

Conteúdo

1	Introdução	4
1.1	Motivação	4
1.2	Objectivos	5
1.3	Sumário do Trabalho Desenvolvido	6
1.4	Contribuições	7
1.5	Organização da Tese	8
2	Revisão Bibliográfica	11
2.1	Controlo e Operação de Processos Industriais	11
2.1.1	Introdução	11
2.1.2	Controlo de Processos Industriais	12
2.1.3	Operação de Processos Industriais	13
2.1.4	Caso de Estudo: Controlo e Operação de Fornos de Vidro	15
2.2	Optimização Multiobjectivo	16
2.2.1	Introdução	16
2.2.2	Métodos Tradicionais	17
2.2.3	Métodos Evolucionários - Algoritmos Genéticos	18
2.2.4	Conclusão	33
2.3	Modelização e Aprendizagem	33
2.3.1	Introdução	33
2.3.2	Modelos de Processos e Representação de Conhecimento	34
2.3.3	Aprendizagem por Exemplos	36

2.3.4	Conclusão	39
3	Sistema de Operação de Processos Industriais	40
3.1	Introdução	40
3.2	Arquitectura do Sistema de Operação de Processos Industriais	41
3.2.1	Objectivos da Operação	41
3.2.2	Organização/Coordenação	42
3.2.3	Execução	44
3.2.4	Processo	44
3.2.5	Análise	45
4	Métodos e Algoritmos	46
4.1	Optimização Multiobjectivo com Restrições Baseada em Algoritmos Genéticos	46
4.1.1	Introdução	46
4.1.2	Algoritmo	46
4.2	Aprendizagem Automática por Exemplos Baseada em Lógica Difusa	57
4.2.1	Introdução	57
4.2.2	Algoritmos	61
5	Aplicação ao Controlo e Operação de um Forno de Vidro	74
5.1	O Projecto NOVOVIDRO	74
5.2	Descrição do Processo	75
5.3	Malhas de Controlo	80
5.3.1	Malhas de Controlo da Câmara de Fusão	81
5.3.2	Malhas de Controlo de Temperatura da Zona de Trabalho	85
5.4	Sistema de Operação	86
5.4.1	Introdução	86
5.4.2	Objectivos da Operação de Fornos de Vidro	87
5.4.3	Organização/Coordenação	101
5.4.4	Análise	106
5.4.5	Visão Global do Sistema de Operação do Forno de Vidro	113

5.5	Monitorização e Supervisão Integradas do Processo	114
5.5.1	Suporte Físico do Sistema	115
5.5.2	Suporte Informático do Sistema	115
5.6	Integração dos Sub-Sistemas	117
5.6.1	Breves Considerações Sobre o Sistema de Informação e Apoio à Produção	117
5.6.2	Suporte Físico Para a Integração dos Sub-Sistemas	118
5.6.3	Requisitos Informáticos Para a Integração dos Sub-Sistemas	118
6	Resultados Experimentais	124
6.1	Introdução	124
6.2	Sistema de Operação - Aplicação	125
6.3	Aprendizagem dos Modelos do Forno	126
6.3.1	Construção de Exemplos	126
6.3.2	Modelização	137
6.4	Optimização do Desempenho do Forno	141
6.5	Conclusão	145
7	Conclusões e Perspectivas de Desenvolvimento Futuro	146
7.1	Conclusões	146
7.2	Perspectivas de Desenvolvimento Futuro	148
A	Breve Caracterização do Processo Produtivo de Vidro	163
A.1	Zona Quente	164
A.2	Zona Fria	166
B	Defeitos do Vidro	167
C	Validação de Exemplos	168

Capítulo 1

Introdução

1.1 Motivação

A procura de novas soluções para a Indústria do Vidro, em termos da operação do processo, tem na sua origem diferentes necessidades.

A crescente preocupação com o ambiente, aliada a uma legislação cada vez mais restrita no sentido de o preservar, toma a forma de uma motivação de índole **ambiental**, quando se pensa no carácter poluente desta indústria, em termos de emissões quer para a atmosfera quer para os rios e solos das regiões em que se inserem.

Por outro lado, a competitividade de pequenas e médias empresas implica o uso racional de energia, já que o seu custo tem, grosso modo, impacto tanto maior no valor acrescentado quanto menor for a dimensão da empresa, como demonstrado em [diogo00]. O aumento da eficiência do processo e a redução de custos revelam uma preocupação de carácter **económico**.

Finalmente, a promoção de uma menor intervenção e participação humana na condução do processo permite, por um lado, o desenvolvimento de novas competências, e por outro, uma melhoria das condições de laboração dos operadores, revestindo-se este aspecto de um carácter **social**.

A Indústria do Vidro tem características muito conservadoras, utilizando os mesmos métodos de trabalho há décadas. A qualidade dos produtos fabricados não pode ser o único objectivo desta, face ao acima referido. Contudo, continua a ser a principal linha orientadora nesta indústria. A condução do processo tem que ter em linha de conta outros objectivos, e estes têm

que ser claramente identificados, por forma a traduzirem a natureza das diferentes necessidades. Isto implica a definição de uma metodologia concreta de análise do processo.

A complexidade do processo de fabricação de vidro não inviabiliza a utilização de sistemas de controlo convencionais para controlar as variáveis de baixo nível. Aliás, estes revelam-se extremamente eficazes, se aliados a uma escolha correcta dos sensores e actuadores. O passo em frente será dado com a operação automática do processo, que consiste, em parte e no presente contexto, na determinação das referências de baixo nível tendo em linha de conta os objectivos que se pretendem atingir com o seu desempenho e a **optimização** deste.

Os elevados tempos de atraso, as diferentes constantes de tempo envolvidas, a elevada quantidade de variáveis intervenientes e a complexidade das relações entre estas tornam a modelização matemática destes processos e sua utilização para a operação e controlo em tempo real inviáveis, senão mesmo impossíveis [carvalho88]. Contudo, os operadores humanos são capazes de atingir desempenhos satisfatórios baseados "apenas" na sua experiência. O conhecimento por eles adquirido pode ser descrito por regras do tipo "SE-ENTÃO" [hayes83a], [hayes83b]. É assim de esperar que métodos baseados nesta representação de conhecimento possam, na pior das hipóteses, obter os mesmos resultados. Uma metodologia que utiliza tal representação é a baseada em *lógica difusa* [branco98], [cardoso99], [delgado97], apresentando, relativamente às metodologias baseadas em lógica binária, a vantagem de lidar com incertezas associadas aos sensores, actuadores e modelos do processo.

A optimização do desempenho do processo de fabrico de vidro, face às diferentes necessidades, implica o uso de estratégias capazes de lidar com diferentes critérios, por vezes em conflito entre si, e de um formalismo adequado. De facto, essa diferença na natureza dos diferentes objectivos dificulta a comparação entre eles. Nesta dissertação, a optimização do processo de fabrico de vidro é formulada como um problema de optimização multiobjectivo, baseado no formalismo de Pareto, resolvido através do recurso a algoritmos genéticos.

1.2 Objectivos

Os objectivos definidos para o presente trabalho são os seguintes:

1. Definir conceptualmente uma **Arquitectura de Operação** para processos industriais

complexos. A arquitectura deve ser tão genérica quanto possível, já que é vasto o domínio que pretende abarcar, e deve incluir, para além de um Sistema de Detecção de Falhas, um Sistema de Optimização Multiobjectivo e um Sistema de Aprendizagem Automática, já que será vocacionada para a optimização de processos cujos modelos sejam total ou parcialmente desconhecidos.

2. Definir uma metodologia de análise do **Processo de Fabricação de Vidro** que tenha em vista o projecto e implementação de um controlador pericial baseado na arquitectura definida.
3. Implementar um método de **Optimização Multiobjectivo**, que permita a procura do óptimo de funções ruidosas e/ou não definidas analiticamente.
4. Implementar um método de **Aprendizagem Automática**, capaz de construir modelos do processo face a observações deste, sujeitas a ruído e imprecisão.
5. Implementar um **Sistema de Operação de um Forno de Vidro**, que, baseado na arquitectura proposta, e recorrendo aos métodos anteriores, seja capaz de otimizar o desempenho do processo, face a diferentes opções, e de construir modelos deste, cuja estruturação de conhecimento seja facilmente transportável para o domínio humano, por forma a possibilitar uma melhor compreensão dos factos envolvidos.

1.3 Sumário do Trabalho Desenvolvido

O trabalho desenvolvido não seguiu cronologicamente os objectivos propostos, devido ao contexto em que foi realizado, nomeadamente à necessidade de desenvolver um sistema de controlo e operação inovador para um forno de vidro. Assim, as fases em que foi dividido foram as seguintes:

1. Estudo do processo de fabricação de vidro, através de pesquisa bibliográfica, visita a uma fábrica de vidro e discussão permanente com conhecedores experientes do processo. Este estudo incidiu em aspectos construtivos de fornos de vidro e sua operação, malhas de controlo e instrumentação utilizada.

2. Acompanhamento da construção da fábrica Neovidro, levada a cabo no âmbito do projecto NOVOVIDRO¹ - Novas Tecnologias e Inovação na Indústria do Vidro, inserido no programa PEDIP II. O seu forno foi o visado pelo sistema em desenvolvimento.
3. Estudo e concepção de uma arquitectura de operação, através da definição dos objectivos a atingir com a operação dos fornos, e formas de analisar o seu desempenho.
4. Definição do problema de optimização multiobjectivo e pesquisa de técnicas e formalismos associados.
5. Definição das características do sistema de aprendizagem automática e estrutura de dados associada.
6. Mapeamento da arquitectura proposta nos meios físicos disponíveis.
7. Integração de informação dispersa pela Neovidro relativa ao processo de fabricação de vidro.
8. Recolha de sinais do processo.
9. Teste do sistema - etapa realizada em laboratório, utilizando uma mistura de sinais reais e artificiais.

Os períodos de realização destas tarefas não se apresentaram claramente separados no tempo. Pelo contrário, foi por diversas vezes necessário repensar diversos aspectos e regressar a pontos anteriores.

1.4 Contribuições

As contribuições originais mais relevantes incluídas no presente trabalho são:

¹Ver Secção 5.1

1. Concepção de uma arquitectura hierárquica para operação de processos industriais. Embora genérica, está principalmente dirigida a processos cujos modelos sejam desconhecidos, ou, a existirem, apresentem tal complexidade que a sua utilização em tempo real seja inviável. Esta arquitectura representa uma malha de controlo em sentido lato [pina99a].
2. Desenvolvimento de um controlador pericial para aplicação em fornos de vidro. Para tal, foi necessário elaborar uma análise detalhada do processo de fabricação de vidro, tendo em vista a criação de índices de avaliação do seu desempenho. Estes, traduzindo os objectivos da operação ou condução do processo, levam, naturalmente, à aplicação de técnicas de optimização multiobjectivo, baseadas, neste caso, em algoritmos genéticos.
3. Formalização de uma metodologia para aprendizagem por exemplos de modelos de um forno de vidro. Esta metodologia, baseada em lógica difusa, prevê a integração do sistema de operação com um sistema de informação da fábrica, que fornece informações sobre a qualidade e quantidade de vidro produzido.

1.5 Organização da Tese

Esta dissertação está dividida em seis capítulos, para além do presente, de **Introdução**. Assim temos:

- No Capítulo 2, de **Revisão Bibliográfica**, são apresentadas, ao longo de três secções, abordagens relevantes aos seguintes temas:
 - Controlo e Operação de Processos Industriais: não sendo este trabalho dedicado ao controlo de processos industriais, são no entanto sugeridas algumas referências relativas a arquitecturas de operação, já que é o objecto de estudo presente. São também apresentadas aplicações aos fornos de vidro.
 - Optimização Multiobjectivo: partindo da optimização com uma única função alvo e um único parâmetro, passa-se à optimização multiparâmetro, para finalmente se chegar ao problema de optimização multiobjectivo (OM). São referidos os métodos convencionais e o formalismo de Pareto, adequado à abordagem de OM. São também

introduzidos os algoritmos genéticos, classe de algoritmos aplicável à resolução de problemas de OM.

- Modelização e Aprendizagem: existem diferentes estratégias para modelizar um processo, o que se traduz por diferentes formas de representar o conhecimento acerca deste. São assim apresentadas a modelização com redes neuronais, linear difusa. Após a escolha da estrutura de um modelo, é necessário passar à identificação dos seus parâmetros. Esta, pode passar por uma ou mais fases de aprendizagem recorrendo a dados ou exemplos do processo.
- No Capítulo 3 é apresentado o **Sistema de Operação de Processos Industriais**. Este é constituída por vários níveis hierárquicos: Objectivos da Operação, Organização/Coordenação, Execução, Processo e Análise. O nível da Organização/ Coordenação é constituído por um controlador pericial formado por dois sub-sistemas, um Sistema de Optimização do Processo e um Sistema de Detecção de Falhas. Esta dissertação é focada na implementação do Sistema de Optimização do Processo.
- Os **Métodos e Algoritmos** utilizados no Sistema de Optimização do Processo são apresentados no Capítulo 4, nas seguintes secções:
 - Optimização Multiobjectivo com Restrições Baseado em Algoritmos Genéticos: onde se descrevem critérios para quantificar o desempenho do processo e os algoritmos utilizados para a optimização do mesmo desempenho.
 - Aprendizagem Automática por Exemplos Baseada em Lógica Difusa: a lógica difusa serve de base para o desenvolvimento de algoritmos capazes de construir modelos do processo baseados no conhecimento heurístico desenvolvido pelos operadores.
- Finalmente, no Capítulo 5 é apresentada a **Aplicação ao Controlo e Operação de um Forno de Vidro**. O capítulo encontra-se dividido em seis secções:
 - O Projecto NOVOVIDRO: apresentação do projecto que possibilitou a dissertação.
 - Descrição do Processo: introdução ao processo de fabricação de vidro.
 - Malhas de Controlo: cadeias de controlo típicas de um forno de vidro.

- Sistema de Operação: concretização dos conceitos idealizados para o Sistema de Operação de Processos Industriais.
 - Monitorização e Supervisão Integradas do Processo.
 - Integração dos Sub-Sistemas.
- No Capítulo 6 são apresentados os **Resultados Experimentais**. Refira-se que estes são realizados sobre dados reais misturados com dados artificiais.
 - Por último, no Capítulo 7 assiste-se à apresentação das **Conclusões e Perspectivas de Desenvolvimento Futuro**.

Capítulo 2

Revisão Bibliográfica

2.1 Controlo e Operação de Processos Industriais

2.1.1 Introdução

Apesar de se assistir frequentemente ao emprego indiscriminado da expressão Controlo de Processos quer para referir estratégias de controlo, quer de operação, neste documento será enfatizada essa distinção, já que se entende designarem conceitos muito diferentes, se bem que fortemente interligados.

Entende-se por *Controlo* o conjunto de estratégias utilizadas para levar a(s) saída(s) de um sistema a exibir(em) um determinado desempenho, determinado por entrada(s) específica(s). Ao valor particular que pode tomar a entrada de um sistema atribui-se a designação de referência (*set-point*). Considera-se que uma saída segue uma referência quando, a partir de um certo instante t' , a saída permanece numa vizinhança arbitrariamente pequena da entrada, isto é, sendo $\mathbf{y}(t)$ o vector de saídas e $\mathbf{x}(t)$ o vector de referências:

$$\|\mathbf{y}(t) - \mathbf{x}(t)\| < \epsilon, t > t'$$

No contexto do controlo de processos industriais, estas referências dizem frequentemente respeito a valores de temperatura, pressão ou caudal.

Por *Operação* entende-se o conjunto de estratégias utilizadas para levar a que o desempenho de um processo seja optimizado, consoante um determinado critério. Podem-se apresentar sob

a forma de sistemas de detecção de falhas, controladores periciais e sistemas de apoio à decisão. A fronteira entre estes sistemas não está, muitas vezes, claramente definida, podendo uns ser sub-sistemas de outros. As estratégias utilizadas analisam variáveis do processo e do sistema de controlo, e enviam referências (nalguns casos também alteram parâmetros) ao sistema de controlo.

2.1.2 Controlo de Processos Industriais

Nesta categoria encontram-se os controladores que recebem como referência o valor desejado para uma quantidade física. Será apenas feita uma breve revisão bibliográfica de Controlo de Processos Industriais, já que não é esse o âmbito deste documento. Em [albert92] é apresentada uma abordagem exaustiva sobre este assunto, incluindo sensores, estratégias tradicionais de controlo e toda a instrumentação associada, elementos finais de controlo e controladores lógicos programáveis. Os fundamentos teóricos da engenharia de controlo são amplamente detalhados em [franklin86], [dorf92] e [franklin90], entre outras referências.

Em [seborg99] é apresentado um estudo sobre as estratégias de controlo mais amplamente utilizadas na indústria (numa perspectiva americana, como o próprio autor frisa), sendo referida uma extensa bibliografia. Assim, são consideradas diferentes categorias, consoante o seu uso na indústria, particularizando-se algumas das estratégias. Por exemplo:

1. Estratégias de Controlo Convencionais:

- controlo manual [albert92];
- controlo PID [franklin86].

2. Controlo avançado:

- escalonamento de ganhos (*gain scheduling*) [lemos97];
- controlo adaptativo [lemos97], [machacek99];
- controlo óptimo [lewis86];
- controlo não linear [franklin86];
- controlo robusto [dorf92];

- controlo baseado em redes neuronais [cembrano92], [gallant94];
- controlo difuso [chak96].

É apontado o valor de 90% como a percentagem de indústrias que utilizam estratégias situadas na categoria 1., nomeadamente malhas de controlo baseadas em controladores PID, disponíveis há mais de 60 anos, com correcções auxiliares feitas por operadores humanos.

2.1.3 Operação de Processos Industriais

Por operação de processos industriais pretende-se abranger conceitos como sistemas de controlo inteligente, sistemas de detecção de falhas, controladores periciais e sistemas de apoio à decisão. A operação tem como objectivo principal a optimização do desempenho do processo. A grande maioria das aplicações descritas na literatura sobre estes sistemas são baseadas em sistemas periciais.

Sistemas Periciais

Os sistemas periciais (SP) surgiram inicialmente para colmatar o que aparecia como uma limitação nas máquinas e sistemas cuja actuação não dependia de conhecimento [hayes83b], e que estariam assim votadas a tarefas intelectualmente triviais. Contudo, esta justificação carecia de rigor, já que a actuação de um simples controlador PID seria assim considerada como baseada no conhecimento, uma vez que este é continuamente adquirido (dados da instalação e entradas de referência) e aplicado (geração de entradas de controlo para a instalação) [passino93]. Contudo, tal não se passa, pelo que importa clarificar o conceito de conhecimento.

O conhecimento existe geralmente em duas formas: público (factos e teorias publicadas) e privado (heurísticas). O conhecimento privado é o dominado por humanos, e permite formular hipóteses e abordar problemas, com base em dados imprecisos e incompletos. A tarefa dos SP consiste em elucidar e reproduzir esse conhecimento.

A motivação para o desenvolvimento dos SP pode-se resumir da seguinte forma:

- Modelizar um processo com precisão requer tempo e um conhecimento profundo do sistema, que muitas vezes não está disponível.

- A maioria dos modelos convencionais, lineares e invariantes no tempo, implicam muitas simplificações, podendo deixar de reflectir o sistema alvo.
- O desenvolvimento de novos sensores é lento e oneroso.

Arquitectura Os SP são essencialmente constituídos por [albert92]:

- Base de Conhecimento: constituída por uma base de dados, contendo informação variada, como os elementos estáticos e dinâmicos de sensores, níveis de alarme de um processo, configurações, etc., e por uma base de regras, constituída por heurísticas obtidas a partir do estudo do processo.
- Motor de Inferência: aplica as regras à base de dados para retirar conclusões ou gerar acções.
- Interface Homem-Máquina: realiza a comunicação com o operador.

Representação de Conhecimento Problema geralmente resolvido através do uso de regras do género SE (*um conjunto de condições se verifica*) ENTÃO (*ocorre um determinado facto*). Em [efstathiou92] é utilizada uma abordagem mais completa, que passa pelo uso de um modelo composto por cinco tipos de objectos na base de conhecimento, nomeadamente, **disparo** (observação que indica que algo aconteceu), **hipótese** (sugerida em função da observação anterior e causada por uma ou mais **falhas**), **teste** (que confirma a falha e a **acção** a tomar, se a falha se confirmar). Há então quatro tipos de regras a relacionar estes objectos:

SE	<i>disparo</i>	ENTÃO SUGERIR	<i>hipótese</i>
	<i>hipótese</i>	CAUSADA POR	<i>falha</i>
	<i>falha</i>	CONFIRMADA POR	<i>teste</i>
SE	<i>falha</i>	ENTÃO EXECUTA	<i>acção</i>

Este tipo de representação de conhecimento é adequado para sistemas de detecção, diagnóstico e identificação de falhas.

Aplicações Entre as inúmeras aplicações dos SP encontram-se os sistemas de detecção, diagnóstico e identificação de falhas [novack89], [ng90], [kendra94], [wuensche96] e os sistemas de apoio à gestão e decisão [grayson90], [pecas93].

Controladores Periciais

Os controladores periciais, baseados em e/ou constituídos por SP, revestem-se do maior interesse pois têm como finalidade levar à optimização do desempenho de um sistema através do cálculo e fornecimento das suas referências (ao contrário dos sistemas de controlo, que se "limitam" a seguir as referências). Têm-lhes sido atribuídas diferentes designações, como sistemas de controlo inteligente ou sistemas de controlo de alto nível, tendo inclusivamente sido formados grupos de trabalho para clarificar os termos [antsaklis94].

Arquitectura Em [king88] é sugerida uma arquitectura dividida em três níveis, designadamente, organização, coordenação e execução, não contando com o processo em si. O nível de organização fornece as referências à coordenação, de acordo com os requisitos da produção. A coordenação, por sua vez, transmite as acções de controlo adequadas à execução, constituída por controladores PI e PID. Outras arquitecturas podem ser encontradas em [tian99] e [decker96].

Aplicações Existem diversas aplicações de controladores periciais, por exemplo, nas indústrias do cimento [king88], [hasler94], do vidro [farmer92], da produção de gás [mclean97] e em centrais de carvão [fan97].

2.1.4 Caso de Estudo: Controlo e Operação de Fornos de Vidro

A revisão bibliográfica efectuada neste capítulo não estaria completa sem uma pesquisa na indústria relacionada com o caso de estudo apresentado neste documento, nomeadamente a indústria do vidro.

A modelização de fornos de vidro por métodos matemáticos apresenta muitas dificuldades, sendo frequente o uso de técnicas de controlo adaptativo com aplicação ao controlo de temperaturas [gough97] ou nível do vidro [haber81], [black90]. São também referidas aplicações

recorrendo a modelos estocásticos [dablemont78]. Contudo, todas estas aplicações dizem respeito a aspectos particulares dos fornos.

Desde a década de 70 que os fornos de vidro são alvo de desenvolvimento de sistemas de operação, se bem que a tecnologia disponível então, nomeadamente ao nível de capacidade computacional, limitasse tremendamente o processamento de dados. Em [wertz87] é apresentado um esquema de controlo da temperatura do fundo de um forno inserido num sistema de controlo hierárquico, que é precisamente um sistema de operação, visto lidar não só com o processo em si, mas também com a qualidade do vidro, se bem que ainda de forma muito limitada.

Com o projecto ESPRIT II AIMBURN [lima91], [farmer92], foram aplicados conceitos formulados em [king88] à indústria do vidro, tendo sido obtida uma metodologia de análise do processo e do desenvolvimento de um controlador pericial (objectivos da operação, factores condicionantes) recuperada em parte no presente trabalho. Este projecto possibilitou ainda o desenvolvimento e integração de informação de sensores não convencionais no controlador pericial, nomeadamente um sistema de visão para caracterização das chamas no interior do forno [santosvictor93].

2.2 Optimização Multiobjectivo

2.2.1 Introdução

Neste capítulo será feito um levantamento de alguns métodos numéricos de optimização, tendo em vista uma abordagem adequada ao problema de optimização multiobjectivo.

A metodologia seguida consistirá em apresentar em primeiro lugar alguns métodos tradicionais, inicialmente para optimização de problemas com um objectivo e um parâmetro, ao que se passará à optimização multiparâmetro, também com um único objectivo. Finalmente, serão apresentados métodos para optimização multiobjectivo e multiparâmetro. Após os métodos tradicionais serão introduzidos os métodos evolucionários, baseados em Algoritmos Genéticos.

Será ainda introduzido o formalismo de Pareto, para abordagem do problema de optimização multiobjectivo.

2.2.2 Métodos Tradicionais

Optimização de Problemas com um Objectivo e um Parâmetro

Um problema de optimização pode ser estabelecido como o de encontrar o máximo de uma função de utilidade ou o mínimo de uma função de custo. Assumindo o último caso, de minimização de uma função de custo, define-se então o problema de optimização com um objectivo e um parâmetro da seguinte forma:

Definição 1 *Problema de optimização com um objectivo e um parâmetro*

Sendo $f(x)$ uma função de custo, $x^{min} < x < x^{max}$, calcular x^ tal que*

$$\forall x : x^{min} < x < x^{max} : f(x) \geq f(x^*)$$

Como exemplo de métodos para resolver este problema temos a *busca de Fibonacci* ou a *interpolação quadrática* [everitt87], inseridos na categoria de métodos de procura directa, já que utilizam o cálculo de pontos da função de custo, não recorrendo à avaliação da sua derivada. A busca de Fibonacci apresenta a restrição da função a minimizar ter que ser unimodal no intervalo inicial considerado, enquanto que a interpolação quadrática implica necessariamente que a função original possa ser aproximada por uma função quadrática.

Optimização Multiparâmetro

No caso da optimização multiparâmetro o problema põe-se da seguinte forma:

Definição 2 *Problema de optimização multiparâmetro com um objectivo*

Sendo $f(\mathbf{x})$, \mathbf{x} definido no universo Ω^m (isto é, $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_m)$), uma função de custo, $x_i^{min} < x_i < x_i^{max}$, $i = 1, \dots, m$, calcular \mathbf{x}^ tal que*

$$\forall \mathbf{x} : x_i^{min} < x_i < x_i^{max}, i = 1, \dots, m : f(\mathbf{x}) \geq f(\mathbf{x}^*)$$

De entre alguns métodos existentes para resolver este problema destacam-se o *método simplex* e o *hill-climbing*. Estes métodos apresentam o problema de não distinguirem mínimos locais de globais assim como o de ficarem preso em "vales" [everitt87].

Optimização Multiobjectivo

A Optimização Multiobjectivo procura minimizar não uma função de custo, $f(\mathbf{x})$, mas sim um vector, $\mathbf{f}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), \dots, f_N(\mathbf{x}))$, obrigando à utilização de um formalismo que só será introduzido na Secção 2.2.3. Contudo, existe uma abordagem muito simples [fonseca95a] que transforma um problema com múltiplos objectivos num outro com um único objectivo, conhecida por *função agregadora*. Esta consiste numa simples soma ponderada das N componentes do vector de custo,

$$f_a(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N p_i f_i(\mathbf{x})$$

sendo $p_i, i = 1, \dots, N$ os pesos utilizados. A optimização consistirá então na aplicação de um dos métodos anteriores à função $f_a(\mathbf{x})$. As desvantagens evidentes são não só a dificuldade de construção da função agregadora como também, por vezes, não fazer sentido comparar quantitativamente objectivos de natureza diferente.

2.2.3 Métodos Evolucionários - Algoritmos Genéticos

Introdução

Os Algoritmos Genéticos (AG) são uma classe de modelos computacionais inspirados na evolução natural. São algoritmos de busca de soluções óptimas que utilizam conceitos como selecção natural, reprodução, cruzamento e codificação cromossomática. Encontram-se amplamente descritos em [goldberg89] e [man99].

Como aplicações, os AG's são amplamente utilizados como ferramentas de optimização, nomeadamente em problemas em que as funções alvo são ruidosas e/ou descontínuas, invalidando a utilização de métodos tradicionais como o *hill-climbing*. Em [man99] são descritas aplicações de AG's no desenho de filtros digitais, controlo H_∞ , inteligência computacional (optimização da topologia de redes neuronais), sistemas de reconhecimento de voz e na resolução de problemas de planeamento e escalonamento da produção.

A procura de soluções por AG's é feita em paralelo, isto é, várias soluções são testadas em simultâneo, o que os torna eficientes, por exemplo, na distinção entre extremos locais e globais.

Os AG's caracterizam-se ainda por utilizarem regras de transição probabilísticas entre iterações ou gerações.

Os AG's têm como ponto de partida um conjunto de candidatos a solução de um dado problema, conjunto esse designado por população. Cada elemento da população, ou indivíduo, está codificado de acordo com um alfabeto e um código comuns (por exemplo, codificação binária, para um alfabeto $\{0, 1\}$), e apresenta um determinado valor de mérito ou aptidão, que quantifica o desempenho dessa solução particular face ao problema em questão. Os AG's são assim baseados em tramas de informação, cadeias de caracteres designadas por cromossomas, descrevendo os indivíduos. A estes são tipicamente aplicados operadores de selecção/reprodução, cruzamento, mutação e elitismo, entre outros possíveis e determinados pela criatividade do desenhador do algoritmo e/ou configuração do problema. Os indivíduos podem corresponder a parâmetros de funções, sequências de acções num processo, uma mistura de ambos, etc.

Para fazer a correspondência directa entre um indivíduo e um parâmetro ou variável de um problema é geralmente necessário proceder a um mapeamento deste. A codificação de indivíduos em binário implica que o valor correspondente fica compreendido no intervalo $[0, 2^L - 1]$, sendo L o número de bits utilizado. Se o parâmetro assumir valores na gama $[U_{min}, U_{max}]$ é feito um mapeamento, geralmente linear, para este intervalo. Sendo q a precisão desejada na representação, temos a relação:

$$q = \frac{U_{max} - U_{min}}{2^L - 1}$$

que representa o intervalo de quantificação na discretização da gama anterior com L bits.

Função de Aptidão Cada indivíduo de uma população tem uma certa aptidão, que traduz o seu desempenho na resolução de um problema. Este pode ser geralmente quantificado por uma função de custo ou, de forma inversa, por uma função de utilidade. A função de aptidão, construída a partir destas, tem que ser, em qualquer caso, sempre não negativa, como será posteriormente observado. Surge assim a necessidade de mapear as funções de utilidade ou custo para funções de aptidão. Um mapeamento custo - aptidão típico é o seguinte [goldberg89]:

$$f(x) = \begin{cases} C_{m\acute{a}x} - g(x) & , \text{ se } g(x) < C_{m\acute{a}x} \\ 0 & , \text{ caso contr\acute{a}rio} \end{cases}$$

sendo $g(x)$ a fun\c{c}\~ao de custo e $C_{m\acute{a}x}$ um coeficiente que pode ser, por exemplo, o maior valor de $g(x)$ observado at\~e ao momento.

Operadores Gen\~eticos Cl\~asicos A evolu\c{c}\~ao dos AG's \~e baseada na aplica\c{c}\~ao de operadores gen\~eticos sobre a popula\c{c}\~ao. Estes t\~em como objectivo **seleccionar** e **reproduzir** os indiv\~duos mais aptos, **cruzar** estes entre si, proceder a **muta\c{c}\~oes** sobre os seus descendentes, e preservar a **elite** de cada popula\c{c}\~ao em cada itera\c{c}\~ao, isto \~e, os indiv\~duos mais aptos. S\~ao a seguir apresentados os quatro operadores gen\~eticos que permitem realizar estas fun\c{c}\~oes.

- **Sele\c{c}\~ao/Reprodu\c{c}\~ao**

Partindo dos valores de aptid\~ao, o operador de sele\c{c}\~ao/reprodu\c{c}\~ao selecciona indiv\~duos dos quais s\~ao geradas c\~opias para cruzamento. Em cada itera\c{c}\~ao do AG s\~ao seleccionados tantos indiv\~duos quantos os necess\~arios para preencher uma nova popula\c{c}\~ao ou gera\c{c}\~ao.

- **Cruzamento**

O operador cruzamento traduz-se num processo de troca de informa\c{c}\~ao gen\~etica. Em primeiro lugar s\~ao escolhidos, de forma aleat\~oria, indiv\~duos que se agrupam em pares. Depois procede-se ao cruzamento entre cada par de cromossomas, com uma certa probabilidade, P_{cruz} . \~E escolhido um valor k , aleat\~orio, compreendido no intervalo $[1, L - 1]$. Formam-se ent\~ao dois novos indiv\~duos, pela troca de todos os caracteres entre $k + 1$ e L . Na Fig. 2-1 apresenta-se um exemplo para dois indiv\~duos, com $k = 3$.

- **Muta\c{c}\~ao**

A muta\c{c}\~ao \~e um operador bastante simples, tendo no entanto um papel fundamental, j\~a que permite garantir que o algoritmo converge (na pior das hip\~oteses, em tempo infinito). Consiste na altera\c{c}\~ao, de forma aleat\~oria e geralmente com baixa probabilidade (P_{mut}), do valor dos elementos num cromossoma. Para um alfabeto bin\~ario consistir\~a em passar

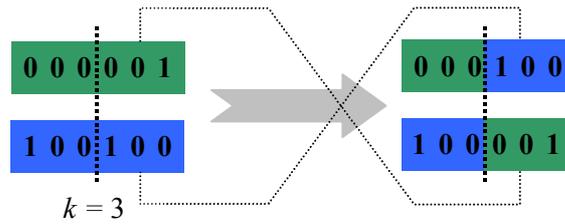


Figura 2-1: Cruzamento

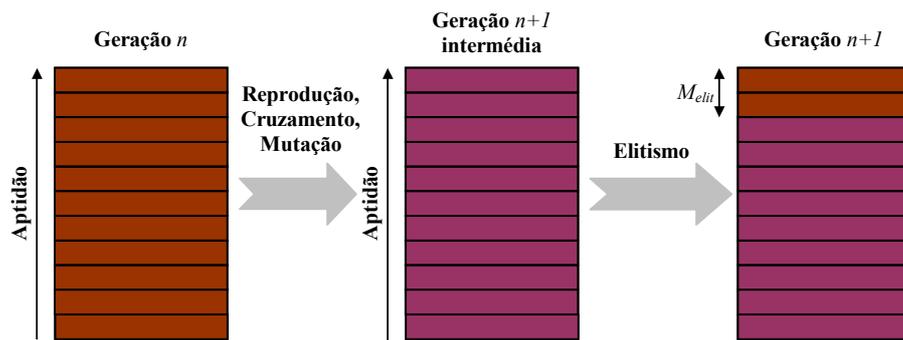


Figura 2-2: Elitismo

bits de 1 para 0, e vice-versa. O operador mutação é aplicado aos indivíduos de uma população, caracter a caracter, após a intervenção dos anteriores.

- **Elitismo**

O operador elitismo tem por fim preservar os melhores elementos (mais aptos) ao longo das gerações, podendo esta função ser realizada de diferentes formas. Uma estratégia de elitismo consiste em, dadas as gerações n e $n + 1$, substituir os piores elementos de $n + 1$ pelos melhores de n , até um máximo de M_{elit} indivíduos (Fig. 2-2).

Algoritmo Básico: Exemplo de Aplicação

Tendo em conta os conceitos anteriores, pode-se então construir um algoritmo genético simples. Os operadores podem ser aplicados num número de vezes pré-determinado, $MaxGeracao$, ou até ser verificada uma certa condição. A partir da população final é escolhida uma solução,

neste caso, o indivíduo mais apto.

Algoritmo 3 *Algoritmo Genético Básico*

```
NumeroDaGeracao ← 1
NovaGeracao ← CriarPopulacaoInicial(NumeroDeIndividuos)
Enquanto(NumeroDaGeracao < MaxGeracao) ou
    (VerificarCondicao(NovaGeracao))
    VelhaGeracao ← NovaGeracao
    NovaGeracao ← NULL
    Enquanto(~Preenchida(NovaGeracao))
        Indivíduo1 ← SeleccionarIndividuo(VelhaGeracao)
        Indivíduo2 ← SeleccionarIndividuo(VelhaGeracao)
        CruzarIndividuos(Indivíduo1, Indivíduo2, Pcruz)
        MutarIndividuo(Indivíduo1, Pmut)
        MutarIndividuo(Indivíduo2, Pmut)
        Indivíduo1.Aptidao ← AvaliarIndividuo(Indivíduo1)
        Indivíduo2.Aptidao ← AvaliarIndividuo(Indivíduo2)
        AdicionarIndividuos(NovaGeracao, Indivíduo1, Indivíduo2)
        NovaGeracao ← Elitismo(NovaGeracao, VelhaGeracao, Melit)
    NumeroDaGeracao ← NumeroDaGeracao + 1
EscolherSolucaoOptima(NovaGeracao)
```

Exemplo 4 Com o algoritmo proposto pode-se agora tentar encontrar o máximo (ponto óptimo de um problema) de uma função, por exemplo de $f(x) = 100 \sin^2\left(\frac{\pi}{10}x\right)$, representada na Fig. 2-3. Esta tem o seu máximo em $x = 5$, para $x \in [0, 10]$. A função de aptidão pode ser dada directamente por $f(x)$, já que temos um problema de maximização e a função é sempre não negativa.

Para uma população de 20 indivíduos, e cromossomas de 10 bits, apresenta-se nas Figs. 2-4.a) a 2-4.d) a evolução da população numa execução do algoritmo, ao longo de 100 gerações.

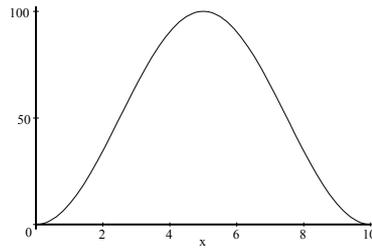


Figura 2-3: $f(x) = 100 \sin^2\left(\frac{\pi}{10}x\right)$

Na simulação realizada, fez-se $P_{cruz} = 0.6$, $P_{mut} = 0.01$ e forçou-se a população inicial a ser uniformemente distribuída pelo espaço de procura, o conjunto $[0, 10]$.

O valor final foi obtido escolhendo o máximo de entre a população, sendo, nesta execução, $x = 4.956012$, a que corresponde um valor $f(x) = 99.980904$. Note-se que, com 10 bits, a precisão é de $q = 9.7752 \times 10^{-3}$. Na Fig. 2-5 pode-se observar o andamento do valor médio da função de aptidão, verificando-se que, a partir da 25ª geração, sensivelmente, este valor nunca entra num intervalo inferior a 10% do valor máximo.

Optimização Multiparâmetro

No caso em que a função a otimizar depende de mais que um parâmetro, podem-se construir os cromossomas pela simples concatenação das cadeias de bits ou caracteres que os codificam. Por exemplo, para cinco parâmetros, P_i , $i = 1, \dots, 5$, um indivíduo poderia ser:

$$\underbrace{00100}_{P_1} \mid \underbrace{001}_{P_2} \mid \underbrace{0001100}_{P_3} \mid \underbrace{0011}_{P_4} \mid \underbrace{000001}_{P_5}$$

Os parâmetros individuais podem ter codificações de diferentes dimensões. Se necessário, a própria codificação poderá ser diferente. Na aplicação do operador cruzamento, optou-se por fazer a troca apenas dos troços dos cromossomas respeitantes a um mesmo parâmetro, como se exemplifica na Fig. 2-6.

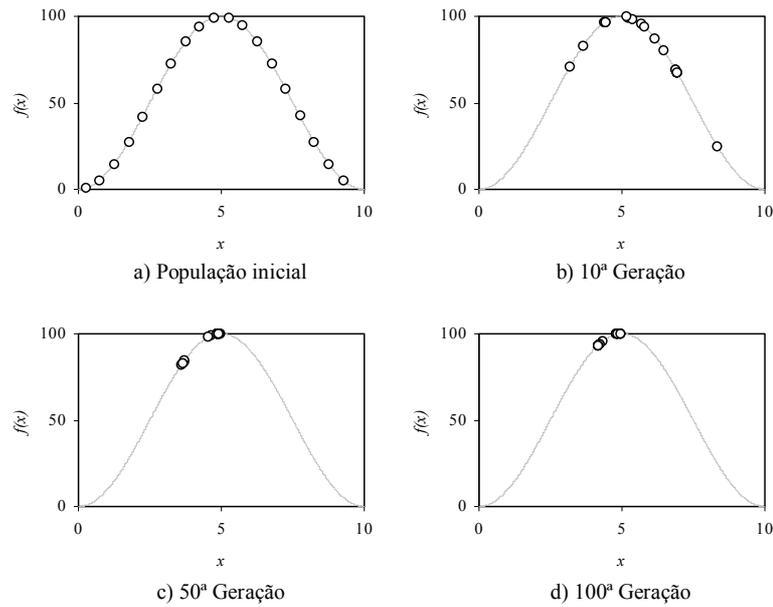


Figura 2-4: Evolução da população numa execução do Algoritmo Genético

Operadores Avançados

Formação de Nichos No exemplo anterior, em que a função de aptidão apresenta um único máximo, o AG converge para este. No entanto, é de questionar como será o seu comportamento na presença de funções multimodais, como por exemplo a função $h(x)$ apresentada na Fig. 2-7.

O que se observa, em sucessivas execuções do algoritmo, é que as populações tendem, na grande maioria dos casos, para um dos máximos. Este fenómeno é conhecido na literatura como deriva genética (*genetic drift*). Em muitas aplicações é desejável encontrar diferentes soluções, ou, de forma equivalente, que os indivíduos se distribuam pelos vários picos. A isto chama-se formação de nichos, havendo diferentes estratégias para a alcançar, como as que a seguir se descrevem.

- **Partilha de Aptidão**

Um método utilizado para induzir a formação de nichos usa uma função de partilha (*sharing function*) [goldberg89], $s(d(x_i, x_j))$, sendo $d(x_i, x_j) = \|x_i - x_j\|$ a distância entre dois indivíduos considerados, i e j . Na Fig. 2-8

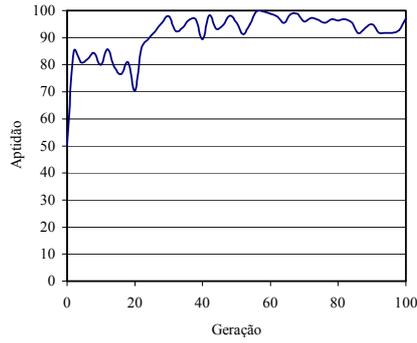


Figura 2-5: Andamento do valor médio da função de aptidão ao longo das várias gerações



Figura 2-6: Cruzamento multiparâmetro

apresenta-se um exemplo de uma função de partilha. Para $d > \sigma_{part}$, vem $s(d) = 0$. O grau de partilha de cada indivíduo, $S(\cdot)$, é calculado pelo somatório das partilhas parciais, $s(\cdot)$, por:

$$S(x_i) = \sum_{j=1}^N s(d(x_i, x_j))$$

A partilha parcial calculada para um mesmo indivíduo tem valor unitário, já que a distância $d(\cdot)$ é nula. Um indivíduo que esteja suficientemente próximo de outro (a menos de σ_{part}) contribuirá para o grau de partilha deste, e vice-versa. A aptidão passará a ser ponderada da seguinte forma:

$$f_S(x_i) = \frac{f(x_i)}{S(x_i)}$$

sendo $f(x_i)$ a aptidão na ausência de partilha. Quando aparece uma espécie que domina

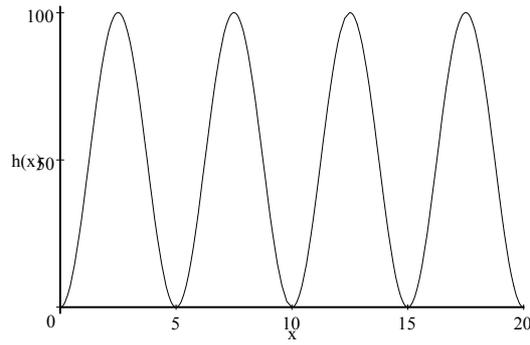


Figura 2-7: Função multimodal $h(x) = 100 \sin^2(\pi \frac{x}{5})$

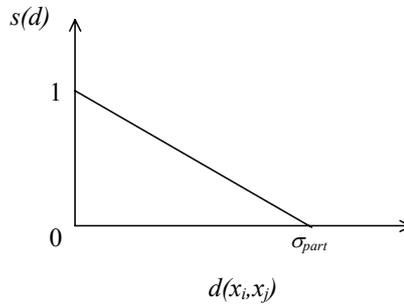


Figura 2-8: Função de partilha

a população, a aptidão de cada indivíduo é degradada pelo grau de partilha, impedindo o fenómeno de deriva genética.

O factor de partilha, σ_{part} , pode ser interpretado como percentagem da gama de valores abrangida pelo parâmetro x . Assim, para $x \in [U_{min}, U_{max}]$, cada indivíduo tem a sua aptidão degradada pelos indivíduos a uma distância inferior a:

$$\sigma_{part} \cdot \frac{U_{max} - U_{min}}{100}$$

Para o exemplo anterior, a função $h(x)$, utilizando partilha de aptidão, a população obtida numa execução, ao fim de 500 gerações, $\sigma_{part} = 5\%$, está representada na Fig. 2-9. Note-se que, nesta figura, cada círculo pode representar vários indivíduos sobrepostos. Por

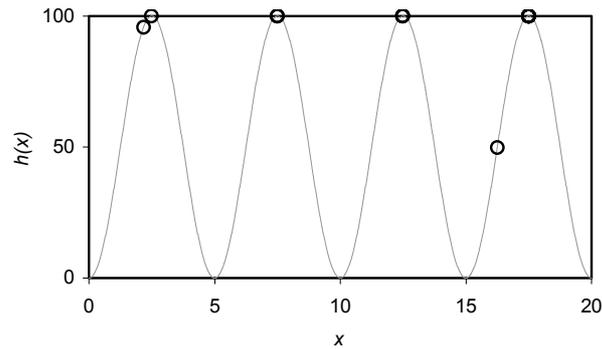


Figura 2-9: População final numa execução do algoritmo utilizando partilha de aptidão

outro lado, se os picos forem de diferentes magnitudes, observa-se que as soluções têm tendência a se distribuir por todos, [goldberg89], ficando os mais elevados com maior número de indivíduos. Consegue-se assim, com esta técnica, identificar vários máximos locais.

- **Restrições de Emparelhamento**

Aquando da selecção de um indivíduo para cruzamento com um outro já escolhido, pode-se optar por eliminar, à partida, aqueles cujas características sejam muito distintas, i. e., que se encontrem a uma distância superior a um factor σ_{emp} . A selecção deixa assim de ser baseada apenas na aptidão. O primeiro indivíduo é seleccionado de forma aleatória, sendo de seguida escolhido o seu par, também aleatoriamente, de entre os que se encontram a menos de:

$$\sigma_{emp} \cdot \frac{U_{máx} - U_{min}}{100}$$

Caso não haja indivíduos dentro deste limite, a selecção será feita de entre a população toda, tal como anteriormente.

Formação de Nichos em Optimização Multiparámetro Se bem que para o caso de um único parâmetro seja simples conceber factores que indiquem proximidade, ou semelhança, entre

dois cromossomas, como se fez com σ_{part} e σ_{emp} , quando se têm vários parâmetros concatenados a solução já não é tão imediata. Isto porque além dos parâmetros poderem não ter qualquer relação entre si, também as suas gamas de valores poderão ser completamente distintas.

Para inferir se um dado indivíduo se encontra suficientemente "próximo" de outro, por exemplo a menos de σ_{emp} , cada um dos seus parâmetros terá que estar a menos deste valor do parâmetro correspondente no outro indivíduo, da forma definida anteriormente. Solução idêntica foi tomada em relação a σ_{part} . Neste caso, construiu-se uma função de partilha para cada parâmetro, sendo a distância tomada entre cada dois parâmetros correspondentes, sendo construídas tantas partilhas parciais, quantos os parâmetros no problema. A degradação da aptidão total é então dada pela média destas partilhas parciais.

Exemplo 5 *O algoritmo obtido, com estes novos conceitos, foi utilizado para calcular o óptimo da função (Fig. 2-10)*

$$f(x_1, x_2) = 100 \cdot \exp\left(- (x_1 - 10)^2 - (x_2 - 5)^2\right) + 100 \cdot \exp\left(- (x_1 - 5)^2 - (x_2 - 10)^2\right)$$

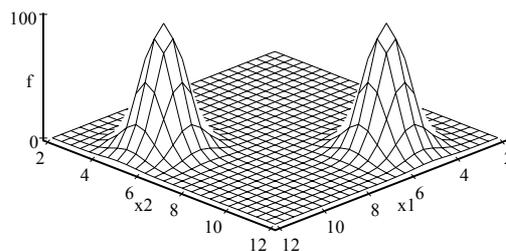


Figura 2-10: $f(x_1, x_2)$ Função com dois picos

Os máximos desta função encontram-se em (10, 5) e (5, 10). Foi utilizada uma população de 30 indivíduos, com $P_{mut} = 0.01$, $P_{cruz} = 0.6$, e 1000 iterações. Para ambos os parâmetros

escolheu-se 10 bits e gama $[0, 20]$. Sem usar métodos de formação de nichos obtiveram-se sempre os resultados esperados, ou seja, as populações convergiram sempre para um ou outro máximo, como se pode observar no exemplo de uma execução do algoritmo, na Fig. 2-11. Contudo, nas Figs. 2-12.a) a 2-12.c) pode-se observar a evolução utilizando $\sigma_{part} = 10\%$ e $\sigma_{emp} = 25\%$.

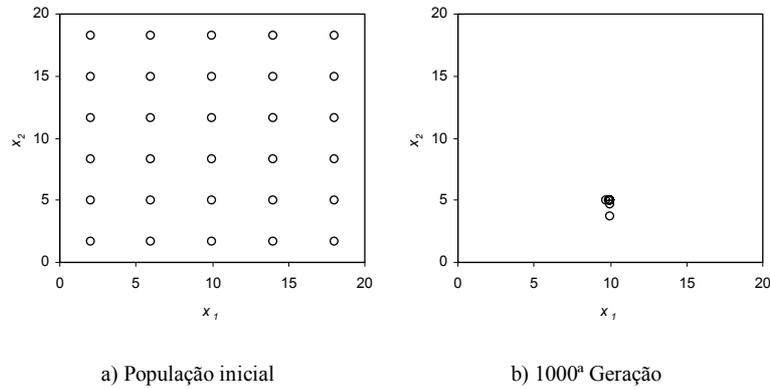


Figura 2-11: *Optimização de uma função multimodal sem mecanismos de formação de nichos*

Também neste caso se partiu de uma população uniformemente distribuída no espaço de decisão. Na vigésima geração, nota-se perfeitamente que o máximo em $(10, 5)$ se está a impor. Contudo, a competição pelo recurso disponível vai enfraquecer os indivíduos, pelo que, na última geração, já encontramos a população distribuída quase toda pelos dois picos.

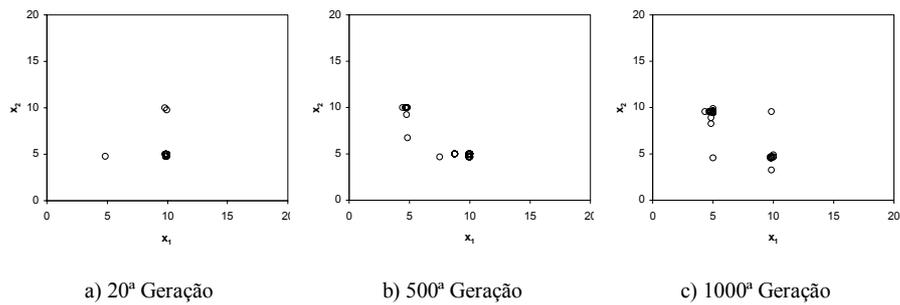


Figura 2-12: *Optimização de uma função multimodal com mecanismos de formação de nichos*

Optimização Multiobjectivo Com Restrições

A estratégia de aplicação de AG's à optimização de funções é condicionada pelo facto destas serem escalares ou vectoriais, ou, no presente contexto, de se estar em presença de um ou mais objectivos. Isto leva à própria necessidade de especificação do problema de optimização multiobjectivo e de um formalismo adequado para o tratar. Outro aspecto até agora não referido aquando da optimização por métodos convencionais foi o da presença de restrições. Nesta secção serão apenas introduzidos os formalismos essenciais à compreensão do problema. O algoritmo final só será descrito na secção 4.1.

Formalismo de Pareto O problema de optimização multiobjectivo (OM) não é tão simples como o apresentado anteriormente, em que se tem um único critério de decisão, pelo que se torna imediato decidir se uma solução é melhor que outra, ou, pelo menos, equivalente. Na presença de vários objectivos, soluções diferentes podem levar simultaneamente a melhorias em alguns e a degradação noutros. Importa assim definir um critério de comparação de soluções.

Em primeiro lugar, estabeleça-se que um problema de OM corresponda à optimização simultânea da função vectorial de objectivos:

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_N(\mathbf{x}))$$

sendo \mathbf{x} um vector de decisão, definido no universo Ω^m (isto é, $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_m)$). Sem perda de generalidade, assuma-se o problema de OM como o de **minimização** da função \mathbf{f} , i.e., como o de minimização de cada uma das suas componentes.

Para que melhor se compreenda a dificuldade de minimizar simultaneamente as componentes de \mathbf{f} , atente-se ao gráfico da Fig. 2-13, que representa um exemplo dum espaço de decisão, na presença de duas funções de custo, f_1 e f_2 , i. e., $\mathbf{f} = (f_1, f_2)$.

A solução \mathbf{P}_2 é nitidamente melhor que \mathbf{P}_1 e \mathbf{P}_3 , pois é a que apresenta menores valores tanto em f_1 como em f_2 . O problema surge se se tiver que decidir entre \mathbf{P}_1 e \mathbf{P}_3 . Se com \mathbf{P}_1 se consegue um melhor valor em f_1 do que com \mathbf{P}_3 , já com este último f_2 tem um melhor desempenho, sendo f_1 degradado. Nos problemas reais, regra geral, não haverá uma única solução, mas sim um conjunto de soluções alternativas, para o problema de OM. Uma forma

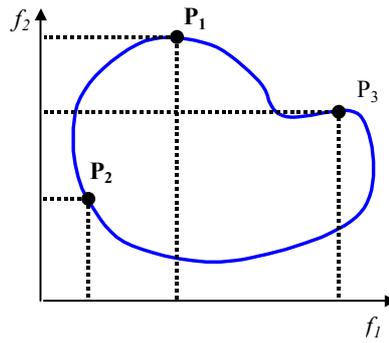


Figura 2-13: Exemplo de um espaço de decisões para dois objectivos

de lidar com este facto, tem como base o estabelecimento das seguintes definições:

Definição 6 (Dominância de Pareto) Diz-se que um vector \mathbf{f}^* domina outro vector \mathbf{f}' , se e só se \mathbf{f}^* for parcialmente menor que \mathbf{f}' , isto é:

$$\forall i \in \{1, \dots, m\} : \mathbf{f}_i^* \leq \mathbf{f}'_i \wedge \exists i \in \{1, \dots, m\} : \mathbf{f}_i^* < \mathbf{f}'_i$$

e escreve-se

$$\mathbf{f}^* \prec \mathbf{f}'$$

Definição 7 (Optimalidade de Pareto) Diz-se que a solução $\mathbf{x}^* \in \Omega^m$ é um óptimo-Pareto sse não houver nenhuma outra solução \mathbf{x}' tal que:

$$\mathbf{f}' = \mathbf{f}(\mathbf{x}') \prec \mathbf{f}^* = \mathbf{f}(\mathbf{x}^*)$$

Ao conjunto de soluções óptimas-Pareto chama-se também conjunto de soluções não dominadas ou não inferiores. Para o exemplo anterior, o conjunto de soluções não inferiores encontra-se representado na Fig. 2-14.

À superfície definida é atribuída a designação de superfície de compromisso (*trade-off*).

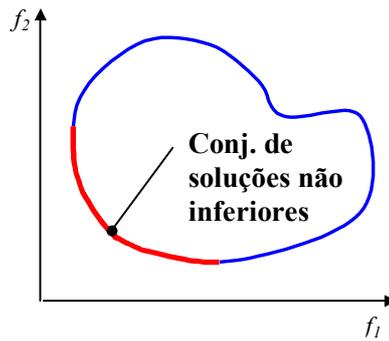


Figura 2-14: Conjunto de soluções não inferiores

Restrições Um aspecto de primordial importância em problemas reais é a existência de restrições. Estas podem-se fazer sentir quer a nível dos vectores de decisão, tendo um tratamento bastante simples, que se traduz na escolha apropriada do seu domínio, quer a nível das funções objectivo, de tratamento mais complexo. De seguida, a referência a restrições dirá respeito apenas a este último tipo.

Formalmente, uma restrição pode-se definir como uma desigualdade do tipo

$$f(\mathbf{x}) \leq g$$

ou, no caso multiobjectivo

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_N(\mathbf{x})) \leq (g_1, g_2, \dots, g_N)$$

sendo esta desigualdade entendida como

$$f_i(\mathbf{x}) \leq g_i, i = 1, \dots, N$$

Pode surgir o caso em que nenhuma solução satisfaça simultaneamente todas as restrições. Nessa altura terá que se ter em conta o número destas que são violadas, assim como a extensão dessa infracção.

2.2.4 Conclusão

Nesta secção foram apresentados métodos e formalismos para abordagem de problemas de optimização com um ou mais parâmetros e um ou mais objectivos. Em primeiro lugar foram descritos alguns métodos tradicionais (busca de Fibonacci, interpolação quadrática, método simplex, *hill-climbing* e função agregadora). Estes apresentam diversas obstáculos à sua utilização, quer por imporem restrições às funções alvo (limite no número de extremos globais, necessidade de poderem ser aproximadas por funções quadráticas) quer pelas dificuldades de progressão no espaço de procura (implicando o cálculo ou estimativa de derivadas parciais) quer ainda pela não distinção entre extremos locais e globais.

Por fim, foram introduzidos os métodos evolucionários, baseados em algoritmos genéticos, adequados à busca de soluções em funções ruidosas e/ou desconhecidas. Visto a sua evolução ser guiada por factores probabilísticos e fazerem busca em paralelo, permitem ultrapassar o problema de distinção entre extremos locais e globais, uma limitação comum em métodos de busca tradicionais.

2.3 Modelização e Aprendizagem

2.3.1 Introdução

O problema de optimização multiobjectivo formulado no capítulo anterior não fica resolvido com a definição de uma metodologia para o abordar. De facto, a optimização implica a comparação entre diferentes soluções, ou pontos de funcionamento dos sistemas considerados. Há duas formas de o fazer: por aplicação a um modelo ou por aplicação directa ao processo real. Esta última é geralmente impraticável, pelo que a única opção passa pela utilização de um modelo do processo. Consoante o tipo de modelo escolhido, ou, por outras palavras, o tipo de representação do conhecimento, é necessário passar à parte da construção efectiva desse modelo, seja pela formulação de equações matemáticas, seja por identificação de parâmetros de modelos tipo, seja pela aprendizagem de relações entre as diferentes variáveis, seja por estas técnicas em simultâneo. A construção dos modelos está intimamente ligada à estrutura escolhida para estes. No presente contexto, de aplicação a um forno de vidro, a tarefa de construção de modelos consistirá em aprendizagem por exemplos ou observações, visto ser esta a forma mais

exequível, talvez mesmo a única, de adquirir conhecimento acerca do processo.

2.3.2 Modelos de Processos e Representação de Conhecimento

Segundo [sohlberg98], a modelização de processos físicos divide-se nas seguintes categorias:

- Caixa branca: o processo pode ser completamente descrito por equações matemáticas (e.g. diferenciais, algébricas, lógicas);
- Caixa negra: a estrutura do modelo não reflecte a estrutura física do processo, visto as relações entre as suas variáveis serem desconhecidas;
- Caixa cinzenta: existe algum conhecimento impreciso acerca da estrutura do processo.

Os modelos do tipo caixa branca são construídos por inspecção, obtendo-se um conjunto de equações matemáticas, método designado por modelização. Quanto aos de caixa negra, é necessário proceder a uma identificação de parâmetros de um modelo ou conjunto de modelos normalizados. Os modelos do tipo caixa cinzenta socorrem-se tanto de modelização como de identificação.

Muitos processos industriais admitem a construção de modelos do tipo caixa cinzenta, devido em parte à disponibilidade de conhecimento heurístico dos operadores do processo. Este é geralmente construído com base na sua experiência, e pode ser traduzido em regras SE-ENTÃO, da forma:

SE (*um conjunto de condições se verifica*) ENTÃO (*ocorre um determinado facto*)

A este conhecimento podem acrescer relações matemáticas descrevendo partes do Processo, como por exemplo:

- Equações de balanço de massa e energia: obtidas a partir do princípio da conservação generalizada da massa ou energia [albert92], aplicam-se a todos os processos excepto às reacções nucleares (onde há conversão de massa em energia).
- Equações algébricas: expressam relações entre as variáveis do processo.

Como referido, uma componente da construção de modelos, nomeadamente do tipo caixa negra ou caixa cinzenta, consiste na identificação de parâmetros de modelos normalizados. De entre estes sobressaiem quer as *redes neuronais* [russel95], [gallant94], [wells92], [khanna90], quer os sistemas baseados em *lógica difusa* [zadeh65], [chak96], [frey99], pela atenção que lhes tem sido dedicada e pela grande quantidade de aplicações implementadas. São de referir ainda os modelos lineares do tipo AR, ARMA, ARMAX [astrom89], [coito95], [lemos97].

Modelização com Redes Neuronais

A modelização com redes neuronais (RN) implica a passagem por uma ou mais fases de treino ou aprendizagem, em que lhes são fornecidos exemplos do modelo a aprender, constituídos por vectores de entradas e saída associada.

Cembrano *et al* referem como uma das características mais relevantes das RNs a sua adaptabilidade a ambientes variantes no tempo. Oliveira *et al* aplicam RNs na identificação de sistemas com elementos não lineares. Russel *et al* citam, como exemplos, a pronúncia de Inglês escrito por um computador, reconhecimento de caracteres escritos e condução automática de um veículo. Como aplicações comerciais, encontramos em [schlag99] a utilização de RNs em modelização na indústria do aço, e a ferramenta NeurOn-Line do pacote de *software* G2 da empresa Gensym (<http://www.gensym.com/products/NOL.htm>). Esta última destina-se à construção de RNs e sua consequente aplicação a ambientes dinâmicos.

Modelização Linear

Neste tipo de modelização os sistemas são lineares nos parâmetros a estimar, aparecendo na forma:

$$y(t) = \varphi^T(t) \theta_0 + v(t)$$

sendo $y(t)$ e $\varphi^T(t)$, observáveis e, respectivamente, escalar e vectorial, θ_0 o vector de parâmetros a estimar e $v(t)$ um resíduo. Nesta classe encontram-

-se, por exemplo, os modelos AR, ARX e ARMAX, dados, respectivamente, pelas equações:

$$A(q)y(t) = e(t)$$

$$A(q)y(t) = B(q)u(t) + e(t)$$

$$A(q)y(t) = B(q)u(t) + C(q)e(t)$$

A , B e C representam polinómios no operador avanço q , cujos coeficientes se pretende estimar, $y(t)$ é a saída do sistema, $u(t)$ a entrada do mesmo e $e(t)$ uma sequência incorrelacionada (ruído branco) de valor médio nulo.

Modelização Difusa

A Teoria dos Conjuntos Difusos (*Fuzzy Sets*), criada por Lotfi Zadeh na década de 60, tem encontrado inúmeras aplicações em campos tão díspares como sistemas periciais em medicina [hudson88], sistemas de supervisão e controlo automático de processos [cardoso99] e [yegin99], ou controlo da trajectória de veículos [yousef99]. Em Português esta teoria também recebeu a designação adicional de Teoria dos Conjuntos Vagos.

2.3.3 Aprendizagem por Exemplos

Escolher um tipo de modelo para representar um processo é apenas uma fase do problema da construção efectiva desse modelo. De facto, como visto anteriormente, é necessário ainda proceder à indentificação dos seus parâmetros. Essa identificação pode passar por uma fase de aprendizagem, frequentemente a única forma de um agente ou sistema adquirir o que necessita saber. De entre os diversos tipos e esquemas de aprendizagem destaca-se a aprendizagem de regras, que consiste, conceptualmente, na ligação entre conceitos e princípios de explicação. As regras vão desde o facto (por ex^o: "as coisas redondas rolam"), através da relação (por ex^o: "se A então B", sendo A e B entendidos como conceitos) até às estratégias do pensamento (por ex^o: análise situacional e análise de objectivos). Existe uma forte ligação entre este tipo de aprendizagem (geralmente a que se aplica no caso de operadores humanos) e a lógica difusa, já que esta nos permite construir regras do tipo referido. Surge assim um factor que predispõe à escolha desta abordagem, por nos permitir uma estruturação do conhecimento de

fácil compreensão.

Em [branco98] e [russel95] são sugeridos mecanismos de sistemas ou agentes de aprendizagem, sendo estes detalhados de forma precisa. Contudo, no presente contexto da modelização de processos, podemos partir da ideia simplista de que a aprendizagem pode ser vista como a construção da **representação de uma função**. Tendo este conceito em linha de conta, pode-se dividir aprendizagem nos seguintes tipos [russel95], [lin95]:

- Aprendizagem Supervisionada: o sistema recebe o valor da função para entradas particulares. Também chamada Aprendizagem por Observações ou **Aprendizagem por Exemplos**. Formalmente, um exemplo define-se como um par $(\mathbf{x}, \mathbf{f}(\mathbf{x}))$, em que \mathbf{x} é a entrada da função \mathbf{f} , a aprender. Dada uma colecção de exemplos, pretende-se que o sistema retorne uma função \mathbf{h} (hipótese), que aproxime \mathbf{f} ;
- Aprendizagem por Reforço: o sistema não recebe um valor directo, como no caso anterior, mas uma avaliação do seu estado ou acção. Esta avaliação pode ser uma recompensa (reforço positivo) ou um castigo (reforço negativo);
- Aprendizagem Não Supervisionada: não existe professor ou supervisor para fornecer algum tipo de resposta, pelo que o sistema não recebe nenhuma orientação externa.

Dadas as características do sistema a desenvolver, a aprendizagem por exemplos, ou supervisionada, vai ser a abordagem adequada.

Aprendizagem por Exemplos com Redes Neurais

Em [russel95] é referido que uma RN com uma camada escondida permite modelizar uma qualquer função contínua das entradas, e que com duas camadas se pode aproximar qualquer tipo de função. Contudo, tal pode implicar o crescimento exponencial do número de unidades em cada camada com o número de entradas, não havendo nenhuma teoria para caracterizar NERFs (*Network Efficiently Representable Functions*, funções que podem ser aproximadas com um pequeno número de unidades). A estrutura das redes neuronais é um factor crucial no seu desempenho [russel95], podendo tornar a rede insuficiente na representação de um modelo ou incapaz de generalização para além dos exemplos com que é treinada.

A aprendizagem por exemplos em RNs insere-se na categoria das *regras de treino de minimização de erros* [wells92]. Nestas, são fornecidos exemplos à rede, e comparadas as saídas obtidas com as desejadas. A alteração calculada para os pesos é feita no sentido da diminuição do erro entre estas. Exemplos de algoritmos são a *regra delta (delta rule)* e o *algoritmo de retropropagação (backpropagation algorithm)*.

Aprendizagem por Exemplos em Modelização Linear

As estimativas dos parâmetros podem ser obtidas quer não recursiva quer recursivamente, sendo apresentado em [lemos97] diferentes algoritmos com essa finalidade, como o algoritmo de projecção ou o de mínimos quadrados. São também apontadas algumas dificuldades, relacionadas com a impossibilidade de identificação de certos parâmetros e com problemas de estabilidade e convergência dos ganhos a estimar. Contudo, sob certas condições [lemos97], estes algoritmos obtêm desempenhos consideráveis em controlo adaptativo.

Aprendizagem por Exemplos em Lógica Difusa

Em termos históricos [sudkamp94] a aquisição de conhecimento em RNs seria feita a partir de dados numéricos, enquanto que em sistemas baseados em lógica difusa seria através de intervenientes humanos. De facto, operadores humanos são muitas vezes peças fundamentais na condução de processos industriais, devido, regra geral, à complexidade dos sistemas envolvidos não permitir a construção de modelos matemáticos, ou a, existindo, serem de tal forma não lineares e/ou complexos que impossibilitem uma abordagem convencional.

Os operadores humanos têm ao seu dispor dois tipos de informação [wang91], a que advém da sua experiência, composta por regras *Se-Então*, e valores numéricos de entradas aplicadas e saídas obtidas, que são recordados ou armazenados de alguma forma para posterior utilização. Estes dois tipos de informação, isoladamente, revelam-se incompletos em sistemas complexos.

Um sistema de aprendizagem baseado em lógica difusa tem que analisar dados numéricos do processo e construir regras a partir destes. Em [tzu-ping99], [branco98], [delgado97] e [wang91] são apresentados mecanismos de aprendizagem por exemplos. Basicamente, esta traduz-se no

cálculo dos *singletons*¹ ou das funções de pertença das variáveis de saída, podendo por vezes também incluir o número, forma e distribuição das funções de pertença, quer sejam das variáveis de entrada, quer sejam das de saída.

Para além das vantagens já apontadas aos sistemas baseados em lógica difusa (emulação do conhecimento humano, capacidade para lidar com imprecisão), em termos matemáticos, e sob certas condições não restritivas, demonstra-se que estes sistemas são interpoladores universais, i.e., permitem aproximar qualquer função real contínua em conjuntos compactos para uma precisão arbitrária [ying98], [chak96] e [wang92]. De entre estas condições, sobressai a imposição da utilização de funções de pertença gaussianas.

2.3.4 Conclusão

Neste capítulo foi apresentada uma revisão bibliográfica sobre modelização e aprendizagem por exemplos.

Foram apresentados três tipos de modelos. Relativamente ao primeiro, as redes neuronais, são apontadas como vantagens a organização e criação de representações próprias da informação obtida [wells92]. Contudo, no presente âmbito, é de extrema importância que o conhecimento adquirido seja facilmente transportável para o domínio do conhecimento humano, e vice-versa, por razões já extensamente referidas. Os sistemas lineares nos parâmetros a estimar permitem construir modelos com representações muito simples, sendo particularmente vocacionados para aplicações de controlo adaptativo. Por fim, os sistemas baseados em lógica difusa permitem ultrapassar as restrições dos anteriores, já que representam o conhecimento de forma análoga aos operadores humanos e permitem lidar de forma eficiente com a imprecisão associada a ambientes industriais.

¹Ver Secção 4.2.

Capítulo 3

Sistema de Operação de Processos Industriais

3.1 Introdução

A arquitectura do Sistema de Operação de Processos Industriais proposta neste documento tem, como ponto de partida, a própria definição (ou uma das possíveis) de *operação* ou *condução* de processos industriais:

Definição 8 (Operação de Processos Industriais) *Conjunto de estratégias utilizadas para levar a que o desempenho de um processo seja otimizado, de acordo com um determinado critério.*

Esta definição, muito generalista, implica, contudo, alguma reflexão. De facto, pode tornar-se uma tarefa complexa especificar indicadores para avaliar o desempenho adequado de um processo. Deve ainda acrescentar-se que, com vista à execução de forma automática de um sistema deste tipo, torna-se imperioso obter ferramentas que permitam quantificar criteriosamente este conceito, que depende não só do processo em si, mas também dos objectivos a atingir.

Tendo em linha de conta apenas o produto final, o desempenho adequado é geralmente medido através da qualidade deste, que pode ser dado por diferentes parâmetros, como peso, homogeneidade, cor ou brilho. O próprio produto final pode assumir as mais variadas formas, como borracha, cimento, vidro, químicos, etc. Contudo, devido a diferentes factores, como

as crescentes preocupações ambientais ou a necessidade de utilização racional dos recursos energéticos, importa não só o produto final mas também a forma como este é conseguido, e as suas implicações ao nível ambiental, económico e social.

Em muitos tipos de indústria, uma chave fundamental continua a ser o operador humano, que, auxiliado quer por aparelhos de medida, quer pela sua experiência e poder de observação, toma medidas adequadas na condução do processo, sejam estas preventivas ou correctivas. Este conhecimento, muitas vezes construído de forma empírica, é geralmente traduzido sob a forma de acções a tomar em determinadas condições, não sendo no entanto de fácil sistematização por parte dos operadores.

Com estes conceitos em linha de conta, partiu-se para a definição de uma arquitectura para um sistema de operação de processos industriais, tão genérica quanto possível, que será posteriormente aplicada à condução de um forno industrial de vidro.

3.2 Arquitectura do Sistema de Operação de Processos Industriais

A arquitectura proposta assenta num esquema hierárquico em que os diferentes níveis ou hierarquias são designados por **Objectivos da Operação, Organização/Coordenação, Execução, Processo e Análise**.

Esta arquitectura encontra-se representada na Fig. 3-1. Como se pode observar, é bastante generalista, não estando condicionada por nenhum tipo de processo. Nas próximas secções será feita uma descrição mais pormenorizada de cada nível do sistema.

3.2.1 Objectivos da Operação

Os objectivos da operação podem ser entendidos como as máximas que regem os operadores na condução do processo. Estas são geralmente traduzidas por expressões do género "maximizar a qualidade do produto final", "minimizar as emissões poluentes", ou "minimizar os custos energéticos". Obviamente, muitas das acções tomadas para atingir estes fins não dependem unicamente dos operadores, mas de outros factores tão diversos, que podem incluir desde decisões da administração das instalações, ao nível de combustíveis e matérias primas utilizadas,

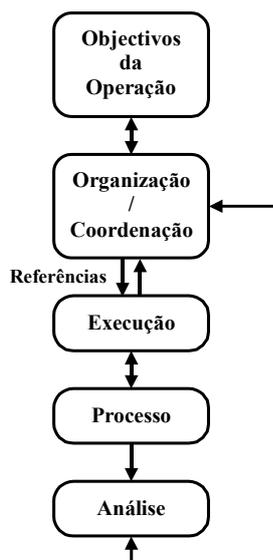


Figura 3-1: Arquitectura Hierárquica de um Sistema para Operação de Processos

a imposições inerentes ao processo, ou mesmo ao desenho das malhas de controlo existentes neste.

Atingir um objectivo corresponde à resolução de um problema de optimização, ou, de forma equivalente, à minimização de uma função de custo. Como se depreende facilmente, a existência de múltiplos objectivos poderá gerar soluções concorrentes, isto é, a melhoria no desempenho de um objectivo poderá levar à degradação no de outro, pelo que não deve ser de estranhar a necessidade natural de utilização de técnicas de optimização multiobjectivo ou multicritério para obtenção de soluções de compromisso.

3.2.2 Organização/Coordenação

É da responsabilidade do nível de Organização/Coordenação gerar os valores dos parâmetros do processo, que poderão ser quantidades tão distintas como a temperatura de um forno, a abertura de uma válvula numa conduta de gás ou parâmetros geométricos em sistemas de controlo por visão. Por outro lado, também lhe compete a verificação do funcionamento e salvaguarda das condições de segurança do processo. O presente nível é constituído por um controlador pericial devendo levar a cabo as seguintes tarefas:

- Optimização do processo.
- Detecção de falhas¹.

Embora a arquitectura aqui proposta cubra toda a operação do processo, o presente documento incide apenas na Optimização do Processo. Na Fig. 3-2 apresenta-se um diagrama de blocos do nível de Organização/Coordenação relativamente aos fluxos de informação com os outros níveis, que de seguida são descritos.

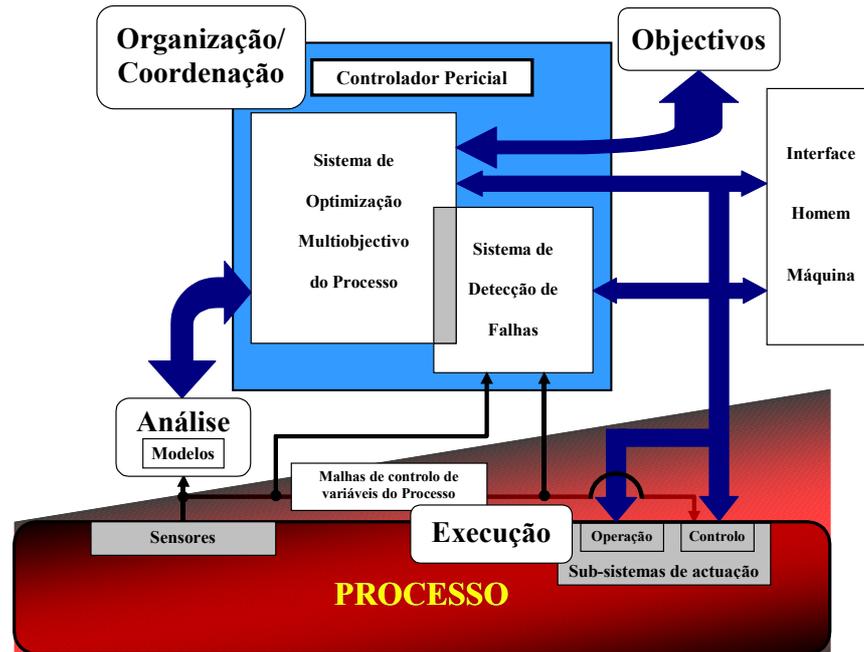


Figura 3-2: Fluxo de informação entre os diferentes níveis hierárquicos do sistema de operação

Sistema de Optimização Multiobjectivo do Processo

O Sistema de Optimização Multiobjectivo do Processo (SOMP) recebe como entradas os objectivos da operação do processo. Para poder gerar os parâmetros do processo, referentes quer ao controlo, quer à operação dos sub-sistemas através dos quais se actua no processo, terá que haver realimentação do efeito das acções tomadas, função essa que é executada pelo bloco de Análise.

¹Entenda-se não só detecção, mas também diagnóstico e identificação de falhas.

A geração de referências corresponderá, segundo a abordagem seguida, à resolução de um problema de optimização, sendo esta, no caso de um processo deste tipo, multiobjectivo.

Sistema de Detecção de Falhas

Devido a causas externas, mau funcionamento do equipamento ou erros humanos, o desempenho do processo pode-se degradar, afectar a qualidade do produto final, e, em certos casos, sair mesmo dos limites de segurança. Um exemplo típico é a falha num sensor de uma malha de controlo que faz com que o controlador não "sinta" os efeitos das suas acções. Se a situação não for detectada e ultrapassada, estará a ser despendido esforço de controlo inutilmente, podendo o sistema incorrer numa situação grave. Nos sistemas convencionais, as situações anormais detectadas geram alarmes que alertam o operador. O sucesso das acções que este toma para as corrigir depende de vários factores, como, por exemplo, o número de alarmes simultâneos, a forma como a informação é apresentada, a complexidade dos equipamentos, e o seu treino, experiência e capacidade de reacção ao stress. Devido a estes factores, é crucial um apoio computacional ao operador, para que este possa ter uma capacidade de reposta adequada.

3.2.3 Execução

Ao nível da Execução temos os sub-sistemas através dos quais se intervém no processo, sejam malhas de controlo ou actuadores isolados. As malhas de controlo são geralmente implementadas através de controladores lógicos programáveis (autómatos) ou controladores de processos. Actualmente estes dispositivos permitem realizar diversas funções, como controlo difuso ou escalamento de ganhos, incorporando também algumas facilidades de detecção de condições excepcionais, referidas acima, se bem que, regra geral, não possibilitem, *per se*, o seu diagnóstico.

3.2.4 Processo

Como é de esperar, este nível diz respeito ao processo em si. Segundo [albert92] (pp. 181):

"For industrial or technical people, a process is a method or procedure followed to achieve a result"

No caso específico de produção de vidro [trier87], [navarro91], [heitor93], resumidamente, o processo inicia-se na escolha e mistura de matérias primas, que são então introduzidas num forno. Após a fusão destas, o vidro resultante é colhido e trabalhado, sendo então arrefecido de forma controlada. Depois de uma fase de acabamentos, o processo está terminado.

3.2.5 Análise

O bloco de Análise assume extrema importância pois é ele o responsável por fechar a cadeia de informação com o controlador pericial (CP) do nível de Organização/Coordenação. Equivale, de certa forma, a um sensor de alto nível. A Análise vai fazer a interface com o processo, e extrair das variáveis medidas os símbolos com que o CP opera. Estes vão ser essencialmente dependentes da estratégia de aprendizagem escolhida e do tipo de sensores envolvidos, que não têm necessariamente de estar limitados ao tipo convencional (termopares, caudalímetros, manómetros), mas podem incluir outro género mais avançado, como sistemas de visão, contendo informação mais esparsa mas por vezes mais rica.

A Análise inclui ainda todos os modelos existentes do processo. É sabido que muita da dificuldade de controlar e operar automaticamente processos industriais reside no facto destes se caracterizarem geralmente por:

- perturbações na alimentação de matérias envolvidas;
- erros na quantificação dos parâmetros do processo e na medida das suas variáveis;
- acoplamento das variáveis manipuladas;
- presença de não linearidades e variações temporais;
- presença de constantes de tempo com ordens de grandeza muito diferentes.

Assim, é de esperar a ausência de modelos para trabalhar, ou, no caso destes existirem, que sejam tão complexos que inviabilizem a sua aplicação prática. Este factor motiva a necessidade da Análise ser dotada de um **sistema de aprendizagem** responsável pela construção de modelos do processo nestas situações.

Capítulo 4

Métodos e Algoritmos

4.1 Optimização Multiobjectivo com Restrições Baseada em Algoritmos Genéticos

4.1.1 Introdução

Apresenta-se neste capítulo um algoritmo que pretende resolver o problema de optimização multiobjectivo, utilizando algoritmos genéticos como ponto de partida. Para abordar o problema é utilizado o formalismo de Pareto, tendo sempre em linha de conta a presença, comum em problemas reais, de restrições, quer no espaço de decisão, quer nos objectivos em si. Todo este trabalho é baseado no MOGA (*Multiobjective Genetic Algorithm*) de Fonseca *et al*, e descrito em [fonseca95a], [fonseca95b] e [fonseca95c]. Este foi complementado com a inclusão de estratégias de elitismo.

4.1.2 Algoritmo

Antes de se apresentar o algoritmo de optimização multiobjectivo é necessário introduzir alguns conceitos, como prioridades ou vector de preferências, e explicar de que forma são utilizados os algoritmos genéticos.

Prioridades e Objectivos

Uma noção importante, evidenciada pela existência de múltiplos objectivos, é a de prioridades e metas; os objectivos podem ter diferentes prioridades entre si, caso em que importará satisfazer primeiro os mais prioritários, e também podem ter metas a atingir, não sendo necessário encontrar realmente um mínimo global, mas apenas atingir um determinado valor. Por exemplo, numa hipotética fábrica de vidro poderíamos ter dois objectivos:

- $f_1 \triangleq$ percentagem de defeitos no vidro;
- $f_2 \triangleq$ quantidade de NO_x lançada na atmosfera.

Um industrial poderia considerar o objectivo f_1 mais prioritário (ao passo que um ambientalista consideraria certamente f_2). Além disso, também poderia estabelecer um certo limite máximo de defeitos no vidro, enquanto que os valores, ou metas, a atingir para f_2 seriam impostos pela legislação em vigor. Estes objectivos são dificilmente comparáveis em termos quantitativos, pelo que não pode ser aplicável uma técnica comum de optimização multiobjectivo que consiste na construção de uma única função objectivo pela soma ponderada dos valores das diferentes funções (ver Secção 2.2).

O Vector de Preferências

Em [fonseca95a] é proposta uma estratégia para a evolução baseada no operador comparação, que permite decidir, de entre dois vectores de decisão, qual o preferível, noção que será definida mais à frente.

Recorde-se então que do problema de optimização multiobjectivo consta um vector de funções de custo, ou vector objectivo, $\mathbf{f}(x) = (f_1(\mathbf{x}), \dots, f_N(\mathbf{x}))$, correspondendo a N objectivos, e um espaço de decisão definido no universo Ω^m , isto é, os vectores de decisão são da forma $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_m)$.

Os objectivos podem apresentar diferentes prioridades entre si. Com efeito, são muitas vezes estabelecidas relações de importância entre objectivos da produção. A qualidade do produto final pode ser mais relevante que a eficiência energética conseguida para o atingir.

Defina-se então o vector de preferências, para P prioridades:

$$\mathbf{g} = [\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2, \dots, \mathbf{g}_P]$$

Cada componente \mathbf{g}_i tem a seguinte forma:

$$\mathbf{g}_i = [g_{i,1}, g_{i,2}, \dots, g_{i,n_i}]$$

tal que:

$$\sum_{i=1}^P n_i = N$$

sendo n_i o número de objectivos com prioridade i , e, como referido, N o número de objectivos.

Cada vector \mathbf{g}_i associa prioridades com metas, isto é, valores que os objectivos devem cumprir. Um vector objectivo $\mathbf{f}(\mathbf{x}_u)$ pode ser ordenado por prioridades e reescrito como:

$$\mathbf{u} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_u) = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_P]$$

onde a componente vectorial \mathbf{u}_i tem atribuída prioridade i . Admite-se que a ordem das componentes elementares de \mathbf{u} pode ser permutada, apenas por questão de simplicidade de exposição. Sendo cada $\mathbf{u}_i = [u_{i,1}, u_{i,2}, \dots, u_{i,n_i}]$ e cada $\mathbf{g}_i = [g_{i,1}, g_{i,2}, \dots, g_{i,n_i}]$, um objectivo $u_{i,j}$ terá então prioridade i e meta $g_{i,j}$ (a prioridade cresce com i). Cumprir a meta $g_{i,j}$ corresponde a obter, para o correspondente objectivo $u_{i,j}$:

$$u_{i,j} \leq g_{i,j}$$

Restrições Uma forma de lidar com restrições passa por as tomar como objectivos rígidos (*hard objectives*), com maior prioridade, a minimizar até serem atingidas as metas correspondentes, enquanto que aos objectivos propriamente ditos, denominados objectivos suaves (*soft objectives*) é atribuída menor prioridade. Teremos assim, para n_c restrições:

$$\mathbf{g} = [\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2] = [(-\infty, \dots, -\infty), (g_{2,1}, \dots, g_{2,n_c})]$$

Correspondendo a optimização à minimização de funções de custo, escolhe-se a meta $-\infty$ para os objectivos suaves (garantindo que as funções são sempre não negativas, o que geralmente se verifica, estas metas passam a 0). Desta forma, tenta-se minimizar tanto quanto possível as referidas funções.

Preferibilidade De uma forma geral, cada sub-vector objectivo \mathbf{u}_i será tal que um certo número de componentes, k_i , satisfazem as metas, enquanto que as restantes não. Sendo este número definido para cada prioridade, $k_i \in \{0, \dots, n_i\}, i = 1, \dots, P$, teremos¹:

$$\begin{aligned} \exists k_i \in \{0, \dots, n_i\} : \forall l \in \{1, \dots, k_i\}, \forall m \in \{k_i + 1, \dots, n_i\}, \\ (u_{i,l} \leq g_{i,l}) \wedge (u_{i,m} > g_{i,m}) \end{aligned}$$

Suponha-se agora outro vector $\mathbf{v} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_v)$. Em [fonseca95a] as primeiras k_i componentes dos sub-vectores \mathbf{u}_i e \mathbf{v}_i são representadas por \mathbf{u}_i^{\smile} e \mathbf{v}_i^{\smile} . As últimas $n_i - k_i$ são representadas como \mathbf{u}_i^{\frown} e \mathbf{v}_i^{\frown} . O símbolo ' \smile ' especifica assim as componentes que conseguem atingir as metas, referidas apenas ao vector \mathbf{u} , enquanto que ' \frown ' representa as que não o conseguem, referidas ao mesmo vector. Desta forma, as componentes \mathbf{v}^{\smile} são aquelas do vector \mathbf{v} que correspondem às componentes de \mathbf{u} que satisfazem as metas. A mesma explicação é aplicada a \mathbf{v}^{\frown} .

Pode-se agora definir um critério de comparação entre dois vectores objectivo, $\mathbf{u} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_u)$ e $\mathbf{v} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_v)$. Para tal, estabeleça-se a definição de **Preferibilidade**:

Definição 9 (Preferibilidade) *Um dado vector objectivo $\mathbf{u} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_P]$ é preferível a $\mathbf{v} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_P]$, dado um vector de preferências, $\mathbf{g} = [\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2, \dots, \mathbf{g}_P]$, denotando-se $\mathbf{u} \prec_{\mathbf{g}} \mathbf{v}$, sse para a prioridade mais elevada, $p = P$, se tiver:*

$$\begin{aligned} \text{se } p = 1 : \\ \left(\mathbf{u}_p^{\smile} \prec \mathbf{v}_p^{\smile} \right) \vee \\ \left\{ \left(\mathbf{u}_p^{\smile} = \mathbf{v}_p^{\smile} \right) \wedge \left[\left(\mathbf{v}_p^{\frown} \not\leq \mathbf{g}_p^{\frown} \right) \vee \left(\mathbf{u}_p^{\frown} \prec \mathbf{v}_p^{\frown} \right) \right] \right\} \\ \text{se } p > 1 : \\ \left(\mathbf{u}_p^{\smile} \prec \mathbf{v}_p^{\smile} \right) \vee \end{aligned}$$

¹Note-se que, mais uma vez, se supõe a permutabilidade das componentes do vector objectivo para facilidade de exposição.

$$\left\{ \left(\mathbf{u}_p^{\mathbf{u}} = \mathbf{v}_p^{\mathbf{u}} \right) \wedge \left[\left(\mathbf{v}_p^{\mathbf{u}} \not\leq \mathbf{g}_p^{\mathbf{u}} \right) \vee \left(\mathbf{u}_{1,\dots,p-1} \prec_{\mathbf{g}_{1,\dots,p-1}} \mathbf{v}_{1,\dots,p-1} \right) \right] \right\}$$

onde

$$\mathbf{u}_{1,\dots,p-1} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_{p-1}];$$

$$\mathbf{v}_{1,\dots,p-1} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_{p-1}];$$

$$\mathbf{g}_{1,\dots,p-1} = [\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2, \dots, \mathbf{g}_{p-1}].$$

Note-se que a expressão ' $\mathbf{u}_p^{\mathbf{u}} = \mathbf{v}_p^{\mathbf{u}}$ ' corresponde a testar se as componentes de \mathbf{u}_p que não satisfazem as metas são as mesmas de \mathbf{v}_p que também não satisfazem. Por outro lado, a expressão ' $\mathbf{v}_p^{\mathbf{u}} \not\leq \mathbf{g}_p^{\mathbf{u}}$ ', verifica se pelo menos uma componente de $\mathbf{v}_p^{\mathbf{u}}$ é maior que a correspondente em $\mathbf{g}_p^{\mathbf{u}}$.

Assim, a definição parte da prioridade mais alta, $p = P$. Em primeiro lugar é verificado se $\mathbf{u}_p^{\mathbf{u}}$ domina $\mathbf{v}_p^{\mathbf{u}}$, ou seja, se ' $\mathbf{u}_p^{\mathbf{u}} p < \mathbf{v}_p^{\mathbf{u}}$ '. Em caso afirmativo, \mathbf{u} é preferível a \mathbf{v} . Caso contrário, e se a prioridade for superior a 1, testa-se se ' $\mathbf{u}_p^{\mathbf{u}} = \mathbf{v}_p^{\mathbf{u}}$ '. Se isto se verificar, em simultâneo com pelo menos uma das duas condições a seguir referidas, então também se tem \mathbf{u} preferível a \mathbf{v} . A primeira destas condições é ser ' $\mathbf{v}_p^{\mathbf{u}} \not\leq \mathbf{g}_p^{\mathbf{u}}$ ', enquanto que a segunda consiste em testar a preferibilidade dos vectores formados pelas componentes das prioridades abaixo, isto é, $\mathbf{u}_{1,\dots,p-1}$ e $\mathbf{v}_{1,\dots,p-1}$ sujeitos ao vector de preferências $\mathbf{g}_{1,\dots,p-1}$. Caso a prioridade em questão seja $p = 1$, então esta última condição é substituída por uma comparação de Pareto. A existência de recorrência na definição de preferibilidade pode implicar o teste a vários níveis de prioridade, senão mesmo a todos.

Por outras palavras, o critério de preferibilidade passa por comparar primeiro as componentes de \mathbf{u}_p , sendo p a maior prioridade, que não atingem as metas, $\mathbf{u}_p^{\mathbf{u}}$, com as correspondentes em \mathbf{v} , $\mathbf{v}_p^{\mathbf{u}}$, ignorando aquelas que atingem, $\mathbf{u}_p^{\mathbf{u}}$. Se \mathbf{u}_p e \mathbf{v}_p violarem as metas na mesma extensão, então o próximo nível, $(p - 1)$, é considerado; caso contrário, \mathbf{u} é preferível a \mathbf{v} . Se as metas forem sempre violadas na mesma extensão, em cada prioridade p , então o processo continua até que a prioridade 1 seja atingida, altura em que as componentes se comparam de acordo com os critérios de dominância de Pareto.

Introdução de Algoritmos Genéticos

Ordem Para que se possa proceder à selecção de indivíduos para reprodução, é necessário em primeiro lugar ordená-los, de acordo com algum critério, por forma a que seja possível então atribuir-lhes um valor de aptidão, tarefa que será concretizada de seguida. Para abordar este problema pode-se pensar que será desejável que os indivíduos preferíveis tenham a mesma ordem, enquanto que os outros deverão ser colocados em valores mais elevados (quanto maior a ordem, menor será a probabilidade de um indivíduo produzir descendência). A isto chama-se ordenação de uma população (*population ranking*), sendo descrito em [fonseca95a] um método para o fazer. Assim, sendo $\mathbf{x}_{\mathbf{u}}$ um indivíduo na geração t , e $r_{\mathbf{u}}^{(t)}$ o número de indivíduos que lhe são preferíveis, a sua ordem (*rank*) na população poderá simplesmente ser dada por:

$$ordem(\mathbf{x}_{\mathbf{u}}, t) = r_{\mathbf{u}}^{(t)}$$

Garante-se assim que os indivíduos preferíveis tenham ordem 0. São também apresentados em [fonseca95a] dois exemplos, para populações idênticas, mas diferentes vectores de preferências, e que ilustram bem o processo de ordenação. Estes exemplos estão representados nas Figs. 4-1 e 4-2, em que o símbolo '+' é usado para denotar pontos no espaço de soluções. Junto a cada um destes pontos está a ordem correspondente. No primeiro caso, ambos os objectivos têm a mesma prioridade, mas diferentes metas, isto é:

$$\mathbf{g} = ((g_1, g_2))$$

enquanto que, no segundo, o objectivo f_2 tem maior prioridade, logo:

$$\mathbf{g} = ((g_1), (g_2))$$

Como se pode verificar no segundo caso, os indivíduos que não cumprem a meta g_2 são os piores. Uma vez este atingido, é usado f_1 para fazer a ordenação.

Atribuição de aptidão A ordenação de uma população não permite, por si só, escolher quais os indivíduos que irão gerar descendência, mas é uma medida adequada para guiar este

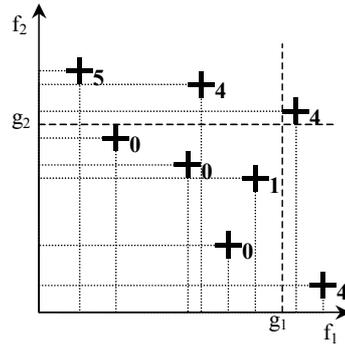


Figura 4-1: f_1 e f_2 com igual prioridade

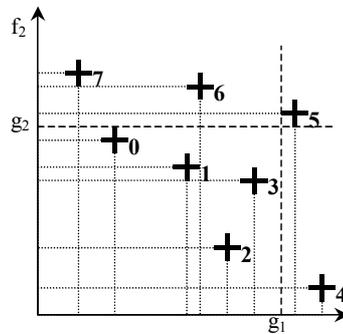


Figura 4-2: f_2 com prioridade superior a f_1

processo. Assim, o passo seguinte à ordenação será atribuir, a cada indivíduo, uma aptidão que permitirá realizar a tarefa de selecção. Esta atribuição de aptidão será então baseada numa transformação linear, exponencial, ou outra, da ordem dos indivíduos. Para uma transformação exponencial dada por

$$f(r) = 100 \cdot e^{-Ar}$$

definida entre 0 e o máximo valor obtido para a ordem na população, R (Fig. 4-3), obtém-se a aptidão de cada indivíduo calculando em primeiro lugar o parâmetro A , que caracteriza a

curva, pela condição fronteira:

$$100 \cdot e^{-AR} = 1 \iff A = -\frac{1}{R} \ln(0.01)$$

$$A = \frac{4.6052}{R}$$

Finalmente, sendo r_u a ordem de um indivíduo, a sua aptidão vem dada por

$$100 \cdot e^{-\frac{4.6052}{R} r_u}$$

Este processo, que permite obter uma superfície de compromisso, possibilita a aplicação também de técnicas de formação de nichos, vistas anteriormente.

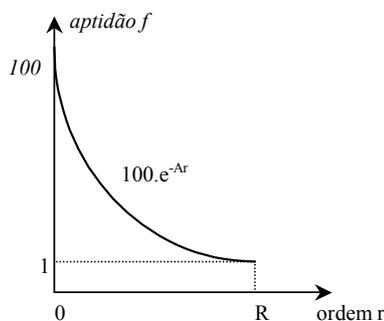


Figura 4-3: Função de transformação Ordem - Aptidão

Operadores dos Algoritmos Genéticos Todos os operadores e técnicas de algoritmos genéticos referidos anteriormente para otimização com um único objectivo podem continuar a ser utilizadas. O único a necessitar de redefinição é o operador elitismo, já que a aptidão é agora não só função de cada indivíduo, como também da população em que se encontra inserido. De facto, um indivíduo com uma dada aptidão na geração n só apresentará a mesma aptidão na geração $n + 1$ por mera coincidência. Assim, para aplicar o operador elitismo na geração $n + 1$, começa-se por reordenar os indivíduos da geração n com os desta, segundo o conceito de preferibilidade, por forma a poderem ser todos comparados entre si. São então escolhidos os elementos de n preferíveis aos de $n + 1$, até um valor M , para substituição directa.

Algoritmo

Pode ser agora apresentado o algoritmo para otimização multiobjectivo com restrições baseado em algoritmos genéticos, o que será feito sob a forma de pseudo-código. Novamente, a última etapa consiste na escolha de uma solução a partir da população final. Isto pode ser feito seleccionando aleatoriamente um elemento de entre os de ordem nula, ou utilizando um outro critério pré-definido. O procedimento *VerificarCondicao* consiste em averiguar se foi atingida alguma condição desejada e definida *a priori*, ou se todos os indivíduos têm ordem nula, altura em que o algoritmo termina a sua execução.

Algoritmo 10 *Algoritmo para Otimização Multiobjectivo com Restrições baseado em Algoritmos Genéticos*

```
NumeroDaGeracao ← 1
NovaGeracao ← CriarPopulacaoInicial(NumeroDeIndividuos)
Enquanto((NúmeroDaGeracao < MaxGeracao) ou
          (VerificarCondicao(NovaGeracao)))
    VelhaGeracao ← NovaGeracao
    NovaGeracao ← NULL
    Enquanto(~Preenchida(NovaGeracao))
        Individuo1 ← SeleccionarIndividuo(VelhaGeracao, 100)
        Individuo2 ← SeleccionarIndividuo(VelhaGeracao,  $\sigma_{emp}$ )
        CruzarIndividuos(Individuo1, Individuo2,  $P_{cruz}$ )
        MutarIndividuo(Individuo1,  $P_{mut}$ )
        MutarIndividuo(Individuo2,  $P_{mut}$ )
        AdicionarIndividuos(NovaGeracao, Individuo1, Individuo2)
    OrdenarPopulacao(NovaGeracao)
    R ← ObterMaximaOrdem(NovaGeracao)
    AtribuirAptidao(NovaGeracao, R)
    PartilharAptidao(NovaGeracao, R)
    NovaGeracao ← Elitismo(NovaGeracao, VelhaGeracao,  $M_{elit}$ )
    NumeroDaGeracao ← NumeroDaGeracao + 1
```

Exemplo 11 *Sejam as seguintes funções*

$$\begin{aligned}f_1(x) &= -\cos\left(\frac{x}{2}\right) + 1 \\f_2(x) &= \sin\left(\frac{x}{2}\right) + 5\end{aligned}$$

representadas nas Figs. 4-4 e 4-5, para $x \in [-5, 5]$. Supondo que estas definem um vector objetivo, tendo f_1 e f_2 a mesma prioridade, então, observando a curva $f_1(f_2)$ (Fig. 4-6), verifica-se que não se pode definir um valor óptimo global mas sim uma superfície de compromisso. Foram utilizados os seguintes parâmetros, para uma população de 20 indivíduos:

$$\begin{aligned}N^{\circ}bits &= 10 \\P_{cruz} &= 0.6 \\P_{mut} &= 0.01 \\M_{elit} &= 20\% = 4 \text{ indivíduos} \\ \sigma_{part} &= 20\%\end{aligned}$$

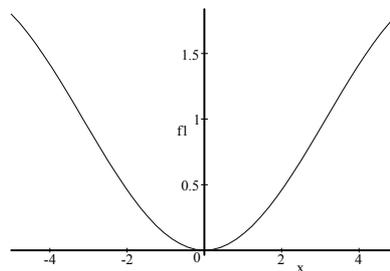


Figura 4-4: $f_1(x) = -\cos\left(\frac{x}{2}\right) + 1$

A distribuição da população após uma execução do algoritmo, com 100 gerações, está apresentada na Fig. 4-7.b). Na Tab. 4.1 podem-se observar os valores numéricos obtidos, e os indivíduos que pertencem à superfície de compromisso, que, obviamente, serão os de ordem 0 ou aptidão 100, de acordo com o modelo proposto.

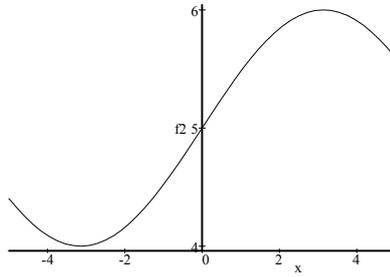


Figura 4-5: $f_2(x) = \sin(\frac{x}{2}) + 5$

x	$f_1(x)$	$f_2(x)$	Ordem	Aptidão
-0.792564	0.077497	4.614009	0	100
-1.418787	0.241243	4.348626	0	100
-3.1409	0.999654	4	0	100
-0.792564	0.077497	4.614009	0	100
-2.04501	0.47877	4.146584	0	100
-3.16047	1.009438	4.000045	2	59.948425
-2.04501	0.47877	4.146584	0	100
-0.166341	0.003457	4.916926	0	100
-3.317025	1.087604	4.003845	3	46.415888
-1.888454	0.413631	4.189956	0	100
-0.792564	0.077497	4.614009	0	100
-2.04501	0.47877	4.146584	0	100
-0.166341	0.003457	4.916926	0	100
-0.166341	0.003457	4.916926	0	100
-3.1409	0.999654	4	0	100
1.868885	0.405733	5.804268	9	10
-0.792564	0.077497	4.614009	0	100
-2.064579	0.487145	4.141525	0	100
-2.04501	0.47877	4.146584	0	100
-0.792564	0.077497	4.614009	0	100

Tabela 4.1: Valores numéricos obtidos numa execução do algoritmo

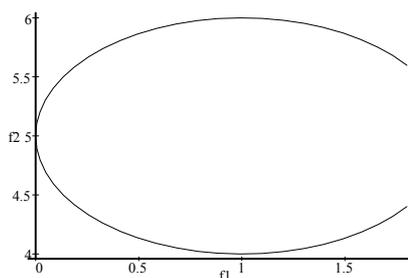


Figura 4-6: Espaço de decisão do problema

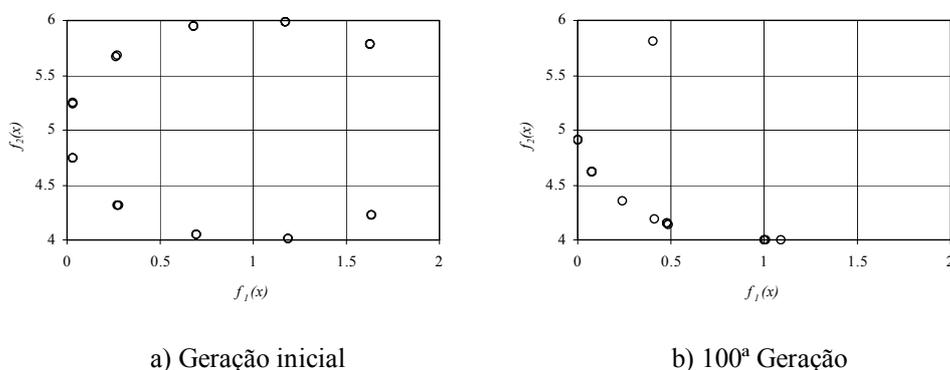


Figura 4-7: Evolução da população

4.2 Aprendizagem Automática por Exemplos Baseada em Lógica Difusa

4.2.1 Introdução

Neste capítulo descrevem-se algoritmos de aprendizagem por exemplos baseada em lógica difusa. Sendo baseados no algoritmo de aprendizagem por *clusters* de [branco98], estes apresentam algumas diferenças, nomeadamente a incorporação de aprendizagem recursiva e a ponderação entre os exemplos passados e os actuais, factor que se pode tornar relevante na construção de modelos de sistemas variantes no tempo.

Estrutura das Regras

A sintaxe das regras utilizadas na modelização é a seguinte [branco98]:

$$R^{(l)} : \text{SE } \underbrace{\left(\bigcap_{i=1}^n x_i \text{ é } A_i^{(l)} \right)}_{\text{parte antecedente}} \text{ ENTÃO } \underbrace{y = \omega^{(l)}}_{\text{parte consequente}}$$

sendo:

- $R^{(l)}$: regra número l num total de c possíveis;
- x_i : variável difusa i , das n que compõem a parte antecedente da regra, definido num dado Universo de Discurso (UdD);
- $A_i^{(l)}$: termo linguístico definido pelo conjunto difuso atribuído à variável x_i na regra l , caracterizado pela função de pertença $\mu_{A_i^{(l)}}(x_i)$;
- y : saída do modelo, que constitui a parte consequente da regra;
- $\omega^{(l)}$: valor numérico, a ser determinado por aprendizagem, designado por *singleton*.

Funções de Pertença e Fuzificação

Não há regras pré-definidas ou uma metodologia para a atribuição da forma e número das funções de pertença, $\mu_{A_i^{(m)}}(x_i)$, $i = 1 \dots n$, embora para este último parâmetro tipicamente se utilize entre 3 a 11 termos por variável [oliveira95]. No entanto, por razões explicadas adiante, estas funções serão gaussianas, igualmente distribuídas pelo UdD. Como primeira consequência teremos que qualquer valor do domínio apresentará valores das funções de pertença não nulos em todos os termos linguísticos. Desta forma, como se verá, qualquer exemplo influenciará a construção de todas as regras.

Seja o domínio de uma variável x_i dado por $U_i = [x_i^{min}, x_i^{max}]$, e N_i o número de funções de pertença desejadas. Por forma a distribuir estas funções de igual forma pelo domínio, começa-se por calcular o passo d pela expressão:

$$d = \frac{x_i^{max} - x_i^{min}}{2N_i}$$

As N funções de pertença $\mu_{A_j^{(l)}}(x)$, $j = 0 \dots N_i - 1$, são então calculadas por:

$$\mu_{A_j^{(l)}}(x) = \begin{cases} \begin{cases} 1 & , x < (d + x_i^{min}) \\ e^{-\left(\frac{(x-x_i^{min}-d)^2}{2.\sigma^2}\right)} & , x \geq (d + x_i^{min}) \end{cases} & , j = 0 \\ e^{-\left(\frac{(x-x_i^{min}-(2j+1).d)^2}{2.\sigma^2}\right)} & , j = 1, \dots, \\ & N_i - 2 \\ \begin{cases} e^{-\left(\frac{(x-x_i^{min}-(2N_i-1).d)^2}{2.\sigma^2}\right)} & , x < (x_i^{max} - d) \\ 1 & , x \geq (x_i^{max} - d) \end{cases} & , j = N_i - 1 \end{cases}$$

Para que funções de pertença adjacentes se cruzem em 0.5, faz-se

$$\sigma^2 = -\frac{d}{2. \ln(0.5)} = 0.72135d$$

As funções de pertença terão assim os seus máximos em

$$x_i = x_i^{min} + (2j + 1) d, j = 1 \dots N_i - 1$$

Na Figura 4-8 apresentam-se as funções de pertença calculadas para uma variável com UdD $U = [0, 10]$, e $N_i = 5$.

Assim, para um vector de entradas numéricas, $\mathbf{x}' = (x'_1, x'_2, \dots, x'_n)$, cada um dos seus componentes x'_i , $i = 1 \dots n$, contribuirá com N_i valores correspondentes aos graus de pertença nos conjuntos difusos definidos nos seus domínio, $\mu_{A_j^{(l)}}(x'_i)$, $j = 0 \dots N_i - 1$.

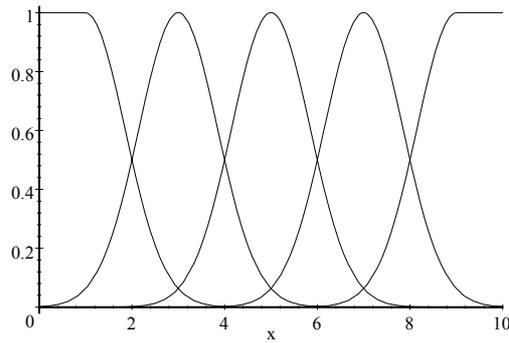


Figura 4-8: Domínio dividido em 5 funções de pertinência

Grau de Activação das Regras

Define-se o grau de activação de uma regra por um vector de n entradas numéricas, $\mathbf{x}' = (x'_1, x'_2, \dots, x'_n)$, através de:

$$\mu(R^{(l)}) = \mu_{R^{(l)}}(\mathbf{x}') = \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(l)}}(x'_i)$$

Este valor é utilizado no mecanismo de inferência utilizado, pesando a influência de cada *singleton* no cálculo da saída.

Mecanismo de Inferência

Para inferir o valor da saída, a partir de um vector numérico de entrada, \mathbf{x}' , é necessário calcular em primeiro lugar o grau de activação das regras. O valor é então determinado a partir de:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n [\mu(R^{(l)}) \cdot \omega^{(l)}]}{\sum_{i=1}^n \mu(R^{(l)})}$$

Este mecanismo de inferência é conhecido por *método do centro de gravidade*.

Lacunas de Informação

A aprendizagem por exemplos apresenta o problema da dependência do número de exemplos recolhidos e da distribuição destes pelo domínio. Além disso, os métodos de aprendizagem baseados em lógica difusa também dependem do número de funções de pertença em que é dividido o universo de discurso das variáveis. Estes factores podem causar o aparecimento de lacunas de informação [branco98], pois:

- se os exemplos forem em quantidade insuficiente e mal distribuídos pelo domínio, estando concentrados em pequenas regiões, só se conseguirão extrair relações nos locais em que existe alguma informação.
- se os exemplos forem em quantidade suficiente e bem distribuídos pelo domínio, o desempenho do algoritmo melhora com o aumento do número de funções de pertença que dividem as variáveis. No entanto, há um limite a esta melhoria, pois surgirão lacunas em zonas do domínio mais estreitas, onde não houver exemplos recolhidos.

As lacunas de informação são minimizadas com o uso de funções de pertença gaussianas, já que estas utilizam todos os exemplos no processo de aprendizagem. Uma alternativa seria a aplicação de mecanismos de interpolação, para calcular os valores desconhecidos a partir dos adjacentes.

4.2.2 Algoritmos

Algoritmo para Aprendizagem Não-Recursiva de Funções Invariantes no Tempo

O algoritmo para aprendizagem não recursiva de funções invariantes no tempo baseia-se no algoritmo de aprendizagem por *clusters* [branco98] e consiste nos seguintes passos:

Algoritmo 12 *Algoritmo para Aprendizagem Não-Recursiva de Funções Invariantes no Tempo*

1. *Especificar os limites de cada universo de discurso e o número de funções de pertença atribuídas a cada variável de entrada. Consideram-se funções de pertença gaussianas e igualmente distribuídas pelos universos de discurso.*

2. Começar na primeira regra l e no primeiro exemplo k do conjunto de treino

$$l \leftarrow 1$$

$$k \leftarrow 1$$

3. Inicializar as variáveis

$$\text{Numerador}(1) \leftarrow 0$$

$$\text{Denominador}(1) \leftarrow 0$$

4. Para o exemplo k do conjunto de treino, $(x'_0(k), x'_1(k), \dots, x'_n(k), y'(k))$, calcular o grau de pertença das variáveis de entrada nos termos linguísticos que compõem a parte antecedente da regra l em questão:

$$\mu_{A_i^{(l)}}(x'_i(k)), i = 1, \dots, n$$

5. Calcular o grau de pertença do exemplo k na regra l :

$$S1^{(l)}(k) \leftarrow \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(l)}}(x'_i(k))$$

6. Ponderar o valor da saída, $y'(k)$, pelo grau de pertença $S1^{(l)}(k)$, calculado na etapa anterior:

$$S2^{(l)}(k) \leftarrow S1^{(l)}(k) \cdot y'(k)$$

7. Actualizar variáveis Numerador e Denominador:

$$\text{Numerador}(k) \leftarrow \text{Numerador}(k+1) + S2^{(l)}(k)$$

$$\text{Denominador}(k) \leftarrow \text{Denominador}(k+1) + S1^{(l)}(k)$$

8. Se existirem mais exemplos no conjunto de treino, passar para o próximo:

$$k \leftarrow k + 1$$

e voltar à etapa 4.

9. Calcular o valor da conclusão por:

$$\omega^{(l)} \leftarrow \frac{\text{Numerador}(k)}{\text{Denominador}(k)}$$

10. Passar para o cálculo da conclusão da próxima regra, começando novamente com o primeiro exemplo:

$$l \leftarrow l + 1$$

$$k \leftarrow 1$$

11. Voltar à etapa 3.

Exemplo 13 Com este algoritmo procedeu-se à aprendizagem da função:

$$y = x^2, x \in [0, 5]$$

Para tal consideraram-se 5 funções de pertinência a dividir o domínio, o que equivale a um passo $d = 0.5$. Foram fornecidos ao algoritmo os exemplos da Tab. 4.2. O resultado do algoritmo, ou seja, o modelo difuso da função, encontra-se representado na Fig.4-9. Na Fig.4-10 temos a curva de erro entre o modelo e a função original, i.e.:

$$e(x) = |y(x) - \hat{y}(x)| = |x^2 - \hat{y}(x)|$$

sendo $\hat{y}(x)$ a saída do modelo. Os valores dos singletons encontram-se na Tab. 4.3.

k	x	y
1	0.1	0.01
2	0.3	0.09
3	1	1
4	2	4
5	3.1	9.61
6	3.3	10.89
7	4.7	22.09

Tabela 4.2: Dados do exemplo 13

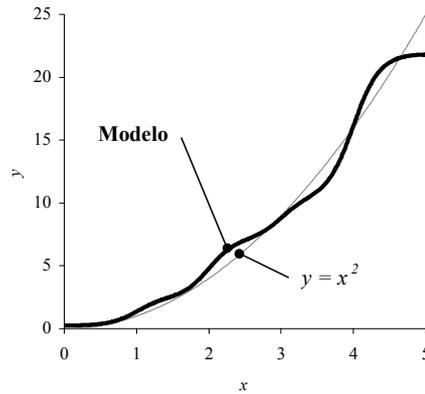


Figura 4-9: Modelo da função $y = x^2$

Importa agora estudar o desempenho do Algoritmo de Aprendizagem, o que será realizado tendo em conta o último exemplo. Para tal, defina-se o seguinte critério de erro:

$$E = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{i=1}^N (|y(x^i) - \hat{y}(x^i)|)}$$

sendo N igual ao número de pontos considerado no cálculo do erro. Em primeiro lugar, proceder-se-á à variação do número de funções de pertinência que dividem o domínio, mantendo constantes o número de exemplos, após o que se fará o inverso. O andamento de E apresenta-se nas Figs. 4-11.a) e 4-11.b), para, respectivamente, variações no número de funções de pertinência e no número de exemplos. Utilizou-se um valor $N = 100$ pontos. Como se pode observar nessas figuras, grosso modo, o erro decresce até um certo valor, a partir do qual volta a aumentar.

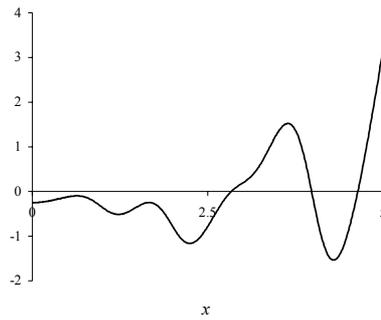


Figura 4-10: Curva de erro $e(x)$

<i>Singleton</i>	<i>Valor</i>
$\omega^{(0)}$	0.2429
$\omega^{(1)}$	2.4527
$\omega^{(2)}$	7.1057
$\omega^{(3)}$	10.4866
$\omega^{(4)}$	21.8347

Tabela 4.3: Singletons calculados no exemplo 13

Este resultado, confirmado por [branco98], já tinha sido previsto em 4.2.1.

Exemplo 14 Apresentam-se agora os resultados da aplicação deste algoritmo a uma função bidimensional (Fig.4-12.a)), no caso:

$$y(x_1, x_2) = x_1^2 + x_2^2, 0 \leq x_1 \leq 5, 0 \leq x_2 \leq 5$$

Nas Figuras 4-12.b) 4-12.c) apresentam-se, respectivamente, a modelização difusa e a curva de erro obtida. Foram utilizados 27 exemplos (Fig.4-13), e cinco funções de pertinência por cada variável. Apesar do erro atingir valores consideráveis, verifica-se que a tendência ou forma da função é capturada. Apesar de desprovida de rigor, esta observação justifica-se pois importa avaliar qualitativamente o desempenho do algoritmo face a uma diminuta quantidade de exemplos, à semelhança da aplicação prática, descrita no Cap. 5.

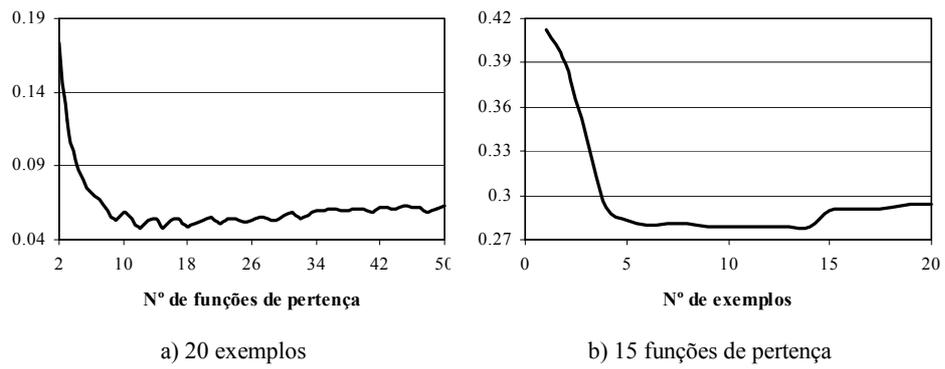


Figura 4-11: Curva do erro E

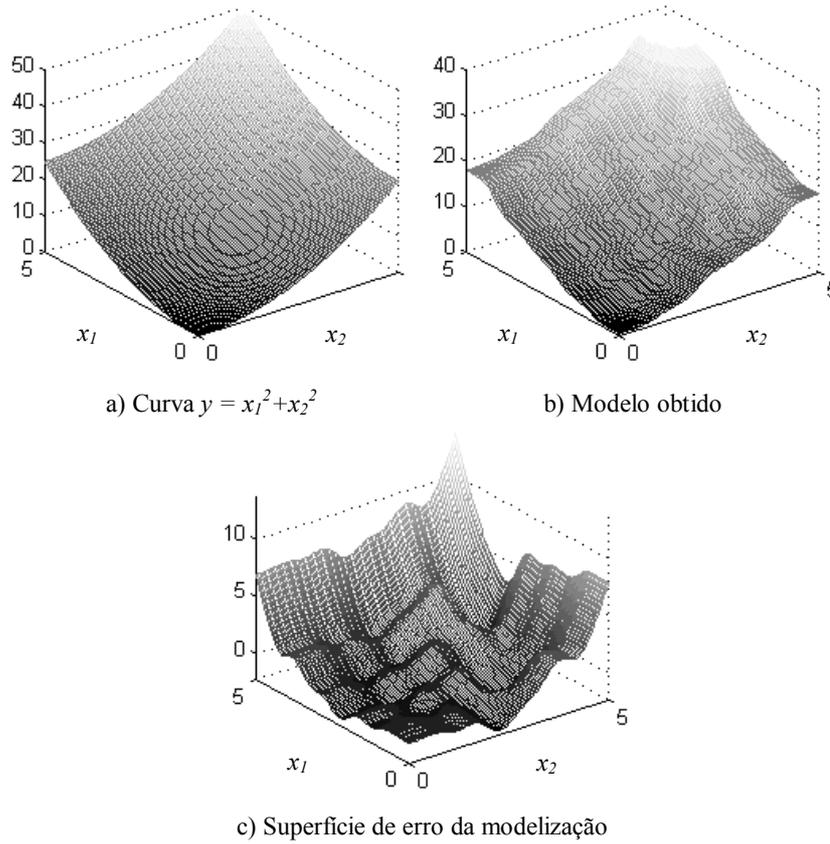


Figura 4-12: Curvas do Exemplo 14

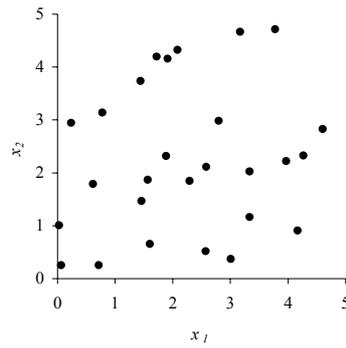


Figura 4-13: Exemplos utilizados para modelizar a função y

Algoritmo para Aprendizagem Recursiva de Funções Invariantes no Tempo

Para a aprendizagem recursiva de funções invariantes no tempo, utiliza-se o algoritmo anterior para inicializar as conclusões. Quando se obtém um novo exemplo, $(x'_0, x'_1, \dots, x'_n, y')$, utiliza-se o seguinte algoritmo:

Algoritmo 15 *Algoritmo para Aprendizagem Recursiva de Funções Invariantes no Tempo*

1. Começar na primeira regra,

$$l \leftarrow 1$$

2. Calcular o grau de pertença das variáveis de entrada nos termos linguísticos que compõem a parte antecedente da regra l em questão:

$$\mu_{A_i^{(l)}}(x'_i), i = 1, \dots, n$$

3. Calcular o grau de pertença do novo exemplo na regra l :

$$S1^{(l)} \leftarrow \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(l)}}(x'_i)$$

4. Ponderar a saída por $S1^{(l)}$:

$$S2^{(l)} \leftarrow S1^{(l)}.y'$$

5. Sendo

$$\omega^{(l)} = \frac{\text{Numerador}^{(l)}}{\text{Denominador}^{(l)}}$$

em que $\text{Numerador}^{(l)}$ e $\text{Denominador}^{(l)}$ foram obtidos na inicialização do algoritmo ou na actualização anterior, fazer

$$\begin{aligned}\text{Numerador}^{(l)} &\leftarrow \text{Numerador}^{(l)} + S2^{(l)} \\ \text{Denominador}^{(l)} &\leftarrow \text{Denominador}^{(l)} + S1^{(l)}\end{aligned}$$

e calcular a conclusão novamente por:

$$\omega^{(l)} \leftarrow \frac{\text{Numerador}^{(l)}}{\text{Denominador}^{(l)}}$$

6. Passar para o cálculo da conclusão da próxima regra:

$$l \leftarrow l + 1$$

7. Voltar à etapa 2.

Exemplo 16 *Procedeu-se agora à aprendizagem da função*

$$y(x) = \begin{cases} 10 - 7. \sin\left(\frac{2\pi}{5}x\right) & \text{se } 0 \leq x < 5 \\ 10 - 5. \sin(\pi(x - 5)) & \text{se } 5 \leq x < 6.5 \\ 15 & \text{se } 6.5 \leq x < 9 \end{cases}$$

representada na Fig.4-14. Consideraram-se 10 funções de pertinência. O modelo foi inicializado com 15 exemplos, tendo sido posteriormente fornecidos outros 10 para a sua actualização (Fig.4-15). Os resultados obtidos encontram-se representados na Fig.4-16. Aquando da inicialização

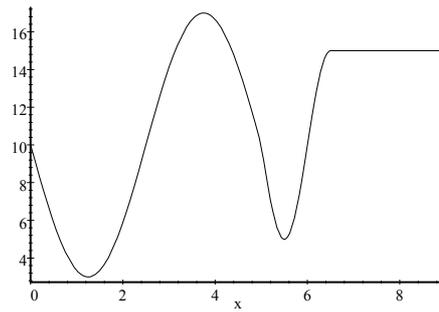


Figura 4-14: $y(x)$ para o Exemplo 15

obteve-se um erro $E = 0.119$. A actualização com novos exemplos fez diminuir o erro para $E = 0.112$. Como se pode verificar no gráfico da Fig.4-16, o erro entre a função original e o

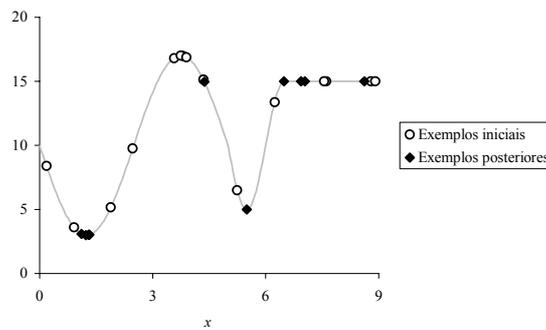


Figura 4-15: Exemplos utilizados na inicialização e actualização do modelo

modelo final obtido é significativo. No entanto, o objectivo principal do algoritmo não é o de fazer aprendizagem com elevada precisão, mas sim descobrir as tendências das funções alvo, o que é conseguido.

Algoritmo para Aprendizagem Recursiva de Funções Variantes no Tempo

Para a aprendizagem recursiva de funções variantes no tempo, utiliza-se também o primeiro algoritmo para inicializar as conclusões. Quando se obtém um novo exemplo, $(x'_0, x'_1, \dots, x'_n, y')$, em $t = t_a$, utiliza-se o seguinte algoritmo:

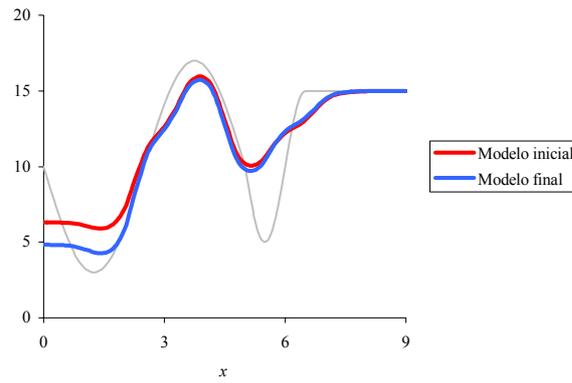


Figura 4-16: Modelo resultante, após inicialização e actualização

Algoritmo 17 Algoritmo para Aprendizagem Recursiva de Funções Variantes no Tempo

1. Começar na primeira regra,

$$l \leftarrow 1$$

2. Calcular o grau de pertinência das variáveis de entrada nos termos linguísticos que compõem a parte antecedente da regra (l) em questão:

$$\mu_{A_i^{(l)}}(x_i'), i = 1, \dots, n$$

3. Calcular o grau de pertinência do exemplo k na regra (l):

$$S1^{(l)} \leftarrow \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(l)}}(x_i')$$

4. Ponderar a saída por $S1^{(l)}$:

$$S2^{(l)} \leftarrow S1^{(l)} \cdot y'$$

5. Sendo

$$\omega^{(l)}(t_b) = \frac{\text{Numerador}^{(l)}(t_b)}{\text{Denominador}^{(l)}(t_b)}$$

calculado na iteração anterior, ou seja, em $t = t_b$, fazer

$$\begin{aligned}\text{Numerador}^{(l)}(t_a) &\leftarrow \lambda^{\frac{(t_a-t_b)}{k_T}} \cdot \text{Numerador}^{(l)}(t_b) + S2^{(l)} \\ \text{Denominador}^{(l)}(t_a) &\leftarrow \lambda^{\frac{(t_a-t_b)}{k_T}} \cdot \text{Denominador}^{(l)}(t_b) + S1^{(l)}\end{aligned}$$

e calcular a conclusão novamente por:

$$\omega^{(l)}(t_a) \leftarrow \frac{\text{Numerador}^{(l)}(t_a)}{\text{Denominador}^{(l)}(t_a)}$$

6. Passar para o cálculo da conclusão da próxima regra:

$$l \leftarrow l + 1$$

7. Voltar à etapa 2.

Neste algoritmo, $\lambda \in]0, 1]$ é entendido como factor de esquecimento, já que o seu valor determina a forma como os resultados anteriores são pesados no cálculo das novas conclusões. O factor de esquecimento permite lidar com sistemas variantes no tempo, já que desta forma é possível "esquecer" os valores anteriores e dar mais relevância aos novos exemplos. A constante $k_T > 0$ visa traduzir as escalas temporais envolvidas.

Exemplo 18 Parte-se de uma função inicial, y_i , dada por:

$$y_i(x) = \begin{cases} 10 - 7 \cdot \sin\left(\frac{2\pi}{5}x\right) & \text{se } 0 \leq x < 5 \\ 10 - 5 \cdot \sin(\pi(x - 5)) & \text{se } 5 \leq x < 6.5 \\ 15 & \text{se } 6.5 \leq x < 9 \end{cases}$$

a partir da qual são gerados 15 exemplos. Para simular a variação desta função no tempo,

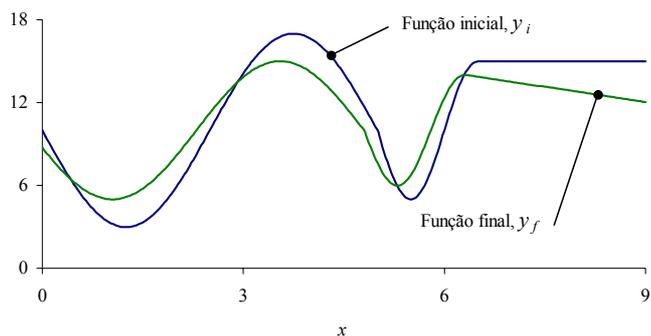


Figura 4-17: Simulação de uma função variante no tempo

supõe-se que a partir de um dado instante esta passa a ser definida por y_f :

$$y_f(x) = \begin{cases} 10 - 5 \cdot \sin\left(\frac{2\pi}{5}x\right) & \text{se } 0 \leq x < 4.8 \\ 10 - 4 \cdot \sin(\pi(x - 4.8)) & \text{se } 4.8 \leq x < 6.3 \\ -0.741x + 18.7 & \text{se } 6.3 \leq x < 9 \end{cases}$$

sendo gerados mais 10 exemplos. Estas funções estão representadas na Fig.

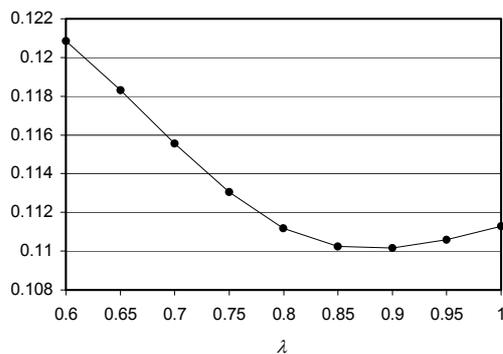


Figura 4-18: Andamento do erro E com o factor de esquecimento λ

4-17. Na Fig.4-18 pode-se visualizar o andamento de E com λ , para uma relação

$$\frac{t_a - t_b}{k_T} = 1$$

Verifica-se a partir desse gráfico que o erro é minimizado utilizando um factor de esquecimento $\lambda \simeq 0.9$.

Mais importante que visualizar o modelo obtido, é comparar o desempenho deste algoritmo com o anterior, em que não se utiliza factor de esquecimento. Para tal, pode-se observar na Fig. 4-19 o andamento de E com o número de exemplos para ambos os algoritmos. O factor de esquecimento utilizado foi $\lambda \simeq 0.9$. Ambos os algoritmos foram inicializados com 30 exemplos, extraídos de y_i . Foi então apresentado 1 exemplo de cada vez, desta mesma função, até um total de 50. A partir daí, continuou a ser fornecido 1 exemplo de cada vez, mas agora de y_f .

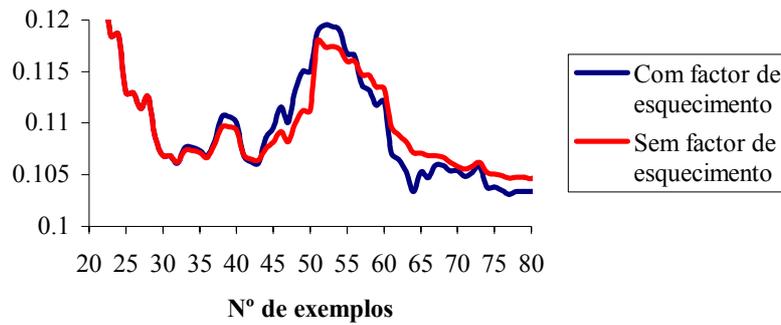


Figura 4-19: Andamento do erro E aplicando o algoritmo com e sem o factor de esquecimento λ

O que se verifica é que a aplicação do factor de esquecimento requer algum cuidado. De facto, se a sua utilização permite ultrapassar a transição mais rapidamente, por outro lado, verifica-se que, se o sistema alvo não variar, a partir de certa altura, o desempenho do algoritmo de aprendizagem com factor de esquecimento é degradado. Estes aspectos tornam-o mais adequado a sistemas de variação "rápida" no tempo.

Capítulo 5

Aplicação ao Controlo e Operação de um Forno de Vidro

5.1 O Projecto NOVOVIDRO

O projecto NOVOVIDRO - Novas Tecnologias e Inovação na Indústria do Vidro, apoiado pelo programa PEDIP II, consiste, em traços gerais, no projecto e implementação de uma unidade fabril de carácter piloto, com vista ao desenvolvimento e endogeneização de novas tecnologias e conceitos na produção de vidro. O NOVOVIDRO é um Projecto Mobilizador para o Desenvolvimento Tecnológico da Indústria do Vidro, que, de acordo com a proposta inicial [novovidro1], se assumiu como um "projecto abrangente que potencie o desenvolvimento de factores dinâmicos de competitividade da globalidade da indústria do vidro, com um enfoque especial no subsector da cristalaria", categoria que inclui os artigos de vidro não englobados no vidro de embalagem (i.e., produção automática de garrafas e frascos) e no vidro plano [heitor93]. Inclui, por exemplo, produtos como copos, pratos, jarras e outros utensílios de cozinha e decoração doméstica. No contexto do presente documento, torna-se relevante a preocupação demonstrada com o estudo e desenvolvimento de novos métodos de engenharia de processos, nomeadamente ao nível de sistemas de diagnóstico, controlo e monitorização inteligentes. Para concretização dos objectivos propostos no projecto NOVOVIDRO foi, como já referido, criada uma unidade fabril de carácter piloto. Para tal, foi constituída a empresa **Neovidro, Indústria e Tecnologia do Vidro**, situada na Marinha Grande.

5.2 Descrição do Processo

A transformação de matérias primas em vidro dá-se, por acção de calor, em fornos de vidro. Estes revestem-se assim de primordial importância em todo este processo, estando a sua construção e operação directamente ligadas à qualidade do vidro produzido. Os fornos de vidro são caracterizados pela sua geometria, pela forma como o vidro é colhido e trabalhado, pelo tipo de separação entre as zonas de fusão e de trabalho, pela localização e direcção das chamas no seu interior, e pela forma como o calor proveniente da combustão é recuperado, bem como relativamente ao tipo de vidro produzido [trier87]. Consoante a fonte de calor utilizada, os fornos de vidro dizem-se de aquecimento por combustão (chamas), eléctrico, ou misto, em que utilizam aquecimento por combustão e reforço eléctrico.

Fornos de Vidro

O tipo mais importante de fornos operados continuamente é o dos fornos tanque; relativamente aos fornos operados intermitentemente, os mais importantes são os fornos a potes. Existem ainda os day-tank, com características de ambos. Sendo na sua construção semelhantes aos primeiros, apresentam uma forma de operação idêntica à dos fornos a potes.

A fusão de vidro compreende a fusão das matérias primas em si, a afinação e homogeneização da massa resultante, e posterior disponibilização desta para ser trabalhada. Nos fornos tanque estas etapas estão presentes em simultâneo no interior destes, em diferentes locais. Nos fornos a potes, têm lugar em alturas diferentes no mesmo local.

Como se verá posteriormente, o forno desenvolvido no âmbito do projecto NOVOVIDRO pertence ao tipo de fornos tanque. Estes compreendem duas zonas distintas, a zona de fusão - constituída pela secção de fusão, na qual se fundem as matérias primas, e pela secção de afinação, onde se dá a homogeneização da massa resultante - e a zona de trabalho - local onde o vidro é colhido para ser trabalhado. Na Fig. 5-1 apresentam-se diferentes vistas de um forno de vidro típico, deste tipo, por forma a evidenciar as suas partes constituintes e respectiva nomenclatura. Assim temos:

- Abóbada (*crown*): parte superior do tanque. O calor proveniente da combustão é transmitido, por reflexão, à superfície do vidro;

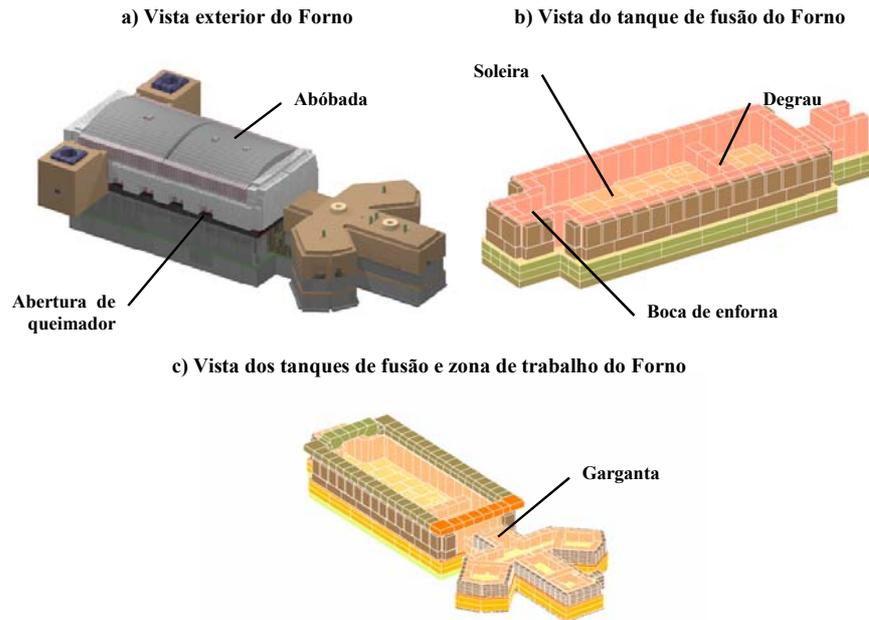


Figura 5-1: Representação de diferentes vistas de um forno de vidro

- Soleira (*bottom*): Fundo do forno. A correcta distribuição de temperaturas na soleira é um factor essencial na operação de fornos de vidro;
- Boca de enforna (*doghouse*): Abertura no forno por onde são introduzidas as matérias primas (composição), quer automaticamente, recorrendo a um dispositivo denominado enforadora, quer de forma manual;
- Garganta (*throat*): canal que separa as zonas de fusão e de trabalho;
- Aberturas dos queimadores: locais por onde são introduzidos os queimadores, dispositivos que permitem a combustão.

Correntes de Vidro

Como consequência do vidro ser trabalhado de forma contínua, os fornos exigem um controlo preciso das correntes de vidro no seu interior. Esta surge naturalmente, já que a operação destes implica a alimentação de matérias primas numa das extremidades do forno e a remoção

de vidro noutra. O próprio efeito do aquecimento na sua parte superior, por acção de uma distribuição de temperaturas, as perdas de calor, e os processos de fusão e afinação, causam o aparecimento de correntes de convecção, isto é, relativas ao transporte de calor pelo movimento de partículas de um fluido, neste caso vidro em fusão. Também surgem correntes por acção de outros elementos, como borbulhadores¹ ou sistemas de reforço eléctrico.

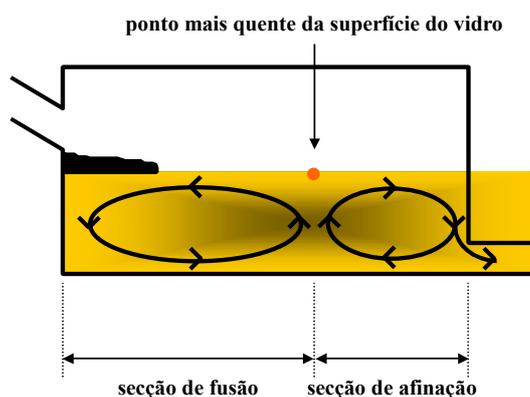


Figura 5-2: Corte longitudinal esquemático de um forno tanque

Ao entrar no forno, as matérias primas começam a fundir-se, afundando-se na massa fundente existente por acção das correntes de vidro, já que a sua densidade aumenta. Este processo tem lugar na secção de fusão (Fig. 5-2), onde se dão uma série de reacções químicas, levando à perda de cerca de 17% da massa das matérias primas. O vidro em fusão passa então à secção de afinação, onde, novamente em consequência das correntes de vidro, são libertadas bolhas gasosas resultantes das reacções anteriores. Esta secção é geralmente definida através da existência de uma barreira física, denominada degrau (*weir*), de eléctrodos ou borbulhadores. A próxima etapa é a passagem à zona de trabalho, onde o vidro pode ser colhido. Pode ainda existir, entre a secção de afinação e a zona de trabalho, uma secção de refinação, onde o vidro que retorna desta última, por exemplo durante períodos de paragem é reaquecido sem alterar a temperatura do vidro na zona de fusão.

A zona de trabalho está separada da zona de fusão por uma redução na largura do forno

¹Dispositivos que injectam gases no fundo do forno, provocando a formação de bolhas com sentido ascendente. Estas têm um efeito local, estabilizando as correntes de vidro envolvente.

e na altura da abóbada, constituindo um canal denominado garganta. Esta possibilita uma separação bem definida que evita correntes de retorno, e conseqüente mistura, entre o vidro mais frio da zona de trabalho e o da zona de fusão, mais quente.

As chamas no interior do forno são classificadas de acordo com a sua disposição e com o percurso dos gases resultantes da combustão ao abandonarem o forno. Assim, relativamente à disposição, podem ser cruzadas (*cross-fired*) ou estar situadas na parte de trás do forno (*end-fired*), junto à entrada das matérias primas. As chamas podem ter direcção em forma de U (*U shaped*), ou serem paralelas à superfície do vidro.

Recuperação de calor

As temperaturas num forno de vidro situam-se geralmente entre os 1400 e os 1650°C, o que implica uma recuperação eficiente do calor dos gases de exaustão, por forma a minimizar o consumo energético, como se verá mais à frente. Esta recuperação consiste em pré-aquecer o ar que vai ser utilizado na combustão, inicialmente à temperatura ambiente, através do calor disponível nos gases. Há dois processos de o fazer. Num recorre-se ao uso de regeneradores, no outro de recuperadores. Os regeneradores são os dispositivos mais utilizados, já que não necessitam de uma separação física dos canais do ar para a combustão e dos gases de exaustão, e fornecem temperaturas de pré-aquecimento mais elevadas. Por outro lado, implicam uma alteração periódica (por exemplo, em ciclos de 20 minutos) dos caudais de ar e gases da combustão. São assim permutadores de calor trabalhando intermitentemente. Os recuperadores são também permutadores de calor, mas trabalhando em contínuo. Na Fig. 5-3 encontra-se representado esquematicamente um recuperador. A temperatura dos gases de exaustão é assim usada para aquecer a do ar que vai para a combustão. Consoante utilizem regeneradores ou recuperadores, assim se classificam os fornos como regenerativos ou recuperativos.

Aquecimento Eléctrico

O aquecimento eléctrico pode ser usado em fornos de vidro como complemento à combustão por gás natural pelas seguintes razões:

- aumentar a tiragem do forno;

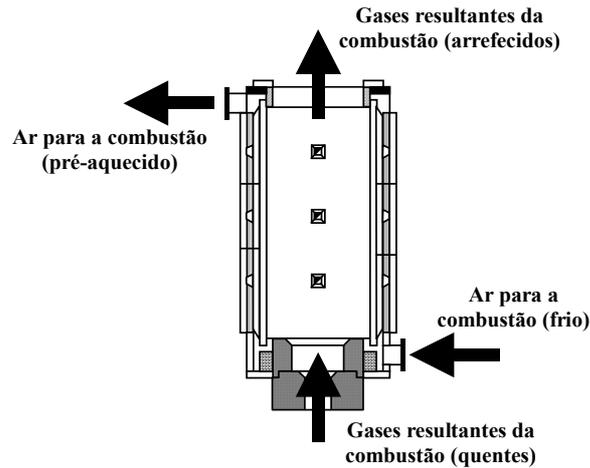


Figura 5-3: Recuperador

- manter a tiragem do forno conforme a sua eficiência térmica se degrada, devido por exemplo à sua idade ou a mau funcionamento dos recuperadores;
- aumentar a qualidade do vidro, ao favorecer as correntes deste, quando em fusão;
- reduzir as emissões de partículas, ao baixar a temperatura da abóbada, enquanto mantém a tiragem.

A forma mais comum de aplicar este tipo de aquecimento é através da passagem de corrente eléctrica pelo vidro², utilizando eléctrodos.

A temperaturas elevadas, acima de 750°C [booster98], todos os vidros se tornam condutores, por fenómenos iónicos. Com efeito, os iões condicionam a condutividade do vidro, sendo os alcalinos aqueles cujas ligações à estrutura do vidro são mais fracas e que portanto se tornam os portadores de corrente eléctrica (condução iónica). Desta forma, a presença de corrente eléctrica no vidro provoca o seu aquecimento, por efeito de Joule. O aumento na temperatura provoca, por sua vez, uma diminuição da resistividade do vidro, o que pode levar ao aumento de corrente consumida, e, conseqüentemente, a um maior aumento de temperatura, fenómeno conhecido por *instabilidade térmica*.

²Forma conhecida por método directo. O método indirecto pressupõe o uso de elementos auxiliares, como resistências, para transmitir calor ao vidro.

O vidro apresenta a característica de só permitir a utilização de corrente alterna no seu aquecimento - a corrente contínua provoca a formação de depósitos e bolhas na superfície dos eléctrodos, e a sua passagem requer uma energia de activação [trier87]. À frequência de 50 Hz, o vidro apresenta um comportamento resistivo puro, pelo que o cálculo da resistência eléctrica entre dois eléctrodos é feito recorrendo à lei de Ohm.

Variáveis Relevantes

Grosso modo, as variáveis mais importantes num forno, no contexto da sua operação, são:

- distribuição de temperaturas;
- relação ar/combustível (proporção entre as quantidades de ar e de combustível que vão para a combustão);
- pressão no interior do forno;
- nível do vidro.

Como se verá mais à frente, estas variáveis estão directamente relacionadas com o desempenho dos fornos, dispondo, regra geral, de malhas de controlo dedicadas. Contudo, outras grandezas existem que, não estando intimamente ligadas à condução dos fornos, mas sendo inerentes ao processo produtivo global, são fundamentais para uma correcta operação destes. Estas variáveis serão descritas na Secção 5.4.

5.3 Malhas de Controlo

Nesta secção serão descritas as malhas de controlo existentes no forno de vidro desenhado no âmbito do projecto NOVOVIDRO, em funcionamento na fábrica Neovidro. Considera-se novamente o forno dividido em duas secções, a Câmara de Fusão e a Zona de Trabalho. É comum usar a designação forno quando se pretende referir a câmara de fusão. Tal será feito também ao longo deste documento, quando não for passível de induzir em erro.

5.3.1 Malhas de Controlo da Câmara de Fusão

Na Fig. 5-4 encontra-se representada esquematicamente a principal instrumentação que permite implementar as malhas de controlo da câmara de fusão. Estas, regra geral comuns a todos os fornos deste género, permitem controlar as seguintes variáveis:

- Temperaturas na câmara de fusão.
- Pressão no forno.
- Nível de vidro.

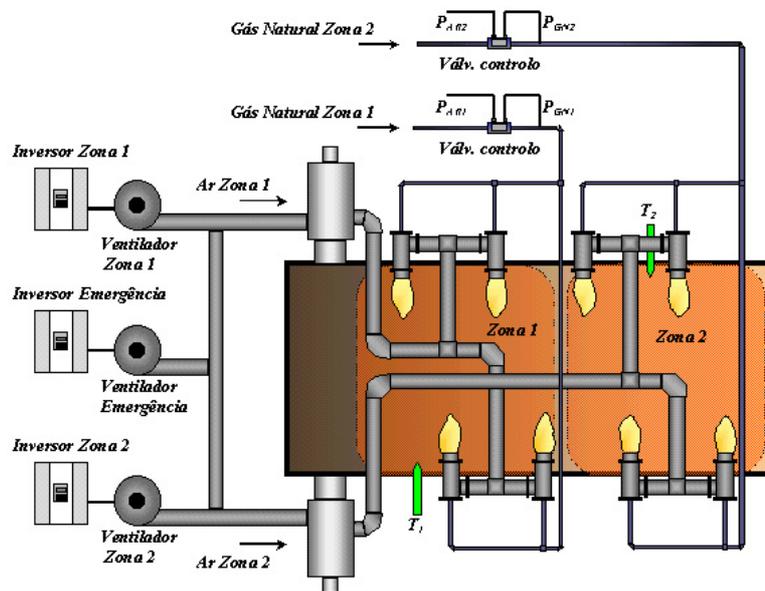


Figura 5-4: Instrumentação de controlo do forno da Neovidro

Malha de Controlo das Temperaturas na Câmara de Fusão

As distribuições de temperaturas das zonas de queima do forno são quantificadas pelas leituras de dois termopares, T_1 e T_2 , colocados nas paredes laterais deste (Fig. 5-5). Como a temperatura depende da queima, é necessário, para que esta seja eficiente, uma boa regulação da razão ar/gás natural, $K_{A/G}$. Isto é feito à custa de uma válvula de regulação (Fig. 5-6), que implementa assim uma malha de controlo dessa razão em cascata com a malha de controlo da temperatura.

Actuando no caudal de ar que vai para a combustão nos queimadores, varia-se o caudal de gás natural, mantendo no entanto a razão entre estes, à custa da referida válvula. O princípio de funcionamento desta é baseado na medição da pressão do ar pré-aquecido, relacionado com o seu caudal por:

$$Q = k \sqrt{\frac{h}{\rho}}$$

onde:

$Q \triangleq$ Caudal;

$k \triangleq$ Constante de proporcionalidade envolvendo a secção recta do tubo;

$h \triangleq$ Pressão do fluido;

$\rho \triangleq$ Densidade do fluido.

As válvulas (uma por cada zona de temperatura) foram afinadas quando o forno entrou em funcionamento para apresentar a característica $K_{A/G}(Q_{AR})$ representada na Fig. 5-7. Na Fig. 5-8 encontra-se o diagrama de blocos da malha de controlo das temperaturas na câmara de fusão. Nessa figura temos:

$T_{Ref} \equiv$ Temperatura de referência;

$T \equiv$ Temperatura medida;

$Q_{AR} \equiv$ Caudal de ar;

$Q_{ARP} \equiv$ Caudal de ar pré-aquecido;

$Q_{GN} \equiv$ Caudal de gás natural;

$P_{ARP} \equiv$ Pressão do ar pré-aquecido.

Na Fig. 5-9 podem-se observar os ventiladores de alimentação do ar de combustão.

Malha de Controlo da Pressão no Forno

A pressão num forno é controlada por actuação no caudal de gases da combustão que deixam o forno, através dos recuperadores.



Figura 5-5: Termopar na parede lateral do forno



Figura 5-6: Válvula de regulação

Segundo [trier87] uma medição e controlo precisos da pressão são factores fundamentais na operação de fornos de vidro. Mais, são pré-requisitos para o desempenho satisfatório das outras malhas de controlo. Inicialmente, na Neovidro, o controlo da pressão era feito manualmente, através de umas correntes que permitiam deslocar umas portas móveis no topo dos recuperadores, e assim variar o caudal de saída dos gases, pelo que a indicação acima não era cumprida. Esta tarefa tinha em conta a visualização dos gases aspirados (pressão baixa) ou expelidos (pressão alta) na zona da boca de enforna. Além disso, e devido à elevada temperatura dos gases, rapidamente as portas móveis se danificaram, impedindo a sua movimentação. Foi então instalado um sistema de controlo automático que recorre a ventiladores para criar uma cortina de ar no topo dos recuperadores, facilitando ou dificultando a passagem dos gases. Este sistema encontra-se esquematizado na Fig. 5-10, e tem o inconveniente de implicar um consumo constante de energia eléctrica nos ventiladores. Um sistema alternativo, apresentando-se como uma versão automatizada do inicial, susceptível de implicar um menor consumo energético, mas

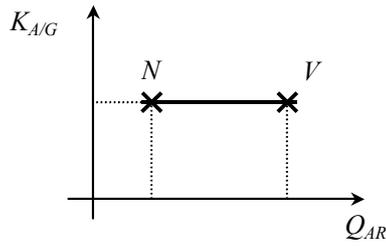


Figura 5-7: Característica $K_{A/G}(Q_{AR})$ da válvula de regulação

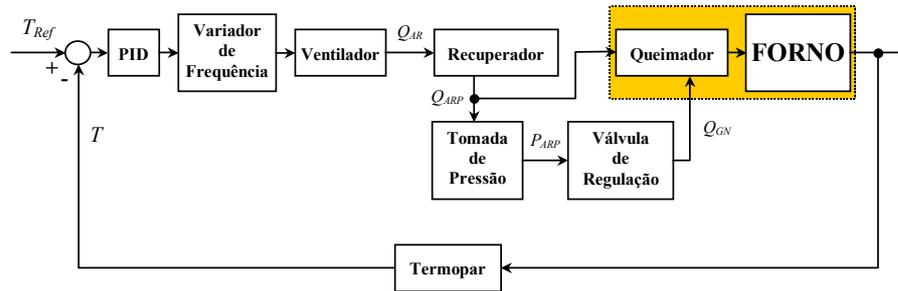


Figura 5-8: Malha de controlo das temperaturas no forno

que levaria ao dimensionamento e instalação de umas novas portas móveis, está representado em diagrama de blocos na Figura 5-11. Para a deslocação das portas seriam utilizados motores de indução trifásicos, sendo a abertura das portas medida através de *encoders* rotativos.

Malha de Controlo do Nível de Vidro

As malha de controlo do nível de vidro são geralmente baseadas no sinal lido de uma sonda de nível (Fig. 5-12) e numa enforadora de matéria prima (Fig. 5-13). Na Neovidro este princípio mantém-se, sendo a taxa de enfora controlada por um variador de velocidade. Segundo o fabricante, consegue-se uma precisão no nível de $\pm 0.2\text{mm}$. Na Fig. 5-14 encontra-se o diagrama de blocos desta malha.



Figura 5-9: Ventiladores da câmara de fusão

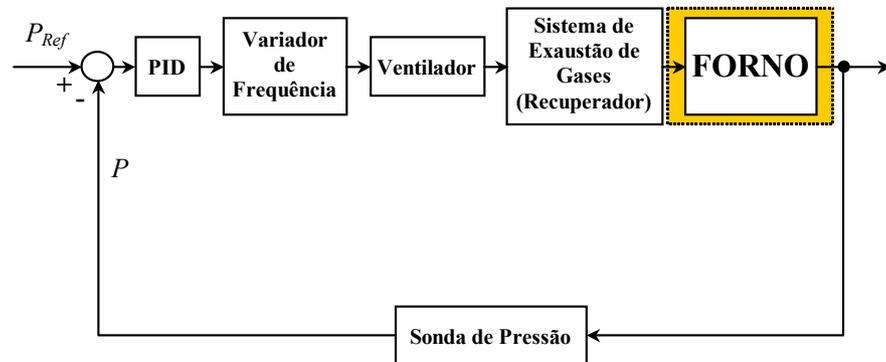


Figura 5-10: Malha de controlo da pressão no forno

5.3.2 Malhas de Controlo de Temperatura da Zona de Trabalho

A zona de trabalho encontra-se dividida em cinco zonas de temperatura, denominadas zona A a zona E. As temperaturas dessas zonas servem para manter um valor de viscosidade adequado no vidro que chega às bocas de colha. Esta, por sua vez, depende do tipo de peça que está a ser feita em cada instante e em cada boca.

As malhas de controlo destas temperaturas têm um princípio idêntico às do forno. Contudo, a instrumentação utilizada é diferente, nomeadamente ao nível dos queimadores e da regulação Ar/Gás Natural. Por não ter muito interesse na presente exposição, apresenta-se

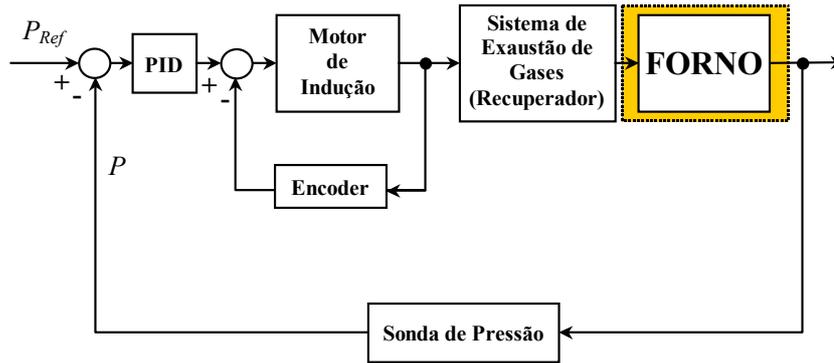


Figura 5-11: Malha de controlo da pressão no forno (sugerida)



Figura 5-12: Sonda de nível da Neovidro

apenas esquematicamente a instrumentação de controlo da zona de trabalho (Fig. 5-15).

5.4 Sistema de Operação

5.4.1 Introdução

Nesta secção proceder-se-á à concretização, para o caso de estudo, um forno de vidro, dos conceitos idealizados para um sistema de operação de processos industriais, descritos no Capítulo 3. A metodologia seguida consistirá na descrição da estratégia aplicada nos diferentes níveis do sistema, excepto para os de execução e processo, já que estes se encontram pormenorizados nas secções anteriores. Serão assim detalhadas as opções tomadas para os objectivos da operação, a organização/coordenação e a análise (ver Fig. 3-2).

Transportando para o caso de estudo os conceitos já descritos, pode observar-se na Fig.



Figura 5-13: Enfornadora da Neovidro

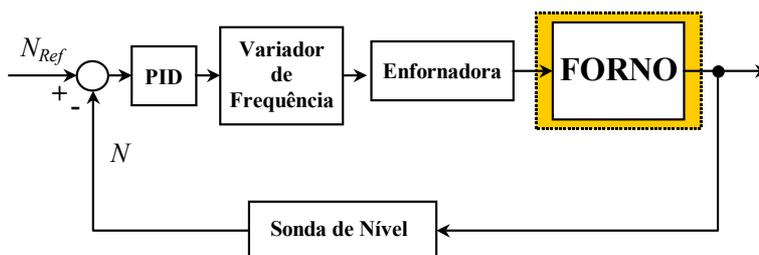


Figura 5-14: Malha de Controlo do Nível do Vidro no Forno

5-16 a representação da arquitectura hierárquica do sistema de operação de um forno de vidro, em que a cinzento estão os sistemas ou processos não desenvolvidos no âmbito deste caso de estudo. Passe-se então ao detalhe do sistema.

5.4.2 Objectivos da Operação de Fornos de Vidro

Na indústria do vidro há cinco critérios que permitem quantificar de diferentes formas o desempenho do forno, e que são:

- Qualidade do vidro;

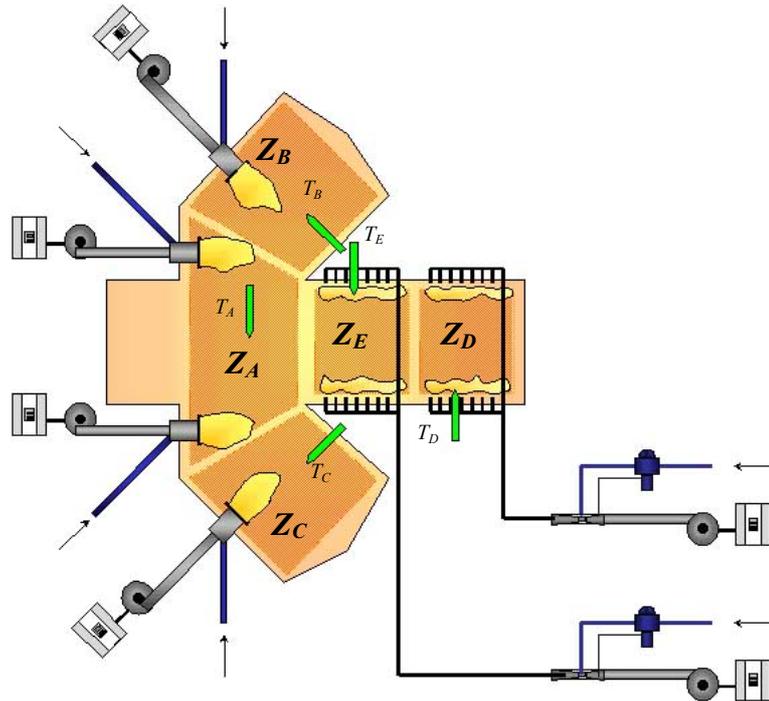


Figura 5-15: Instrumentação de controlo da zona de trabalho do forno da Neovidro

- Eficiência térmica do forno;
- Tempo de vida do forno e refractários;
- Produção e emissão de poluentes;
- Custo do consumo energético do forno.

A partir destes critérios podem-se definir como linhas orientadoras na operação de fornos de vidro os seguintes objectivos:

- Maximização da qualidade do vidro;
- Maximização da eficiência térmica do forno;
- Maximização do tempo de vida do forno e refractários;
- Minimização da produção e emissão de poluentes;

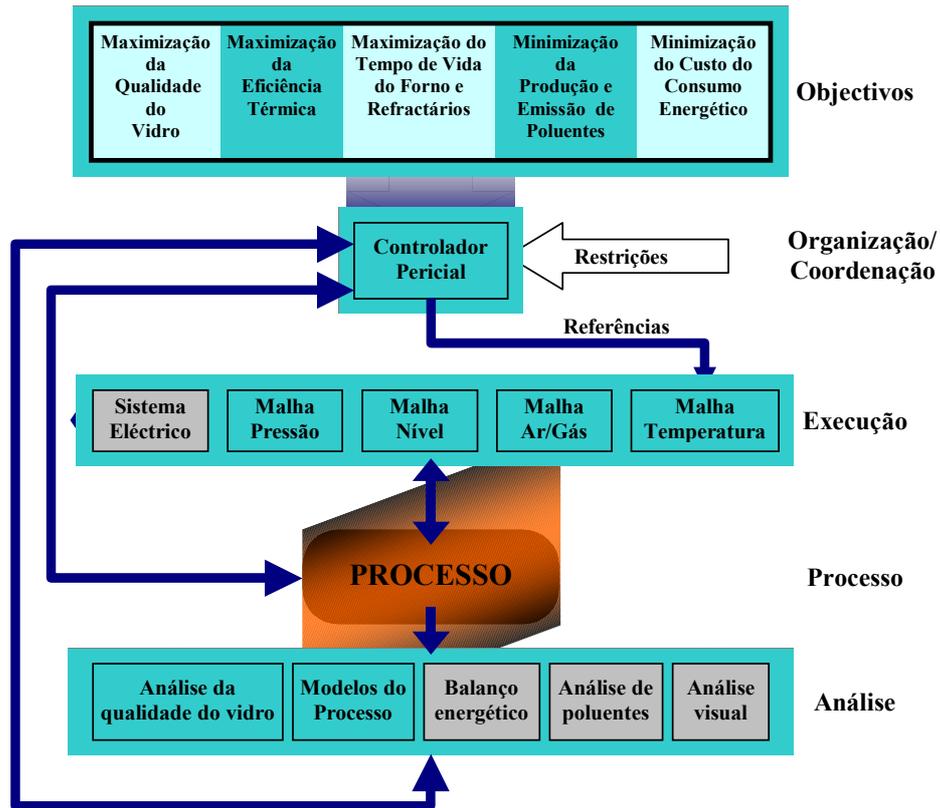


Figura 5-16: Arquitectura hierárquica do sistema de operação de um forno de vidro

- Minimização do custo do consumo energético do forno.

Para que se possam construir funções de custo que traduzam estes objectivos em valores mensuráveis, são de seguida discriminadas as variáveis do processo que afectam cada um dos critérios inicialmente referidos.

Qualidade do Vidro

A qualidade do vidro pode ser medida quer em termos dos defeitos que este apresenta, quer em termos das suas propriedades físicas, como a cor e o brilho. Em qualquer caso, está relacionada com os factores a seguir enunciados.

Tipo de composição Este factor deve ser entendido como a 'receita' utilizada, isto é, os tipos e respectivas proporções de matérias primas utilizadas na composição. Diferentes

tipos de composição terão diferentes pontos óptimos de funcionamento do forno.

Qualidade da composição Diz respeito ao rigor na fracção mássica das matérias primas intervenientes na composição.

Nível do vidro no forno Os refractários em contacto com a superfície do vidro são mais desgastados, pelo que oscilações no nível deste aceleram esse processo de corrosão. Isto leva ao aparecimento de impurezas no vidro.

Tempo de residência do vidro no forno O vidro tem que estar dentro do forno tempo suficiente para que se dê uma série de reacções químicas, responsáveis pela volatilização de cerca de 16 a 18% da massa da composição. A formação de correntes de vidro na zona de fusão permite:

- evaporação da água das substâncias intervenientes na composição;
- formação e libertação de componentes gasosos (e. g. CO_2 , SO_2 , SO_3) como resultado da decomposição das matérias primas;
- volatilização de alguns componentes (e.g. NaO , K_2O , F_2 , SiFa).

As correntes de vidro na zona de afinação têm como finalidade baixar a viscosidade deste e libertar as bolhas de gás produzidas no processo de fusão das matérias primas.

Perfil de temperaturas na soleira do forno A energia térmica das chamas é principalmente radiada para a abóbada e daí para o vidro em fusão. Como resultado surgem distribuições ou perfis de temperaturas na soleira do forno, que se pretendem tão estáveis quanto possível.

Idade do forno O envelhecimento do forno, com conseqüente corrosão dos refractários, causa perda de calor pelas paredes, que não é usado para aquecer o vidro, podendo não se completar as reacções necessárias, acima referidas.

Estabilidade de operação do forno Segundo [cornforth92], a produção de vidro de qualidade depende da estabilidade de operação do forno, devido, em parte, à grande inércia deste tipo de sistemas.

Eficiência Térmica do Forno

A eficiência térmica de um forno de vidro depende dos seguintes pontos:

Temperatura do ar pré-aquecido para a combustão Se os gases de combustão deixarem o forno a temperaturas muito superiores à atmosférica, então perde-se calor útil, a não ser que sejam utilizados dispositivos de recuperação de calor, como recuperadores ou regeneradores.

Distribuição de temperaturas no forno Quanto menores forem as temperaturas dentro do forno, menor será a quantidade de combustível utilizada. A temperaturas de 1400°C os produtos da combustão que deixam o forno contêm cerca de 70 a 80% do calor do combustível, [cornforth92], enquanto que, a temperaturas de 1600°C, contêm cerca de 80 a 90%.

Mistura das chamas Se a relação entre ar e combustível for inferior à estequiométrica (ou seja, maior proporção de gás natural), então estará presente combustível não queimado nos produtos da combustão, sendo perdido algum do valor calorífico deste. Neste caso a chama diz-se rica. Se, por outro lado, essa relação for superior, será absorvido calor para aumentar a temperatura do ar adicional. Contudo, para garantir que a combustão é completa e que se aproveita o máximo da energia calorífica do combustível, é necessário um pequeno factor de ar em excesso, inferior a 5%, da relação estequiométrica. A ocorrência da combustão depende da colisão de moléculas de combustível com moléculas de oxigénio, pelo que, se houver deficiências na mistura dos dois fluidos, o excesso de ar, e correspondentemente de oxigénio, aumentará a probabilidade destas colisões.

Aquecimento eléctrico Os sistemas de reforço eléctrico permitem manter a tiragem do forno conforme a sua eficiência térmica se degrada, devido à sua idade ou mau funcionamento dos recuperadores.

Idade do forno A corrosão dos refractários, com uma diminuição da sua espessura, leva a um aumento de perdas pelas paredes. O desgaste da garganta também reduz a sua eficácia, permitindo a formação de correntes de retorno de vidro. Com a idade, também aumenta a quantidade de detritos depositados nos sistemas e recuperação de calor, reduzindo-se a sua eficiência, ou, equivalentemente, a temperatura do ar pré-aquecido.

Tempo de Vida do Forno e Refractários

Os fornos são dispositivos com um tempo de vida relativamente curto, geralmente entre 5 a 8 anos. O seu tempo de vida é afectado por:

Temperatura máxima dos refractários Temperaturas muito elevadas nos refractários aceleram o seu processo de corrosão, o que também contribui para o aparecimento de defeitos no vidro, já que estes detritos se misturam na matéria fundente.

Variações de temperatura nos refractários Variações muito bruscas nas temperaturas a que os refractários estão sujeitos aceleram a sua corrosão.

Pressão no interior do forno Uma pressão excessivamente elevada dentro do forno faz com que as paredes interiores estejam mais sujeitas à acção corrosiva dos gases da combustão.

Nível do vidro no forno Como referido, oscilações deste aceleram a corrosão dos refractários directamente em contacto com a sua superfície.

Produção e Emissão de Poluentes

Há uma preocupação cada vez mais generalizada com o meio ambiente, quer a nível de opinião pública, quer a nível legislativo, razões que reforçam a consideração que este ponto merece. Algumas das variáveis que afectam a produção e emissão de poluentes são:

Qualidade do combustível O gás natural permite atingir baixos níveis de emissão de óxidos de enxofre, SO_x , o que não acontece quando a combustão utiliza óleo.

Preparação da composição Aumentando a quantidade de casco utilizada na composição, conseguem-se diminuir as emissões de SO_x .

Temperaturas das chamas Os óxidos de azoto, NO_x , são gerados nos fornos por oxidação directa do azoto atmosférico, em chamas de alta temperatura. Na Fig. 5-17 pode-se observar o andamento típico dessa relação [cornforth92].

Mistura das chamas Uma redução do factor de excesso de ar tem um efeito benéfico nas emissões de NO_x , já que, como referido no ponto anterior, este surge por oxidação do azoto atmosférico.

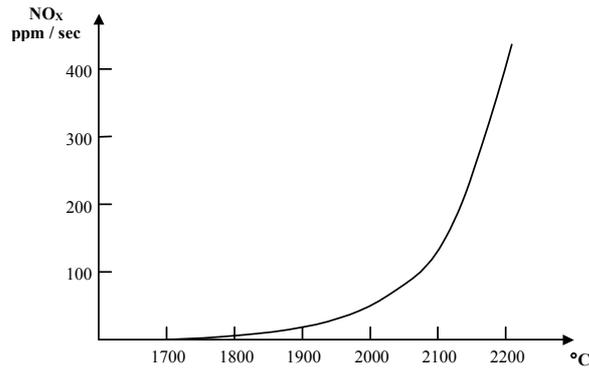


Figura 5-17: Taxa de formação de NO_x

Parâmetros geométricos das chamas As emissões de NO_x estão indirectamente relacionadas com a geometria das chamas (área e comprimento), que pode ser alterada por variação da geometria dos queimadores [correia96].

Tempo de residência dos gases de combustão no forno Reduzindo o tempo em que o azoto e o oxigénio estão em contacto, reduz-se a quantidade de NO_x produzido. Isto resolve-se por um desenho adequado dos queimadores e do forno.

Custo do Consumo Energético do Forno

A operação de um forno também deverá ter em conta o preço a pagar pela energia consumida, já que esse é, entre outros aspectos, um dos factores condicionantes da competitividade entre empresas [diogo00].

Consumo eléctrico dos sub-sistemas do forno A forma mais eficiente e menos dispendiosa de controlar o caudal de ar que alimenta os queimadores num forno consiste na variação da velocidade de rotação dos ventiladores que realizam essa tarefa, conforme as necessidades. Isto é feito recorrendo a variadores de frequência, já que o débito de um ventilador é, em aproximação, proporcional à sua velocidade, enquanto que o seu consumo se relaciona com a terceira potência desta [heitor93].

Idade do forno O consumo de combustível aumenta com a idade de um forno, como

Variáveis do Processo	Variáveis de Controlo
Nível do vidro	Taxa de enfora da composição
Potência nos queimadores	Referências de temperatura
Tempo de residência do vidro	Tiragem do vidro
	Referências de temperatura
	Tensão eléctrica aplicada
Perfil de temperaturas da soleira do forno	Referências de temperatura
	Tensão eléctrica aplicada
Temperatura do ar pré-aquecido para a combustão	Abertura dos recuperadores
Mistura das chamas	Relação ar/gás natural
Aquecimento eléctrico	Tensão eléctrica aplicada
Taxa de produção de vidro	Tiragem do vidro
Pressão no forno	Abertura dos recuperadores
Parâmetros geométricos das chamas	Geometria dos queimadores

Tabela 5.1: Relação entre factores do processo e variáveis de controlo

justificado anteriormente.

Preparação da composição Um aumento de casco na composição reduz as necessidades térmicas do forno, poupando-se combustível e/ou energia eléctrica.

Potência nos queimadores A potência posta em jogo nos queimadores está relacionada directamente com o consumo de combustível, tanto maior quanto maiores forem as referências de temperatura.

Aquecimento eléctrico Ponderando o aquecimento por combustão com o reforço eléctrico, em fornos mistos, conseguem-se atingir diferentes situações em termos de custo energético.

Taxa de produção de vidro Quanto maior for a taxa de produção de vidro de um forno, menos combustível será necessário, pelo que, quanto maior for o tanque de fusão, maior eficiência poderá ser atingida.

Apesar de alguns dos factores anteriormente referidos serem uma característica inerente ao processo (por ex^o: desenho do forno), ou mesmo das opções tomadas pelas empresas produtoras de vidro (por ex^o: tipo de composição ou a qualidade de combustível), outros há que dependem de certas variáveis de controlo. Na Tab. 5.1 enumeram-se esses factores, denominados como

variáveis do processo, assim como as variáveis de controlo associadas. Das variáveis referidas nessa tabela, as que deverão ser mantidas constantes ou bem reguladas, pelas razões referidas anteriormente são:

- nível do vidro;
- mistura das chamas;
- pressão no forno.

Estas variáveis do processo deverão ter malhas de controlo dedicadas que assegurem os seus correctos valores ao longo do tempo.

Em conclusão, as variáveis de controlo com que se podem afectar as variáveis do processo são, regra geral:

- tiragem do vidro;
- referências de temperatura das zonas de queima;
- tensão eléctrica aplicada;
- geometria dos queimadores.

Como a tiragem de vidro será, em condições normais de funcionamento, imposta essencialmente pelas necessidades produtivas da fábrica, as referências envolvidas na optimização do processo são:

- referências de temperatura das zonas de queima;
- tensão eléctrica aplicada;
- geometria dos queimadores.

Finalmente, para este caso de estudo, como o sistema de aquecimento eléctrico foi desactivado e os queimadores são de geometria fixa, as únicas referências geradas pelo sistema de optimização multiobjectivo do processo são as **referências de temperatura das zonas de queima**. Para o caso, estas serão duas, relativas às zonas de queima 1 e 2.

Na Fig. 5-18 apresenta-se um quadro resumo do que foi referido.

Objectivos	Variáveis do processo	Variáveis de controlo		
		Impostas pelo processo	Com malhas de dicas	Manipuláveis
Maximização da qualidade do vidro	Tipo de composição	Receita		
	Qualidade da composição	Rigor na fracção mássica		
	Nível do vidro		Taxa de enforna	
	Tempo de residência do vidro	Tiragem de vidro		Referências de temperatura
	Perfil de temperaturas na soleira			Tensão eléctrica
	Eficiência do forno	-		Referências de temperatura
	Estabilidade de operação	-		Tensão eléctrica
	Temperatura ar pré-aquecido	Eficiência dos recuperadores		-
	Distribuição de temperaturas		Exaustão pelos recuperadores	-
	Mistura das chamas		Relação ar/gás natural	Referências de temperatura
Maximização da eficiência térmica do forno	Aquecimento eléctrico			Tensão eléctrica
	Idade do forno	-		-
	Temperatura máxima nos refractários			Referências de temperatura
	Variáveis de temperaturas nos refractários			
	Pressão no forno		Exaustão pelos recuperadores	
	Nível do vidro		Taxa de enforna	
	Qualidade do combustível	Utilização de Gás natural		
	Preparação da composição	Quantidade de casco		
	Temperaturas das chamas		Relação ar/gás natural	Referências de temperatura
	Mistura das chamas		Relação ar/gás natural	
Minimização da produção e emissão de poluentes	Parâmetros das chamas	Geometria dos queimadores		
	Tempo de residência dos gases	Desenho dos queimadores e forno		
	Consumo eléctrico adicional		Variadores de frequência	
	Preparação da composição	Quantidade de casco		Referências de temperatura
	Potência dos queimadores			Tensão eléctrica
	Aquecimento eléctrico			
	Taxa de produção de vidro	Tiragem de vidro		

Figura 5-18: Relação entre objectivos da operação e variáveis associadas

Tal como foi anteriormente referido, o bloco de Objectivos da Operação irá fornecer ao bloco de Organização/Coordenação, funções de custo que permitam quantificar os objectivos e os limites superiores dessas funções.

Apresentam-se a seguir as funções de custo correspondentes a cada objectivo.

Funções de Custo

Maximização da qualidade do vidro A qualidade do vidro vai ser quantificada pela quantidade de defeitos que este apresenta (poderia ser, adicionalmente, quantificada por outros parâmetros, como o brilho ou a cor). Assim, quanto menor for a quantidade de defeitos, maior será a qualidade do vidro.

Para questões de operação do forno, o tipo de defeitos relevantes são bolha, pedra e corda³. Definindo as variáveis D_B , D_P e D_C como, respectivamente, as percentagens de bolha, pedra e corda, podem-se construir as seguintes funções:

$$f_1(\mathbf{x}) \triangleq D_B(\mathbf{x})$$

$$f_2(\mathbf{x}) \triangleq D_P(\mathbf{x})$$

$$f_3(\mathbf{x}) \triangleq D_C(\mathbf{x})$$

sendo \mathbf{x} o vector que caracteriza o ponto de funcionamento do forno, descrito mais adiante. Podem ser definidas metas para estas funções, o que equivale a impor restrições aos objectivos. Estas metas definem-se da seguinte forma:

$$f_1(\mathbf{x}) < g_B$$

$$f_2(\mathbf{x}) < g_P$$

$$f_3(\mathbf{x}) < g_C$$

e têm por significado físico o número máximo de defeitos admissíveis para o vidro.

³Ver Apêndice B.

Maximização da eficiência térmica do forno Existem modelos para a eficiência térmica, η , que, em valor percentual, para o caso de um forno são do tipo

$$\eta = \eta(\dot{q}_{GN}, \dot{q}_{Ar}, V_E, i_E), \eta \in [0, 100]$$

em que:

$\dot{q}_{GN} \triangleq$ caudal de gás natural utilizado na combustão;

$\dot{q}_{Ar} \triangleq$ caudal de ar utilizado na combustão;

$V_E \triangleq$ tensão eléctrica que alimenta o sistema de aquecimento eléctrico;

$i_E \triangleq$ corrente eléctrica que alimenta o sistema de aquecimento eléctrico.

Sendo $K_{A/G}$ a relação ar/gás natural e sabendo que, no caso de estudo, o sistema de aquecimento eléctrico está desactivado, obter-se-á:

$$\eta = \eta(\dot{q}_{GN}, K_{A/G}), \eta \in [0, 100]$$

Como referido anteriormente, quanto menor for a temperatura requerida pelo vidro, mais eficiente será a transmissão de calor, e menor será a quantidade de combustível necessária. Assim, é possível definir a seguinte função de custo:

$$f_4(\mathbf{x}) \triangleq \dot{q}_{GN}$$

A configuração que leve a um menor consumo de gás deverá corresponder a uma melhor eficiência. Também se poderá definir uma meta nesta função, mas não terá muito significado, já que esta variável, o caudal de gás, tem sempre o seu valor limitado pelo sistema de controlo do forno. Assim, o valor da meta, necessário para construir o vector de preferências será:

$$g_4 = -\infty$$

Este valor justifica-se visto se estar perante um problema de minimização de funções de custo.

Maximização do tempo de vida do forno e refractários Este objectivo pode ser atingido garantindo que as malhas de controlo da pressão no forno e do nível do vidro funcionam correctamente, e que as temperaturas no interior do forno não ultrapassam valores de segurança, pelo que não há necessidade de definir funções de custo adicionais.

Minimização da produção e emissão de poluentes Os principais poluentes produzidos são, como visto, SO_x e NO_x . O primeiro pode ser minimizado utilizando casco na composição e gás natural como combustível. O NO_x aumenta com a temperatura das chamas, directamente relacionadas com a temperatura, pelo que se podem definir as funções de custo:

$$f_5(\mathbf{x}) \triangleq T_1$$

$$f_6(\mathbf{x}) \triangleq T_2$$

em que T_1 e T_2 são, respectivamente, as referências de temperatura das zonas de queima 1 e 2. Também para estas funções se poderiam definir metas, mas, como as temperaturas têm os seus valores limitados pelo sistema de controlo do forno, não existindo o perigo de se excederem os limites de segurança do processo, tal não será necessário. Assim, mais uma vez:

$$g_5 = -\infty$$

$$g_6 = -\infty$$

Minimização do custo do consumo energético do forno Sendo α o custo da potência activa⁴ e β o custo do gás natural define-se:

$$f_7(\mathbf{x}) \triangleq \alpha * (V_E * i_E) + \beta * (\dot{q}_{GN})$$

⁴Como visto, a 50 Hz a potência consumida pelos electrodos é exclusivamente potência activa.

Contudo, na ausência de sistema eléctrico virá:

$$f_7(\mathbf{x}) \triangleq \beta * (\dot{q}_{GN})$$

Esta função é equivalente a f_4 , pois só difere numa constante multiplicativa, pelo que não necessita ser considerada.

Resumindo, os objectivos da operação podem ser traduzidos nas seguintes funções de custo:

$$\begin{aligned} f_1(\mathbf{x}) &\triangleq D_B(\mathbf{x}) \\ f_2(\mathbf{x}) &\triangleq D_P(\mathbf{x}) \\ f_3(\mathbf{x}) &\triangleq D_C(\mathbf{x}) \\ f_4(\mathbf{x}) &\triangleq \dot{q}_{GN} \\ f_5(\mathbf{x}) &\triangleq T_1 \\ f_6(\mathbf{x}) &\triangleq T_2 \end{aligned}$$

e no vector de restrições

$$[g_1, g_2, g_3, -\infty, -\infty, -\infty]$$

sendo \mathbf{x} o vector cujas componentes são:

$x_1 \equiv N$, receita da composição (número identificando as diferentes receitas utilizadas);

$x_2 \equiv P$, tiragem do forno [kg h^{-1}];

$x_3 \equiv T_{Rec1}$, temperatura do ar de saída do recuperador 1 [$^{\circ}\text{C}$];⁵

$x_4 \equiv T_{Rec2}$, temperatura do ar de saída do recuperador 2 [$^{\circ}\text{C}$];⁶

$x_5 \equiv T_{Abobada}$, temperatura na abóbada do forno [$^{\circ}\text{C}$];

$x_6 \equiv T_{Fusao}$, temperatura da fusão [$^{\circ}\text{C}$];⁷

⁵Na realidade, deveria ser definido como existência do recuperador 1, mas tal implicaria a existência de sensores de temperatura que não foram instalados pela fábrica.

⁶idem, para o recuperador 2.

⁷Temperatura medida na soleira, junto à boca de enforna.

$x_7 \equiv T_{Afinagem}$, temperatura da afinagem [$^{\circ}\text{C}$];⁸

$x_8 \equiv \dot{q}_{GN}$, caudal de gás natural utilizado na combustão [$\text{m}^3 \text{h}^{-1}$];

$x_9 \equiv T_1$, temperatura da zona de queima 1 [$^{\circ}\text{C}$];

$x_{10} \equiv T_2$, temperatura da zona de queima 2 [$^{\circ}\text{C}$].

5.4.3 Organização/Coordenação

As funções de custo definidas anteriormente vão ser o ponto de partida para o controlador pericial (CP) do nível de Organização/Coordenação gerar referências de temperatura que otimizem o processo, tarefa executada pelo sistema de otimização multiobjectivo do processo (SOMP).

Sistema de Otimização Multiobjectivo do Processo

Como visto, o forno é caracterizado pelo vector $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_{10})$, que pode ser decomposto nos seguintes sub-vectores:

$$\mathbf{x}_{par} \triangleq \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \equiv \text{Parâmetros da operação do forno;}$$

$$\mathbf{x}_{est} \triangleq \begin{bmatrix} x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \\ x_7 \\ x_8 \end{bmatrix} \equiv \text{Vector de estado do forno;}$$

$$\mathbf{x}_{somp} \triangleq \begin{bmatrix} x_9 \\ x_{10} \end{bmatrix} \equiv \text{Variáveis determinadas pelo SOMP;}$$

⁸Temperatura medida na soleira, junto □ garganta.

Considerando a existência de modelos estáticos⁹ do processo, teremos, no caso geral:

$$x_{est} = m_{x_{est}}(\mathbf{x})$$

sendo $m_{x_{est}}$ o modelo cuja entrada é o vector \mathbf{x} , ou algumas das suas componentes, e a saída é a variável x_{est} , componente do vector de estado.

Uma análise empírica do processo permite admitir a existência das seguintes dependências:

$$\begin{aligned} T_{rec1} &= T_{Rec1}(N, P, T_1, T_2) \\ T_{rec2} &= T_{Rec2}(N, P, T_1, T_2) \\ T_{ab} &= T_{Abobada}(N, P, T_{rec1}, T_{rec2}, T_1, T_2) \\ T_f &= T_{Fusao}(N, P, T_{rec1}, T_{rec2}, T_{ab}, T_1, T_2) \\ T_{af} &= T_{Afinagem}(N, P, T_{rec1}, T_{rec2}, T_{ab}, T_f, T_1, T_2) \\ \dot{q}_{GN} &= \dot{q}_{GN}(N, P, T_{rec1}, T_{rec2}, T_1, T_2) \end{aligned}$$

ou, equivalentemente, dos seguintes modelos do forno:

$$\begin{aligned} x_3 &= m_{x_3}(\mathbf{x}) = m_{recuperador1}(x_1, x_2, x_9, x_{10}) \\ x_4 &= m_{x_4}(\mathbf{x}) = m_{recuperador2}(x_1, x_2, x_9, x_{10}) \\ x_5 &= m_{x_5}(\mathbf{x}) = m_{abobada}(x_1, x_2, x_3, x_4, x_9, x_{10}) \\ x_6 &= m_{x_6}(\mathbf{x}) = m_{fusao}(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_9, x_{10}) \\ x_7 &= m_{x_7}(\mathbf{x}) = m_{afinagem}(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_9, x_{10}) \\ x_8 &= m_{x_8}(\mathbf{x}) = m_{gas}(x_1, x_2, x_3, x_4, x_9, x_{10}) \end{aligned}$$

⁹Na realidade, os modelos não são necessariamente estáticos, já que o sistema de aprendizagem se encarrega de os actualizar constantemente, como se verá mais à frente.

Além do mais, podem-se ainda considerar as relações:

$$\begin{aligned}
 f_1 &= D_B &= f_1(N, P, T_{rec1}, T_{rec2}, T_{ab}, T_f, T_{af}, \dot{q}_{GN}, T_1, T_2) \\
 f_2 &= D_P &= f_2(N, P, T_{rec1}, T_{rec2}, T_{ab}, T_f, T_{af}, \dot{q}_{GN}, T_1, T_2) \\
 f_3 &= D_C &= f_3(N, P, T_{rec1}, T_{rec2}, T_{ab}, T_f, T_{af}, \dot{q}_{GN}, T_1, T_2) \\
 f_4 &= \dot{q}_{GN} &= x_8 \\
 f_5 &= T_1 &= x_9 \\
 f_6 &= T_2 &= x_{10}
 \end{aligned}$$

É importante referir que se admite que as malhas de controlo conseguem fazer atingir as referências impostas.

Tem-se então o seguinte problema de optimização multiobjectivo:

Calcular \mathbf{x}_{somp}^* tal que

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), f_3(\mathbf{x}), f_4(\mathbf{x}), f_5(\mathbf{x}), f_6(\mathbf{x})],$$

sujeito aos modelos do forno e ao vector de restrições

$$[g_1, g_2, g_3, -\infty, -\infty, -\infty],$$

é minimizado.

Aplicação do Algoritmo de Optimização Multiobjectivo Resumindo, o SOMP recebe como entradas

- parâmetros do processo, \mathbf{x}'_{par} , nomeadamente:

$$\mathbf{x}'_{par} = (x'_1, x'_2)$$

- modelos do processo:

$$m_{recuperador1}, m_{recuperador2}, m_{abobada}, m_{fusao}, m_{afinagem}, m_{gas}$$

- vector de funções de custo:

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), f_3(\mathbf{x}), f_4(\mathbf{x}), f_5(\mathbf{x}), f_6(\mathbf{x}))$$

- vector de restrições:

$$(g_1, g_2, g_3, -\infty, -\infty, -\infty)$$

que, como visto na Secção 4.1, é transformado num vector de preferências equivalente:

$$((-\infty, -\infty, -\infty), (g_1, g_2, g_3, g_4))$$

e fornece como saída:

- vector de soluções, \mathbf{x}_{somp} :

$$\mathbf{x}_{somp}^* = (x_9^*, x_{10}^*)$$

Analise-se então a metodologia de funcionamento do SOMP, isto é, a aplicação do algoritmo de optimização multiobjectivo ao problema em questão.

Como visto na Secção 4.1, o algoritmo em que o SOMP baseia a sua actuação utiliza uma população de soluções candidatas ou de teste, que são avaliadas em cada iteração desse algoritmo. Estas soluções são formadas pela concatenação das referências a fornecer ao processo, pelo que uma solução candidata genérica, gerada aquando da execução do referido algoritmo, será:

$$\mathbf{x}'_{somp} = (x'_9, x'_{10})$$

Os passos para essa avaliação são os seguintes:

1. Dado $\mathbf{x}'_{par} = (x'_1, x'_2)$, medidos, e um vector de teste, \mathbf{x}'_{somp} , estimam-se em primeiro lugar as temperaturas dos recuperadores correspondentes a essa configuração, mediante

os modelos disponíveis:

$$\widehat{x}_3 = m_{recuperador1}(x'_1, x'_2; x'_9, x'_{10})$$

$$\widehat{x}_4 = m_{recuperador2}(x'_1, x'_2; x'_9, x'_{10})$$

2. De seguida, estimam-se a temperatura da abóbada e o caudal de gás natural:

$$\widehat{x}_5 = m_{abobada}(x'_1, x'_2; \widehat{x}_3, \widehat{x}_4; x'_9, x'_{10})$$

$$\widehat{x}_8 = m_{gas}(x'_1, x'_2; \widehat{x}_3, \widehat{x}_4, \widehat{x}_5; x'_9, x'_{10})$$

3. Pode-se agora estimar a temperatura correspondente da fusão:

$$\widehat{x}_6 = m_{fusao}(x'_1, x'_2; \widehat{x}_3, \widehat{x}_4, \widehat{x}_5; x'_9, x'_{10})$$

4. Finalmente, pode-se determinar a estimativa da temperatura da afinagem:

$$\widehat{x}_7 = m_{afinagem}(x'_1, x'_2; \widehat{x}_3, \widehat{x}_4, \widehat{x}_5, \widehat{x}_6; x'_9, x'_{10})$$

5. É então agora possível avaliar a solução através do cálculo das funções de custo:

$$f_1 = f_1(x'_1, x'_2; \widehat{x}_3, \widehat{x}_4, \widehat{x}_5, \widehat{x}_6, \widehat{x}_7, \widehat{x}_8; x'_9, x'_{10})$$

$$f_2 = f_2(x'_1, x'_2; \widehat{x}_3, \widehat{x}_4, \widehat{x}_5, \widehat{x}_6, \widehat{x}_7, \widehat{x}_8; x'_9, x'_{10})$$

$$f_3 = f_3(x'_1, x'_2; \widehat{x}_3, \widehat{x}_4, \widehat{x}_5, \widehat{x}_6, \widehat{x}_7, \widehat{x}_8; x'_9, x'_{10})$$

$$f_4 = \widehat{x}_8$$

$$f_5 = x'_9$$

$$f_6 = x'_{10}$$

Este processo é repetido na avaliação de cada solução teste.

Escolha da Solução Óptima No final da aplicação do algoritmo, chega-se geralmente a um conjunto de soluções óptimas-Pareto, pelo que é necessário escolher uma. O processo de escolha utilizado baseia-se no facto de ser um requisito para a produção de vidro de qualidade a operação estável do forno, com um mínimo de oscilações. Sendo a configuração actual de referências do forno dada por:

$$(T_1^*, T_2^*)$$

a solução escolhida será a que minimize o critério

$$\epsilon = \sqrt{(x_9^i - T_1^*)^2 + (x_{10}^i - T_2^*)^2}, \quad i = 1 \dots M$$

de entre as M soluções possíveis finais, (x_9^i, x_{10}^i) , $i = 1 \dots M$, isto é, de ordem 0 ou aptidão 100. Desta forma pretende-se minimizar as variações nas referências de temperatura do forno.

5.4.4 Análise

A função do bloco de Análise vai ser fornecer dados à Organização/Coordenação, nomeadamente ao SOMP, que funcionem não só base para a optimização, mas também como avaliação das acções tomadas por este.

Temos assim duas componentes, a do fornecimento de dados do planeamento para a optimização e a da construção e actualização de modelos do processo.

Sistema de Aprendizagem

Neste trabalho, o sistema de aprendizagem (SA) tem a seu cargo a construção dos modelos do processo, neste caso, do forno:

$$m_{recuperador1}, m_{recuperador2}, m_{abobada}, m_{fusao}, m_{afinagem}, m_{gas}$$

e também das funções de custo que avaliam a quantidade de defeitos no vidro, f_1 , f_2 , e f_3 . Todos estes modelos serão baseados em lógica difusa, construídos de acordo com os métodos e algoritmos descritos na Secção 4.2. Importa recordar que cada modelo fica descrito por regras

cuja sintaxe é:

$$R^{(l)} : \text{SE } \left(\bigcap_{i=1}^n x_i \text{ é } A_i^{(l)} \right) \text{ ENTÃO } y = \omega^{(l)}$$

Construção de Modelos - Aprendizagem por Exemplos Como se depreende, o SA vai construir modelos estáticos do processo, o que se justifica não só pela conhecida estabilidade e lenta variação deste, mas também porque permite simplificar bastante os modelos assim obtidos. É necessário então definir uma forma de construir exemplos para aprendizagem a partir de dados reais do processo, constituídos não só por sinais contínuos no tempo - temperaturas e caudal - como também discretos - receita, tiragem¹⁰ e quantidade de defeitos. Os exemplos, **relativos a cada turno ou meio-turno**¹¹, são constituídos por vectores \mathbf{y}^e com componentes:

$y_1^e \equiv N$, receita utilizada;
$y_2^e \equiv \widehat{P}$, estimativa da tiragem média do forno;
$y_3^e \equiv \overline{T_{Rec1}}$, temperatura média do ar de saída do recuperador 1;
$y_4^e \equiv \overline{T_{Rec2}}$, temperatura média do ar de saída do recuperador 2;
$y_5^e \equiv \overline{T_{Abobada}}$, temperatura média da abóbada do forno;
$y_6^e \equiv \overline{T_{Fusao}}$, temperatura média da fusão;
$y_7^e \equiv \overline{T_{Afinagem}}$, temperatura média da afinagem;
$y_8^e \equiv \overline{\dot{q}_{GN}}$, caudal médio de gás natural utilizado na combustão;
$y_9^e \equiv \overline{T_1}$, temperatura média da zona de queima 1;
$y_{10}^e \equiv \overline{T_2}$, temperatura média da zona de queima 2;
$y_{11}^e \equiv \widehat{D_B}$, estimativa da percentagem de defeitos do tipo bolha;
$y_{12}^e \equiv \widehat{D_P}$, estimativa da percentagem de defeitos do tipo pedra;
$y_{13}^e \equiv \widehat{D_C}$, estimativa da percentagem de defeitos do tipo corda;

Para o treino de cada modelo serão utilizadas apenas as componentes de \mathbf{y}^e necessárias, como discriminado na Tab. 5.2. Nessa tabela são discriminadas as componentes que servem de

¹⁰Apesar da tiragem ser uma quantidade contínua, a forma de a quantificar vai torná-la discreta, como se verá mais à frente.

¹¹Cada uma das equipas que trabalham o vidro de determinada forma.

Modelo	Componentes de y^e utilizadas	
	Entrada do modelo	Saída do modelo
$m_{recuperador1}$	$(y_1^e, y_2^e; y_9^e, y_{10}^e)$	y_3^e
$m_{recuperador2}$	$(y_1^e, y_2^e; y_9^e, y_{10}^e)$	y_4^e
$m_{abobada}$	$(y_1^e, y_2^e; y_3^e, y_4^e; y_9^e, y_{10}^e)$	y_5^e
m_{fusao}	$(y_1^e, y_2^e; y_3^e, y_4^e, y_5^e; y_9^e, y_{10}^e)$	y_6^e
$m_{afinagem}$	$(y_1^e, y_2^e; y_3^e, y_4^e, y_5^e; y_9^e, y_{10}^e)$	y_7^e
m_{gas}	$(y_1^e, y_2^e; y_3^e, y_4^e, y_5^e; y_9^e, y_{10}^e)$	y_8^e
f_1	$(y_1^e, y_2^e; y_3^e, y_4^e, y_5^e, y_6^e, y_7^e, y_8^e; y_9^e, y_{10}^e)$	y_{11}^e
f_2	$(y_1^e, y_2^e; y_3^e, y_4^e, y_5^e, y_6^e, y_7^e, y_8^e; y_9^e, y_{10}^e)$	y_{12}^e
f_3	$(y_1^e, y_2^e; y_3^e, y_4^e, y_5^e, y_6^e, y_7^e, y_8^e; y_9^e, y_{10}^e)$	y_{13}^e

Tabela 5.2: Construção de exemplos para treino de modelos

entrada do modelo e a que serve de saída, cuja relação se pretende aprender. Na prática o que se faz é construir diferentes modelos para cada receita.

Fornecimento de Dados do Planeamento

Nesta fase, a Análise fornece os dois valores que funcionam como base para a optimização, que, como visto, são:

$x_1 \equiv N$, receita da composição;

$x_2 \equiv P$, tiragem esperada do forno;

A **receita** utilizada vai permitir seleccionar os modelos a utilizar.

A **tiragem** esperada é calculada com base no planeamento da produção, i.e., sabendo que o total de vidro que se pretende produzir no dia será dado por:

$$\widehat{Q}_T = \sum_{i=1}^{N_T} n_i p_i$$

sendo:

$n_i \equiv$ número de peças a produzir da referência i , num total de N_T referências diferentes;

$p_i \equiv$ peso médio da referência i .

A estimativa da tiragem média esperada no dia será então:

$$\widehat{P} = \frac{\widehat{Q}_T}{\Delta T_{total}}$$

sendo ΔT_{total} o total de horas que o forno irá estar em laboração nesse dia.

Construção de Exemplos

Os exemplos vão ser construídos em intervalos de tempo bem determinados, *janelas* do processo, coincidentes com a duração dos turnos ou meios-turnos das obragens¹², como se verá mais à frente. Estas janelas terão uma dimensão de N_J amostras, definidas pelo período de amostragem T_{janela} .

Pré-processamento de sinais contínuos Procedese a um pré-processamento dos sinais contínuos, consistindo este numa filtragem passa-baixo, com vista a eliminar o ruído. Desta forma, sendo $x(k)$ a medida de um sinal num instante de amostragem k , o sinal filtrado, x_F , será dado por:

$$\begin{aligned} x_F(0) &= x(0) \\ x_F(k) &= (1 - \lambda_F)x(k) + \lambda_F x_F(k-1) \quad k = 1, \dots, N_J - 1 \end{aligned}$$

sendo

$$0 < \lambda_F < 1$$

o pólo do filtro passa-baixo e N_J o número de amostras da janela considerada.

A partir do sinal filtrado, podem-se calcular, para além da média, $\overline{X_F}$, algumas medidas de dispersão, como o desvio padrão, σ_{X_F} , e o coeficiente de variação, $C_{V_{X_F}}$ [reis00]. Para uma dada janela virá então:

$$\overline{X_F} = \frac{\sum_{i=0}^{N_J-1} x_F(i)}{N_J}$$

¹²De ora em diante referidos como turnos.

$$\sigma_{X_F} = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{N_J-1} (x_F(i) - \overline{X_F})^2}{N_J}}$$

$$C_{V_{X_F}} = \frac{\sigma_{X_F}}{\overline{X_F}} \cdot 100$$

O valor utilizado para construir o exemplo será a média calculada na janela, $\overline{X_F}$, desde que esta seja representativa dos dados obtidos. Para fazer essa validação optou-se por assumir que tal será verdade se o desvio padrão estiver abaixo de um limiar de validação, H_X . Caso isso não se passe, para qualquer uma das variáveis em questão, essa janela não contribuirá para fornecer exemplos.

Exemplo 19 Na Fig.5-19 podemos observar um sinal obtido a partir do processo, nomeadamente o caudal de gás da zona de fusão, e o mesmo após filtragem, com $\lambda = 0.7$. Os valores estatísticos obtidos são:

Média	:106
Desvio Padrão	:1.6
Coef. de variação	:1.5%

Considerando um limiar $H = 3 \text{ m}^3 \text{ h}^{-1}$, a amostra seria considerada válida, e a contribuição para o vector de exemplos seria dado pela média.

Aplicando o mesmo método ao sinal da Fig. 5-20 chegamos aos valores:

Média	:112
Desvio Padrão	:4.3
Coef. de variação	:3.8%

Neste caso a amostra não contribuiria para construção de exemplos. Este sinal corresponde a um regime transitório, daí não ser utilizado para actualizar os modelos. Só sinais correspondentes a um regime estável, i.e., com baixa dispersão das amostras relativamente à média, contribuirão para a construção de exemplos.

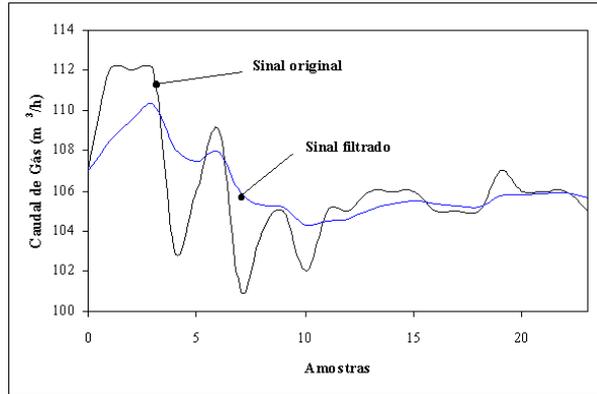


Figura 5-19: Extração de características de um sinal em regime estável

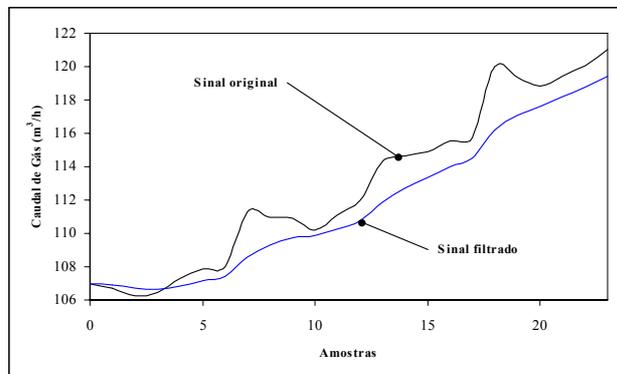


Figura 5-20: Extração de características de um sinal em regime transitório

Estimação da Tiragem do Forno Na presença de sensores que permitam quantificar a massa de matéria enforada ao longo do tempo, Q_{MP} , um processo simples e fiável de estimar a tiragem do forno, no intervalo ΔT , seria:

$$\hat{P} = K_P \frac{Q_{MP}}{\Delta T} \quad , 0.16 < K_P < 0.18$$

pois, como visto, dá-se a volatilização de 16 a 18% da matéria enforada.

Dada a ausência deste tipo de sensores, a tiragem terá que ser estimada *a posteriori*, contabilizando o número de peças à saída da arca de recozimento e utilizando informação sobre

o seu peso. Note-se que esta estimativa está sujeita a erros de vária natureza. O mais importante advém das quebras na zona de fabricação. Quanto mais houver, menos peças serão contabilizadas para o valor final do peso total de vidro produzido.

Sendo N_P o número de peças diferentes - referências - produzidas num turno, o peso total de vidro produzido será estimado de acordo com:

$$\widehat{Q}_T = \sum_{i=1}^{N_P} n_i p_i$$

sendo:

$n_i \equiv$ número de peças produzidas da referência i ;

$p_i \equiv$ peso médio da referência i .

A estimativa da tiragem média no turno será então:

$$\widehat{P} = \frac{\widehat{Q}_T}{\Delta T_{turno}}$$

sendo ΔT_{turno} a duração do turno.

Quantificação dos Defeitos do Vidro A forma de quantificar os defeitos no vidro também é baseado na informação recolhida à saída da arca de recozimento. Mais uma vez, também é uma medida sujeita a ruído e imprecisão, o que também vem reforçar a escolha de algoritmos baseados em lógica difusa para lidar com o problema de construção de modelos fundados nestas estimativas.

Também neste caso, a informação será relativa a cada turno. Comece-se então por quantificar o peso total de vidro com bolha, sendo análogo o raciocínio para os outros tipos de defeitos:

$$\widehat{Q}_B = \sum_{i=r_1}^{r_{N_B}} n_i p_i$$

sendo $r_l, l = 1 \dots N_B$ as diferentes referências assinaladas com defeito bolha. Note-se que,

caso uma peça tenha mais que um tipo de defeito, ela é assinalada pelos escolhedores¹³ única e exclusivamente como tendo o defeito mais relevante.

A estimativa de percentagem de vidro com bolha será então simplesmente dada por:

$$\widehat{D}_B = \frac{\widehat{Q}_B}{\widehat{Q}_T} \cdot 100$$

Da mesma forma são construídas as estimativas \widehat{D}_P e \widehat{D}_C , nomeadamente a percentagem de vidro com pedra e com corda.

5.4.5 Visão Global do Sistema de Operação do Forno de Vidro

Serão agora resumidos os conceitos anteriores por forma a dar uma visão global e sequencial do funcionamento do Sistema de Operação do Forno de Vidro. Esse funcionamento divide-se em duas partes, cuja execução se dá em níveis distintos. Assim, tem-se:

- Fase de Optimização
- Fase de Aprendizagem

Na prática, por questões de implementação informática, como se verifica no fluxograma da Fig. 5-21, a execução temporal destas fases não é independente. Contudo, as duas fases são conceptualmente independentes.

Fase de Optimização

O sistema de optimização multiobjectivo do processo recebe, do bloco de análise, os valores que servem de base para executar o algoritmo: a receita a utilizar e a tiragem esperada para o dia (vinda do planeamento da produção). O algoritmo de optimização calcula referências de funcionamento que optimizam o desempenho do forno com base nos modelos deste. Isto é feito antes do início das obragens, assim que se determina o planeamento da produção, e essas referências serão válidas para o correspondente dia de trabalho.

¹³Pessoas que, à saída da arca de recozimento, analisam as peças produzidas. Se estas apresentarem defeitos, estes são registados, sendo as peças enviadas para reciclar ou retiradas do processo.

Fase de Aprendizagem

O sistema de aprendizagem recebe, do bloco de análise, valores que utiliza para actualizar os modelos do processo, constituídos para tal em exemplos de treino. Isto é feito no final de cada turno, assim que acaba a escolha de peças no fim da arca de recozimento.

O funcionamento do sistema de operação está intimamente ligado ao do Sistema de Informação e Apoio à Produção, referido na Secção 5.6, pois este fornece dados como a receita utilizada, as quantidades de vidro produzido e a produzir, e as quantidades de vidro com os diferentes defeitos.

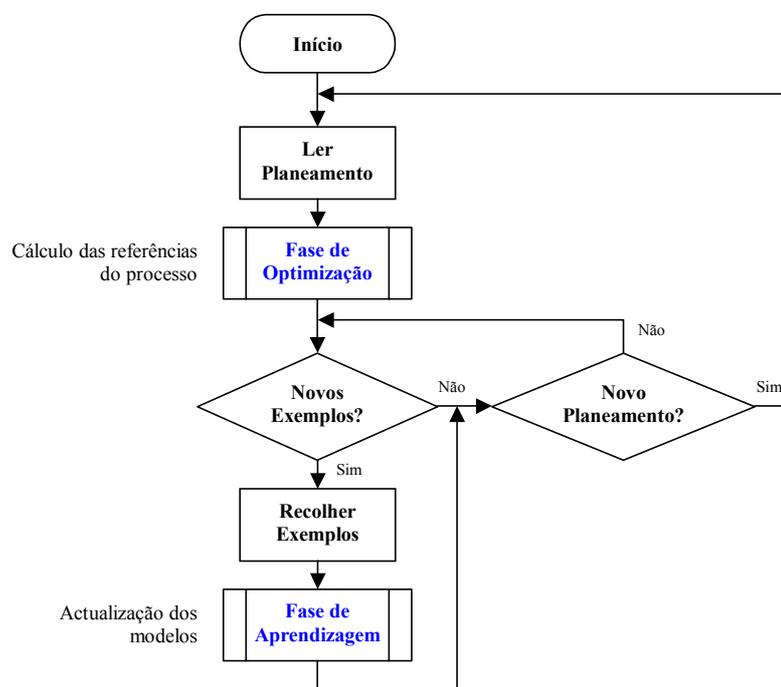


Figura 5-21: Fluxograma do sistema de operação

5.5 Monitorização e Supervisão Integradas do Processo

Inicialmente, na Neovidro, existia uma clara impossibilidade de aceder globalmente à informação do processo de produção de vidro nas suas diferentes etapas. De facto, esta informação

Autómato	Marca/Modelo	Empresa Fornecedora
Central de Composição	Omron/C200HE-CPU42	Vidromecânica
Forno	Omron/C200H-CPU21V	Bedogni
Arca de Recozimento	Omron/CQM1-CPU45V1	Vidromecânica
IST	Omron/C200HG-CPU43	Omron

Tabela 5.3: Autómatos existentes na Neovidro

encontrava-se dispersa pela central de composição, forno e arca de recozimento, onde um autómato dedicado permitia, em cada secção, executar as tarefas de supervisão e controlo do processo. Por forma a colmatar esta restrição projectou-se e implementou-se um Sistema Integrado de Monitorização e Supervisão (SIMS).

O SIMS baseia-se numa rede a ligar todos os autómatos, terminada num computador onde está instalada uma aplicação informática desenhada para servir de interface com os utilizadores que podem fazer assim a monitorização do processo e, em alguns casos, intervir directamente (supervisão).

5.5.1 Suporte Físico do Sistema

Os autómatos existentes na Neovidro e as empresas que os instalaram encontram-se detalhados na Tab. 5.3. Como se pode verificar, aos autómatos existentes foi adicionado um outro (autómato IST) para aquisição de mais sinais do processo. A rede encontra-se representada na Fig. 5-22. Os autómatos da central de composição e da arca de recozimento encontravam-se inicialmente ligados em rede, tarefa realizada pela empresa que os instalou, a Vidromecânica.

5.5.2 Suporte Informático do Sistema

A aplicação de monitorização e supervisão integradas foi implementada utilizando uma plataforma SCADA (*Supervisory Control And Data Acquisition*), nomeadamente o produto SCS - Sysmac V2.0 da empresa Omron. Este produto permite programação por objectos e foi concebido para trabalhar directa e de forma virtualmente exclusiva com produtos Omron, sendo por esta razão o seu custo substancialmente inferior ao das outras plataformas SCADA existentes no mercado. Desta forma, foi a

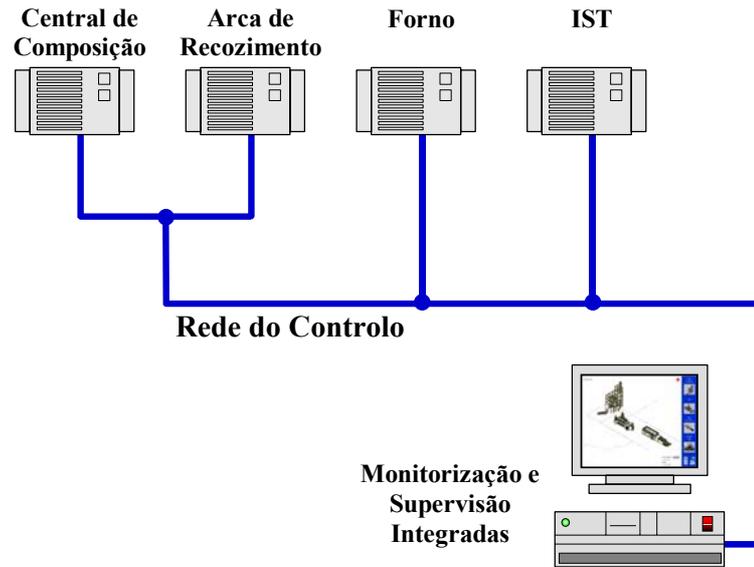


Figura 5-22: Topologia da rede de autômatos

ferramenta escolhida para desenvolver um conjunto de sinópticos relativos ao processo global, permitindo, entre outras opções, automatizar tarefas até então realizadas manualmente, como o registo da evolução de diversas variáveis ao longo do tempo.

Nas Fig. 5-23 pode-se observar um esquema da navegação nos sinópticos do SIMS.

É através do SCADA que o bloco de Análise irá recolher e processar a informação relativa ao forno, nomeadamente, os seguintes sinais:

- número da receita da composição;
- temperatura do ar de saída do recuperador 1;
- temperatura do ar de saída do recuperador 2;
- temperatura na abóbada do forno;
- temperatura da fusão;
- temperatura da afinagem;
- caudal de gás natural utilizado na combustão;

- temperatura da zona de queima 1;
- temperatura da zona de queima 2.

5.6 Integração dos Sub-Sistemas

A implementação e funcionamento do sistema de operação do forno de vidro, nomeadamente do SOMP, como se mostrou em secções anteriores, depende **incondicionalmente** dos seguintes sub-sistemas:

- Sistema Integrado de Monitorização e Supervisão (SIMS): possibilita o acesso às variáveis do forno;
- Sistema de Informação e Apoio à Produção (SIAP): fornece informação sobre análise do processo, no presente caso, em termos dos defeitos do vidro.

A informação que estes sistemas produzem é utilizada pelo bloco conceptual de Análise do processo.

5.6.1 Breves Considerações Sobre o Sistema de Informação e Apoio à Produção

O SIAP foi desenvolvido para a Neovidro no âmbito do projecto NOVOVIDRO. Conceptualmente, a sua função é fornecer informação aos vidreiros sobre o vidro por eles produzido, conforme vai saindo da arca de recozimento.

Em termos físicos, o SIAP socorre-se de:

- Computador do planeamento: local onde é introduzido o planeamento da produção, responsável pela gestão dos processos informáticos do SIAP.
- Ecrãs tácteis: terminais que se encontram à saída da arca de recozimento, e através dos quais os escolhedores introduzem o estado da produção, em termos de peças boas, com defeitos e tipo de defeitos.

- Botoneiras: conjuntos de botões à entrada da arca de recozimento, utilizadas para introduzir o número de peças que vão entrando nesta.
- Painéis de informação: painéis digitais para visualização do estado da produção, nomeadamente o número de peças introduzidas, o número de peças boas, o número de peças com defeitos e o defeito mais frequente, para que, caso seja possível, os vidreiros o possam corrigir. É claro que a informação sobre as peças à saída da arca só é possível passado cerca de duas horas do início do turno, pois é o tempo que as peças levam a percorrê-la.

5.6.2 Suporte Físico Para a Integração dos Sub-Sistemas

A integração do sistema de operação, do SIMS e do SIAP é feito recorrendo a uma rede informática TCP/IP normalizada (rede da fábrica) onde estão ligados os computadores responsáveis por cada um destes sub-sistemas (na realidade, o sistema de operação e o SIMS correm no mesmo computador). Esta rede está esquematizada na Fig. 5-24.

5.6.3 Requisitos Informáticos Para a Integração dos Sub-Sistemas

A comunicação entre sub-sistemas, feita através da rede da fábrica é muito simples, consistindo apenas na escrita e leitura em tabelas de uma base de dados (BD). Assim, temos as seguintes tabelas, da BD "*registos.mdb*" implementadas na aplicação Microsoft Access:

- **Registos:** tabela utilizada pelo SIMS para guardar a evolução temporal dos dados do processo, processados depois pelo bloco de Análise, que os escreve na tabela Exemplos.

Campo	Tipo de dados (Access)	Significado
Ano	Number (Integer)	Ano a que se referem os dados
Dia	Number (Integer)	Dia do ano (0-365)
DiaDaSemana	Number (Integer)	Dia da semana (1-7)
MinutoDoDia	Number (Integer)	Minuto do dia (1-1440)
Receita	Number (Integer)	Receita utilizada no dia
TemperaturaZona1	Number (Integer)	Temperatura da zona 1
TemperaturaZona2	Number (Integer)	Temperatura da zona 2
TemperaturaAboboda	Number (Integer)	Temperatura da abóbada
TemperaturaFusao	Number (Integer)	Temperatura da fusão
TemperaturaAfinagem	Number (Integer)	Temperatura da afinagem
TemperaturaRec1	Number (Integer)	Temperatura do recuperador 1
TemperaturaRec2	Number (Integer)	Temperatura do recuperador 2
ConsumoGNFusao	Number (Integer)	Consumo de gás natural do forno

- **Exemplos:** tabela onde o bloco de Análise escreve os dados processados do processo, cruzados com os da tabela Aprendizagem para construir os exemplos para actualização dos modelos.

Campo	Tipo de dados (Access)	Significado
Data	Date/Time	Data a que se referem os dados
Turno	Number (Int.)	Turno do dia a que se referem os dados
Receita	Number (Int.)	Receita utilizada no dia
Temperatura_Zona1	Number (Int.)	Temp. da zona 1 no turno
Temperatura_Zona2	Number (Int.)	Temp. da zona 2 no turno
Temperatura_Abobada	Number (Int.)	Temp. da abóbada no turno
Temperatura_Fusao	Number (Int.)	Temp. da fusão no turno
Temperatura_Afinagem	Number (Int.)	Temp. da afinagem no turno
Temperatura_Rec1	Number (Int.)	Temp. do recup. 1 no turno
Temperatura_Rec2	Number (Int.)	Temp. do recup. 2 no turno
Consumo_GN_Fusao	Number (Int.)	Consumo de gás no turno

- **Aprendizagem:** tabela onde o SIAP escreve os dados utilizados para construir exemplos para actualização dos modelos.

Campo	Tipo de dados (Access)	Significado
Data	Date/Time	Data a que se referem os dados
Turno	Number (Integer)	Turno do dia a que se referem os dados
Pedra	Number (Double)	Percentagem estimada de Pedra no vidro
Corda	Number (Double)	Percentagem estimada de Corda no vidro
Bolha	Number (Double)	Percentagem estimada de Bolha no vidro

- **Optimizacao:** tabela onde o SIAP escreve os dados do planeamento, utilizados para optimização do processo.

Campo	Tipo de dados (Access)	Significado
Data	Date/Time	Data a que se refere o planeamento
Planeamento	Number (Integer)	Quantidade estimada de vidro a produzir no dia

Esquemáticamente, temos o fluxo de informação representado na Fig. 5-25.

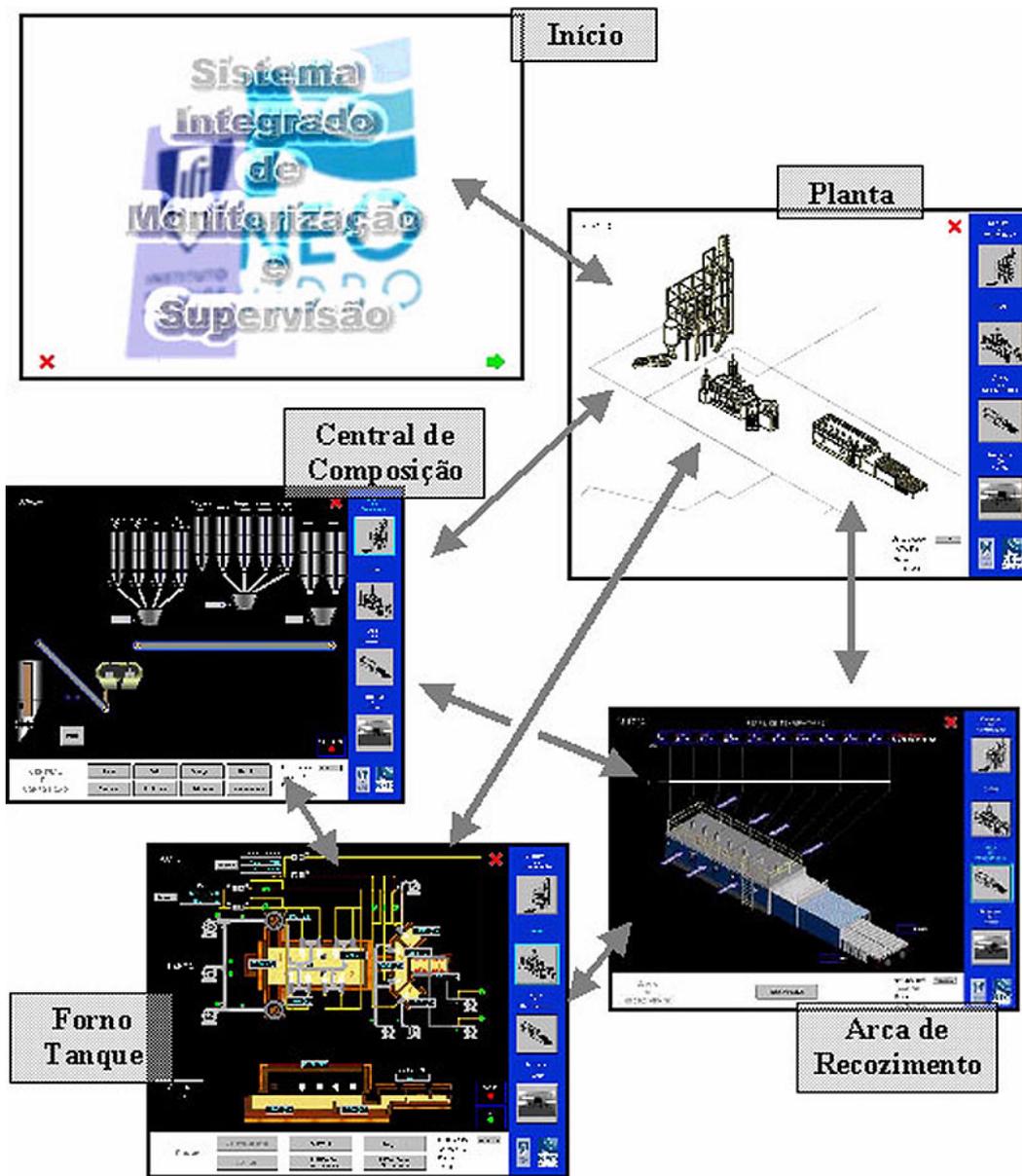


Figura 5-23: Navegação nos sinópticos do SIMS

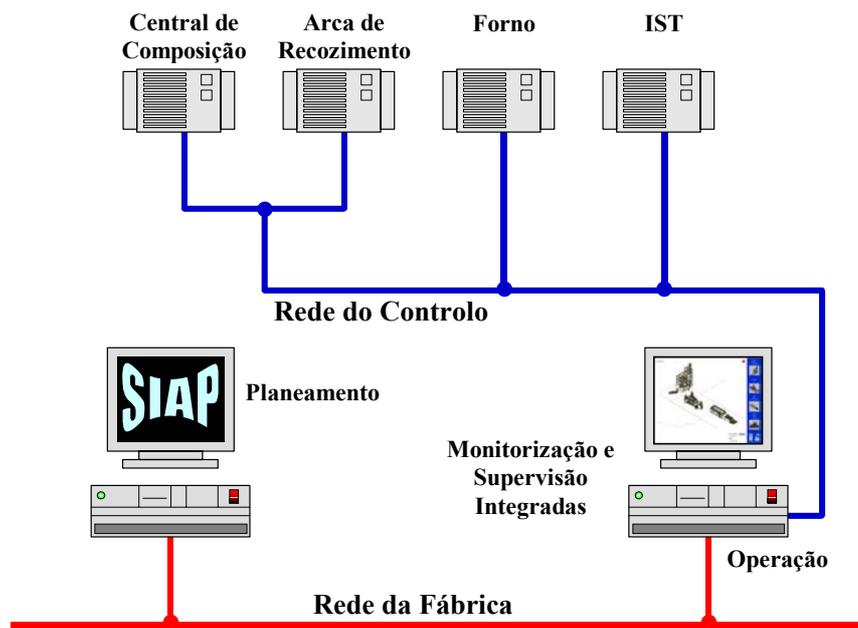


Figura 5-24: Integração de sub-sistemas na Neovidro

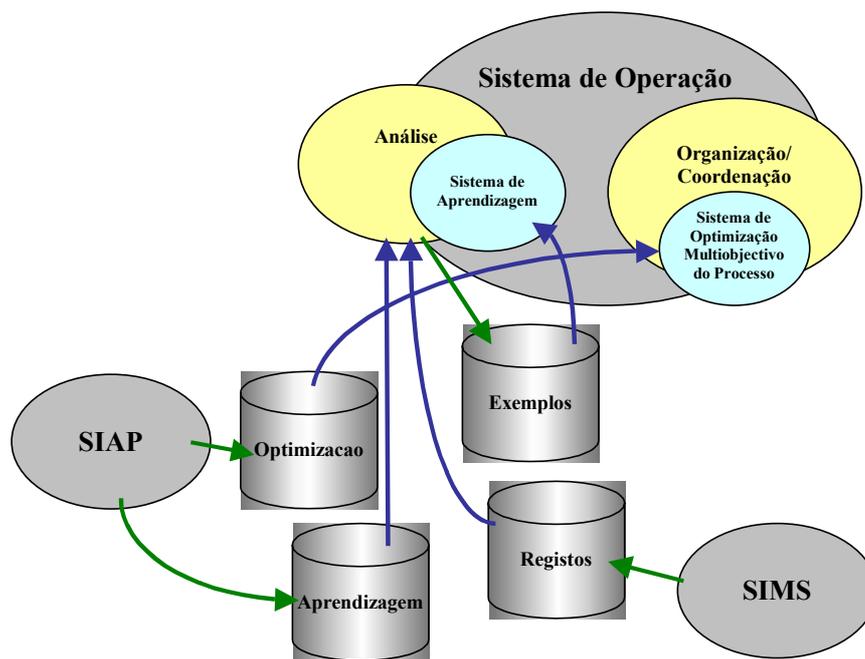


Figura 5-25: Fluxo de informação entre os sistemas e as tabelas da base de dados

Capítulo 6

Resultados Experimentais

6.1 Introdução

Serão agora apresentados os resultados experimentais obtidos com a aplicação do sistema de operação idealizado, mais concretamente com o Sistema de Optimização Multiobjectivo do Processo (SOMP) e com o Sistema de Aprendizagem (SA). Estes resultados foram obtidos graças a experiências realizadas mediante a composição de dados reais com dados artificiais. De facto, a arquitectura de operação apresentada implica uma análise de alto nível do processo, que, como referido, é feita em parte pelo Sistema de Informação e Apoio à Produção (SIAP), utilizando valores de determinados campos de uma base de dados. Como estes campos, até à data, não se encontravam preenchidos, foi assim necessário simulá-los. Se esta medida permite, por um lado, testar a aplicabilidade do sistema a um processo arbitrário, inviabiliza, por outro, a comparação entre o conhecimento humano do processo de fabricação de vidro e o adquirido pelo sistema de aprendizagem.

Feita esta chamada de atenção, proceder-se-á, inicialmente, a uma breve descrição da aplicação informática que permitiu implementar o SOMP e o SA, após o que se passará à exposição da metodologia de construção de exemplos, realizada pelo sistema de aprendizagem, e, posteriormente, à optimização multiobjectivo.

6.2 Sistema de Operação - Aplicação

O sistema de operação foi implementado na linguagem Visual C++, por forma a constituir uma interface para os operadores do processo. Na Fig. 6-1 pode-se ver o seu ecrã principal. Esta aplicação permite configurar todos os parâmetros relativos aos diferentes algoritmos, definir utilizadores com diferentes privilégios, introduzir manualmente dados do processo, e realizar simulações para diferentes condições. Nas Figs. 6-2 a 6-5 podem ser visualizados mais ecrãs. Como se pode observar na Fig. 6-1, existe um campo onde surgem as referências calculadas e sugeridas pelo sistema de operação, e um outro em que se podem visualizar os valores previstos de defeitos com essa configuração.



Figura 6-1: Ecrã principal do Sistema de Operação

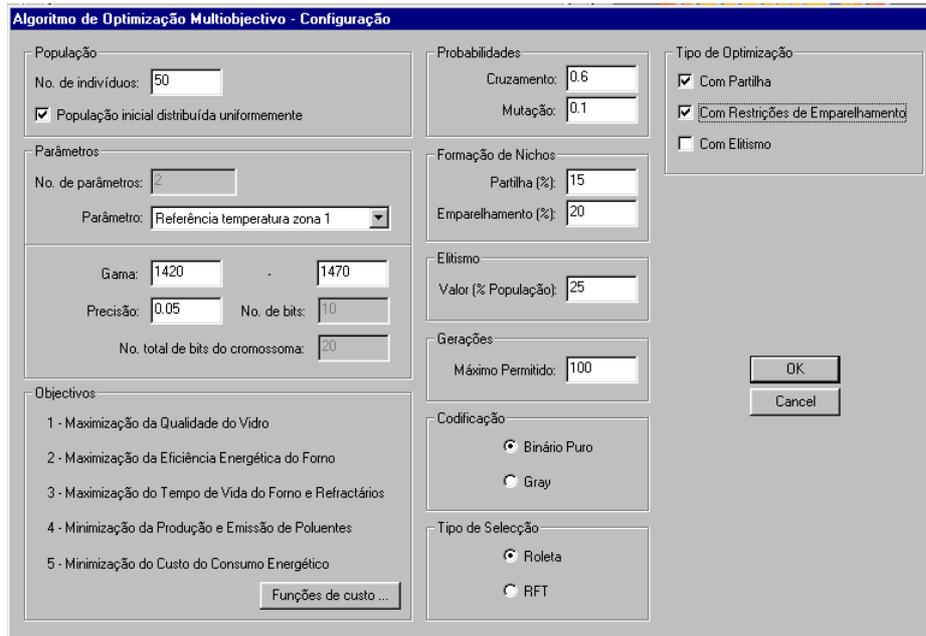


Figura 6-2: Configura o dos par metros do algoritmo de optimiza o multiobjectivo

6.3 Aprendizagem dos Modelos do Forno

6.3.1 Constru o de Exemplos

Extrac o de Caracter sticas a Partir da Monitoriza o dos Sinais do Forno

Os dados utilizados foram recolhidos manualmente pelos operadores do forno, com uma periodicidade de 1h, e anotados em folhas de controlo. Dizem respeito ao periodo de 26 de Maio a 4 de Junho de 2000. Estes dados foram pr -processados para extrac o de caracter sticas.

Na Fig. 6-6 podem-se observar os valores que foram utilizados como exemplos para o Sistema de Aprendizagem. A figura d  uma no o das gamas de valores de cada sinal, al m de tornar evidente a dificuldade de um operador humano em relacionar todas as vari veis envolvidas em simult neo. Estas, como referido anteriormente, s o as seguintes¹:

- Temperatura do recuperador 1: T_{Rec1} .
- Temperatura do recuperador 2: T_{Rec2} .

¹As estas, junta-se ainda a tiragem m dia, \bar{P} , como se ver  mais   frente.

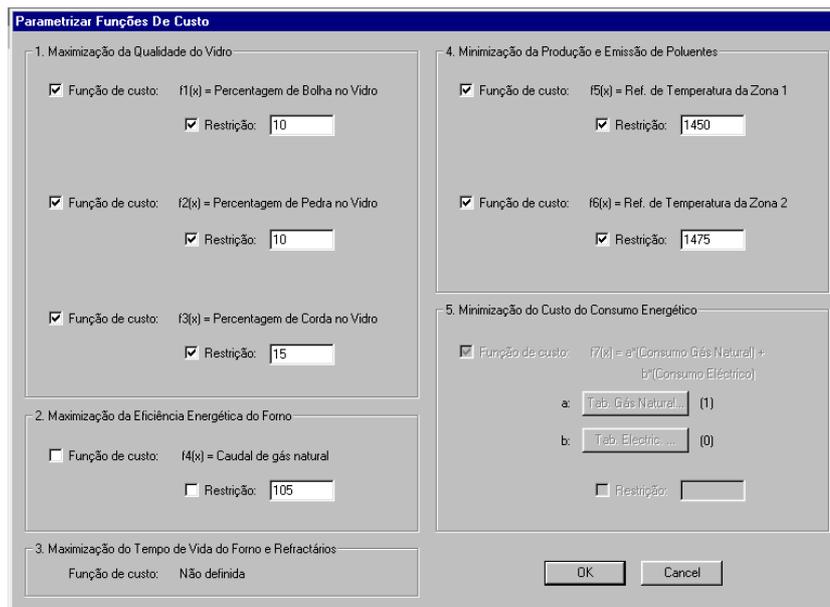


Figura 6-3: Configuração das funções de custo

- Temperatura da abóbada: $T_{Abobada}$.
- Temperatura da fusão: T_{Fusao} .
- Temperatura da afinagem: $T_{Afinagem}$.
- Caudal de gás natural: \dot{q}_{GN} .
- Temperatura da zona de queima 1: T_1 .
- Temperatura da zona de queima 2: T_2 .

A partir da Fig. 6-6 podem-se definir as gamas para cada variável, i.e., os seus UdD, utilizadas aquando da modelização, como se pode observar na Tab. 6.1.

Por análise das curvas relativamente à monitorização do processo, podem-se também calcular os limiares de validação. Estes são dados na Tab. 6.2, para as respectivas variáveis. A determinação destes valores prende-se essencialmente com a natureza das respectivas variáveis, e teve carácter empírico. Por exemplo, é natural que se queira uma menor dispersão na temperatura de afinagem do que na da zona 1, já que a primeira tem associada

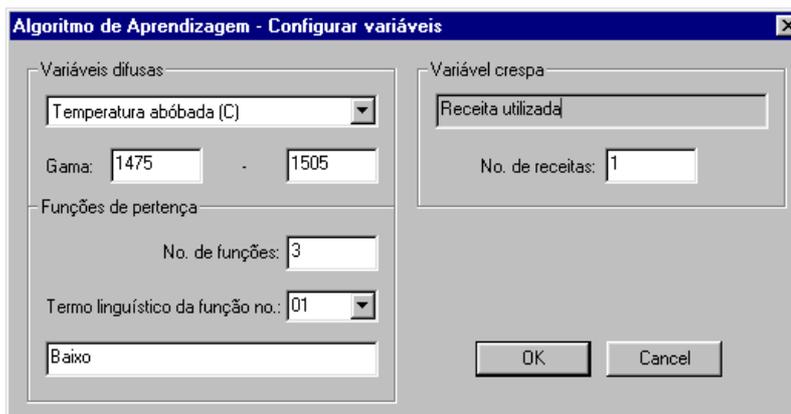


Figura 6-4: Configuração dos parâmetros do algoritmo de aprendizagem

Variável	Limite inferior	Limite superior	Unidades
P	0	473	kg h^{-1}
T_{Rec1}	245	305	$^{\circ}\text{C}$
T_{Rec2}	230	325	$^{\circ}\text{C}$
$T_{Abobada}$	1475	1505	$^{\circ}\text{C}$
T_{Fusao}	1300	1340	$^{\circ}\text{C}$
$T_{Afinagem}$	1320	1340	$^{\circ}\text{C}$
\dot{q}_{GN}	90	130	$\text{m}^3 \text{h}^{-1}$
T_1	1420	1470	$^{\circ}\text{C}$
T_2	1465	1500	$^{\circ}\text{C}$

Tabela 6.1: Universos de discurso

uma constante de tempo da ordem de algumas horas, enquanto que a última é da ordem de minutos.

Dado que o período de amostragem dos dados é muito elevado, procedeu-se, para efeitos de teste, a uma sobreamostragem dos mesmos. Assim, entre cada dois valores consecutivos, realizou-se uma interpolação linear para calcular 3 novos valores, tendo sido estes corrompidos com ruído. Desta forma, consegue-se simular um período de 15mn, desejável caso se estivesse a trabalhar com sinais reais. Na Fig. 6-7 pode-se observar um sinal antes e depois da sobreamostragem, enquanto que na Fig. 6-8 estão representados todos os sinais monitorizados no forno, ao longo do período em estudo, e após a sobreamostragem.

Como foi referido, o primeiro passo para extrair as características dos sinais consiste em proceder à sua filtragem. Assim, sendo x o sinal a filtrar, e x_F o sinal já filtrado, estes relacionam-se

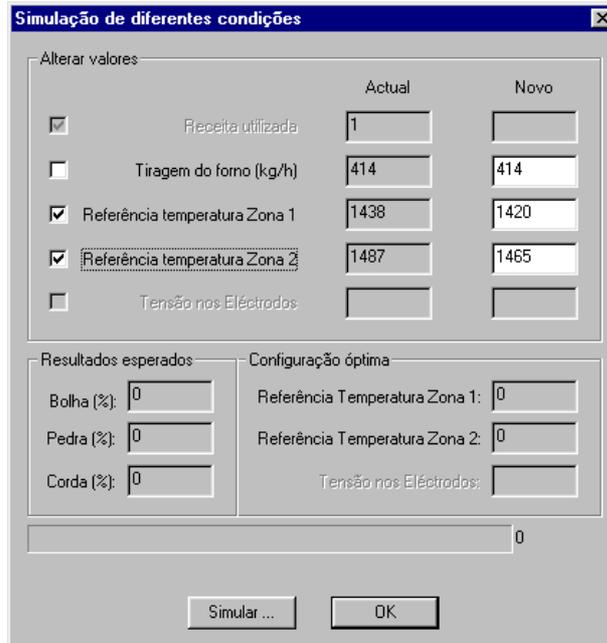


Figura 6-5: Simulação de diferentes condições

por:

$$x_F(0) = x(0)$$

$$x_F(k) = (1 - \lambda_F)x(k) + \lambda_F x_F(k-1) \quad k = 1, \dots, N_J - 1$$

Os sinais monitorizados estão constantemente a ser filtrados, tendo sido escolhida, por observação dos sinais, o pólo do filtro:

$$\lambda_F = 0.75$$

Na Fig. 6-9 pode-se observar um sinal de temperatura e o correspondente resultado da sua filtragem.

Para extracção de características, o sistema analisa os dados relativos quer aos períodos de laboração, quer aos de descanso, em que a tiragem será nula. Os primeiros variam entre 2 h 45 mn a 3 h 30 mn, consoante os turnos, nos dias úteis, e entre 4 h 30 mn a 5 h 30 mn, ao Sábado, enquanto que os segundos serão divididos em períodos de 6 h, ao Domingo, em que se

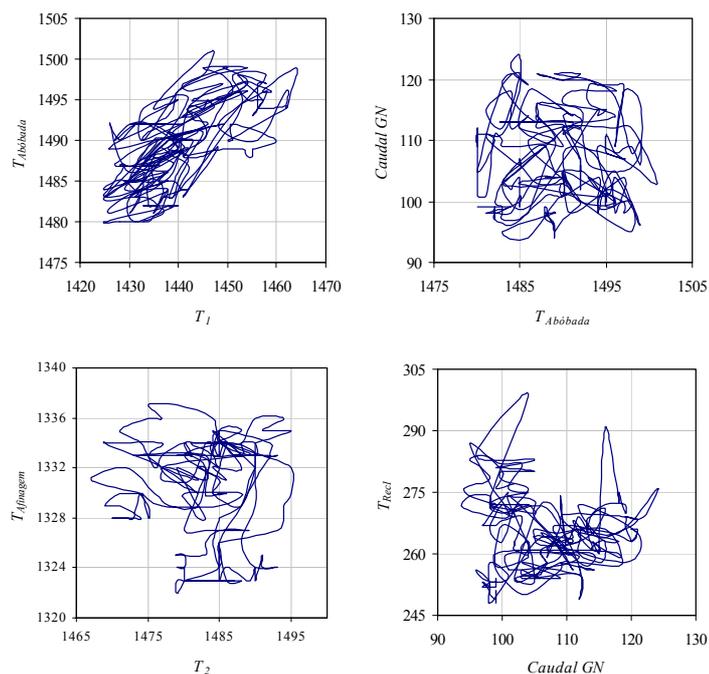


Figura 6-6: Variáveis lidas do forno e que serão utilizadas para construir exemplos

supõe que o funcionamento do forno seja muito estável. Assim, na Tab. 6.3 apresentam-se os períodos considerados para processamento de dados. Na Fig. 6-10 pode-se observar a evolução da temperatura T_1 ao longo de um turno completo e meio turno.

Pode-se agora passar ao cálculo das médias e desvios padrão para estes sinais. Como foi anteriormente referido, um sinal será representado pela sua média se o seu desvio padrão estiver abaixo do limiar de validação correspondente (ver Secção 5.4 - Construção de Exemplos). As médias e os desvios padrão, discriminados por horários, são apresentados nas Tabs. C.1 a C.8 do Apêndice C.

Atendendo às Tabs. C.5 a C.8 do Apêndice C, vão ser eliminadas as linhas em que algum dos desvios ultrapasse o limiar de validação correspondente, pois, como referido, isso será devido, muito provavelmente, a um período transitório do forno, em que as condições não estão estabilizadas.

Como exemplo refira-se a primeira metade do primeiro turno do dia 31 de Maio. Para a

Variável	Limiar
T_{Rec1}	$H_{Rec1} = 5.5$
T_{Rec2}	$H_{Rec2} = 5.5$
$T_{Abobada}$	$H_{Abobada} = 3$
T_{Fusao}	$H_{Fusao} = 2$
$T_{Afinagem}$	$H_{Afinagem} = 2$
\dot{q}_{GN}	$H_{\dot{q}_{GN}} = 2.5$
T_1	$H_1 = 3.5$
T_2	$H_2 = 3.5$

Tabela 6.2: Limiares de validação

		Período
Dias úteis	Turno 1 (1 ^o)	05 h 30 mn / 09 h 00 mn
	Turno 1 (2 ^o)	09 h 30 mn / 12 h 30 mn
	Turno 2 (1 ^o)	12 h 45 mn / 16 h 30 mn
	Turno 2 (2 ^o)	17 h 00 mn / 19 h 45 mn
	Turno 3 (1 ^o)	20 h 00 mn / 23 h 30 mn
	Turno 3 (2 ^o)	24 h 00 mn / 03 h 00 mn
Sábado	Turno 1	05 h 30 mn / 10 h 00 mn
	Turno 2	10 h 45 mn / 15 h 30 mn
	Turno 3	16 h 00 mn / 21 h 30 mn
Domingo	Período 1	00 h 00 mn / 06 h 00 mn
	Período 2	06 h 00 mn / 12 h 00 mn
	Período 3	12 h 00 mn / 18 h 00 mn
	Período 4	18 h 00 mn / 24 h 00 mn

Tabela 6.3: Períodos de tempo em que se processam os dados

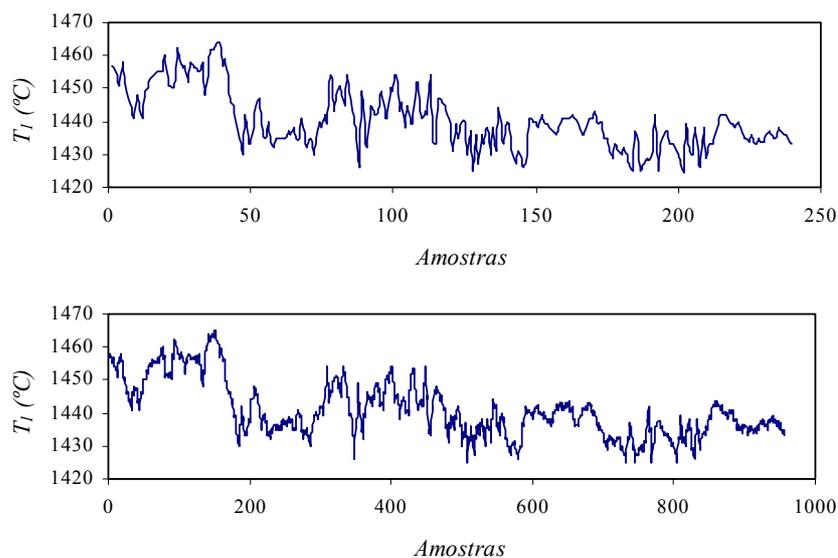


Figura 6-7: Temperatura da zona de queima 1 antes (topo) e depois (fundo) da sobreamostragem

temperatura do recuperador 2 tem-se um desvio padrão $\sigma_{T_{Rec2}} = 8.16 > H_{Rec2} = 5.5$. Por observação da curva correspondente a esse período de tempo (Fig. 6-11.a)) vê-se que esta temperatura não está realmente estabilizada, por oposição à que se registou, por exemplo, no segundo turno do dia 27 de Maio, em que se verificou $\sigma_{T_{Rec2}} = 1.01$ (Fig. 6-11.b))

Apresentam-se assim, nas Tabs. 6.4 e 6.5, os valores que irão ser utilizados para construir exemplos, uma vez eliminados aqueles em que o desvio padrão de pelo menos uma das variáveis ultrapasse o limiar de validação. Estes valores ainda não constituem exemplos, tendo que ser cruzados com os resultados da produção, que indicam a quantidade de defeitos no vidro.

Extracção de Características a Partir dos Resultados da Produção

Como visto anteriormente, o SIAP é o responsável por fornecer ao sistema de operação os resultados da produção, isto é, as estimativas da quantidade de vidro produzido por turno e a percentagem desse vidro com defeitos de bolha, pedra e corda. Para tal, existe uma base de dados no sistema de informação da fábrica (no caso da Neovidro, esse sistema é o Baan) relativa aos artigos produzidos, em que um dos seus campos é o peso dos artigos em produção,

T_{Rec1}	T_{Rec2}	$T_{Abobada}$	T_{Fusao}	$T_{Afinagem}$	\bar{q}_{GN}	\bar{T}_1	\bar{T}_2
273	259	1488	1314	1331	98	1445	1472
277	262	1489	1311	1329	97	1450	1473
283	260	1489	1311	1329	97	1456	1473
281	256	1491	1310	1330	100	1455	1475
273	265	1494	1309	1330	102	1458	1482
284	259	1495	1313	1332	102	1460	1482
255	285	1493	1329	1324	106	1436	1481
256	283	1493	1329	1324	106	1436	1480
262	267	1495	1329	1326	109	1447	1485
264	277	1498	1328	1332	109	1450	1491
266	258	1491	1320	1336	121	1439	1476
267	254	1493	1317	1334	121	1443	1476
266	265	1497	1318	1334	117	1445	1482
268	254	1489	1319	1334	113	1443	1473
272	255	1494	1320	1333	117	1446	1482
263	276	1495	1313	1334	116	1445	1492

Tabela 6.4: Valores validados

T_{Rec1}	T_{Rec2}	$T_{Abobada}$	T_{Fusao}	$T_{Afinagem}$	\bar{q}_{GN}	\bar{T}_1	\bar{T}_2
257	271	1488	1315	1335	112	1433	1486
259	269	1488	1314	1335	114	1435	1485
262	265	1490	1312	1334	116	1438	1487
262	259	1491	1313	1334	115	1434	1488
261	257	1491	1314	1334	112	1429	1490
273	280	1490	1322	1330	103	1440	1494
268	284	1485	1326	1327	99	1440	1487
266	285	1484	1328	1325	102	1439	1486
263	290	1485	1330	1324	103	1442	1486
262	284	1485	1333	1324	102	1439	1487
262	278	1488	1333	1325	104	1440	1491
268	249	1485	1313	1336	121	1432	1490
268	260	1487	1313	1334	116	1429	1486
265	254	1485	1310	1334	115	1433	1486
253	268	1483	1321	1327	99	1437	1486
250	275	1482	1328	1324	100	1437	1486

Tabela 6.5: Valores validados

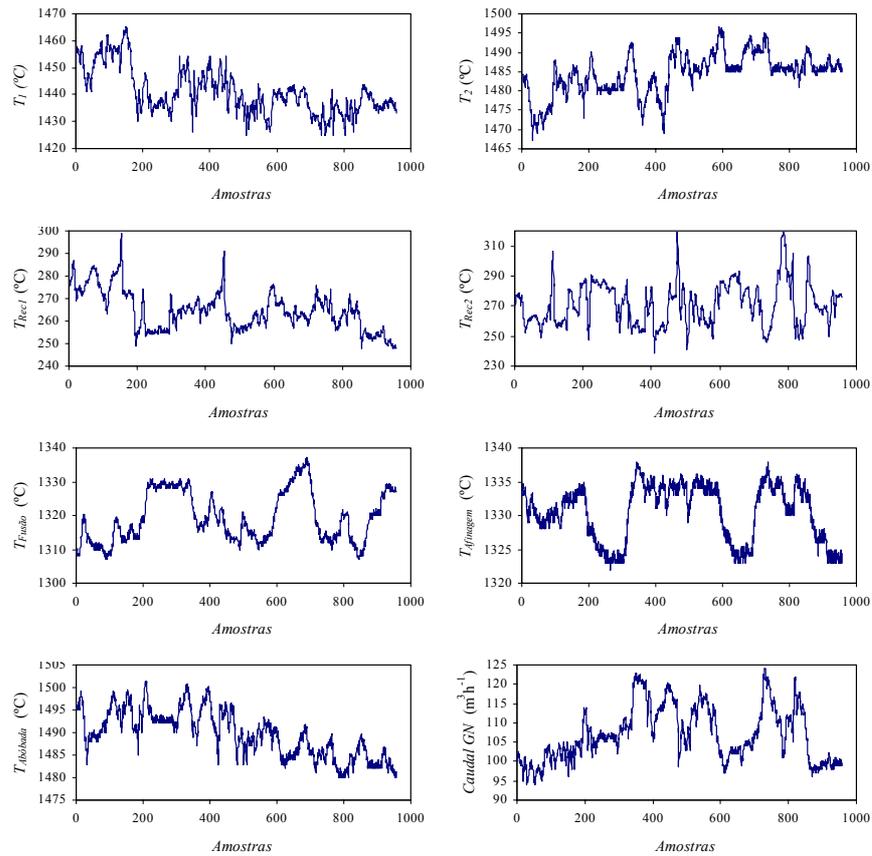


Figura 6-8: Sinais monitorizados após sobreamostragem

informação essa que é fundamental para construir as estimativas referidas. Esses campos não se encontram, até à data de escrita deste documento, preenchidos.

A forma encontrada para estudar o desempenho do sistema proposto consiste em gerar valores aleatórios para a quantidade de vidro produzido e utilizar modelos simples para atribuir valores à percentagem desse vidro com bolha, pedra e corda. Para tal considerou-se uma produção entre 400 a 1300 kg em cada período de tempo considerado, o que é bastante aceitável, pois garante-se que a tiragem máxima do forno não é excedida. Isto só é válido no caso dos dias úteis e Sábado. Para os Domingos, considerou-se uma tiragem nula, não havendo vidro produzido, já que não há laboração. Para determinar as percentagens de vidro com bolha, pedra e corda, utilizaram-se os seguintes modelos:

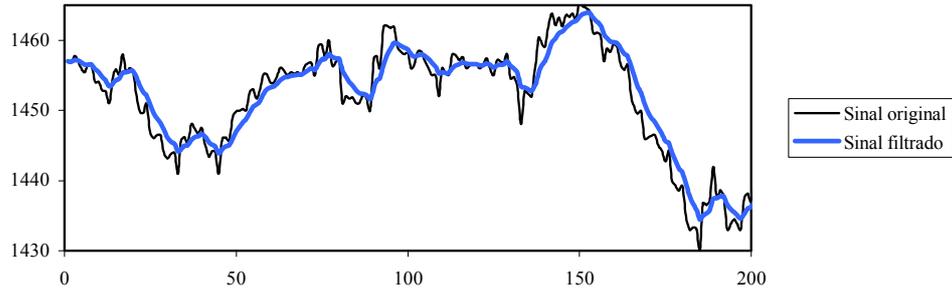


Figura 6-9: Filtragem de um sinal

$$\begin{aligned}
 D_B &= 10 \cdot \left(\frac{P - P_{\min}}{\Delta P} \right) + \\
 &\quad + 20 \cdot e^{0.01 \cdot \left(\left(T_1 - \frac{T_{1\min} + T_{1\max}}{2} \right)^2 + \left(T_2 - \frac{T_{2\min} + T_{2\max}}{2} \right)^2 \right)} \\
 D_P &= 10 \cdot \left(\frac{P - P_{\min}}{\Delta P} \right) + 20 \cdot \left(\frac{T_{1\min} - T_1}{\Delta T_1} + 1 \right) \\
 &\quad + 20 \cdot \left(\frac{T_{2\min} - T_2}{\Delta T_2} + 1 \right) \\
 D_C &= 10 \cdot \left(\frac{P_{\min} - P}{\Delta P} + 1 \right) + 10 \cdot \left(\frac{T_1 - T_{1\min}}{\Delta T_1} \right) \\
 &\quad + 10 \cdot \left(\frac{T_{2\min} - T_2}{\Delta T_2} + 1 \right)
 \end{aligned}$$

sendo $P_{\min} = 0 \text{ kg h}^{-1}$, $\Delta P = 473 \text{ kg h}^{-1}$, $T_{1\min} = 1420 \text{ }^\circ\text{C}$, $T_{1\max} = 1470 \text{ }^\circ\text{C}$, $\Delta T_1 = 50 \text{ }^\circ\text{C}$, $T_{2\min} = 1465 \text{ }^\circ\text{C}$ e $\Delta T_2 = 35 \text{ }^\circ\text{C}$. Estes modelos estabelecem algumas relações básicas, como o aumento da quantidade de bolha com a tiragem ou a sua diminuição com a temperatura da zona 2. Apesar da sua simplicidade, estas relações permitirão analisar a capacidade do sistema para inferir relações entre as variáveis do processo.

Exemplos

Os valores gerados encontram-se nas Tabs. C.9 e C.10 do Apêndice C, apenas para os casos validados, que podem constituir exemplos, e sendo, nessa tabela:

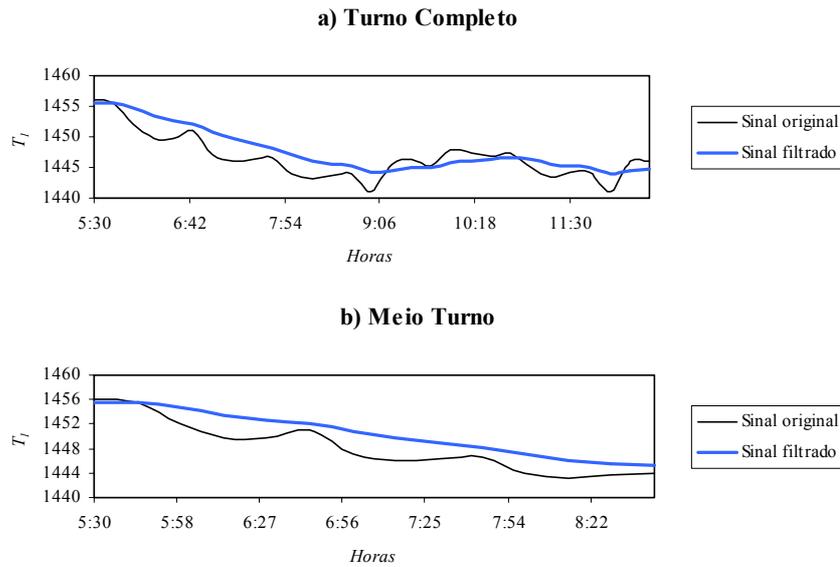


Figura 6-10: Evolução da temperatura T_1

$\widehat{D}_B \triangleq$ Estimativa da percentagem de vidro com bolha;

$\widehat{D}_P \triangleq$ Estimativa da percentagem de vidro com pedra;

$\widehat{D}_C \triangleq$ Estimativa da percentagem de vidro com corda.

A estimativa da tiragem média é calculada dividindo a estimativa da quantidade de vidro a produzir, \widehat{Q}_T , pela duração do período de laboração correspondente. Como o menor turno é de 2 h 45 mn, o UdD de P é $[0, \frac{1300}{2.75}] = [0, 473]$.

Parâmetros do Sistema de Aprendizagem

Para dimensionar o número de funções de pertinência utilizado para cada variável difusa, procedeu-se a uma análise dos coeficientes de variação obtidos nas amostras seleccionadas para exemplos. Os valores obtidos encontram-se na Tab. 6.6. Quanto menor a dispersão relativa dos dados, menor o número de funções de pertinência atribuído à variável respectiva. Este método não apresenta grande rigor, mas, face à natureza dos dados, revelou-se adequado. Recordar-se que as funções de pertinência são gaussianas e igualmente espaçadas pelo UdD.

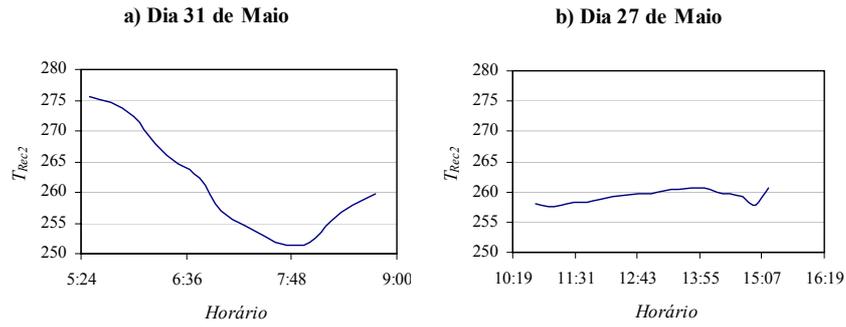


Figura 6-11: Andamento da temperatura no recuperador 2, T_{Rec2} , em diferentes períodos

Variável	Coefficiente de Variação	Nº de funções de pertença atribuídas
P	54.39	7
T_{Rec1}	3.00	5
T_{Rec2}	4.25	5
$T_{Abobada}$	0.28	3
T_{Fusao}	0.58	3
$T_{Afinagem}$	0.31	3
\dot{q}_{GN}	7.11	5
T_1	0.55	3
T_2	0.40	3

Tabela 6.6: Atribuição do número de funções de pertença

6.3.2 Modelização

Tendo em conta o número de funções de pertença, é possível calcular a dimensão dos modelos, isto é, o número de *singletons* utilizado, como se verifica na Tab. 6.7, em que $\#N$ é o número de valores que pode assumir a única variável crespada envolvida.

A visualização dos modelos artificiais, na Fig. 6-12, consegue-se admitindo uma única receita ($\#N = 1$), e fixando a tiragem (fez-se $P = 414 \text{ kg h}^{-1}$). Os respectivos modelos aprendidos encontram-se na Fig. 6-13. Pode-se observar que estas superfícies aprenderam algumas tendências dos modelos matemáticos que as originaram. Apesar de tudo, ainda se verificam algumas discrepâncias, nomeadamente no modelo da quantidade de bolha. De facto, para T_2 baixa, o modelo aprendido não reflecte o original. Isto deve-se basicamente à parca quantidade de

Modelo	Dimensão
$T_{Rec1}(N, P, T_1, T_2)$	$\#N * 63$
$T_{Rec2}(N, P, T_1, T_2)$	$\#N * 63$
$T_{Abobada}(N, P, T_{Rec1}, T_{Rec2}, T_1, T_2)$	$\#N * 1575$
$T_{Fusao}(N, P, T_{Rec1}, T_{Rec2}, T_{Abobada}, T_1, T_2)$	$\#N * 4725$
$T_{Afinagem}(N, P, T_{Rec1}, T_{Rec2}, T_{Abobada}, T_{Fusao}, T_1, T_2)$	$\#N * 14175$
$\dot{q}_{GN}(N, P, T_{Rec1}, T_{Rec2}, T_1, T_2)$	$\#N * 1575$
$D_B(N, P, T_{Rec1}, T_{Rec2}, T_{Abobada}, T_{Fusao}, T_{Afinagem}, \dot{q}_{GN}, T_1, T_2)$	$\#N * 212625$
$D_P(N, P, T_{Rec1}, T_{Rec2}, T_{Abobada}, T_{Fusao}, T_{Afinagem}, \dot{q}_{GN}, T_1, T_2)$	$\#N * 212625$
$D_C(N, P, T_{Rec1}, T_{Rec2}, T_{Abobada}, T_{Fusao}, T_{Afinagem}, \dot{q}_{GN}, T_1, T_2)$	$\#N * 212625$

Tabela 6.7: Dimensão dos modelos

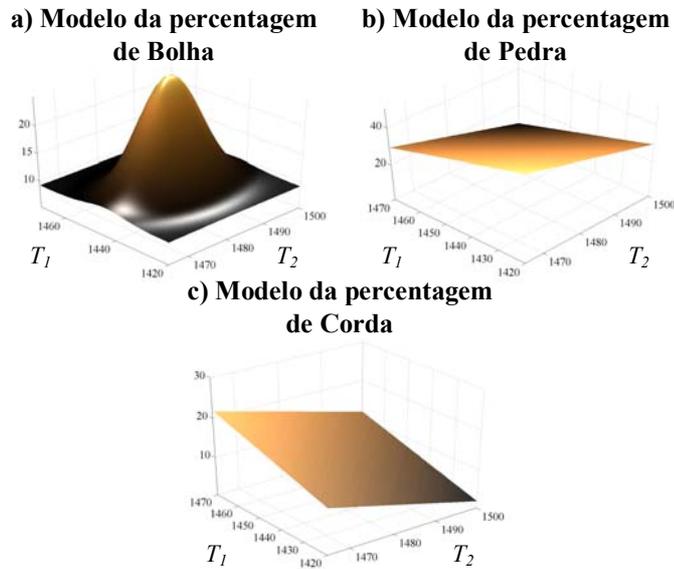


Figura 6-12: Modelos artificiais dos defeitos do vidro, para uma tiragem $P = 414 \text{ kg h}^{-1}$

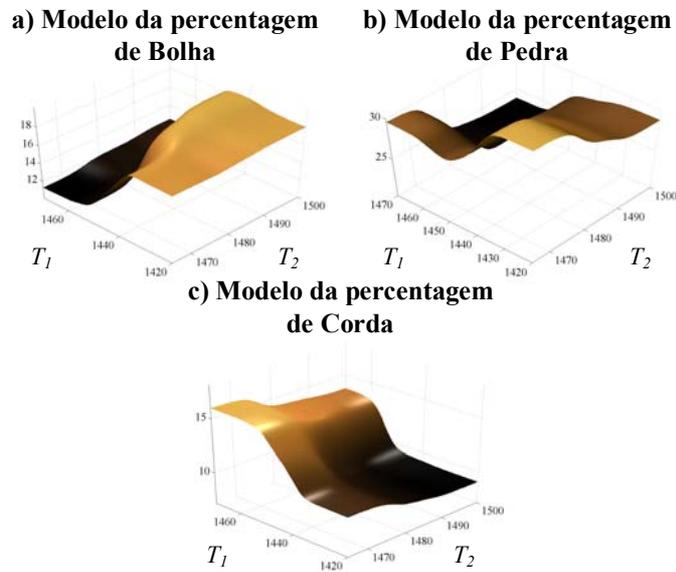


Figura 6-13: Modelos aprendidos dos defeitos do vidro, para uma tiragem $P = 414 \text{ kg h}^{-1}$

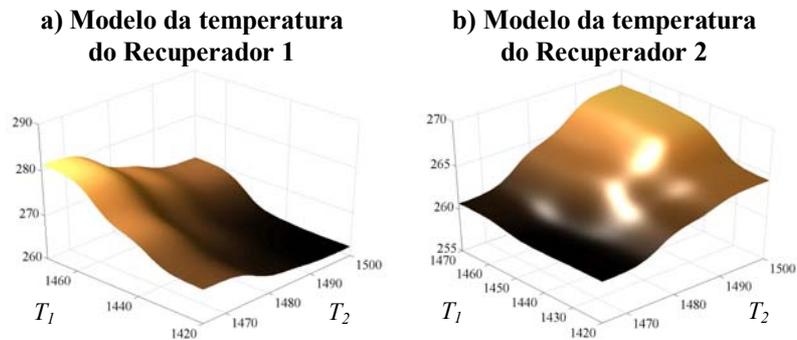


Figura 6-14: Modelização das temperaturas dos recuperadores, para uma tiragem $P = 414 \text{ kg h}^{-1}$

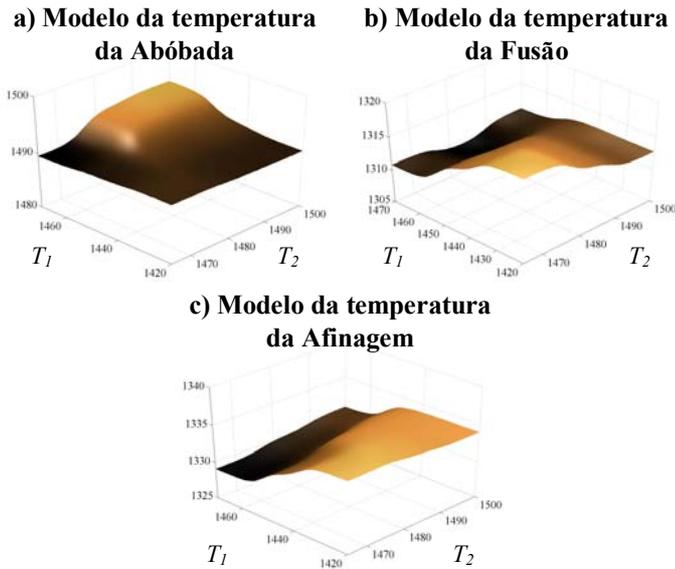


Figura 6-15: Modelização das temperaturas do forno, para uma tiragem $P = 414 \text{ kg h}^{-1}$

exemplos disponíveis. Para cobrir todos os domínios de todas as variáveis seria necessário um número mais elevado de dados. Isto é conseguido na prática monitorizando de forma automática a operação do forno.

Como se pode verificar, a maximização da qualidade do vidro, apresenta, por si só, conflitos, visto não ser alcançável a minimização simultânea dos defeitos.

Nas Figs. 6-14 e 6-15 podem-se observar, respectivamente, os modelos aprendidos para as temperaturas dos recuperadores e para as temperaturas no interior do forno. Por exemplo, relativamente à temperatura da abóbada, o modelo obtido apresenta um significado físico bastante coerente, já que se observa que esta aumenta com o aumento quer de T_1 quer de T_2 .

Nas Figs. 6-16a) a 6-16c) podem-se observar, com os modelos aprendidos, as variações nas superfícies de quantidade de bolha com diferentes valores de tiragem do forno, nomeadamente, $P = 200$, $P = 325$ e $P = 450 \text{ kg h}^{-1}$.

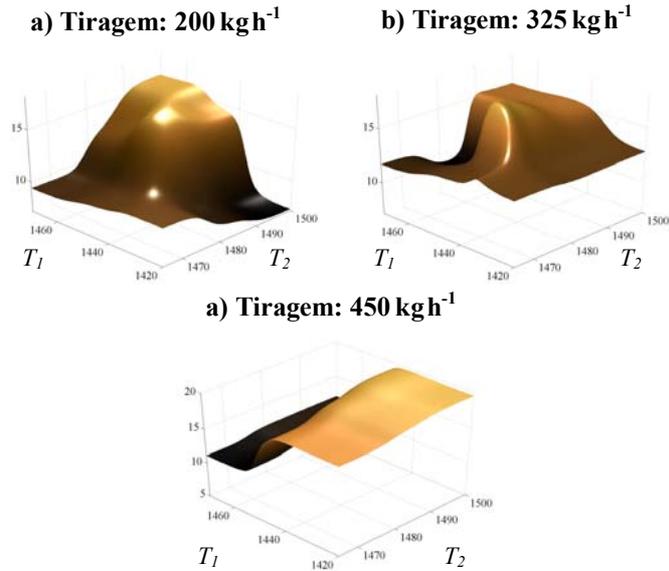


Figura 6-16: Modelização da quantidade de bolha

6.4 Otimização do Desempenho do Forno

Uma vez obtidos modelos do forno, pode-se determinar a solução que otimiza o seu desempenho. Isto é realizado sempre que se recebe o **planeamento**. Este informa sobre a quantidade de vidro que se espera produzir num dia. A partir desse valor, pode-se calcular a tiragem média esperada. Suponha-se que o planeamento esperado é:

$$Q_T = 8070 \text{ kg}$$

Se o dia correspondente for um dia de semana, então o tempo total em que esta quantidade de vidro vai ser produzida é de 19.5 h. A tiragem média é assim dada por

$$\bar{P} = \frac{8070}{19.5} = 413.85 \text{ kg h}^{-1}$$

Pode-se então aplicar o algoritmo de otimização, tarefa que é realizada pelo SOMP de forma transparente para o operador.

Se se quisessem prever os valores médios das diferentes variáveis, bastaria fazer uma si-

mulação utilizando os modelos adquiridos. Na Tab. 6.8 têm-se as saídas calculadas pelo SOMP para cada modelo, para um valor de temperaturas $T_1 = 1438$ e $T_2 = 1487$. Definindo o erro percentual global por:

$$E_G = \frac{\sum_{i=1}^{N_{par}} e^i}{N_{par}}$$

sendo e^i o erro percentual para cada parâmetro, e N_{par} o número de parâmetros envolvidos. Sejam então, para um dado parâmetro:

$y^i \triangleq$ saída do modelo para o ponto de funcionamento considerado;

$\widehat{y}^i \triangleq$ valor medido para o ponto de funcionamento considerado;

$[y_{max}^i, y_{min}^i] \triangleq$ gama de variação do parâmetro.

Desta forma, e^i é dado por:

$$e^i = \frac{|\widehat{y}^i - y^i|}{y_{max}^i - y_{min}^i} \cdot 100$$

Para este ponto de funcionamento, e com os modelos treinados (Tab. 6.8), obtém-se um erro de:

$$E_G = \frac{15.8}{9} = 1.76\%$$

Este resultado é bastante satisfatório, dada a diminuta quantidade de exemplos empregues no treino dos modelos.

As referências calculadas variam consoante as opções escolhidas para o algoritmo de optimização multiobjectivo. Por forma a evidenciar este aspecto, apresentam-se na Tab. 6.9, resultados da aplicação do algoritmo para várias escolhas. Em todas as experiências foi uti-

Modelo	Saída	Saída observada	Erro percentual
T_{Rec1}	264.162	262	3.6
T_{Rec2}	264.832	265	0.2
$T_{Abobada}$	1490.67	1490	2.2
T_{Fusao}	1314.12	1312	5.3
$T_{Afinagem}$	1334.09	1334	0.5
\dot{q}_{GN}	115.470	116	1.3
D_B	18.2105	20	1.8
D_P	29.4680	29	0.5
D_C	9.39213	9	0.4
			Total = 15.8

Tabela 6.8: Modelização do Processo

lizada uma população uniformemente distribuída de 20 indivíduos, $P_{cruz} = 0.6$, $P_{mut} = 0.1$, $\sigma_{part} = 15\%$, $\sigma_{emp} = 15\%$, $\sigma_{elit} = 10\%$, codificação binária pura, selecção por roleta e um máximo de 1000 gerações. A tiragem planeada foi fixada em 414 kg h^{-1} e admite-se que as temperaturas de operação do forno seriam $T_1 = 1450^\circ\text{C}$ e $T_2 = 1475^\circ\text{C}$. Recorda-se que as funções de custo são:

$$\begin{aligned}
 f_1(\mathbf{x}) &\triangleq \text{Percentagem de bolha no vidro, } D_B \\
 f_2(\mathbf{x}) &\triangleq \text{Percentagem de pedra no vidro, } D_P \\
 f_3(\mathbf{x}) &\triangleq \text{Percentagem de corda no vidro, } D_C \\
 f_4(\mathbf{x}) &\triangleq \dot{q}_{GN} \\
 f_5(\mathbf{x}) &\triangleq T_1 \\
 f_6(\mathbf{x}) &\triangleq T_2
 \end{aligned}$$

Recorde-se que o resultado da optimização, \mathbf{x}^* , determina as referências a aplicar ao forno, x_9^* e x_{10}^* , que coincidem com $f_5(\mathbf{x}^*)$ e $f_6(\mathbf{x}^*)$.

Nas Tabs. 6.9 e 6.10 apresentam-se as experiências formuladas e as soluções obtidas pela aplicação do algoritmo de optimização multiobjectivo para os diferentes casos. Assim, realizaram-se as seguintes experiências, com vista à determinação das referências de temperatura do forno:

1. Optimização da percentagem de bolha presente no vidro. O valor da função f_1 exprime, desta forma, a quantidade mínima alcançável desta quantidade;
2. Optimização global da qualidade do vidro, ou seja, minimização em simultâneo das per-

Exp.	Funções utilizadas						Restrições					
	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
1	✓											
2	✓	✓	✓									
3	✓	✓	✓					25				
4	✓			✓								
5	✓			✓	✓							
6	✓			✓	✓		20			100		
7	✓				✓	✓	20				1450	
8	✓	✓	✓	✓	✓	✓	20	25	15	105	1450	1475

Tabela 6.9: Experiências para aplicação do algoritmo de otimização multiobjectivo

centagens de bolha, pedra e corda. Em relação à experiência 1., nota-se que, por forma a melhorar os níveis de pedra e corda, foi necessário aumentar não só a quantidade de bolha, mas também o consumo de gás;

3. Experiência idêntica a 2., mas impondo a restrição de 25% à quantidade de pedra. Para cumprir esta restrição conseguiu-se uma melhoria no nível de bolha e uma degradação no de corda. O consumo também diminuiu;
4. Minimização simultânea da percentagem de bolha e do caudal de gás. O resultado é o mesmo de 1.;
5. Mesma experiência que a anterior, mas procedendo-se adicionalmente à minimização de T_1 . Registaram-se subidas em f_1 e f_4 , possibilitando dessa forma a descida de f_5 ;
6. Limitou-se o consumo de gás, obtendo-se resultados muito semelhantes aos de 1. e 4., como seria de esperar;
7. Considerou-se novamente a minimização da percentagem de bolha, agora em conjunto com a minimização das temperaturas, estando T_1 sujeito à restrição de 1450 °C. Comparando com 1., em que não se consideram as temperaturas, verifica-se uma diminuição substancial de T_1 , com aumento da bolha e de T_2 ;
8. Otimização tendo em conta todos os objectivos sujeitos a restrições. Os objectivos f_1 , f_3 , f_5 e f_6 conseguem cumprir as restrições, embora sem grande margem, enquanto que os

Exp.	Resultados					
	f_1 (D_B)	f_2 (D_P)	f_3 (D_C)	f_4 (\dot{q}_{GN})	f_5 (T_1)	f_6 (T_2)
1	11.3	29.6	15.9	97.6	1470	1465
2	17.9	28.8	9.0	115.4	1421	1500
3	12.4	23.9	13.7	104.7	1468	1500
4	11.3	29.6	15.9	97.6	1470	1465
5	12.3	28.4	15.2	104.9	1450	1465
6	11.3	29.6	15.9	97.6	1469	1465
7	17.5	33.8	10.5	117.5	1420	1474
8	13.0	27.9	14.5	106.0	1449	1473

Tabela 6.10: Resultados da aplicação do algoritmo de otimização multiobjectivo

restantes não. Isto deriva, muito provavelmente, de não existir solução para o problema formulado nesta experiência.

6.5 Conclusão

Apresentaram-se, neste capítulo, alguns resultados experimentais relativos à aplicação do sistema de operação do forno de vidro. Apesar de ter sido utilizada uma combinação de dados reais e artificiais, por forma a se construírem modelos simples do processo, são evidentes as potencialidades do sistema. De facto, a capacidade deste em capturar as tendências e relações entre as variáveis do processo, parcialmente demonstrada devido à exiguidade de exemplos, permite a consequente utilização com sucesso dos modelos aprendidos na otimização do processo.

Capítulo 7

Conclusões e Perspectivas de Desenvolvimento Futuro

7.1 Conclusões

Na presente dissertação apresentou-se uma arquitectura de um sistema de operação de processos industriais com aplicação a um forno de vidro. Esta arquitectura é baseada num esquema multinível e apresenta como principal elemento constituinte um controlador pericial com duas funções: a optimização do processo e a detecção de falhas. Neste documento foi única e exclusivamente desenvolvido e aplicado o sistema dedicado à optimização do processo (SOMP).

A optimização do desempenho do forno é um problema baseado em vários critérios, pelo que o SOMP se socorre de um algoritmo de optimização multiobjectivo para lidar com este. Por outro lado, a optimização obriga à avaliação de diferentes soluções, tarefa realizada através de modelos do forno. Tendo estes, geralmente, uma descrição matemática não tratável, se existir, é imperioso que o sistema de operação disponha de um método que lhe permita aprendê-los a partir de observações do funcionamento do processo. O sistema de operação engloba assim, para além do SOMP, um sistema de aprendizagem (SA).

O SOMP tem por base a aplicação de algoritmos genéticos e o conceito de preferibilidade.

O SA utiliza lógica difusa para construir modelos do processo cuja sintaxe é:

$$R^{(l)} : \text{SE } \left(\bigcap_{i=1}^n x_i \text{ é } A_i^{(l)} \right) \text{ ENTÃO } y = \omega^{(l)}$$

O SOMP foi implementado informaticamente para testar os conceitos idealizados. Paralelamente, foi necessário proceder ao desenvolvimento de um sistema integrado de monitorização das variáveis do processo, desde o seu início, a central de composição, passando pelo forno, até à arca de recozimento. Este sistema obrigou à constituição de uma rede de autómatos, para integração de toda a informação, comunicando com um computador.

O teste do SOMP foi realizado sobre dados híbridos, compostos por valores reais e simulados. Os dados apresentam algumas limitações pois, por um lado, foram em número insuficiente para construir bons modelos. De facto, o SA requer dados capazes de cobrir todos os domínios envolvidos. Por outro lado, os valores artificiais não permitem comparar o conhecimento do processo com os modelos obtidos. De qualquer forma, e como seria de esperar, o SOMP consegue chegar a soluções de compromisso que permitem escolher um valor óptimo.

A aplicação do sistema de operação implica a concretização de formas de analisar o processo. No presente caso de estudo, isto passou pela comunicação com um sistema de informação e apoio à produção (SIAP), capaz de fornecer dados específicos do processo. Estes seriam obtidos através do acesso a uma base de dados do sistema de informação da fábrica. O SIAP apresenta um investimento adicional para a indústria, já que obriga à informatização do processo, ao nível da zona quente, com vista à determinação actualizada das quantidades de vidro produzido e dos defeitos obtidos. Esta informatização pode originar problemas a diferentes níveis, não só em termos das infra-estruturas requeridas, como também devido à introdução de tecnologias numa indústria já sobejamente referida como possuindo uma cultura bastante conservadora. Por outro lado, o SIAP tem as vantagens de permitir a integração de informação diversa da produção, implicar a formação e contacto com novas tecnologias por pessoal menos qualificado e permitir a disponibilização em tempo real de dados da produção para os vidreiros, que assim podem tomar conhecimento dos resultados de manufactura das peças, em termos de quantidade e qualidade. A base de dados a que o SIAP deveria aceder, contendo informação acerca dos pesos médios das peças produzidas, não se encontrava preenchida, até a data, daí a necessidade

de combinar dados reais com dados simulados.

O sistema de operação implica uma análise de custos cuidada porque obriga ao desenvolvimento de infra-estruturas específicas. Como referido, esta indústria é bastante conservadora, pelo que é extremamente difícil a introdução deste tipo de tecnologia. Contudo, o sistema apresenta perspectivas interessantes na condução automática do processo, ao potenciar a melhoria da qualidade do vidro, a utilização racional de energia, a diminuição de emissões nocivas e uma obrigatoriedade da melhoria das qualificações profissionais dos trabalhadores. Apresenta-se assim como um elemento gerador de competitividade na indústria, antecipando vantagens de carácter ambiental, económico e social.

Deste projecto resultaram boas e más experiências. Nas boas experiências, sobressai, obviamente, a possibilidade da realização desta dissertação. Nas más, alteia o desinteresse do principal parceiro industrial relativamente às matérias aqui desenvolvidas, traduzindo-se na falta de apoio à concretização do sistema de operação, cujas entrada e permanência em funcionamento nunca viram, assim, reais hipóteses de se concretizarem. Fica a confirmação de que a Indústria e a Universidade têm linguagens muito diferentes, quer ao nível das motivações e objetivos, quer ao nível das metodologias. Este é um ponto que não pode ser depreciado, ou mesmo olvidado, em futuros projectos conjuntos, e que se pode tornar tanto mais crítico quanto mais antiquada e conservadora for a cultura do parceiro industrial ou hermética a linguagem do parceiro académico. Porque é relativamente a este último que se podem produzir melhorias, afigura-se essencial o desenvolvimento de procedimentos e uma postura suficientemente adequada e destra que permita, senão inverter, pelo menos atenuar esta situação.

7.2 Perspectivas de Desenvolvimento Futuro

O presente trabalho apresenta um série de perspectivas de desenvolvimento futuro. De entre estas, destacam-se

- Desenvolvimento de um Sistema de Detecção de Falhas, para integração com o Sistema de Optimização Multiobjectivo do Processo. A via para a operação automática do forno, com redução ou eliminação da participação humana onde esta não for estritamente necessária, e as vantagens que daí advêm (diminuição de erros, ausência de operadores humanos em

ambientes nocivos, rapidez de decisão) passa pela detecção e correcção automática de falhas. O trabalho inerente a esta tarefa é bastante vasto e complexo e implica, entre outras, uma análise detalhada do processo e equipamentos associados.

- Há certos problemas que, revelados numa análise detalhada do processo, como em [heitor93], não são passíveis de resolver apenas por operação. Tal é o caso da estratégia energética adoptada pelas empresas. Esta engloba não só os tipos de contrato realizados com as empresas fornecedoras de energia (gás e electricidade) como também a correcta distribuição das tarefas consumidoras de energia e do pessoal envolvido pelos períodos tarifários que se revelam, globalmente, mais vantajosos. Através dos contactos efectuados com os parceiros industriais do projecto é possível afirmar, sem reservas, que esta é uma área do maior interesse para a indústria, que certamente seria mais favorável à concretização de um sistema deste tipo, do que ao desenvolvido no âmbito desta dissertação. Assim, sugere-se uma canalização de esforços para sistemas de gestão energética, como o parcialmente desenvolvido no âmbito do projecto NOVOVIDRO, que, aliados a uma operação adequada, permitam uma gestão energética óptima.
- O desenvolvimento de sensores de NO_x baseados em sistemas de visão foi realizado com êxito em [santosvictor93] e [correia96]. Os parâmetros geométricos das chamas podem ser assim adicionados ao espaço de soluções, permitindo um melhor controlo da produção e emissão de poluentes. Os sistemas de visão também podem ser utilizados na monitorização e detecção de falhas em tempo real no interior do forno.
- O planeamento automático da produção, como em [pina99b], integrado com a operação automática, permite um passo em frente na automatização global ao nível da produção da fábrica. A aplicação dos algoritmos de optimização multiobjectivo, aqui focados, ao problema do planeamento da produção, permitiu a obtenção de soluções óptimas.

Bibliografia

- [albert92] ALBERT, C. L., COGGAN, D. A., *Fundamentals of Industrial Control*, Instrument Society of America, 1992.
- [antsaklis94] ANTSAKLIS, Panos, "Defining Intelligent Control - Report os the Task Force on Intelligent Control", in *IEEE Control Systems*, Junho, 1994.
- [astrom89] ÅSTROM, K. J., WITTENMARK, B., *Adaptive Control*, Addison Wesley, 1989.
- [black90] BLACK, Gordon S., "Control Technology Applied to Glass Level Regulation", in *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 26, n^o1, January/February, 1990.
- [booster98] Handbook for the 100kVA Booster System, Neovidro, Indústria e Tecnologia do Vidro, S.A, 1998.
- [boullart92] BOULLART, Luc, "A Gentle Introduction to Artificial Intelligence" in BOULLART L., KRIJGSMAN, A., VINGERHOEDS, R. A. (Eds.), *Application of Artificial Intelligence in Process Control*, pp. 388-402, Pergamon Press, 1992.
- [box69] BOX, M. J., DAVIES D., SWANN, W. H., *Non-Linear Optimization Techniques*, Imperial Chemical Industries Limited, 1969.

- [branco98] BRANCO, Paulo, *Aprendizagem por Exemplos Utilizando Lógica "Fuzzy" na Modelização e Controlo de um Accionamento Electro-Hidráulico*, Tese de Doutoramento, Instituto Superior Técnico, Lisboa, 1998.
- [buchanan83] BUCHANAN B., BARSTOW, D., BETCHEL, R. BENNETT, J., CLANCEY, W., KULIKOWSKI, C., MITCHELL, T., WATERMAN, D., "Constructing an Expert System", in HAYES-ROTH, Frederick, WATERMAN, Donald A., LENAT, Douglas B. (Eds.), *Building Expert Systems*, pp. 127-168, Addison-Wesley, 1983.
- [cardoso99] CARDOSO, A. L., HENRIQUES, J., DOURADO, A., "Fuzzy Supervisor and Feedforward Control of a Solar Power Plant Using Accessible Disturbances", *Proceedings of the European Control Conference ECC99*, Karlsruhe, Alemanha, 1999.
- [carpanzano99] CARPANZANO, E., FERRARINI, L., "Modular Modeling of Hybrid Phenomena", *Proceedings of the European Control Conference ECC99*, Karlsruhe, Alemanha, 1999.
- [carvalho88] CARVALHO, M. G., OLIVEIRA, P., SEMIÃO, V., "A Three-dimensional Modelling of an Industrial Glass Furnace", in *J. Institute of Energy*, pp. 143-156, September, 1988.
- [cembrano92] CEMBRANO, Gabriela, WELLS, Gordon, "Neural Networks for Control", in BOULLART L., KRIJGSMAN, A., VINGERHOEDS, R. A. (Eds.), *Application of Artificial Intelligence in Process Control*, pp. 388-402, Pergamon Press, 1992.
- [chak96] CHAK, Chu Kwong, FENG, Gang, CAO, S. G., "Universal Fuzzy Controllers", 1996.
- [coito95] COITO, F., LEMOS, J. Miranda, "Adaptive Control of a Distributed Solar Collector Field", in *The INESC Journal of Research & Development*, vol. 5, nº1, pp. 49-59, Jan/Jun 95.

- [cornforth92] CORNFORTH, J. R., *Combustion Engineering and Gas Utilisation, third edition*, British Gas, 1992.
- [correia96] CORREIA, D., FERRÃO, P., HEITOR, M., SILVA, T., "Glass Furnace Technology for Reduced Emissions Based on Advanced Control and Monitoring", in *Glastechnische Berichte Glass, Science and Technology*, n. 10, pp. 305-310, 1996.
- [daniels78] DANIELS, Richard W., *An Introduction to Numerical Methods and Optimization Techniques*, Elsevier North-Holland, 1978.
- [dablemont78] DABLEMONT, S. P., GEVERS, M. R., "Identification and Control of a Glass Furnace", in RAJBMAN (Ed.), *Identification and System Parameter Estimation*, 1978.
- [decker96] DECKER, David B., PUNCH, William F., STICKLEN, Jon, "IPCA, an Architecture for Intelligent Control", *Proceedings of the 1996 IEEE International Symposium on Intelligent Control*, Dearborn, September 15-18, 1996.
- [delgado97] DELGADO, M., Gómez-Skarmeta, Antonio F., Martin, F., "A Fuzzy Clustering-Based Rapid Prototyping for Fuzzy Rule-Based Modeling", in *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 5, n^o2, May 1997.
- [diogo00] DIOGO, Alberto, "Perspectivas Sobre a Utilização Racional de Energia no Sector da Cristalaria - a Utilização de Gás Natural", Relatório do IN+, Centro de Estudos em Inovação, Tecnologia e Políticas de Desenvolvimento, Instituto Superior Técnico, Dep. de Engenharia Mecânica, Lisboa, Julho, 2000.
- [dorf92] DORF, Richard C., *Modern Control Systems, Sixth Edition*, Addison-Wesley, 1992.
- [dukelow91] DUKELOW, Sam G., *The Control of Boilers, 2nd Edition*, Instrument Society of America, 1991.
- [dumdie96] DUMDIE, Dan P., "Desire good process control? Try a systems approach", in *InTech*, Setembro, pp. 65-69, 1996.

- [efstathiou92] EFSTATHIOU, J., "Expert System Case Study: The Chocolat Biscuit Factory", in BOULLART L., KRIJGSMAN, A., VINGERHOEDS, R. A. (Eds.), *Application of Artificial Intelligence in Process Control*, pp. 84-95, Pergamon Press, 1992.
- [everitt87] EVERITT, B. S., *Introduction to Optimization Methods and their Application in Statistics*, Chapman and Hall, 1987.
- [fan97] FAN, G. Q., REES, N. W., "An Intelligent Expert System (KBOSS) for Power Plant Coal Mill Supervision and Control", in *Control Engineering Practice*, vol. 5, n^o1, pp. 101-108, January, 1997.
- [farmer92] FARMER, D., HEITOR, M. V., SENTIEIRO, J., VASCONCELOS, A. T., "New Methodology for Furnace Monitoring, Analysis, and Control", in *Glass Industry*, pp 10 - 16, October, 1992.
- [fonseca95a] FONSECA C. M., FLEMING P. J.: "Multiple Optimization and Multiple Constraint Handling with Evolutionary Algorithms I: A Unified Formulation", Technical Report of the Dept. Automatic Control And Systems Eng., University of Sheffield, 1995.
- [fonseca95b] FONSECA C. M., FLEMING P. J.: "Multiple Optimization and Multiple Constraint Handling with Evolutionary Algorithms II: Application Example", Technical Report of the Dept. Automatic Control And Systems Eng., University of Sheffield, 1995.
- [fonseca95c] FONSECA C. M., FLEMING P. J.: "An Overview of Evolutionary Algorithms in Multiobjective Optimization", in *Evolutionary Computation*, Volume 3, Number 1 (pp. 1-16), 1995.
- [franklin86] FRANKLIN, G. F., POWELL, J. D., EMAMI-NAEINI, A., *Feedback Control of Dynamic Systems*, Addison-Wesley, 1986.

- [franklin90] FRANKLIN, G. F., POWELL, J. D., WORKMAN, M. L., *Digital Control of Dynamic Systems*, Second Edition, Addison-Wesley, 1990.
- [frey99] FREY, Chr. W., SAJIDMAN, M., KUNTZE, H.-B., "Fuzzy Logic Supervisory Control of a Strongly Disturbed Batch Process", *Proceedings of the European Control Conference ECC99*, Karlsruhe, Alemanha, 1999.
- [gallant94] GALLANT, Stephen I., *Neural Networks Learning and Expert Systems*, The MIT Press, 1994.
- [goldberg89] GOLDBERG, D. E.: *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989.
- [gough97] GOUGH, Bill, MATOVICH, Don, "Predictive-Adaptive Temperature Control of Molten Glass", in *Dynamic Modeling Control Applications for Industry Workshop*, IEEE Industry Applications Society, pp. 51-55, 1997.
- [grayson90] GRAYSON, R., WATTS, M., SINGH, H., YUAN, S., DEAN, J., REDDY, N., NUTTER, R., "A Knowledge-Based Expert System for Managing Underground Coal Mines in the U. S.", in *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 26, n^o4, July/August, 1990.
- [grefenstette92] GREFENSTETTE, John J., "Genetic Algorithms for Changing Environments", in MÄNNER, R., MANDERICK, B. (Eds.), *Parallel Problem Solving from Nature*, Elsevier Science Publishers, 1992.
- [haber81] HABER, R., HETTHÉSSY, J., KEVICZKY, L., VAJK, I., FEHÉR, A., CZEINER, N., CSÁSZÁR, Z., TURI, A., "Identification and Adaptive Control of a Glass Furnace", in *Automatica*, vol. 17, n^o1, pp. 175-185, 1981.

- [halpin97] HALPIN, S. Mark, BURCH IV, Reuben F., "Applicability of Neural Networks to Industrial and Commercial Power Systems: A Tutorial Overview" in *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 33, n^o5, pp. 1355-1361, 1997.
- [hartenstein96] HARTENSTEIN, Hermann, STEHLIK, Thomas, "Paper mill process control made simple", in *InTech*, Setembro, pp. 60-63, 1996.
- [hasler94] HASLER, R., DEKKICHE, E. A., "Experience in Kiln Optimisation with Linkman Graphic", Proceedings of the Thirty-Sixth IEEE Cement Industry Technical Conference, Seattle, May 29 - June 3, pp. 271-287, 1994
- [hayes83a] HAYES-ROTH, Frederick, WATERMAN, Donald A., LENAT, Douglas B., (Eds.), *Building Expert Systems*, Addison-Wesley, 1983.
- [hayes83b] HAYES-ROTH, Frederick, WATERMAN, Donald A., LENAT, Douglas B., "An Overview of Expert Systems", in HAYES-ROTH, Frederick, WATERMAN, Donald A., LENAT, Douglas B. (Eds.), *Building Expert Systems*, pp. 3-30, Addison-Wesley, 1983.
- [heitor93] HEITOR, M., FERRÃO, P., CÂMARA, J., "Análise Energética do Sector da Cristalaria em Portugal", Relatório Interno do Grupo de Investigação em Termofluidos e Combustão, Dep. de Engenharia Mecânica, Instituto Superior Técnico, Lisboa, 1993.
- [hudson88] HUDSON, D. L., COHEN, M. E., "Fuzzy Logic in a Medical Expert System", in GUPTA, M. M., YAMAKAWA, T. (Eds.), *Fuzzy Computing: Theory, Hardware and Applications*, 263 - 271, Elsevier Science Publishers, 1988.
- [ipfling74] IPFLING, Heinz-Jürgen, *Vocabulário Fundamental de Pedagogia*, Edições 70, 1974.
- [ishibuchi98] ISHIBUCHI, Hisao, MURATA, Tadahiko, "A Multi-Objective Genetic Local Search Algorithm and its

- Application to Flowshop Scheduling”, in *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics - Part C: Applications and Reviews*, Vol.28, N^o3, August 1998.
- [kendra94] KENDRA, Scott J., BASILA, Michael R., CINAR, Ali, ”Intelligent Process Control with Supervisory Knowledge-Based Systems”, in *IEEE Control Systems*, pp. 37-47, June, 1994.
- [khanna90] KHANNA, Tarun, *Foundations of Neural Networks*, Addison-Wesley Publishing Company, 1990.
- [king88] KING, Robert E., KARONIS, Fotis C., ”Multi-Level Expert Control of a Large-Scale Industrial Process”, in Gupta, M. M., Yamakawa, T. (Eds.), *Fuzzy Computing*, Elsevier Publishers, 1988.
- [krogh99] KROGH, B. H., CHUTINAN, A., ”Hybrid Systems: Modeling and Supervisory Control”, In FRANK, Paul M. (Eds.), *Advances in Control*, Highlights of ECC’99, 103-134, Springer-Verlag London Limited, 1999.
- [lemos97] LEMOS, J. Miranda, *Controlo Adaptativo, Teoria e Algoritmos para Aplicações*, Apontamentos da cadeira de Controlo Adaptativo, do Mestrado em Eng. Electrotécnica e de Computadores, Instituto Superior Técnico, Lisboa 1997.
- [lewis86] LEWIS, Frank L., *Optimal Control*, John Wiley & Sons, 1986.
- [lima91] LIMA, P., OLIVEIRA, P., FERREIRA, C., SENTIEIRO, J., ”The Architecture of a Knowledge Based Controller for the Operation of Glass Melting Furnaces”, in *Workshop on Computer Software Structures Integrating AI/KBS Systems in Process Control*, 29-30 May, Bergen, Norway, 1991.
- [lin95] LIN, Chin-Teng, LU, Ya-Ching, ”A Neural Fuzzy System with Linguistic Teaching Signals”, in *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 3, No. 2, May 1995.

- [machacek99] MACHÁČEK, J., BOBÁL, V., "Adaptive PID Controller for Systems with Time Delay", *Proceedings of the European Control Conference ECC99*, Karlsruhe, Alemanha, 1999.
- [man99] MAN, K. F., TANG, K. S., KWONG, S., *Genetic algorithms : concepts and designs (Advanced textbooks in control and signal processing)*, Springer-Verlag, 1999.
- [mclean97] MCLEAN, D., "Gas Well Production Optimisation using Expert Systems Technology", <http://www.gensym.com/customerstories/Wascana.html>, 1997
- [mesquita94] MESQUITA, Artur, SANTOS, Jorge Almeida, "Implicações Educativas do Estudo da Memória", in *Revista Portuguesa de Educação*, pp. 7-21, vol. 4 (3), Universidade do Minho, 1994.
- [navarro91] NAVARRO, José Maria Fernandez, *El Vidrio, Segunda Edicion*, Consejo Superior de Investigaciones Científicas, Fundación Centro Nacional del Vidrio, Madrid, 1991.
- [ng90] NG, Tung S., CUNG, Loc D., CHICHARO, Joe F., "DESPLATE: An Expert System for Abnormal Shape Diagnosis in the Plate Mill", in *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 26, n^o6, November/December, 1990.
- [novack89] NOVAK, Thomas, MEIGS, James R., SANFORD, Richard L., "Development of an Expert System for Diagnosing Component-Level Failures in a Shuttle Car", in *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 25, n^o4, July/August, 1989.
- [novovidro1] "Proposta de Ideia apoiada pelo PEDIP II para um Projecto mobilizador para o Desenvolvimento Tecnológico da Indústria de Vidro", Instituto Superior Técnico, Dep. de Engenharia Mecânica, Lisboa, 1995.

- [novovidro2] CIFUENTES, B., ALMEIDA, D., CUNHA, G., PINHEIRO, P., "Estudos Técnicos da Neovidro", Relatório Interno do ITEC/CRAPS - Centro de Robótica e Processamento de Sinal, Instituto Superior Técnico, Dep. de Engenharia Mecânica, Lisboa, 1996.
- [novovidro3] HEITOR, M., FERRÃO, P., PINA, J., DIOGO, A., MIMOSO, R., "Análise do Estado de Desenvolvimento Técnico-Científico do Projecto Novovidro", Relatório Interno do Projecto NOVOVIDRO, IN+, Centro de Estudos em Inovação, Tecnologia e Políticas de Desenvolvimento, Instituto Superior Técnico, Dep. de Engenharia Mecânica, Lisboa, Junho, 1999.
- [novovidro4] HEITOR, M., FERRÃO, P., PINA, J., DIOGO, A., MIMOSO, R., "A Contribuição do IST: Trabalho Realizado até Novembro de 1998 e Planeamento das Actividades até Setembro de 2000", Relatório Interno do Projecto NOVOVIDRO, IN+, Centro de Estudos em Inovação, Tecnologia e Políticas de Desenvolvimento, Instituto Superior Técnico, Dep. de Engenharia Mecânica, Lisboa, Novembro, 1998.
- [oliveira95] OLIVEIRA, J. Valente, "Lógica Difusa e Aplicações", *Escola de Verão em Inteligência Computacional Aplicada à Análise de Imagem e Visão por Computador*, Instituto Superior Técnico, 1995.
- [oliveira00] OLIVEIRA, R. C. L., AZEVEDO, F. M., BARRETO, J. M., COSTA JR., C. T., "Neural Identification of Systems with Linear Dynamics and Static Nonlinear Elements", *Proceedings of the European Control Conference ECC99*, Karlsruhe, Alemanha, 1999.
- [pecas93] PEÇAS, P., QUINTINO, L., "A Utilização de Sistemas Periciais em Soldadura", in *Ingenium Revista da Ordem dos Engenheiros*, pp. 13-27, Setembro/Outubro, 1993.

- [passino93] PASSINO, Kevin M., "Bridging the Gap between Conventional and Intelligent Control", in *IEEE Control Systems*, pp. 12-18, Junho, 1993.
- [pina99a] PINA, J., LIMA, P., "A Multiobjective Optimisation System for a Glass Furnace", *Proceedings of the European Control Conference ECC99*, Karlsruhe, Alemanha, 1999.
- [pina99b] PINA, J., SANTOS, R., "Resolução do Problema de Sequenciamento na Indústria Vidreira Utilizando Algoritmos Genéticos para Optimização Multiobjectivo com Restrições", *Proceedings of the Workshop on Genetic Algorithms and Artificial Life GAAL99*, Instituto Superior Técnico, Lisboa, 1999.
- [rajkovic87] RAJKOVIC, V., EFSTATHIOU, J., BOHANEK, M., "A Concept of Rule-Based Decision Support Systems", in "", KACPRZYK, J., ORLOVSKI, S. A. (Eds.), *A Concept of Rule-Based Decision Support Systems*, D. Reidel Publishing Company, 1987.
- [rao94] RAO, Ming, XIA, Qijung, YING, Yiqun, *Modeling and Advanced Control for Process Industries*, Springer-Verlag, 1994.
- [reis00] REIS, Elizabeth, *Estatística Descritiva*, Edições Sílabo (2000).
- [russel95] RUSSEL, Stuart, NORVIG, Peter, *Artificial Intelligence, A Modern Approach*, Prentice Hall International Editions, 1995.
- [saborido92] SABORIDO, Mateu Tomás, "An Introduction To Expert System Development", in BOULLART, L., KRIJGSMAN, A., VINGERHOEDS, R. A. (Eds.), *Application of Artificial Intelligence in Process Control*, Pergamon Press, 1992.
- [santosvictor93] SANTOS-VICTOR, J. A., COSTEIRA, J. P., TOMÉ, J. A., SENTIEIRO, J. S., "A Computer Vision System for the Characterization and Classification of Flames in Glass

Furnaces” in *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 29, n°3, May/June, 1993.

[schäfers99] SCHÄFERS, Elmar, KREBS, Volker, ”Dynamic Fuzzy Systems for Qualitative Process Modeling: Principles of a New Systems Theory”, in *at - Automatisierungstechnik* 47, pp. 382-389, 1999.

[schlang99] SCHLANG, Martin, FELDKELLER, Björn, LANG, Bernhard, POPPE, Thomas, RUNKLER, Thomas, ”Neural Computation in Steel Industry”, *Proceedings of the European Control Conference ECC99*, Karlsruhe, Alemanha (1999).

[seborg99] SEBORG, Dale E., ”A Perspective on Advanced Strategies for Process Control (Revisited)”, In FRANK, Paul M. (Eds.), *Advances in Control*, Highlights of ECC’99, 103-134, Springer-Verlag London Limited, 1999.

[sohlberg98] SOHLBERG, Björn, *Supervision and Control for Industrial Processes: Using Grey Box Models, Predictive Control and Fault Detection Methods*, Springer-Verlag, 1998.

[stanciu99] STANCIULESCU, Florin, ”A Hybrid Control System Using a Fuzzy Knowledge-Based Controller and its Application to Control a Complex System”, *Proceedings of the European Control Conference ECC99*, Karlsruhe, Alemanha, 1999.

[sudkamp94] SUDKAMP, Thomas, HAMMELL II, Robert J., ”Interpolation, Completion, and Learning Fuzzy Rules”, in *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 24, n°2, February 1994.

[thompson98] THOMPSON, William E., CARO, Richard H., ”IT Revolution Reaches Industrial Automation”, in *Control Platforms*, October, 1998.

- [tian99] TIAN, Hua, "Novel Knowledge-Based Real Time Control - Concept, Architecture, Problem Reduction, and Representation", *Proceedings of the European Control Conference ECC99*, Karlsruhe, Alemanha, 1999.
- [trier87] TRIER, Wolfgang, *Glass Furnaces Design, Construction and Operation*, Society of Glass Technology, Sheffield, 1987.
- [tzu-ping99] TZU-PING, Wu, CHEN, Shyi-Ming, "A New Method for Constructing Membership Functions and Fuzzy Rules from Training Examples", in *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics*, vol. 29, n^o1, February 1999.
- [verbruggen92] VERBRUGGEN, H. B., KRIJGSMAN, A. J., BRUJIN, P. M., "Towards Intelligent Control: Integration of AI in Control", in BOULLART, L., KRIJGSMAN, A., VINGERHOEDS, R. A. (Eds.), *Application of Artificial Intelligence in Process Control*, Pergamon Press, 1992.
- [wang91] WANG, Li-Xin, MENDEL, Jerry M., "Generating Fuzzy Rules by Learning From Examples", *Proc. of the 1991 IEEE International Symposium on Intelligent Control*, 13-15 August, Arlington, Virginia, USA, 1991.
- [wang92] WANG, Li-Xin, "Fuzzy Systems Are Universal Approximators", *Proc. of IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, San Diego, U.S.A., March 8-12, 1992.
- [wells92] WELLS, Gordon, "An Introduction to Neural Networks", in BOULLART L., KRIJGSMAN, A., VINGERHOEDS, R. A. (Eds.), *Application of Artificial Intelligence in Process Control*, pp. 164-200, 1992.
- [wertz87] WERTZ, V., DEMEUSE, P., "Application of Clarke-Gawthrop Type Controllers for the Bottom Temperature of a Glass Furnace", in *Automatica*, vol. 23, n^o2, pp. 215-220, 1987.

- [wuensche96] WUENSCHÉ, Bill, GLIDEWELL, Myron, ARYAL, Tom, "Refinery Emergency Shutdown - An Expert Approach", <http://www.gensym.com/customerstories/Citgo2.htm>.
- [yegin99] YEGIN, E. M., KOCAARSLAN, I., URAL, A., KATIRCIOGLU, A., "Application of Fuzzy Control Concept in a 750MW Coal Fired Power Plant", *Proceedings of the European Control Conference ECC99*, Karlsruhe, Alemanha, 1999.
- [ying98] YING, Hao, "General Takagi-Sugeno Fuzzy Systems Are Universal Approximators", *Proc. of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 4-9 May, Anchorage, Alaska, 1998.
- [yousef99] YOUSEF, Hasan A., "Fuzzy-Logic Obstacle Avoidance Control: Software Simulation and Hardware Implementation", *Proceedings of the European Control Conference ECC99*, Karlsruhe, Alemanha, 1999.
- [zadeh65] ZADEH, Lotfi A., "Fuzzy Sets", *Information and Control*, 338-353, 1965.
- [zeng95] ZENG, Xiao-Jun, SINGH, Madan G., "Fuzzy Systems and Fuzzy Basic Functions", in *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 3, n^o2, May, 1995.
- [zimmermann87] ZIMMERMANN, Hans J., "Fuzzy Sets, Decision Making and Expert Systems", Kluwer Academic Publishers, 1987.

Apêndice A

Breve Caracterização do Processo Produtivo de Vidro

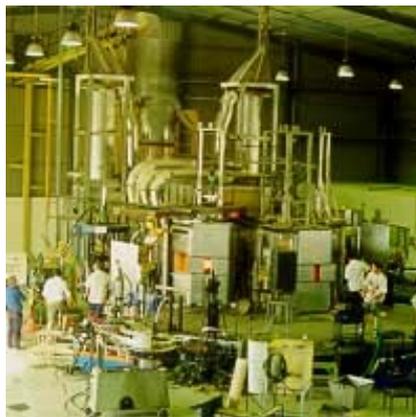


Figura A-1: Vista exterior do forno da Neovidro

Para que se possa fazer um enquadramento do objecto deste estudo na realidade industrial, descreve-se de seguida, de forma tão sucinta quanto possível, o processo produtivo de vidro da Neovidro, típico neste género de indústria.

O processo de produção de vidro pode ser genericamente separado em duas zonas distintas [novovidro2], a **zona quente** e a **zona fria**.

A zona quente de uma fábrica típica caracteriza-se, como o próprio nome indica, pela uti-

lização de elevadas temperaturas destinadas ao fabrico das peças de vidro em bruto, incluindo para tal todo o percurso necessário a essa tarefa. Este começa na secção de composição, passa pelas secções de fusão e de fabricação (Fig. A-1), e termina na primeira escolha.

As peças que passem esta etapa entram na zona fria, que compreende as secções de roça, de acabamento dos produtos, de escolha e embalagem, e o armazém de produto acabado.

A.1 Zona Quente

Secção de Composição



Figura A-2: Central de composição da Neovidro

É na secção ou central de composição (Fig. A-2) que se inicia o processo produtivo, através da mistura de matérias primas, a que se dá o nome de composição. Esta é constituída maioritariamente ($> 62\%$) por sílica (areia) [heitor93]. Conforme as qualidades pretendidas para o vidro, serão adicionados outros componentes, alguns das quais em proporções substancialmente menores, pelo que a precisão na mistura se revela um factor crucial para qualidade do vidro. Entre esses constituintes [navarro91], pode-se ter carbonato de sódio (substância fundente, baixa a temperatura de fusão do vidro), carbonato de cálcio (para aumentar a estabilidade química e mecânica do vidro) e dolomite (para complementar a acção do carbonato de cálcio, melhorando algumas propriedades). À composição pode ainda ser adicionado casco, isto é, vidro proveniente

de peças não aprovadas, ou para reciclar.

Secção de Fusão

A composição é introduzida no forno por um processo automático, recorrendo a um dispositivo denominado enforadora. No interior do forno dá-se a fusão e afinação da mistura, que origina uma massa vitrificável pronta a ser colhida e trabalhada por um vidreiro.

Secção de Fabricação

Nesta secção dá-se a transformação da massa vitrificável, por processos manuais, automáticos ou semi-automáticos (mistos). O vidro é colhido em zonas denominadas bocas de colha, de forma manual, através de canas de moldagem ou de forma automática. Após a conformação das peças, e, por forma a eliminar as tensões térmicas decorrentes do processo de fabrico, estas são sujeitas a um tratamento térmico designado recozimento. Este é feito em arcas de recozimento (Fig. A-3) que submetem as peças a curvas de temperatura variáveis.



Figura A-3: Arca de recozimento da Neovidro

Primeira Escolha

Após o recozimento procede-se à eliminação das peças em bruto que apresentem defeitos (ver Secção B), tanto relativos ao vidro como ao processo de fabricação. Algumas das peças defeituosas poderão ser aproveitadas para casco.

A.2 Zona Fria

Secção de Roça

Aqui é eliminado o excesso de vidro por corte, sendo as arestas e os bordos limados e polidos. Nesta secção as peças adquirem a forma final desejada.

Segunda Escolha

É feita uma segunda escolha, sendo as peças eliminadas aproveitadas para casco. As peças que estiverem concluídas nesta etapa são encaminhadas para o armazém de produto acabado.

Secção de Acabamentos

Se as peças ainda não estiverem terminadas, são submetidas a operações de acabamento, que podem incluir pintura, lapidação, etc.

Secção de Escolha e Embalagem

As peças sofrem uma última escolha, procedendo-se à embalagem das aprovadas.

Armazém de Produto Acabado

Após as peças embaladas, estas dão entrada no armazém de produto acabado, onde permanecem até serem expedidas.

Apêndice B

Defeitos do Vidro

Para o presente trabalho é de particular importância conhecer os diferentes tipos de defeitos que podem existir no vidro. Estes, em primeira análise, definem-se como todas as manifestações que, de maneira accidental e indesejável, alterem a natureza do vidro ou prejudiquem as suas propriedades [navarro91]. Para o sistema de operação importam os defeitos devidos ao forno. Estes dividem-se, regra geral, em três tipos:

1. **Inclusões vítreas:** consistem em heterogeneidades locais devidas quer a uma composição química quer a uma história térmica diferente do resto da massa de vidro em que se situam, não dissolvidas por acção das correntes de homogeneização dentro do forno. De entre os diferentes tipos, são importantes as classificadas como **Corda**, caracterizadas por veios grossos e pronunciados que surgem frequentemente à superfície. Também existe a *corda térmica*, devida a porções de vidro a diferentes temperaturas (logo, diferentes viscosidades) que entram em contacto, por exemplo na colha ou na conformação.
2. **Inclusões gasosas:** definem-se como cavidades que surgem na massa vítrea devidas à retenção ou libertação de gases no seio da massa em fusão. Isto passa-se se o tempo de residência do vidro no forno não for suficiente. Este tipo de defeito tem a designação geral de **Bolha**.
3. **Inclusões cristalinas:** corpos sólidos que surgem no vidro, qualquer que seja a sua origem (infundidos da composição, impurezas, pedaços de material refractário), e que adoptam a denominação geral de **Pedra**.

Apêndice C

Validação de Exemplos

Nas tabelas seguintes apresentam-se os dados disponíveis para aprendizagem, assim como os exemplos construídos a partir destes, após validação.

Dia	Turno/ Período	T_{Rec1} (°C)	T_{Rec2} (°C)	$T_{Abobada}$ (°C)	T_{Fusao} (°C)
26/5 6ª feira	1 – 1º	274	269	1493	1317
	1 – 2º	273	259	1488	1314
	2 – 1º	277	262	1489	1311
	2 – 2º	283	260	1489	1311
	3 – 1º	281	256	1491	1310
	3 – 2º	273	265	1494	1309
27/5 Sábado	1	275	266	1496	1317
	2	284	259	1495	1313
	3	275	275	1495	1315
28/5 Domingo	1	259	280	1495	1319
	2	261	274	1495	1329
	3	255	285	1493	1329
	4	256	283	1493	1329
29/5 2ª feira	1 – 1º	262	267	1495	1329
	1 – 2º	264	277	1498	1328
	2 – 1º	265	260	1496	1328
	2 – 2º	266	258	1491	1320
	3 – 1º	267	254	1493	1317
	3 – 2º	266	265	1497	1318
30/5	1 – 1º	266	259	1494	1324
3ª feira	1 – 2º	268	254	1489	1319
	2 – 1º	272	255	1494	1320
	2 – 2º	277	271	1494	1315
	3 – 1º	263	276	1495	1313
	3 – 2º	256	289	1488	1313

Tabela C.1: Valores médios

Dia	Turno/ Período	$\overline{T_{Afinagem}}$ (°C)	$\overline{\dot{q}_{GN}}$ (m ³ h ⁻¹)	$\overline{T_1}$ (°C)	$\overline{T_2}$ (°C)
26/5 6ª feira	1 – 1 ^o	1331	98	1450	1478
	1 – 2 ^o	1331	98	1445	1472
	2 – 1 ^o	1329	97	1450	1473
	2 – 2 ^o	1329	97	1456	1473
	3 – 1 ^o	1330	100	1455	1475
	3 – 2 ^o	1330	102	1458	1482
27/5 Sábado	1	1331	102	1456	1482
	2	1332	102	1460	1482
	3	1333	102	1453	1484
28/5 Domingo	1	1330	109	1440	1484
	2	1326	105	1438	1483
	3	1324	106	1436	1481
	4	1324	106	1436	1480
29/5 2ª feira	1 – 1 ^o	1326	109	1447	1485
	1 – 2 ^o	1332	109	1450	1491
	2 – 1 ^o	1336	115	1443	1484
	2 – 2 ^o	1336	121	1439	1476
	3 – 1 ^o	1334	121	1443	1476
	3 – 2 ^o	1334	117	1445	1482
30/5	1 – 1 ^o	1333	110	1446	1479
3ª feira	1 – 2 ^o	1334	113	1443	1473
	2 – 1 ^o	1333	117	1446	1482
	2 – 2 ^o	1334	118	1442	1489
	3 – 1 ^o	1334	116	1445	1492
	3 – 2 ^o	1335	106	1438	1487

Tabela C.2: Valores médios (cont.)

Dia	Turno/ Período	T_{Rec1} (°C)	T_{Rec2} (°C)	$T_{Abobada}$ (°C)	T_{Fusao} (°C)
31/5 4ª feira	1 – 1º	257	261	1487	1318
	1 – 2º	257	271	1488	1315
	2 – 1º	259	269	1488	1314
	2 – 2º	262	265	1490	1312
	3 – 1º	262	259	1491	1313
	3 – 2º	261	257	1491	1314
1/6 5ª feira	1 – 1º	273	280	1490	1322
	1 – 2º	268	284	1485	1326
	2 – 1º	266	285	1484	1328
	2 – 2º	263	290	1485	1330
	3 – 1º	262	284	1485	1333
	3 – 2º	262	278	1488	1333
2/6 6ª feira	1 – 1º	261	268	1487	1334
	1 – 2º	264	278	1484	1324
	2 – 1º	270	261	1484	1316
	2 – 2º	268	249	1485	1313
	3 – 1º	268	260	1487	1313
	3 – 2º	265	284	1486	1313
3/6 Sábado	1	260	302	1481	1318
	2	265	275	1483	1317
	3	265	254	1485	1310
4/6 Domingo	1	254	283	1485	1315
	2	253	268	1483	1321
	3	254	266	1484	1326
	4	250	275	1482	1328

Tabela C.3: Valores médios (cont.)

Dia	Turno/ Período	$T_{Afinagem}$ (°C)	$\overline{q_{GN}}$ (m ³ h ⁻¹)	T_1 (°C)	T_2 (°C)
31/5 4ª feira	1 – 1º	1332	106	1434	1486
	1 – 2º	1335	112	1433	1486
	2 – 1º	1335	114	1435	1485
	2 – 2º	1334	116	1438	1487
	3 – 1º	1334	115	1434	1488
	3 – 2º	1334	112	1429	1490
1/6 5ª feira	1 – 1º	1330	103	1440	1494
	1 – 2º	1327	99	1440	1487
	2 – 1º	1325	102	1439	1486
	2 – 2º	1324	103	1442	1486
	3 – 1º	1324	102	1439	1487
	3 – 2º	1325	104	1440	1491
2/6 6ª feira	1 – 1º	1328	105	1436	1490
	1 – 2º	1333	108	1432	1491
	2 – 1º	1335	117	1430	1492
	2 – 2º	1336	121	1432	1490
	3 – 1º	1334	116	1429	1486
	3 – 2º	1335	111	1434	1486
3/6 Sábado	1	1331	108	1432	1486
	2	1333	113	1433	1486
	3	1334	115	1433	1486
4/6 Domingo	1	1329	99	1441	1487
	2	1327	99	1437	1486
	3	1325	100	1436	1487
	4	1324	100	1437	1486

Tabela C.4: Valores médios (cont.)

Dia	Turno/ Período	$\sigma_{T_{Rec1}}$	$\sigma_{T_{Rec2}}$	$\sigma_{T_{Abobada}}$	$\sigma_{T_{Fusao}}$
26/5 6ª feira	1 – 1º	1.71	5.68	3.33	1.12
	1 – 2º	0.49	1.38	0.74	0.78
	2 – 1º	1.26	0.73	0.27	0.39
	2 – 2º	0.96	2.09	0.39	0.13
	3 – 1º	2.28	2.73	0.46	0.92
	3 – 2º	1.54	2.73	0.73	0.40
27/5 Sábado	1	4.45	10.16	1.35	0.85
	2	3.25	1.01	1.70	0.52
	3	3.45	3.65	2.60	0.79
28/5 Domingo	1	5.32	6.07	2.82	2.91
	2	4.54	10.68	2.09	1.02
	3	0.24	0.91	0.16	0.39
	4	0.56	2.11	0.13	0.44
29/5 2ª feira	1 – 1º	1.04	4.02	0.92	0.42
	1 – 2º	0.58	3.54	1.00	0.46
	2 – 1º	0.53	4.22	2.41	1.89
	2 – 2º	0.61	1.04	1.03	1.24
	3 – 1º	1.56	0.71	1.72	0.29
	3 – 2º	1.65	5.31	0.68	0.79
30/5 3ª feira	1 – 1º	1.11	8.97	1.78	0.98
	1 – 2º	0.59	1.38	1.51	0.94
	2 – 1º	0.65	1.30	0.46	1.27
	2 – 2º	3.67	6.55	1.43	0.24
	3 – 1º	1.52	1.64	0.69	0.23
	3 – 2º	0.95	10.09	1.38	0.56

Tabela C.5: Desvios padrão

Dia	Turno/ Período	$\sigma_{T_{Afinagem}}$	$\sigma_{\dot{q}_{GN}}$	σ_{T_1}	σ_{T_2}
26/5 6ª feira	1 – 1º	0.71	1.03	3.54	3.01
	1 – 2º	0.58	0.99	0.79	0.57
	2 – 1º	0.42	0.82	2.74	0.85
	2 – 2º	0.15	0.48	0.74	0.64
	3 – 1º	0.32	1.97	2.21	0.54
	3 – 2º	0.34	1.09	0.85	3.27
27/5 Sábado	1	1.41	1.12	1.00	1.02
	2	0.23	0.83	3.49	1.85
	3	0.48	1.02	5.92	1.89
28/5 Domingo	1	2.04	3.04	4.00	2.73
	2	0.95	1.24	2.97	2.17
	3	0.40	0.70	0.84	0.24
	4	0.27	0.37	1.56	0.37
29/5 2ª feira	1 – 1º	1.81	0.96	1.38	2.07
	1 – 2º	0.95	0.39	0.80	0.59
	2 – 1º	1.11	3.95	5.46	3.47
	2 – 2º	0.38	0.13	1.82	1.54
	3 – 1º	0.57	0.45	1.43	1.73
	3 – 2º	0.38	1.60	1.37	0.71
30/5 3ª feira	1 – 1º	0.52	1.79	2.67	1.59
	1 – 2º	0.41	0.30	1.95	1.41
	2 – 1º	0.90	1.81	2.63	3.33
	2 – 2º	0.13	0.67	3.97	0.60
	3 – 1º	0.21	0.74	1.21	1.07
	3 – 2º	0.33	1.49	1.62	1.12

Tabela C.6: Desvios padrão (cont.)

Dia	Turno/ Período	$\sigma_{T_{Rec1}}$	$\sigma_{T_{Rec2}}$	$\sigma_{T_{Abobada}}$	$\sigma_{T_{Fusão}}$
31/5 4ª feira	1 – 1º	0.51	8.16	0.69	0.69
	1 – 2º	0.32	3.21	0.36	0.36
	2 – 1º	1.06	4.27	0.81	0.64
	2 – 2º	0.84	1.48	0.52	0.12
	3 – 1º	1.73	1.68	1.04	0.54
	3 – 2º	1.34	3.15	0.46	0.45
1/6 5ª feira	1 – 1º	1.89	3.36	0.67	1.94
	1 – 2º	0.20	1.34	0.84	0.08
	2 – 1º	2.11	3.27	0.50	0.55
	2 – 2º	0.45	0.49	0.17	0.40
	3 – 1º	1.99	4.94	0.35	0.92
	3 – 2º	0.37	1.83	0.77	0.52
2/6 6ª feira	1 – 1º	0.82	2.75	1.29	1.77
	1 – 2º	1.47	2.64	1.10	2.74
	2 – 1º	1.99	7.80	0.77	1.82
	2 – 2º	1.17	1.12	0.55	0.46
	3 – 1º	1.36	5.25	0.93	0.46
	3 – 2º	2.84	6.58	1.57	0.67
3/6 Sábado	1	2.22	9.97	0.29	1.97
	2	2.35	12.27	1.30	3.00
	3	0.71	1.58	1.48	1.47
4/6 Domingo	1	0.79	8.24	1.66	3.25
	2	0.60	1.34	0.22	0.45
	3	1.56	5.07	1.08	2.14
	4	0.76	2.32	0.82	0.41

Tabela C.7: Desvios padrão (cont.)

Dia	Turno/ Período	$\sigma_{T_{Afinagem}}$	$\sigma_{\dot{q}_{GN}}$	σ_{T_1}	σ_{T_2}
31/5 4ª feira	1 – 1º	0.93	0.88	2.10	1.69
	1 – 2º	0.32	0.99	1.09	0.26
	2 – 1º	0.16	2.18	0.54	0.56
	2 – 2º	0.19	0.19	1.23	0.67
	3 – 1º	0.26	1.35	2.92	1.51
	3 – 2º	0.25	1.06	0.93	0.50
1/6 5ª feira	1 – 1º	1.18	1.33	0.55	1.12
	1 – 2º	0.17	0.35	0.71	0.85
	2 – 1º	0.65	1.06	1.42	0.13
	2 – 2º	0.28	0.15	0.20	0.12
	3 – 1º	0.31	0.84	1.82	1.49
	3 – 2º	0.34	0.67	1.08	0.69
2/6 6ª feira	1 – 1º	2.09	1.05	2.15	0.32
	1 – 2º	0.66	1.16	0.26	0.19
	2 – 1º	0.51	4.12	1.53	1.10
	2 – 2º	0.67	0.47	1.86	2.06
	3 – 1º	0.28	0.96	1.02	0.18
	3 – 2º	0.14	0.76	1.73	0.21
3/6 Sábado	1	0.53	3.10	2.01	0.29
	2	1.81	3.63	1.15	0.65
	3	0.63	1.42	1.40	1.58
4/6 Domingo	1	1.73	1.16	1.04	1.74
	2	0.27	0.62	1.29	0.24
	3	0.91	0.65	0.80	0.90
	4	0.19	0.32	0.77	0.60

Tabela C.8: Desvios padrão (cont.)

Exemplo	N	\widehat{P}	$\overline{T_{Rec1}}$	$\overline{T_{Rec2}}$	$\overline{T_{Abobada}}$	$\overline{T_{Fusao}}$
1	1	202.3	273	259	1488	1314
2	1	338.4	277	262	1489	1311
3	1	407.3	283	260	1489	1311
4	1	237.7	281	256	1491	1310
5	1	423.3	273	265	1494	1309
6	1	261.9	284	259	1495	1313
7	1	0	255	285	1493	1329
8	1	0	256	283	1493	1329
9	1	164.6	262	267	1495	1329
10	1	311.3	264	277	1498	1328
11	1	468.4	266	258	1491	1320
12	1	126.3	267	254	1493	1317
13	1	297.0	266	265	1497	1318
14	1	172.0	268	254	1489	1319
15	1	122.1	272	255	1494	1320
16	1	337.4	263	276	1495	1313
17	1	192.3	257	271	1488	1315
18	1	273.1	259	269	1488	1314
19	1	413.8	262	265	1490	1312
20	1	355.4	262	259	1491	1313
21	1	140.3	261	257	1491	1314
22	1	118.3	273	280	1490	1322
23	1	203.0	268	284	1485	1326
24	1	305.9	266	285	1484	1328
25	1	304.4	263	290	1485	1330
26	1	323.4	262	284	1485	1333
27	1	217.7	262	278	1488	1333
28	1	161.5	268	249	1485	1313
29	1	283.1	268	260	1487	1313
30	1	229.6	265	254	1485	1310
31	1	0	253	268	1483	1321
32	1	0	250	275	1482	1328

Tabela C.9: Exemplos para o Sistema de Aprendizagem

Exemplo	$\overline{T_{Afinagem}}$	$\overline{\dot{q}_{GN}}$	$\overline{T_1}$	$\overline{T_2}$	$\widehat{D_B}$	$\widehat{D_P}$	$\widehat{D_C}$
1	1331	98	1445	1472	20	23	13
2	1329	97	1450	1473	23	27	9
3	1329	97	1456	1473	25	28	6
4	1330	100	1455	1475	20	21	11
5	1330	102	1458	1482	21	24	7
6	1332	102	1460	1482	18	19	10
7	1324	106	1436	1481	0	0	0
8	1324	106	1436	1480	0	0	0
9	1326	109	1447	1485	13	17	16
10	1332	109	1450	1491	14	19	14
11	1336	121	1439	1476	19	29	12
12	1334	121	1443	1476	12	17	18
13	1334	117	1445	1482	15	21	14
14	1334	113	1443	1473	15	20	16
15	1333	117	1446	1482	11	15	18
16	1334	116	1445	1492	13	20	15
17	1335	112	1433	1486	13	20	19
18	1335	114	1435	1485	14	22	17
19	1334	116	1438	1487	16	25	14
20	1334	115	1434	1488	15	24	16
21	1334	112	1429	1490	10	18	21
22	1330	103	1440	1494	11	15	19
23	1327	99	1440	1487	16	20	16
24	1325	102	1439	1486	18	23	14
25	1324	103	1442	1486	17	23	14
26	1324	102	1439	1487	17	23	14
27	1325	104	1440	1491	14	19	17
28	1336	121	1432	1490	9	17	22
29	1334	116	1429	1486	14	23	18
30	1334	115	1433	1486	13	21	19
31	1327	99	1437	1486	0	0	0
32	1324	100	1437	1486	0	0	0

Tabela C.10: Exemplos para o Sistema de Aprendizagem (cont.)