=4.61*Bxsol_m*Tm_m(i-1);
Roc_m=1580.0; Cpc_m=1163.2+3.488*Tm_m(i-1); Hc_m=Cpc_m*Tm_m(i-1);
Vc_m=Mc_m(i-1)/Roc_m; Bxf_m=100*Bf_m;
Rof_m=(1000+Bxf_m*(200+Bxf_m)/54)*(1-0.036*(Tf_m-20)/(160-Tf_m));
Cpf_m=4186.8-29.7*Bxf_m+4.61*Bxf_m*Purf_m+0.075*Bxf_m*Tf_m;
Hf_m=Cpf_m*Tf_m; Row_m=1016.7-0.57*Tw_m;
Hw_m=2323.3+4106.7*Tw_m+0.6*Tw_m*Tw_m;
yvap_m=2263280-58210*log(Pvac_m); %0.1 bar < Pvac < 1 bar
Twvac_m=122.551*exp(-0.246*Pvac_m)*Pvac_m^0.413; %0.1 bar < Pvac < 0.6 bar
Hvap_m=2499980-24186*Pvac_m+(1891.1+106.1*Pvac_m)*Tm_m(i-1);
BPE_m=(0.03-0.018*Pursol_m)*(Twvac_m+84)*Bxsol_m/(100-Bxsol_m);
Rowvac_m=1016.7-0.57*Twvac_m;
Tws_m=100.884*exp(-1.203*1e-2*Ps_m)*Ps_m^0.288; %1 bar < Ps < 3 bar
Hs_m=2491860-13270*Ps_m+(1947.5+37.9*Ps_m)*Ts_m;
Hws_m=2323.3+4106.7*Tws_m+0.6*Tws_m*Tws_m;
DHs_m=Hs_m-Hws_m; W_m=15000; % potencia de agitação J/s
% suspensão
wc_m(i)=Mc_m(i-1)/(Msol_m+Mc_m(i-1)); % fracção mássica de cristais
Rom_m=Rosol_m*Roc_m/(Roc_m-wc_m(i)*(Roc_m-Rosol_m));
alfas=1.02; Kvap=0.03; Q_m=alfas*Fs_m*DHs_m; % fornecimento de calor
Jvap_m=(W_m+Q_m)/yvap_m+Kvap*(Tm_m(i-1)-Twvac_m-BPE_m); % Taxa de evaporação
if Jvap_m < 0
    Jvap_m=0;
end
% Cinética de cristalização
Sstar_m=1.129-0.284*(1-Pursol_m)+(2.333-0.0709*(Tm_m(i-1)-60))*(1-Pursol_m)^2;
Kv=0.84; R=8.314; % [J/molK], const. dos gases perfeitas
Kn=0.72; Kg=265; Kag=1.36*1e-5; Eg=57000;
if S_m < 1
    G_m=0;
else
    G_m= Kg*exp(-Eg/(R*(Tm_m(i-1)+273)))*(S_m-1)*exp(-13.863*(1-Pursol_m))*(1+2*(Vc_m/Vm_m(i-1)));
end
if S_m > Sstar_m
    Bo_m=0.502*0.0715*G_m^0.51*(60*1e6)^0.51*(Vc_m/(Kv*Vm_m(i-1)))^0.53*(1e14)^0.53*(1/60)*1e4;
    Bov_m=Bo_m*Vm_m(i-1);
else
    Bov_m=0;
end
end
    
```

```

beta_m=Kag*G_m*(Vc_m/Vm_m(i-1)^2);
if Mom0_m(i-1)==0; %evita divisão por 0
    Gv_m=0;
else
    Gv_m=3*Kv^(1/3)*(Vc_m/Mom0_m(i-1))^(2/3)*G_m; % Vc=Mom1
end
Mom0_m(i)=(Bov_m-0.5*beta_m*Mom0_m(i-1)^2)*Pm+Mom0_m(i-1); % moment 0
Mom1_m(i)=Gv_m*Mom0_m(i)*Pm+Mom1_m(i-1); % moment 1
Mom2_m(i)=(2*Gv_m*Mom1_m(i)+beta_m*Mom1_m(i)^2)*Pm+Mom2_m(i-1); % moment 2
Mom3_m(i)=(3*Gv_m*Mom2_m(i)+beta_m^3*Mom2_m(i)*Mom1_m(i))*Pm+Mom3_m(i-1); % mto 3
Jcris_m=Roc_m*Gv_m*Mom0_m(i);
if Jcris_m < 0
    Jcris_m=0;
end
%----- balanço de massa -----
Mw_m(i)=(Ff_m*Rof_m*(1-Bf_m)+Fw_m*Row_m-Jvap_m)*Pm+Mw_m(i-1);
Mi_m(i)=Ff_m*Rof_m*Bf_m*(1-Purf_m)*Pm+Mi_m(i-1);
Ma_m(i)=(Ff_m*Rof_m*Bf_m*Purf_m-Jcris_m)*Pm+Ma_m(i-1);
Mc_m(i)=Jcris_m*Pm+Mc_m(i-1);
par1=Msol_m*Cpsol_m+Mc_m(i)*Cpc_m;
a=(Hsol_m-Hc_m+(1-Bsol_m)*dHdBsol_m+(1-Pursol_m)*dHdPur_sol_m/Bsol_m)/par1;
b=(Hf_m-Hsol_m-(Bf_m-Bsol_m)*dHdBsol_m-(Purf_m-
Pursol_m)*dHdPur_sol_m*Bf_m/Bsol_m)*Rof_m/par1;
c=(Hsol_m-Hvap_m-Bsol_m*dHdBsol_m)/par1;
d=(W_m+Q_m+Fw_m*Row_m*(Hw_m-Hsol_m+Bsol_m*dHdBsol_m))/par1;
Tm_m(i)=(a*Jcris_m+b*Ff_m+c*Jvap_m+d)*Pm+Tm_m(i-1); % Temperatura
if S(i)>1.11 & flag1_m==1
    flag1_m=0;
    seed_m=1;
    Mc_m(i)=Mc_in;
    Mom0_m(i)=Mom0_in;
    Mom1_m(i)=Mom1_in;
    Mom2_m(i)=Mom2_in;
    Mom3_m(i)=Mom3_in;
end
% Determinação numérica de AM e CV
if Flag_ch_1 == 1
    AM_m(i)=0; CV_m(i)=0;
else
    if Mom1_m(i)==0
        Muw3_m(i)=0; Muw6_m(i)=0; AM_m(i)=0; CV_m(i)=0;
    else
        Kv=0.84; Muw3_m(i)=Mom2_m(i)/(Kv*Mom1_m(i));
        Muw6_m(i)=Mom3_m(i)/(Kv^2*Mom1_m(i));
        coef1_m=15*Muw3_m(i)^2;
        coef2_m=45*Muw3_m(i)^2-9*Muw6_m(i);
        coef3_m=15*Muw3_m(i)^2-6*Muw6_m(i);
        coef4_m=Muw3_m(i)^2-Muw6_m(i);
        coef_vec_m=[coef1_m coef2_m coef3_m coef4_m];
        X_m(i,:)=sort(roots(coef_vec_m));
        for k=1:length(X_m(i,:))
            if X_m(i,k)<=0 | isreal(X_m(i,k))==0;
                AM_m(i)=0;
                CV_m(i)=0;
            else
                AM_m(i)=((Muw3_m(i)/(1+3*X_m(i,k)))^(1/3))*1e3;
                CV_m(i)=100*(X_m(i,k))^(1/2);
            end
        end
    end
end
end
Vm_m(i) = Vm(i);

```

B.2.2 Algoritmo geral da implementação do DN MPC.



B.2.3 Programa completo da implementação do DN MPC na EHO “RAR.SA”.

```

% Empirico_Caso_1.m (Implementação do controlador DN MPC (Caso RAR.SA).
% Cenário 1. Não existem perturbações nos parâmetros do processo
% Control_1: Controlo de V com Licor(Ff), Control_2: Controlo de S com Licor
% Control_3: Controlo de S com Vapor(Fs), Control_4: Controlo de wc com Xarope
clear all
Datos_Cristalizador; % Definição dos parâmetros de operação empíricos
Pm = 10; % Período de amostragem
Hp_1 = 5; Hc_1 = 2; % Horizonte de previsão e controlo Volume
Hp_2 = 5; Hc_2 = 2; % Horizonte de previsão e controlo Sobressaturação
Hp_3 = 5; Hc_3 = 2; % Horizonte de previsão e controlo Corrente do agit.
% Variáveis utilizadas no programa
seed=0; seed_m = 0; flag_seed=1; Vmax=60; Cont_Tiempo = 12;
flag1=1; flag1_m=1; Var_End = 0; Concent = 0; Flag_S_1 = 0; Flag_Feed = 0;
Flag_Vapor = 0; Flag_Xarope = 0; Flag_Aperto = 0;
Var_Ruido_1=0; Var_Ruido_2=0; Flag_Pert_1 = 0; Flag_Pert_2 = 0; Flag_Pert_3 = 0;
Perturb_1 = 0; % Afecta Ff i=180 --> -0.01; i=240 --> 0
Perturb_2 = 0; % Afecta Pvac i=310 --> 0.05; i=350 --> 0
Perturb_3 = 0; % Afecta Purf i=460 --> -0.02; i=490 --> 0
Cond_Ini; % Condições iniciais.
% Implemento a etapa de carga para o modelo.
i = 1; Volumen = 0; Flag_ch_1 = 1;
y_charge = [0 0 0 0];
while Volumen <= Volumen_Charge
Proces_Charge; % (Processo)"model_charge.m"
    
```

```

% Simular o modelo discreto
Ff_m=Inp_1(i-1); Fs_m=Inp_2(i-1);
Tm_m(i-1)=Tm(i-1); Vm_m(i-1)=Vm(i-1);
Charge_Model_Discreto % (Modelo discreto)
Controlador_Charge
end
Flag_ch_1=0; Ref_1 = Vm(i); t_charge = i; Inp_1(i-1)=0;
% Implemento a etapa desde a concentração até aperto
Vol = Vm(t_charge);
y =[Mw(t_charge) Mi(t_charge) Ma(t_charge) Mc(t_charge) Tm(t_charge) 0 0 0 0];
while Var_End == 0
    Proces_Crystal; % (Processo) "masbal_crytal.m"
    %Simular el modelo discreto
    Ff_m=Inp_1(i-1); Fs_m=Inp_2(i-1);
    Tm_m(i-1)=Tm(i-1); Vm_m(i-1)=Vm(i-1);
    Cristal_Model_Discreto % (Modelo Discreto)
    comp_time_ini = cputime; % tempo de computo
    controlador_mixto % Sistema de controlo geral
    comp_time_end = cputime - comp_time_ini;
    TIME_COMP(i)= comp_time_end;
    time(i) = (i-1)*Pm; i = i+1
end
AM_final=AM(end)
CV_final=CV(end)

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% Proces_Charge.m (Programa para simular a etapa de carga)
i = i+1
%Proceso etapa de carga
t1 = (i-1)*Pm; t2 = i*Pm; % tempo equivalente a Pm
Ff = Inp_1(i-1); Fs = Inp_2(i-1); % Variáveis de controlo
Ruido_1(i)=Var_Ruido_1*random('Normal',0,0.01,1,1);
Ruido_2(i)=Var_Ruido_2*random('Normal',0,0.01,1,1);
Bf_real(i)=Bf_m+Ruido_1(i)+Perturb_1;
Purf_real(i)= Purf_m+Ruido_2(i)+Perturb_2;
Bf = Bf_real(i);
Purf = Purf_real(i);
int_time = [t1, t2];
% Executar o modelo detalhado.
[Tim, out] = ODE23(@model_charge,int_time,y_charge);
[nrowy,ncoly]=size(out);
y_charge=out(nrowy,:);
for j=1:length(y_charge)
    if y_charge(j) < 0
        y_charge(j)=0;
    end
end
end
Mw(i) = y_charge(1); Mi(i) = y_charge(2); Ma(i) = y_charge(3);
Vm(i) = y_charge(4); Tm(i)=Tf_m; Mc(i)= 0;
Mom0(i) = 0; Mom1(i) = 0; Mom2(i) = 0;
Mom3(i) = 0; Muw3(i)= 0; Muw6(i)= 0;
AM(i)= 0; CV(i)= 0; S(i) = 0;
Volumen = Vm(i); time(i) = (i)*Pm;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

function f = model_charge(t,y)

global Ff Bf Tf Purf Bxf Rof;
Bxf=100*Bf;
Rof=(910.6+6.287*Bxf)*(0.982+0.0006*Tf-0.000009*Tf^2);

```

```

%----- Equações de balanço de massa -----
f(1)=Ff*Rof*(1-Bf);
f(2)=Ff*Rof*Bf*(1-Purf);
f(3)=Ff*Rof*Bf*Purf;
f(4)=Ff;
f = f';

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% Charge_Model_Discreto.m (Programa modelo discreto etapa de carga)

Bxf_m=100*Bf_m;
Rof_m=(910.6+6.287*Bxf_m)*(0.982+0.0006*Tf_m-0.000009*Tf_m^2);
%----- Equações discretas de balanço de massa -----
Mw_m(i)=Ff_m*Rof_m*(1-Bf_m)*Pm+Mw_m(i-1);
Mi_m(i)=Ff_m*Rof_m*Bf_m*(1-Purf_m)*Pm+Mi_m(i-1);
Ma_m(i)=Ff_m*Rof_m*Bf_m*Purf_m*Pm+Ma_m(i-1);
Vm_m(i)=Ff*Pm+Vm_m(i-1);
Tm_m(i)=Tm_m(i-1);
Mom0_m(i)= Mom0_m(i-1);
Mom1_m(i) = Mom1_m(i-1);
Mom2_m(i) = Mom2_m(i-1);
Mom3_m(i) = Mom3_m(i-1);
Mc_m(i) = Mc_m(i-1);
AM_m(i)= AM_m(i-1);
CV_m(i)=CV_m(i-1);
SS_m(i) = SS_m(i-1);

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% Controlador_Charge.m (Programa do controlador da etapa de carga)
% Definir a acção de controlo
Set_Point_1(i)= W_1; Set_Point_2(i)= W_2;
Set_Point_3(i)= W_3; Set_Point_4(i)= W_4;
% Etapa de carga Não há Controlo
% A entrada de alimentação abre-se até o máximo
% Gama [0 .... 0.025](T/s)
% Máxima variação 0.005 m³ em 10 segundos
Inp_1(i)= Inp_1(i-1)+0.005;
if Inp_1(i)>0.025
    Inp_1(i)=0.025;
end
Inp_2(i)= 0;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%Proces_Crystal.m (Programa que simula etapa cristalização)
Cristal_Model_Continuo % Processo
S(i)=S(i)+Ruido_1(i);
if Conccent == 0
    Error_1 = Vm(i)-Vm_m_e;
end
if (Conccent == 1)&(Flag_Feed ==0)
    Error_2 = S(i)-S_m_e;
end
if Vm(i)>=50
    Var_End = 1; % Parada do programa por seguranza
end
if Flag_Xarope == 1
    Error_3 = wc(i)-wc_m_e;
end
Set_Point_1(i)= W_1; Set_Point_2(i)= W_2;
    
```

```

Set_Point_3(i)= W_3; Set_Point_4(i)= W_4;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% Cristal_Model_Continuo.m (Programa processo Continuo)
t1 = (i-1)*Pm; t2 = i*Pm; % tempo equivalente a PM
Ff = Inp_1(i-1); Fs = Inp_2(i-1); % Variáveis de controlo

int_time=[t1, t2];
OPTIONS = ODESET('RelTol',1e-4,'AbsTol',1e-12);
% Possíveis perturbações
if Flag_Pert_1 == 1
    if i== 190 %180
        Perturb_1 = -0.03;
    end
    if i== 235
        Perturb_1 = 0;
    end
end
if Flag_Pert_2 == 1
    if i== 300
        Perturb_2 = 0.04;
    end
    if i== 335
        Perturb_2 = 0;
    end
end
if Flag_Pert_3 == 1
    if i== 495
        Perturb_3 = -0.06;
    end
    if i== 510
        Perturb_3 = 0;
    end
end
Ruido_1(i)=Var_Ruido_1*random('Normal',0,0.01,1,1);
Ruido_2(i)=Var_Ruido_2*random('Normal',0,0.005,1,1);
Bf_real(i)=Bf_m+Perturb_1; Pvac_real(i) =Pvac_m+Perturb_2;
Purf_real(i)= Purf_m+Perturb_3; Bf = Bf_real(i);
Pvac = Pvac_real(i); Purf = Purf_real(i);

Constant = [Fw, Ff, Bf, Tf, Purf, Pvac, Fs, Ps, Ts, Tw, Vol];
% Modelo detalhado
[Tim,out] = ODE23(@masbal_crystal,int_time,y,OPTIONS, Constant, [],[],[],0,seed);
[nrowy,ncoly]=size(out);
y=out(nrowy,:);
for j=1:length(y)
    if y(j) < 0
        y(j)=0;
    end
end
Mw(i)=y(1); Mi(i)=y(2); Ma(i)=y(3); Mc(i)=y(4); Tm(i)=y(5);
Mom0(i)=y(6); Mom1(i)=y(7); Mom2(i)=y(8); Mom3(i)=y(9);

% Cálculo numérico de AM and CV
if Mom1(i)==0
    Muw3(i)=0; Muw6(i)=0; AM(i)=0; CV(i)=0;
else
    Kv=0.84;
    Muw3(i)=Mom2(i)/(Kv*Mom1(i));
    Muw6(i)=Mom3(i)/(Kv^2*Mom1(i));
    coef1=15*Muw3(i)^2;

```

```

coef2=45*Muw3(i)^2-9*Muw6(i);
coef3=15*Muw3(i)^2-6*Muw6(i);
coef4=Muw3(i)^2-Muw6(i);
coef_vec=[coef1 coef2 coef3 coef4];
X(i,:)=sort(roots(coef_vec));
for k=1:length(X(i,:))
    if X(i,k)<=0 | isreal(X(i,k))==0;
        AM(i)=0; CV(i)=0;
    else
        AM(i)=(Muw3(i)/(1+3*X(i,k)))^(1/3)*1e3;
        CV(i)=100*(X(i,k))^(1/2);
    end
end
end
% Propriedades da solução
Msol(i)=Mw(i)+Ma(i)+Mi(i);
Pursol(i)=Ma(i)/(Ma(i)+Mi(i));
Bsol(i)=(Ma(i)+Mi(i))/Msol(i);
Bxsol(i)=Bsol(i)*100;
Riw(i)=Bxsol(i)*(1-Pursol(i))/(100-Bxsol(i));
Csat(i)=0.178.*Riw(i)+0.820+0.18.*exp(-2.1*Riw(i));
%Fracção mássica de cristais
wc(i)=Mc(i)/(Mc(i)+Msol(i));
%Densidade da solução pura
Rosol_pure(i)=(1000+Bxsol(i).*(200+Bxsol(i))./54).*(1-0.036.*(Tm(i)-20)./(160-Tm(i)));
%Densidade da solução impura
Rosol(i)= Rosol_pure(i) +1000.*(-1+exp((-6.927*1e-6.*Bxsol(i).^2-1.164*1e-4.*Bxsol(i)).*(Pursol(i)-1)));
Roc(i)=1580.0;
Rom(i)=Rosol(i).*Roc(i)/(Roc(i)-wc(i).*(Roc(i)-Rosol(i)));
Vc(i)=Mc(i)/Roc(i);
Bxsat(i)=64.447+8.222*1e-2*Tm(i)+1.66169*1e-3*Tm(i).^2-1.558*1e-6*Tm(i).^3-4.63*1e-8*Tm(i).^4;
S(i)=(Bxsol(i)/(100-Bxsol(i)))/(Bxsat(i).*Csat(i)/(100-Bxsat(i)));
Vm(i) = (Mc(i)+Msol(i))/Rom(i);
Vol = Vm(i);
% Corrente do agitador
Vis_sol(i) = 0.1*(0.99*((14+0.2*Bxsol(i)-0.05*Tm(i))/(97-6*(0.2*Bxsol(i)-0.05*Tm(i))))^4;
Vism(i) = 10^(log10(Vis_sol(i)+1.326*(wc(i)+(1-wc(i))*Bsol(i))*wc(i)/(0.85-wc(i))));
Brix_real(i)=Bf;
Ia(i) = 10.5+7.896*(10^-3)*((Rom(i)^2)/Vism(i))*10^(-3.9+19.6*wc(i)^3.6);
if S(i)>=1.11 & flag1==1
    flag1=0;
    seed=1;
    Concent=1;
    y(4)=Mc_in;
    y(6)=Mom0_in;
    y(7)=Mom1_in;
    y(8)=Mom2_in;
    y(9)=Mom3_in;
end

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

function f=masbal_crystal(t,y,Constant,max_inp,max_GBbeta,net,mode,seed);
%----variáveis de estado ----
Mw=y(1); Mi=y(2); Ma=y(3); Mc=y(4); Tm=y(5);
Mom0=y(6); Mom1=y(7); Mom2=y(8); Mom3=y(9);
%----variáveis de entrada -----
Fw = Constant(1); Ff = Constant(2); Bf = Constant(3); Tf = Constant(4);
Purf = Constant(5); Pvac = Constant(6); Fs = Constant(7); Ps = Constant(8);
Ts = Constant(9); Tw = Constant(10); Vm = Constant(11);
global time t_intro W
%----- Parâmetros e propriedades físicas

```



```

function
[Bov,Gv,beta,G,Sstar]=kinetics_crystal(Mom0,Tm,S,Pursol,Vc,Vm,max_inp,max_GBbeta,net,mode);
Sstar=1.129-0.284*(1-Pursol)+(2.333-0.0709*(Tm-60))*(1-Pursol)^2;
Kv=0.84;
if mode==1
    % Calculo de parametros por NN
    nn_inp=[Pursol;Tm;S;Vc/Vm];
    for i=1:length(max_inp)
        nn_ninput(i)=nn_inp(i)./max_inp(i);
    end
    nn_y=sim(net,nn_ninput');
    for i=1:length(nn_y)
        y_nn(i)=nn_y(i)*max_GBbeta(i);
    end
    G=y_nn(1);  Bov=y_nn(2);  beta=y_nn(3);
else
    R=8.314; % [J/molK], const. dos gases perfeitas
    Kn=0.72;  Kg=265;  Kag=1.36*1e-5;  Eg=57000;
    if S < 1
        G=0;
    else
        G= Kg*exp(-Eg/(R*(Tm+273)))*(S-1)*exp(-13.863*(1-Pursol))*(1+2*(Vc/Vm));
    end
    if S > Sstar
        Bo=0.502*0.0715*G^0.51*(60*1e6)^0.51*(Vc/(Kv*Vm))^0.53*(1e14)^0.53*(1/60)*1e4;
        Bov=Bo*Vm;
    else
        Bov=0;
    end
    beta=Kag*G*(Vc/Vm^2);
end
if Mom0==0; %evitar divisão por 0
    Gv=0;
else
    Gv=3*Kv^(1/3)*(Vc/Mom0)^(2/3)*G;
end

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% Contraldor_mixto.m (Programa para determinar as acções do controlo)
% Fase de concentração
if Flag_ch_1==0
    if (Concent == 0) & (Flag_S_1 == 0)
        U_1 = round(Inp_1(i-1)*256/U_1_max);          % manter volume constante
        Control_V_Hc
    % Abrir a válvula de vapor até obter 2 Kg/s, velocidade de 0.1125 kg cada 10 s
        Inp_2(i)= Inp_2(i-1)+0.1125;
        if Inp_2(i)>2
            Inp_2(i)=2;
        end
        if S(i)>=1.05
            Flag_S_1 = 1;
        end
    end
    if (Concent == 0) & (Flag_S_1 == 1)
        U_1 = round(Inp_1(i-1)*256/U_1_max);          % manter volume constante
        Control_V_Hc                                % DN MPC- 1
    % Fechar a válvula de vapor até obter 1.35 Kg/s, velocidade de 0.1125 kg cada 10 s
        Inp_2(i)= Inp_2(i-1)-0.1125;
        if Inp_2(i)<2
            Inp_2(i)=2
        end
    end
end

```

```

end
if S(i)>=1.11
    Concent = 1; Inp_2(i)= 1.4; Inp_2(i-1)= 1.4; Cont_Tiempo = 20;
end
end
% Esperar dois minutos depois de introduzir a sementeira.
if (Concent == 1) & (Flag_Vapor == 0)
    if Cont_Tiempo >0
        if Cont_Tiempo==1
            Inp_1(i)=Inp_1(i-1); Inp_2(i)=Inp_2(i-1);
        else
            Inp_1(i)=Inp_1(i-1); Inp_2(i)=Inp_2(i-1);
        end
        Cont_Tiempo = Cont_Tiempo -1;
    else
        if Flag_Feed == 0
            % Alimentar com licor, Manter o caudal de vapor constante
            Inp_2(i)= 1.4;
            % Controlar la Sobressaturação com caudal de licor
            U_1 = round(Inp_1(i-1)*256/U_1_max);
            Control_S_Ff_Hc          % DN MPC- 2
            if Vm(i) >= 22
                Flag_Vapor = 1;
            end
        end
    end
end
if (Flag_Vapor == 1)&(Flag_Xarope == 0)
    % Controlar Sobressaturação com caudal de vapor
    U_2 = round(Inp_2(i-1)*256/U_2_max);
    Control_S_Fs_Hc          % DN MPC- 3
    Inp_1(i)= Inp_1(i-1)-0.005;
    if Inp_1(i)<0
        Inp_1(i)=0;
    end
    if (Ia(i)>= 20)&(Inp_2(i)>=2.5)
        Flag_Xarope = 1; Bf_m = B_xar; Purf_m = Pur_xar;
    end
end
if (Flag_Xarope == 1)&(Flag_Aperto== 0)
    Inp_2(i)=Inp_2(i-1);
    U_1 = round(Inp_1(i-1)*256/U_1_max);          % Controlar a fracção mássica
    Control_wc_Ff_Hc          % DN MPC- 4
    if Vm(i) >= 30
        Flag_Aperto = 1;
    end
end
% Etapa de aperto
if Flag_Aperto== 1
    Inp_1(i)= Inp_1(i-1)-0.005;
    if Inp_1(i)<0
        Inp_1(i)=0;
    end
    Inp_2(i)= Inp_2(i-1)-0.1125;
    if Inp_2(i)<1.5
        Inp_2(i)=1.5;
    end
    if Ia(i)>= 60
        Var_End=1;
    end
end
end
end
end

```

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% Control_V_Hc.m (programa que controla o volume com Ff)
Ref_1=Alfa_1*Ref_1+(1-Alfa_1)*(W_1-Error_1);           % Definir referência
clear U_vet_1 H_vet_1 H_vet_temp_3 H_vet_temp_2;
% Aplico restrições
U_vet_1(VU_1_max+1)=U_1;
for j=1:VU_1_max;
    U_vet_1(VU_1_max+1+j)=U_1+j;
    if U_vet_1(VU_1_max+1+j)>(2^Nbits)-1
        U_vet_1(VU_1_max+1+j)=(2^Nbits)-1;
    end
    U_vet_1(VU_1_max+1-j)=U_1-j;
    if U_vet_1(VU_1_max+1-j)< 0
        U_vet_1(VU_1_max+1-j)= 0;
    end
end
Long_Ini = length(U_vet_1);  U_vet_temp_2 = U_vet_1;
if Hc_1==2
    for k=1:Long_Ini
        U_1 = U_vet_temp_2(k);
        U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1)=U_1;
        for p=1:SVar_1
            U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1+p)=U_1+p;
            if U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1+p)> (2^Nbits)-1
                U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1+p)= (2^Nbits)-1;
            end
            U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1-p)=U_1-p;
            if U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1-p)< 0
                U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1-p)= 0;
            end
        end
    end
end
% Calcular as possíveis saídas
for j = 1:size(U_vet_temp_3,2)
    Mw_m_e = Mw_m(i);  Mi_m_e = Mi_m(i);  Ma_m_e = Ma_m(i);
    Mc_m_e = Mc_m(i);  Vm_m_e = Vm_m(i);  Tm_m_e = Tm_m(i);
    wc_m_e = wc_m(i);  Mom0_m_e = Mom0_m(i);  Mom1_m_e = Mom1_m(i);
    Mom2_m_e = Mom2_m(i);  Mom3_m_e = Mom3_m(i);  Muw3_m_e = Muw3_m(i);
    Muw6_m_e = Muw6_m(i);  AM_m_e = AM_m(i);  CV_m_e = CV_m(i);
    Ff_m = U_1_max*U_vet_1(ceil(j/(SVar_1*2+1)))/(2^Nbits);
    Cristal_model_predictor
    H_vet_est_1(ceil(j/(SVar_1*2+1)))=S_m_e;
    Ff_m = U_1_max*U_vet_temp_3(j)/(2^Nbits);
    Cristal_model_predictor
    for p=3:Hp_2
        Cristal_model_predictor
    end
    H_vet_1(j)=Vm_m_e+Error_1;
end
% Buscar controlo que minimize o erro.
Posis = 1;  Posis_1 = 1;
Minimo = (H_vet_1(1)-Ref_1)^2;
for j = 2:size(H_vet_1,2)
    if ((H_vet_1(j)-Ref_1)^2)<Minimo
        Minimo= ((H_vet_1(j)-Ref_1)^2);
        Posis_1 = j;  Posis = ceil(j/(SVar_1*2+1));
    end
end
end
U_1=U_vet_1(Posis);

```

```

Vm_m_e = H_vet_1(Posis_1);
Ff= U_1_max*U_1/(2^Nbits);
Inp_1(i)=Ff;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% Control_S_Ff_Hc.m (programa que controla a sobressaturação com Ff)
Ref_2=Alfa_2*Ref_2+(1-Alfa_2)*(W_2-Error_2); % Definir referência.
clear U_vet_1 H_vet_1 H_vet_temp_3 H_vet_temp_2;
% Aplico restrições
U_vet_1(VU_1_max+1)=U_1;
disp('Control S with Ff')
for j=1:VU_1_max;
    U_vet_1(VU_1_max+1+j)=U_1+j;
    if U_vet_1(VU_1_max+1+j)>(2^Nbits)-1
        U_vet_1(VU_1_max+1+j)=(2^Nbits)-1;
    end
    U_vet_1(VU_1_max+1-j)=U_1-j;
    if U_vet_1(VU_1_max+1-j)<0
        U_vet_1(VU_1_max+1-j)=0;
    end
end
Long_Ini =length(U_vet_1); U_vet_temp_2 = U_vet_1;
if Hc_2==2
    for k=1:Long_Ini
        U_1 = U_vet_temp_2(k); U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1)=U_1;
        for p=1:SVar_1
            U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1+p)=U_1+p;
            if U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1+p)> (2^Nbits)-1
                U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1+p)= (2^Nbits)-1;
            end
            U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1-p)=U_1-p;
            if U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1-p)<0
                U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1-p)=0;
            end
        end
    end
end

end
% Calcular as possíveis saídas
for j = 1:size(U_vet_temp_3,2)
    Mw_m_e = Mw_m(i);    Mi_m_e = Mi_m(i);    Ma_m_e = Ma_m(i);
    Mc_m_e = Mc_m(i);    Vm_m_e = Vm_m(i);    Tm_m_e = Tm_m(i);
    wc_m_e = wc_m(i);    Mom0_m_e = Mom0_m(i); Mom1_m_e = Mom1_m(i);
    Mom2_m_e = Mom2_m(i); Mom3_m_e = Mom3_m(i); Muw3_m_e = Muw3_m(i);
    Muw6_m_e = Muw6_m(i); AM_m_e = AM_m(i);    CV_m_e = CV_m(i);
    Ff_m = U_1_max*U_vet_1(ceil(j/(SVar_1*2+1)))/(2^Nbits);
    Cristal_model_predictor
    H_vet_est_1(ceil(j/(SVar_1*2+1)))=S_m_e;
    Ff_m = U_1_max*U_vet_temp_3(j)/(2^Nbits);
    Cristal_model_predictor
    for p=3:Hp_2
        Cristal_model_predictor
    end
    H_vet_1(j)=S_m_e+Error_2;
end
% Buscar controle que minimize o erro.
Posis = 1;    Posis_1 =1;
Minimo = (H_vet_1(1)-Ref_2)^2;
for j = 2:size(H_vet_1,2)
    if ((H_vet_1(j)-Ref_2)^2)<Minimo
        Minimo= ((H_vet_1(j)-Ref_2)^2);
    end
end

```

```

    Posis_1 = j; Posis = ceil(j/(SVar_1*2+1));
end
end
U_1=U_vet_1(Posis);
S_m_e = H_vet_1(Posis_1);
Ff= U_1_max*U_1/(2^Nbits);
Inp_1(i)=Ff;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% Control_S_Fs_Hc.m (programa que controla a sobressaturação com Fs)
Ref_2=Alfa_2*Ref_2+(1-Alfa_2)*(W_2-Error_2); % Definir referência.
clear U_vet_1 H_vet_1 H_vet_temp_3 H_vet_temp_2;
% Aplico restrições
U_vet_1(VU_2_max+1)=U_2;
disp('Control S with Fs')
for j=1:VU_2_max;
    U_vet_1(VU_2_max+1+j)=U_2+j;
    if U_vet_1(VU_2_max+1+j)>(2^Nbits)-1
        U_vet_1(VU_2_max+1+j)=(2^Nbits)-1;
    end
    U_vet_1(VU_2_max+1-j)=U_2-j;
    if U_vet_1(VU_2_max+1-j)< 0
        U_vet_1(VU_2_max+1-j)= 0;
    end
end
end
Long_Ini =length(U_vet_1); U_vet_temp_2 = U_vet_1;
if Hc_2==2
    for k=1:Long_Ini
        U_2 = U_vet_temp_2(k); U_vet_temp_3((SVar_2*2+1)*k-SVar_2)=U_2;
        for p=1:SVar_1
            U_vet_temp_3((SVar_2*2+1)*k-SVar_2+p)=U_2+p;
            if U_vet_temp_3((SVar_2*2+1)*k-SVar_2+p)> (2^Nbits)-1
                U_vet_temp_3((SVar_2*2+1)*k-SVar_2+p)= (2^Nbits)-1;
            end
            U_vet_temp_3((SVar_2*2+1)*k-SVar_2-p)=U_2-p;
            if U_vet_temp_3((SVar_2*2+1)*k-SVar_2-p)< 0
                U_vet_temp_3((SVar_2*2+1)*k-SVar_2-p)= 0;
            end
        end
    end
end
end
% Calcular as possíveis saídas
for j = 1:size(U_vet_temp_3,2)
    Mw_m_e = Mw_m(i); Mi_m_e = Mi_m(i); Ma_m_e = Ma_m(i);
    Mc_m_e = Mc_m(i); Vm_m_e = Vm_m(i); Tm_m_e = Tm_m(i);
    wc_m_e = wc_m(i); Mom0_m_e = Mom0_m(i); Mom1_m_e = Mom1_m(i);
    Mom2_m_e = Mom2_m(i); Mom3_m_e = Mom3_m(i); Muw3_m_e = Muw3_m(i);
    Muw6_m_e = Muw6_m(i); AM_m_e = AM_m(i); CV_m_e = CV_m(i);
    Fs_m = U_2_max*U_vet_1(ceil(j/(SVar_2*2+1)))/(2^Nbits);
    Cristal_model_predictor
    H_vet_est_1(ceil(j/(SVar_2*2+1)))=S_m_e;
    Fs_m = U_2_max*U_vet_temp_3(j)/(2^Nbits);
    Cristal_model_predictor
    for p=3:Hp_3
        Cristal_model_predictor
    end
    H_vet_1(j)=S_m_e+Error_2;
end
% Buscar controlo que minimize o erro.
Posis = 1; Posis_1 =1;
Mínimo = (H_vet_1(1)-Ref_2)^2;

```

```

for j = 2:size(H_vet_1,2)
    if ((H_vet_1(j)-Ref_2)^2)<Minimo
        Minimo= ((H_vet_1(j)-Ref_2)^2);
        Posis_1 = j;  Posis = ceil(j/(SVar_2*2+1));
    end
end
U_2=U_vet_1(Posis);
S_m_e = H_vet_1(Posis_1);
Fs= U_2_max*U_2/(2^Nbits);
Inp_2(i)=Fs;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% Control_wc_Ff_Hc.m (programa que controla a fracção mássica com Ff)
Ref_2=Alfa_2*Ref_2+(1-Alfa_2)*(W_2-Error_2);          % Definir referência.
clear U_vet_1 H_vet_1 H_vet_temp_3 H_vet_temp_2;
% Aplico restrições
U_vet_1(VU_1_max+1)=U_1;
disp('Control wc with Ff')
for j=1:VU_1_max;
    U_vet_1(VU_1_max+1+j)=U_1+j;
    if U_vet_1(VU_1_max+1+j)>(2^Nbits)-1
        U_vet_1(VU_1_max+1+j)=(2^Nbits)-1;
    end
    U_vet_1(VU_1_max+1-j)=U_1-j;
    if U_vet_1(VU_1_max+1-j)< 0
        U_vet_1(VU_1_max+1-j)= 0;
    end
end
end
Long_Ini =length(U_vet_1);  U_vet_temp_2 = U_vet_1;
if Hc_3==2
    for k=1:Long_Ini
        U_1 = U_vet_temp_2(k); U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1)=U_1;
        for p=1:SVar_1
            U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1+p)=U_1+p;
            if U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1+p)> (2^Nbits)-1
                U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1+p)= (2^Nbits)-1;
            end
            U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1-p)=U_1-p;
            if U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1-p)< 0
                U_vet_temp_3((SVar_1*2+1)*k-SVar_1-p)= 0;
            end
        end
    end
end
end
% Calcular as possíveis saídas
for j = 1:size(U_vet_temp_3,2)
    Mw_m_e = Mw_m(i);  Mi_m_e = Mi_m(i);  Ma_m_e = Ma_m(i);
    Mc_m_e = Mc_m(i);  Vm_m_e = Vm_m(i);  Tm_m_e = Tm_m(i);
    wc_m_e = wc_m(i);  Mom0_m_e = Mom0_m(i);  Mom1_m_e = Mom1_m(i);
    Mom2_m_e = Mom2_m(i);  Mom3_m_e = Mom3_m(i);  Muw3_m_e = Muw3_m(i);
    Muw6_m_e = Muw6_m(i);  AM_m_e = AM_m(i);  CV_m_e = CV_m(i);
    Ff_m = U_1_max*U_vet_1(ceil(j/(SVar_1*2+1)))/(2^Nbits);
    Cristal_model_predictor
    H_vet_est_1(ceil(j/(SVar_1*2+1)))=S_m_e;
    Ff_m = U_1_max*U_vet_temp_3(j)/(2^Nbits);
    Cristal_model_predictor
    for p=3:Hp_2
        Cristal_model_predictor
    end
    H_vet_1(j)=wc_m_e+Error_3;
end

```

```

% Buscar controlo que minimize o erro.
Posis = 1;  Posis_1 = 1;
Minimo = (H_vet_1(1)-Ref_3)^2;
for j = 2:size(H_vet_1,2)
    if ((H_vet_1(j)-Ref_3)^2)<Minimo
        Minimo = ((H_vet_1(j)-Ref_3)^2);
        Posis_1 = j;  Posis = ceil(j/(SVar_1*2+1));
    end
end
U_1=U_vet_1(Posis);
wc_m_e = H_vet_1(Posis_1);
Ff= U_1_max*U_1/(2^Nbits);
Inp_1(i)=Ff;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% Cristal_Model_Predictor.m  (Programa modelo discreto de previsão.
%parâmetros e propriedades físicas
Msol_m_e=Mw_m_e+Ma_m_e+Mi_m_e;           %Massa da solução
Pursol_m_e=Ma_m_e/(Ma_m_e+Mi_m_e);
Bsol_m_e=(Ma_m_e+Mi_m_e)/Msol_m_e;      %Brix da solução
Bxsol_m_e=Bsol_m_e*100;
Bxsat_m_e=64.447+8.222*1e-2*Tm_m_e+1.66169*1e-3*Tm_m_e^2-1.558*1e-6*Tm_m_e^3-4.63*1e-8*Tm_m_e^4;
Riw_m_e=Bxsol_m_e*(1-Pursol_m_e)/(100-Bxsol_m_e);
Csat_m_e=0.178*Riw_m_e+0.820+0.18*exp(-2.1*Riw_m_e);
S_m_e=(Bxsol_m_e/(100-Bxsol_m_e))/(Bxsat_m_e*Csat_m_e/(100-Bxsat_m_e)); % sobressaturação
Rosol_pure_m_e=(1000+Bxsol_m_e*(200+Bxsol_m_e)/54)*(1-0.036*(Tm_m_e-20)/(160-Tm_m_e));
Rosol_m_e= Rosol_pure_m_e +1000*(-1+exp((-6.927*1e-6*Bxsol_m_e^2-1.164*1e-4*Bxsol_m_e)*(Pursol_m_e-1)));
Cpsol_m_e=4186.8-29.7*Bxsol_m_e+4.61*Bxsol_m_e*Pursol_m_e+0.075*Bxsol_m_e*Tm_m_e;
Hsol_m_e=Cpsol_m_e*Tm_m_e;
dHdBsol_m_e=-29.7*Tm_m_e+4.61*Pursol_m_e*Tm_m_e+0.075*Tm_m_e*Tm_m_e;
dHdPur_sol_m_e=4.61*Bxsol_m_e*Tm_m_e;
Roc_m_e=1580.0;
Cpc_m_e=1163.2+3.488*Tm_m_e;
Hc_m_e=Cpc_m_e*Tm_m_e;
Vc_m_e=Mc_m_e/Roc_m_e;
Bxf_m=100*Bf_m;
Rof_m_e=(1000+Bxf_m*(200+Bxf_m)/54)*(1-0.036*(Tf_m-20)/(160-Tf_m));
Cpf_m_e=4186.8-29.7*Bxf_m+4.61*Bxf_m*Purf_m+0.075*Bxf_m*Tf_m;
Hf_m_e=Cpf_m_e*Tf_m;
Row_m_e=1016.7-0.57*Tw_m;
Hw_m_e=2323.3+4106.7*Tw_m+0.6*Tw_m*Tw_m;
yvap_m_e=2263280-58210*log(Pvac_m);      %0.1 bar < Pvac < 1 bar
Twvac_m_e=122.551*exp(-0.246*Pvac_m)*Pvac_m^0.413; %0.1 bar < Pvac < 0.6 bar
Hvap_m_e=2499980-24186*Pvac_m+(1891.1+106.1*Pvac_m)*Tm_m_e;
BPE_m_e=(0.03-0.018*Pursol_m_e)*(Twvac_m_e+84)*Bxsol_m_e/(100-Bxsol_m_e);
Rowvac_m_e=1016.7-0.57*Twvac_m_e;
Tws_m_e=100.884*exp(-1.203*1e-2*Ps_m)*Ps_m^0.288; %1 bar < Ps < 3 bar
Hs_m_e=2491860-13270*Ps_m+(1947.5+37.9*Ps_m)*Ts_m;
Hws_m_e=2323.3+4106.7*Tws_m_e+0.6*Tws_m_e*Tws_m_e;
DHs_m_e=Hs_m_e-Hws_m_e; W_m=15000; %potencia de agitação J/s
%Suspensão
wc_m_e=Mc_m_e/(Msol_m_e+Mc_m_e); %fracção mássica de critais
Rom_m_e=Rosol_m_e*Roc_m_e/(Roc_m_e-wc_m_e*(Roc_m_e-Rosol_m_e));
alfas=1.02;  Kvap=0.03; Q_m_e=alfas*Fs_m*DHs_m_e; % fornecimento de calor
Jvap_m_e=(W_m+Q_m_e)/yvap_m_e+Kvap*(Tm_m_e-Twvac_m_e-BPE_m_e); %Taxa de evaporação
if Jvap_m_e < 0
    Jvap_m_e=0;
end
%Cinetica de cristalização

```

```

Sstar_m_e=1.129-0.284*(1-Pursol_m_e)+(2.333-0.0709*(Tm_m_e-60))*(1-Pursol_m_e)^2;
Kv=0.84; R=8.314; % [J/molK], const. dos gases perfeitas
Kn=0.72; Kg=265; Kag=1.36*1e-5; Eg=57000;
if S_m_e < 1
    G_m_e=0;
else
    G_m_e=Kg*exp(-Eg/(R*(Tm_m_e+273)))*(S_m_e-1)*exp(-13.863*(1-
Pursol_m_e))*(1+2*(Vc_m_e/Vm_m_e));
end
if S_m_e > Sstar_m_e

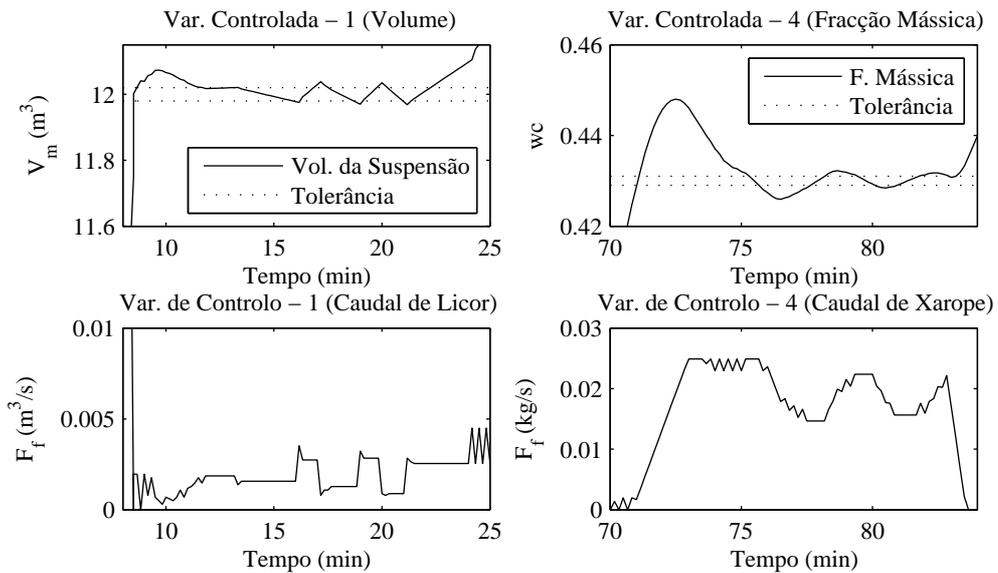
Bo_m_e=0.502*0.0715*G_m_e^0.51*(60*1e6)^0.51*(Vc_m_e/(Kv*Vm_m_e))^0.53*(1e14)^0.53*(1/60)*1e
4;
    Bov_m_e=Bo_m_e*Vm_m_e;
else
    Bov_m_e=0;
end
beta_m_e=Kag*G_m_e*(Vc_m_e/Vm_m_e^2);
if Mom0_m_e==0; %to escape deviation by 0
    Gv_m_e=0;
else
    Gv_m_e=3*Kv^(1/3)*(Vc_m_e/Mom0_m_e)^(2/3)*G_m_e;
end
Mom0_m_e=(Bov_m_e-0.5*beta_m_e*Mom0_m_e^2)*Pm+Mom0_m_e; % momento 0
Mom1_m_e=Gv_m_e*Mom0_m_e*Pm+Mom1_m_e; % momento 1
Mom2_m_e=(2*Gv_m_e*Mom1_m_e+beta_m_e*Mom1_m_e^2)*Pm+Mom2_m_e; % momento 2
Mom3_m_e=(3*Gv_m_e*Mom2_m_e+beta_m_e*3*Mom2_m_e*Mom1_m_e)*Pm+Mom3_m_e; % mt 3
Jcris_m_e=Roc_m_e*Gv_m_e*Mom0_m_e;
if Jcris_m_e < 0
    Jcris_m_e=0;
end
%----- Balanço de massa
Mw_m_e=(Ff_m*Rof_m_e*(1-Bf_m)+Fw_m*Row_m_e-Jvap_m_e)*Pm+Mw_m_e;
Mi_m_e=Ff_m*Rof_m_e*Bf_m*(1-Purf_m)*Pm+Mi_m_e;
Ma_m_e=(Ff_m*Rof_m_e*Bf_m*Purf_m-Jcris_m_e)*Pm+Ma_m_e;
Mc_m_e=Jcris_m_e*Pm+Mc_m_e;
par1=Msol_m_e*Cpsol_m_e+Mc_m_e*Cpc_m_e;
a=(Hsol_m_e-Hc_m_e+(1-Bsol_m_e)*dHdBsol_m_e+(1-
Pursol_m_e)*dHdPur_sol_m_e/Bsol_m_e)/par1;
b=(Hf_m_e-Hsol_m_e-(Bf_m-Bsol_m_e)*dHdBsol_m_e-(Purf_m-
Pursol_m_e)*dHdPur_sol_m_e*Bf_m/Bsol_m_e)*Rof_m_e/par1;
c=(Hsol_m_e-Hvap_m_e-Bsol_m_e*dHdBsol_m_e)/par1;
d=(W_m+Q_m_e+Fw_m*Row_m_e*(Hw_m_e-Hsol_m_e+Bsol_m_e*dHdBsol_m_e))/par1;
Tm_m_e=(a*Jcris_m_e+b*Ff_m+c*Jvap_m_e+d)*Pm+Tm_m_e; % Temperatura
% Determinação numérica de AM e CV
if Mom1_m_e==0
    Muw3_m_e=0; Muw6_m_e=0;
else
    Kv=0.84;
    Muw3_m_e=Mom2_m_e/(Kv*Mom1_m_e);
    Muw6_m_e=Mom3_m_e/(Kv^2*Mom1_m_e);
    coef1_m_e=15*Muw3_m_e^2;
    coef2_m_e=45*Muw3_m_e^2-9*Muw6_m_e;
    coef3_m_e=15*Muw3_m_e^2-6*Muw6_m_e;
    coef4_m_e=Muw3_m_e^2-Muw6_m_e;
    coef_vec_m_e=[coef1_m_e coef2_m_e coef3_m_e coef4_m_e];
    X_m_e(i,:)=sort(roots(coef_vec_m_e));
    for k=1:length(X_m_e(i,:))
        if X_m_e(i,k)<=0 | isreal(X_m_e(i,k))==0;
            AM_m_e=0;
            CV_m_e=0;
        else

```

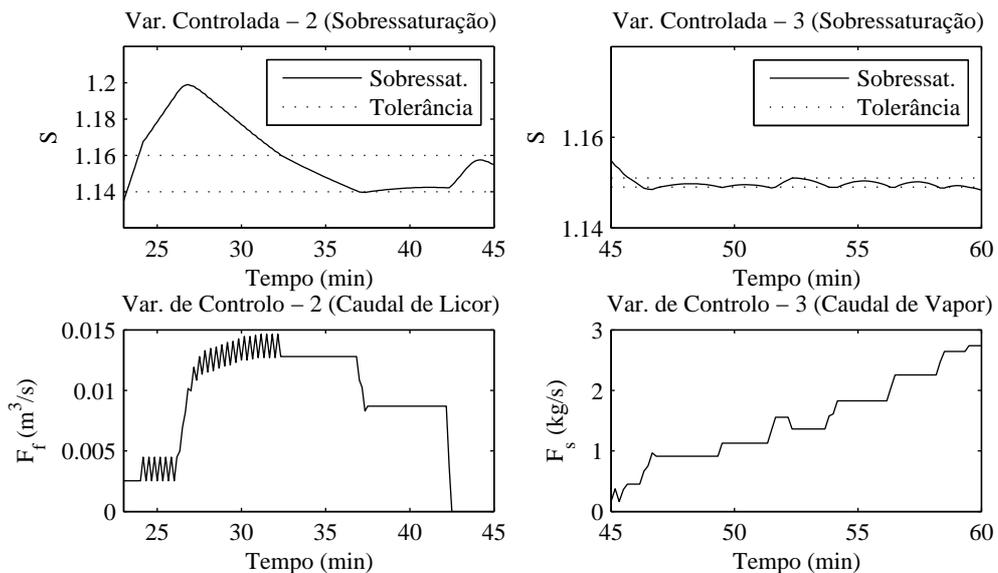
```

AM_m_e=((Muw3_m_e/(1+3*X_m_e(i,k)))^(1/3))*1e3;
CV_m_e=100*(X_m_e(i,k))^(1/2);
end
end
end
Vm_m_e = (Mc_m_e+Msol_m_e)/Rom_m_e;
    
```

B.2.4 Desempenho do ET-DNMPC (EHO Refinaria “RAR.SA” – Cenário 1)



(a) ET-DNMPC 1 – 4.



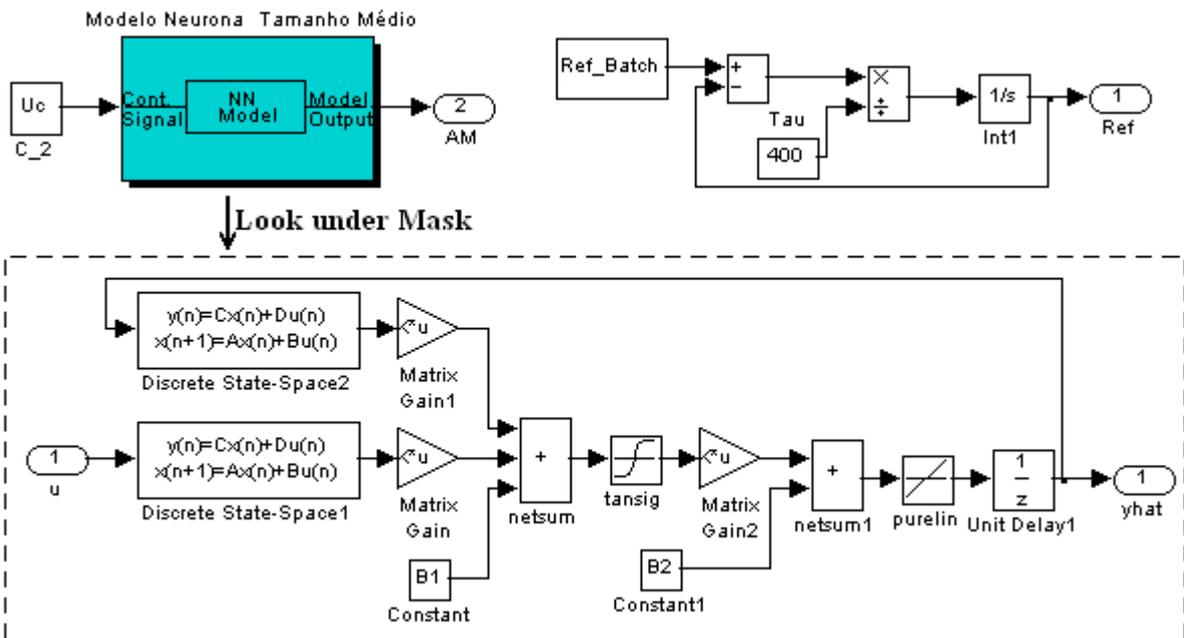
(b) ET-DNMPC 2 – 3.

B.3 Controle preditivo baseado em modelos neuronais com objetivos de controle batch.

B.3.1 Programa implementado em MatLab para determinar o valor médio da somatória do erro previsto (E_{Σ}). (*Media_Somatoria_Erro.mat*)

```
function M_S_Erro = Media_Somatoria_Erro(Dat)
global Yplanta Uc Ref_Batch Ref_t
Ref_Batch = Dat(1);
Ref_t = Dat(2);
Yplanta = Dat(3);
Uc = Dat(4);
% Simular Modelo Neuronal em Simulink
[tout,xout,yout] = sim('Model_NN_AM_Ref_Pred');
suma = 0;
for p=1:length(yout)
    suma = suma + abs(yout((p),1)-yout((p),2));
end
M_S_Erro = suma/(length(yout));
```

B.3.2 Modelo neuronal de previsão utilizado pelo ET-NNMPC-Batch (referência variável) para determinar E_{Σ} (*Model_NN_AM_Ref_Pred.md*).



B.3.3 Programa implementado em MatLab para recalculer o horizonte de previsão no ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (*Calculo_Hp.mat*)

```
function Hp = Calculo_Hp(t)
t_batch = 5400; % Tempo de duração previsto para o batch
Hp_max = 200; % Valor máximo do horizonte de previsão
```

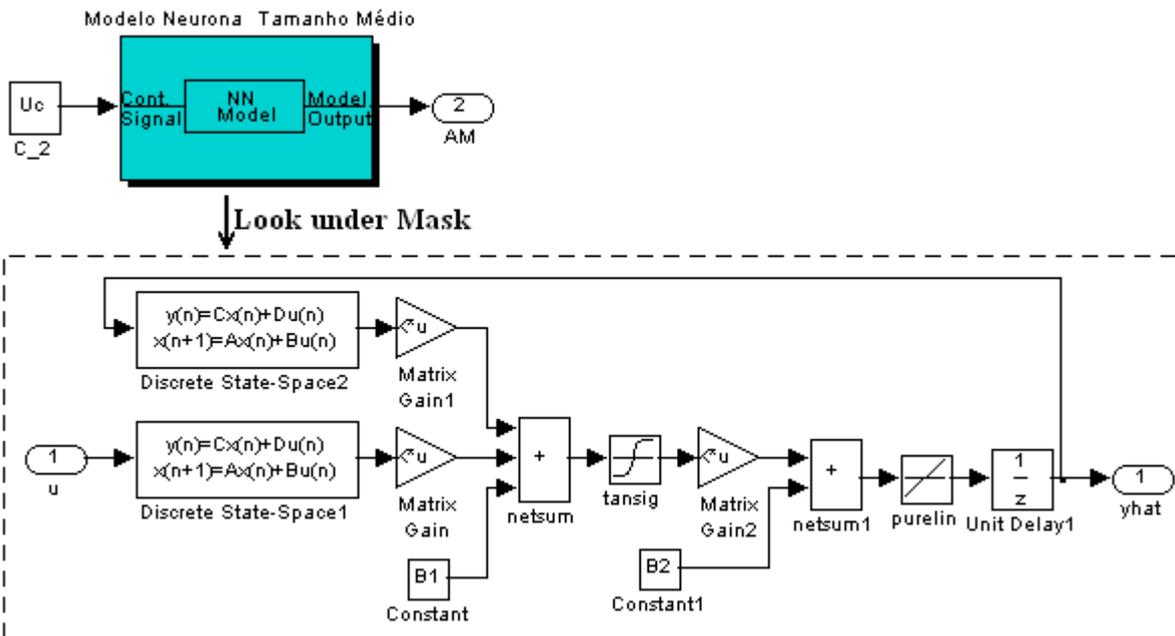
```
% Período de amostragem
PM =
str2num(get_param('NNMPC_RAR_Scn_3_1/Sistema_de_control/En_Sys_NN_4/NNMPC_4','Ts'));
Hc =
str2num(get_param('NNMPC_RAR_Scn_3_1/Sistema_de_control/En_Sys_NN_4/NNMPC_4','Ts'));
% Cálculo do horizonte de previsão
Hp=floor((t_batch-t)/PM)
% Restrições no horizonte de previsão.
if Hp>Hp_max
    Hp= Hp_max;
end
if Hp< Hc
    Hp= Hc;
end
set_param('NNMPC_RAR_Scn_3_1/Sistema_de_control/En_Sys_NN_4/NNMPC_4','N2',int2str(Hp));
```

B.3.4 Programa implementado em MatLab para fazer a previsão de AM no ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável). (Prev_AM_Batch.mat).

```
function AM_Batch = Prev_AM_Batch(Dat)
global Yplanta Uc Tempo_res

Yplanta = Dat(1);
Uc = Dat(2);
Tempo_res = 4*Dat(3);
% Simular Modelo Neuronal em Simulink
[tout,xout,yout] = sim('Model_NN_AM_End_Pred',[0 Tempo_res]);
AM_Batch =yout(length(yout));
```

B.3.5 Modelo neuronal de previsão utilizado pelo ET-NNMPC-Batch (horizonte de previsão variável) para determinar AM_{Batch} (Model_NN_AM_End_Pred.md).



Bibliografia.

- Alimentación-Sana. (2007). *Azúcar como alimento*. Nutrición. Buenos Aires. Lido em Maio, 2007, de http://www.alimentacion-sana.com.ar/Portal_nuevo/actualizaciones/cuanta_azucar.htm.
- Allgöwer, F., Findeisen, R. e Nagy, Z. K. (2004). "Nonlinear model predicitive control: From theory to application." *Journal of Chinese Institute of Chemical Engineers* 35(3): 299-315.
- Aparicio, W. e Herrera, J. (1997). *Proceso de obtención de la caña de azúcar*. Lido em Março, 2007, de <http://www.monografias.com/trabajos15/cana-azucar/cana-azucar.shtml>.
- Aspray, W. e Burks, A. W. (1987). *Papers of John von Neumann on computing and computer theory*. MA: MIT Press, Cambridge.
- Aström, K. J. e Hägglund, T. (1995). *Pid controllers : theory, design, and tuning*. Research Triangle Park, Instrument Society of America, North Carolina.
- Aström, K. J. e Wittenmark, B. (1984). *Computer controlled systems. Theory and design*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.
- Aström, K. J. e Wittenmark, B. (1997). *Computer controlled systems : theory and design*. Prentice Hall, Inc, New Jersey.
- Austmeyer, K. (1986). "Analysis of sugar boiling and its technical consequences. Part I. Supersaturation, crystal growth and the footing process." *Int. Sugar Journal* 88: 3-7.
- Austmeyer, K. (1986). "Analysis of sugar boiling and its technical consequences. Part II. Supersaturation, crystal growth and the footing process." *Int. Sugar Journal* 88: 23-29.
- Badgwell, T. A. e Qin, S. J. (2000). An overview of nonlinear model predictive control applications. *Nonlinear Predictive Control*. Birkhäuser: 369–393.
- Badgwell, T. A. e Qin, S. J. (2001). *Nonlinear Predictive Control. Chap. Review of Nonlinear Model Predictive Control Applications*. IEE Control Engineering series.
- Bemporad, A. e Morari, M. (1999). "Control of Systems Integrating Logic, Dynamics and Constraints." *Automatica* 35(3): 407-427.
- Bemporad, A., Morari, M. e Ricker, N. L. (2005). *User's Guide: Model Predictive Control Toolbox for use with MatLab*. Version 2. The MathWorks Inc.
- Bohlin, M. e Rasmuson, A. C. (1992). "Modeling of growth rate dispersion in batch cooling crystallization." *AIChE Journal* 38: 1853-1863.
- Bolton, W. (1995). *Engenharia de controle*. MAKRON Books do Brasil Editora, São Paulo
- Bordons, C. e Camacho, E. F. (1998). "Generalized Predictive Controller for a Wide Class of Industrial Process." *IEEE Transaction on Control Systems Technology* 6 (3): 372-387.
- Bordons, C. e Camacho, E. F. (2000). "Applications of model predictive controls in a sugar factory." *Proc. ADCHEM* 329.

- Boxman, A. (1992). Particle size measurement for control of industrial crystallizers. *Delft University of Technology*. Tese do Doutoramento.
- Budz, J., Karpinski, P. H. e Nuruc, Z. (1985). "Effect of temperature on crystallization and dissolution processes in a fluidized bed." *AIChE Journal* 31: 259-267.
- Buerkle, T. (2006). La demanda mundial de cereales supera la oferta. Guatemala, Información Oficial, FAO.
- Camacho, E. F. e Bordons, C. (2004). *Model predictive control in the process industry*. Springer-Verlag, London.
- Chang, R. (1994). *Química*. McGraw-Hill de Portugal, Lisboa.
- Chen, J. e Chou, C. (1993). *Cane sugar handbook*. John Wiley & Sons Inc, New York.
- Chorão, J. M. N. (1995). Operação assistida por computador dum cristizador industrial de açúcar. *Ph. D. Tesis, Faculdade de Engenharia, Departamento de Eng. Química*. Universidade de Porto. Tese do Doutoramento.
- Clarke, D. W. (1988). "Application of Generalized Predictive Control to Industrial Processes." *IEEE Control Systems Magazine* 122: 49-55.
- Clarke, D. W. e Gawthrop, P. J. (1979). "Self-tuning Control." *Proceedings IEEE* 138(4): 347-354.
- Clarke, D. W., Mohtadi, C. e Tuffs, P. S. (1987). "Generalized Predictive Control. Part I. The Basic Algorithm." *Automatica* 23 (2): 137-148.
- Clarke, D. W. e Scattolini, R. (1991). "Constrained Receding-horizon Predictive Control." *Proceedings IEEE* 138 (4): 347-354.
- Coleman, T. F. e Zhang, Y. (2003). *User's Guide: Optimization toolbox for use with MatLab*. . The MathWorks Inc.
- CUPERSUCAR. (2007). *Caña de Azúcar*. São Paulo. Lido em Março, 2007, de <http://www.copersucar.com.br/>.
- Cutler, C. R. e Ramaker, B. C. (1980). *Dynamic Matrix Control- A Computer Control Algorithm*. Automatic Control Conference, San Francisco.
- de Diós, S. L., Georgieva, P. e Feyo de Azevedo, S. (2006). *Linear model predictive control strategies applied to a batch sugar crystallizer*. 7th Portuguese Conference on Automatic Control - CONTROLO'2006, Instituto Superior Técnico, Lisbon, Portugal.
- De Keyser, R. M. C. e Van-Cuawenberghe, A. R. (1985). "Extended Prediction Self-adaptive Control." *IFAC Symposium on Identification and System Parameter Estimation, York,UK*.: 1317-1322.
- de Prada, C., Alonso, C., Morilla, F. e Bollain, M. (2000). "Supervision and advanced control in a beet sugar factory." *Proc. ADCHEM* 341.
- de Prada, C., Sarabia, D., Cristea, S. e Mazaeda, R. (2008). "Plant-wide control for hybrid process." *Int. J. adapt. Control Signal Process* 22: 124-141.
- de Prada, C., Serrano, J., Vega, P. e Piera, M. A. (1994). A comparative study of DMC and GPC controllers. *Model-Based Predictive Control*. Oxford: 38-52.
- Demuth, H. e Beale, M. (2001). *User's Guide: Neural network toolbox for use with MatLab*. The MathWorks Inc.

- Diehl, M., Booc, H. G., Schlder, J. P., Findeisen, R., Nagy, A. e Allgger, F. (2002). "Real-time optimization and nonlinear model predictive control of processes governed by deferential algebraic equations." *Journal of Process Control* 12: 577-585.
- Dirksen, J. A. e Ring, T. A. (1991). "Fundamentals of Crystallization: Kinetic effects on particle size distributions an morphology." *Chem. Eng. Science* 46(10): 2389-2427.
- Ditl, P., Beránek, L. e Rieger, F. (1990). "Simulation of a Stirred Sugar Boiling Pan." *Zuckerindustrie* 115(8): 667-676.
- Donovan, M. (1988). "Sensor for computer control of sugar vacuum pans " *Proc. Sugar Ind. Tech.* 17: 78-89.
- Dunham, R. J., Cooke, D. A. e Scott, R. K. (1995). *The sugar beet crop: water use and irrigation*. Chapman & Hall, London.
- Evans, L. B., Trearchis, G. P. e Jones, C. (1970). "Simulation Study of a Vacuum Pan Sugar Crystallizer Part I." *Sugar y Azúcar* December: 19-25.
- Faria, N. (2001). Quantificação da Morfologia de Cristais de açúcar e sua aplicação ao estudo das cinéticas de cristalização. *Faculdade de Engenharia, Departamento de Eng. Química*. Universidade de Porto. Tese do Doutorado.
- Feyo de Azevedo, S. e Gonçalves, M. J. (1988). Dynamic Modelling of a Batch Evaporative Crystallizer. Recent Progrés en Génie de Procedés, Lavoisier, Paris, Ed. S. Domenech, X. Joulia, B. Koehnet. 2 (6): 199-204.
- Feyo de Azevedo, S. e Wardle, A. P. (1989). "Sensitivity Analysis Concerning the Design and Operation of a Tubular Fixed-bed Catalytic Reactor " *Chem. Eng. Science* 44: 2311-2322.
- Galvanauskas, V., Georgieva, P. e Feyo de Azevedo, S. (2006). *Dynamic Optimisation of Industrial Sugar Crystallization Process based on a Hybrid (mechanistic+ANN) Model*. IEEE World Congress on Computational Intelligence, 16-21 July 2006, Vancouver, Canada. .
- García, C. E., Prett, D. M. e Morari, M. (1989). "Model Predictive Control: Theory and Practice-a Survey." *Automatica* 25 (3): 335-348.
- Garside, J. (1985). "Industrial Crystallization for Solution." *Chem. Eng. Science* 40(1): 3-26.
- Georgieva, P. e Feyo de Azevedo, S. (2009). Novel computational methods for modeling and control in chemical and biochemical process systems. *Computational Intelligence Techniques for Bioprocess Modelling Supervision and Control*, Springer-Verlag, volume in Studies in Computational Intelligence, (in press).
- Georgieva, P., Meireles, M. J. e Feyo de Azevedo, S. (2003). "Knowledge Based Hybrid Modeling of a Batch Crystallization When Accounting for Nucleation, Growth and Agglomeration Phenomena." *Chemical Engineering Science* 58: 3699-3707.
- Gómez-Ortega, J. e Camacho, E. F. (1994). "Neural Network MBPC for Mobile Robots Path Tracking." *Robotics and Computer Integrated Manufacturing Journal* 11 (4): 271-278.
- Gómez-Ortega, J. e Camacho, E. F. (1996). "Mobile Robot Navigation in a Partially Structured Environment using Neural Predictive Control." *Control Engineering Practice*. 4: 1969-1979.
- Gonçalves, M. J. (1996). Modelação e simulação computacional de uma unidade industrial de cristalização de açúcar. *Faculdade de Engenharia, Departamento de Eng. Química*. Universidade de Porto. Tese do Doutorado.

- Gonzaga, J. C. B., Meleiro, L. A., Kiang, C. e Maciel Filho, R. (2009). "ANN-based soft-sensor for real time process monitoring and control of an industrial polymerization process." *Computers & Chemical Engineering* 33(1): 43-49.
- Greco, C., Menga, G., Mosca, E. e Zappa, G. (1984). "Performance Improvement of Self Tuning Controllers by Multistep Horizons: The MUSMAR Approach " *Automatica* 20: 681-700.
- Hagan, M. T., Demuth, H. B. e Beale, M. H. (1996). *Neural Network Design*. MA: PWS Publishing, Boston.
- Hagan, M. T. e Menhaj, M. (1994). "Training feed-forward networks with the Marquardt algorithm." *IEEE Transactions on Neural Networks* 5(6): 989-993.
- Haltel, R. W. e Randolph, A. D. (1986). "Mechanisms and kinetic modeling of calcium oxalate crystal aggregation in a urinelike liquor. Part II: Kinetic modeling " *AIChE Journal* 32: 1186-1195.
- Haykin, S. (1999). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall, NJ.
- Heemels, W. P. M. H., Schutter, B. D. e Bemporad, A. (2001). "Equivalence of Hybrid Dynamical Models. ." *Automatica* 37(7): 1085-1091.
- Hempelmann, R. e Austmeyer, K. E. (1987). *Calibration of a radiometric density measuring device for the boiling process*. Zuckerindustrie, Bonn, Germany.
- Honig, P. (1963). *Principles of sugar technology*. Elsevier Press, New York.
- Hugot, E. (1986). *Handbook of cane sugar engineering*. Elsevier, New York.
- Hulburt, H. e Katz, S. (1964). "Some Problems in Particle Technology - A Statistical Mechanical Formulation." *Chemical Engineering Science* 18: 555-564.
- Hunt, K. J., Irwin, G. R. e Warwick, K. (1995). *Neural network engineering in dynamic control systems* Springer, Berlin.
- Hunt, K. J., Sbarbaro, D., Zbikowski, R. e Gawthrop, P. J. (1992). "Neural network for control systems - A Survey." *Automatica* 28(6): 1083-1112.
- IANSA. (2007). *Historia del azúcar*. Santiago de Chile. Lido em Março, 2007, de <http://www.azucar.cl/historia.htm>.
- Jancic, S. J. e Grootsholten, P. A. M. (1984). *Industrial crystallization*. Delft University Press, Delft, Holland.
- Jones, A. G. (1994). "Optimal Operations of a Batch Cooling Crystallizer." *Chem. Eng. Science* 29: 1075-1087.
- Jong, E. J. (1984). "Development of Crystallizer." *Int. Chem. Eng.* 24: 419-431.
- Keyser, R. M. C. D. e Van-Cuawenberghe, A. R. (1985). "Extended Prediction Self-adaptive Control." *IFAC Symposium on Identification and System Parameter Estimation, York, UK.*: 1317-1322.
- Knovl, E. e Moller, G. (1975). "Progress in Automatic Pan Boiling." *Sugar Tech. Review* 3: 275-309.
- Kuo, B. C. (2004). *Sistemas de control automático*. Prentice Hall Hispanoamericana, C. de México.
- Lee, K. S. e Lee, J. H. (1997). "Model predictive control for nonlinear batch processes with asymptotically perfect tracking." *Computer & Chemical Engineering* 21: 873-879.

- Lee, P., White, E. e Wilson, D. (1986). "Control Methods for Sugar Crystallization Vacuum Pans." *Process & Control Eng.* July: 42-52.
- Li, C. A. (2002). La ingeniería de los alimentos. El proceso de refinación de azúcar. *Facultad de Ingeniería en Industrias Alimentarias*. Universidad Nacional de la Amazona Peruana. Tese do Doutoramento.
- Linkers, D. A. e Mahfonf, M. (1994). *Advances in Model-Based Predictive Control. Chap. Generalized Predictive Control in Clinical Anaesthesia*. Oxford University Press., Oxford.
- Lyle, O. (1957). *Technology for sugar refinery workers* Chapman & Hall, London.
- Mackintosh, D. L. (1985). "Crystallization: Pan Control Systems." *Proc. Sugar Ind. Tech.* 14: 127-136.
- Marchal, P., Marcant, B., David, R. e Klein, J. P. (1991). "The modelling of agglomeration in industrial crystallization from solution." *AIChE Meeting. Los Angeles*
- Matsuoka, M. (1991). Developments in melt crystallization. *Advances in industrial crystallization*. Oxford, Butterworth-Heinemann: 231.
- Mayne, D. Q., Rawlings, J. B., Rao, C. V. e Sokaert, P. O. M. (2000). "Constrained Model Predictive Control: Stability and Optimality." *Automatica* 36: 789-814.
- Mersmann, A. (1984). "Design and scale-up of crystallizers." *Int. Chem. Eng.* 24: 401-418.
- Miller, T., Sutton, R. e Werbos, P. (1990). *Neural network for control*. MIT Press., Cambridge.
- Minsky, M. (1961). "Steps toward Artificial Intelligence." *Proceedings of the IRE* 49(1): 8 - 30.
- Moller, C. (1983). "Sugar boiling theory and practice." *Int. Sugar Journal* 85: 163-165.
- Morari, M. (1994). *Advances in Model-Based Predictive Control*. Oxford University Press., Oxford.
- Mosca, E., Lemos, J. M. e Zhang, J. (1990). *Stabilizing I/O Receding Horizon Control*. IEEE Conference on Decision and Control, Honolulu, HI, USA.
- Mullin, J. W. (1972). *Crystallization*. Butterworth-Heinemann, Oxford.
- Murray, R., Neumerkel, D. e Sbarbaro, D. (1992). *Neural networks for modeling and nontrol of a non-linear dynamic system*. Proceedings of the 1992 IEEE International Symposium on Intelligent Control.
- Muske, K. R. e Rawlings, J. B. (1993). "Linear model predictive control of unstable processes." *Journal of Process Control* 3(2): 85-96.
- Nagy, Z. K. e Braatz, R. D. (2003). "Robust nonlinear model predictive control of batch processes." *AIChE Journal* 49 (7): 1776-1786.
- Najim, K., Ruiz, V., Foyo de Azevedo, S. e Gonçalves, M. J. (1996). "Modeling and adaptive control of a batch evaporative crystallizer." *Journal of Systems Engineering* 6: 233-241.
- Narendra, K. e Parthasarathy, K. (1991). "Gradient methods for the optimization of dynamical systems containing neural networks " *IEEE Transaction on Neural Networks* 12(2): 252-262.
- Narendra, K. S. e Parthasarathy, K. (1992). "Neural networks and dynamical systems." *International Journal of Approximate Reasoning* 6: 109-131.
- Norgaard, M., Ravn, O., Poulsen, N. K. e Hansen, L. K. (2000). *Neural networks for modelling and control of dynamic systems*. Springer-Verlag, London.
- Ogata, K. (1998). *Engenharia de controle moderno* Prentice-Hall do Brasil, Rio de Janeiro.

- Oliveira, C., Georgieva, P., Rocha, F. e Feyo de Azevedo, S. (2009). " Artificial Neural Networks for Modeling in Reaction Process Systems." *Neural Computing & Applications, Springer-Verlag* 18(1): 15-24.
- Parten, C., Hartson, C., Maren, A. e Pap, R. (1990). *Handbook of neural computing applications*. Academic Press Inc., San Diego.
- Perafán, F. (2005). *Azucar de caña*. Cali. *Lido em Março, 2007*, de <http://www.perafan.com/ea02edul.html#sacarosa>.
- Peterka, V. (1984). "Predictor-based Self-tuning Control." *Automatica* 20(1): 39-50.
- Pham, D. T. e Liu, X. (1997). *Neural networks for identification, prediction and control*. Springer, London.
- Pons, M. N. e Vivier, H. (1990). "Crystallization monitoring by quantitative image analysis." *Analytica Chimica Acta* 238: 243-249.
- Projecto-SICA. (2007). *Azucar en la alimentación*. Ministerio de Agricultura Ecuador. Quito. *Lido em Março, 2007*, de http://www.sica.gov.ec/cadenas/azucar/docs/que_es_el_azucar.htm.
- Propoi, A. I. (1963). "Use of LP methods for synthesizing sampled-data automatic systems." *Automation and Remote Control* 24: p. 837.
- Qin, S. J. e Badgwell, T. A. (1997). *An overview of industrial model predictive control technology*. In *chemical process control: Assessment and new directions for research*. AIChE Symposium series 316, 93, Jeffrey C. Kantor, Carlos E. García and Brice Carnahan Eds.
- Qin, S. J. e Badgwell, T. A. (1998). *An Overview of Nonlinear Model Predictive Control Applications*. IFAC Workshop on Nonlinear Model Predictive Control. Assessment and Future Directions, Ascona, Switzerland.
- Qin, S. J. e Badgwell, T. A. (2003). "A survey of model predictive control technology." *Control Engineering Practice* 11 (7): 733-764.
- Randolph, A. D. e Larson, M. A. (1988). *Theory of particulate processes*. Academic Press, Inc, Tucson, Arizona.
- Randolph, A. D. e White, E. T. (1977). "Modelling size dispersion in the prediction of crystal size distribution." *Chemical Engineering Science* 32: 1067-1076.
- Rasmussen, A. G. (2001). Impurities, thermodynamics and kinetics in the process of sucrose crystallization. *Department of Chemical Emgineering*. University of Denmark. Tese do Doutoramento.
- Rawlings, J. (2000). "Tutorial Overview of Model Predictive Control." *IEEE Control Systems Magazine* 20(3): 38-52.
- Rawlings, L. B., Miller, S. M. e Witkowski, W. R. (1993). "Model identification and control of solution crystallization processes: A review." *Ind. Eng. Chem. Res* 32: p. 1275.
- Richalet, J. (1993). "Industrial Applications of Model Based Predictive Control." *Automatica* 29(5): 1251-1274.
- Richalet, J., Ata-Doss, S. A. e., Arber, C., Kuntze, H. B., Jacobash, A. e Schill, W. (1987). *Predictive Functional Control. Application to Fast and Accurate Robots*. Proc. 10th IFAC Congress, Munich.
- Richalet, J., Rault, A., Testud, J. L. e Papon, J. (1976). *Algorithmic Control of Industrial Processes*. . 4th IFAC Symposium on Identification and System Parameter Estimation, Tbilisi, USSR.

- Richalet, J., Rault, A., Testud, J. L. e Papon, J. (1978). "Model predictive heuristic control : Applications to industrial processes." *Automatica* 14(5): 413-428.
- Rossiter, J. A. (2003). *Model based predictive control. A practical approach*. CRC Press, New York.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. e Williams, R. J. (1986). Learning internal representations by error propagation. *Parallel Data Processing*. Cambridge, D.E. Rumelhart and J.L. McClelland, Eds. 1: 318-362.
- Saerens, M., Renders, J. M. e Bersini, H. (1993). Neural controllers based on backpropagation algorithm. *IEEE Press Book on Intelligent Control*, IEEE Press.
- Sánchez, J. M. M., Rodellar, J. e Grimle, M. J. (1996). *Adaptive predictive control. From the concepts to plants optimizations*. Prentice Hall International, London.
- Sandrock, C., Vaal, P. d. e Weightman, D. (2006). "Performance comparison of controllers acting on a batch pulp digester using Monte Carlo modelling." *Control Engineering Practice* 14(8): 949-958.
- Seki, H., Ogawa, M., Ooyama, S., Akamatsu, K., Ohshima, M. e Yang, W. (2001). "Industrial application of a nonlinear model predictive control to polymerization reactors." *Control Engineering Practice* 9: 819-828.
- SICA. (2007). *Industria del Azúcar. Importancia de la cadens*. Quito. Lido em Março, 2007, de <http://www.sica.gov.ec/cadenas/azucar/docs/panorama06.html>.
- Simoglou, A., Georgieva, P., Martin, E. B., Morris, J. e Feyo de Azevedo, S. (2005). "On-line Monitoring of a Sugar Crystallization Process." *Computers & Chemical Engineering* 29(6): 1411-1422.
- Smythe, B. (1971). "Sucrose crystal growth." *Sugar Tech. Review* 1: 191-231.
- Soeterboek, R. (1991). *Predictive control. A unified approach*, New York.
- Suárez, L. A. P., Georgieva, P. e Feyo de Azevedo, S. (2008). *Neural networks model predictive control applied to a fed-batch sugar crystallization*. 8th Portuguese Conference on Automatic Control, CONTROLO 2008, University of Tras-os-Montes and Alto Douro, Vila Real.
- Suárez, L. A. P., Georgieva, P. e Feyo de Azevedo, S. (2009). *Computationally efficient process control with neural network-based predictive models*. International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Atlanta, Georgia, USA.
- Tavare, N. S. e Chivate, M. R. (1977). "Analysis of batch evaporative crystallizers." *Chemical Engineering Journal* 14: 175-180.
- Tavare, N. S., Garside, J. e Chivate, M. R. (1980). "Analysis of batch crystallizer." *Ind. Eng. Chem. Des. Dev.* 19: 653-665.
- Tiller, W. A. (1991). *The science of crystallization: Microscopic interfacial phenomena*. Cambridge University Press, Cambridge.
- VanHook, A. (1981). "Growth of sugar crystals. A review." *Sugar Tech. Review* 8: 41-79.
- VanHook, A. (1988). "Events in sugar crystallization." *Zuckerindustrie* 113(7): 591.
- Virtanen, J. (1983). "Microprocessor control of sugar crystallization using refractive index and total density measurements." *Proc. Sugar Ind. Tech.* 12: 24-32.

Vivier, H., Pons, N. M., Bernard-Michel, B., Rolland, T., Voignier, L. e Vucak, M. (1996). "Quantification of particle morphology in powder process technology." *Microsc. Microanal. Microstruct.* 7: 467-465.

von Neumann, J. (1958). *The computer and the brain*. CT:Yale University Press, New Haven.

Wilson, D. I., White, E. T. e Lee, P. L. (1991). "Advanced control of a sugar crystallizer." *Journal of Process Control* 1(4): 197-206.

Wright, P. (1983). "Pan and Pan stage control." *Sugar Tech. Review* 10: 39-96.

Xaumier, F., Le-Lann, M. V., Cabassud, M. e Casamatta, G. (2002). "Experimental application of nonlinear model predictive control: temperature control of an industrial semi-batch pilot-plant reactor." *Journal of Process Control* 12(6): 687-693.

Ydstie, B. E. (1984). "Extended Horizon Adaptive Control." *Proc. 9th IFAC World Congress, Budapest, Hungary*.

Yu, D. W. e Yu, D. L. (2003). "Neural network control of multivariable processes with a fast optimisation algorithm." *Neural Computing & Applications* 12(3-4): 185-189.

Zadeh, I. A. e Whalen, B. H. (1962). "On optimal control and linear programming. ." *Automatic Control, IRE Transactions* 7(4): 45-46.

Zhai, Y. J. e Yu, D. L. (2007). *A Neural Network Model Based MPC of Engine AFR with Single-Dimensional Optimization*. Proceedings of the 4th international symposium on Neural Networks: Advances in Neural Networks, Nanjing, China, Springer-Verlag.

Zumstein, R. C. e Rousseau, R. W. (1987). "Growth rate dispersion by initial growth rate distribution and growth rate fluctuation " *AIChE Journal* 33: 121-129.