

**Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto**



**FEUP**

**Identificação e Controlo Adaptativo de  
Máquinas RIM**

António Filipe Gaspar Gouveia

Dissertação realizada no âmbito do  
Mestrado Integrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores  
Major Automação

Orientador: Prof. Dr. António Paulo Moreira

Janeiro de 2009



A Dissertação intitulada

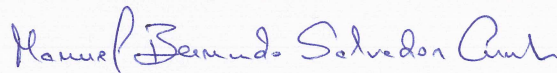
“IDENTIFICAÇÃO E CONTROLO ADAPTATIVO DE MÁQUINAS RIM”

foi aprovada em provas realizadas em 25/Fevereiro/2009

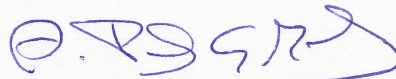
o júri



presidente Professor Doutor Luis Paulo Gonçalves Reis  
Professor Auxiliar da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto



Professor Doutor Manuel Bernardo Salvador Cunha  
Professor Auxiliar da Universidade de Aveiro



Professor Doutor António Paulo Gomes Mendes Moreira  
Professor Auxiliar da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto

O autor declara que a presente dissertação (ou relatório de projecto) é da sua exclusiva autoria e foi escrita sem qualquer apoio externo não explicitamente autorizado. Os resultados, ideias, parágrafos, ou outros extractos tomados de ou inspirados em trabalhos de outros autores, e demais referências bibliográficas usadas, são correctamente citados



Autor - António Filipe Gaspar Gouveia



# Resumo

A tecnologia de RIM (Moldagem por Injecção Reactiva) é um processo industrial que permite a produção de peças de plástico directamente nos moldes. Numa máquina de RIM, os monómeros são rapidamente misturados injectando-os a velocidades elevadas e em jactos opostos numa câmara cilíndrica de pequenas dimensões. O desenvolvimento de um esquema de controlo que permita melhorar a intensidade da mistura dos monómeros é de extrema relevância pois desta depende a qualidade dos produtos obtidos.

Este trabalho pretende responder ao problema da alteração das características físicas dos reagentes, altamente dependentes da temperatura e de outras variáveis operatórias, pelo que é necessário que o sistema de controlo se adapte a estas variações. A implementação do controlo adaptativo será realizada numa unidade industrial que se encontra em fase de construção.

A identificação do modelo do sistema tem um papel fundamental para a determinação dos parâmetros óptimos do controlador, pois só através de uma identificação *on-line* eficaz se consegue acompanhar as variações ocorridas no processo ao longo do tempo e ajustar os parâmetros do controlador para que a mistura continue a realizar-se de forma correcta.

Os primeiros estudos permitiram seleccionar o tipo de sinais de excitação entre ruído branco e sequências pseudo-aleatórias. Os dados recolhidos neste estudo, foram utilizados para a realização de identificação *off-line*, utilizando vários métodos para retirar o ponto de funcionamento dos sinais.

Finalmente foi implementado o algoritmo de identificação *on-line*, tendo-se usado o método Mínimos Quadrados Recursivos com Memória Exponencial. Testou-se a sua robustez face a valores iniciais dos parâmetros do modelo errados e ajustou-se o algoritmo de modo a convergir rapidamente, nomeadamente no modo em que se acompanha a variação do atraso do processo.

O modelo de controlador adaptativo usado foi o *Model Reference Adaptive Controller* (MIAC) sendo os parâmetros do controlador PID alterados em função dos parâmetros do

modelo identificados *on-line*. O algoritmo de adaptação pressupõe uma otimização pelo critério ITAE (Integral of Time Multiplied by Absolute of the Error).

# Abstract

The RIM technology (Reaction Injection Moulding) is an industrial process for the production of plastic components directly in the moulds. In a RIM machine, the monomers are injected at high velocities through two impinging jets in a small cylindrical chamber, promoting fast mixing of these reactants. The development of a control scheme that improves the intensity of the mixture of the two monomers is of extreme importance since the quality of the final product depends on it.

This work aims to solve a problem in the control of the mixture in the RIM machine knowing that the reactants physical properties vary with temperature and other operational variables. To do this, the control scheme needs to adapt itself to these changes. This adaptive control scheme will be implemented in an industrial scale prototype machine currently under development.

The identification of the system model is important to the determination of the controller's optimized parameters. On-line identification allows following the process variations along the time and adjusting the controller parameters to guarantee the right mix conditions.

Initial studies enabled the selection of the excitation signals, between white noise signal and pseudo-random binary sequence. The data collected in these tests was used for off-line identification where several methodologies to suppress the functioning point were applied.

Finally the on-line identification algorithm was implemented, using the Recursive Minimum Square with Exponential Memory. The algorithm robustness has been tested by starting the parameters from the model with incorrect values and adjusting the algorithm to rapidly converge in the mode that follows the process variations.

The Model Reference Adaptive Controller (MIAC) was used for the adaptive controller and the PID controller parameters were changed as the on-line identification occurs. The adaptive control requires the application of the ITAE criterion (Integral of Time Multiplied by Absolute of the Error).

*Página em branco*

# Agradecimentos

Agradeço em primeiro lugar e forma especial ao Prof. Dr. António Paulo Moreira pelo apoio e empenho dado, para a realização deste trabalho, mas principalmente pelo incentivo e apoio próximo que me dedicou.

À Ana pelo apoio dado, e principalmente pela disciplina imposta.

Aos meus amigos e colegas Fluidinovistas pela preocupação, às pessoas do LSRE pelas condições disponibilizadas e por fim à minha família, aos meus amigos e a todos que estiveram presentes na concretização deste objectivo.

*Página em branco*

***À minha Mãe***

*Página em branco*

# Índice

Capítulo 1 .....	1
Introdução .....	1
1.1 - Especificação do processo .....	2
1.2 - Objectivos .....	3
1.3 - Organização da Tese .....	4
Capítulo 2 .....	5
Estado da Arte .....	5
2.1 - Processo RIM .....	5
2.2 - Algoritmos de identificação de modelos dinâmicos .....	7
2.2.1 Mínimos Quadrados Ordinários .....	7
2.2.2 Mínimos Quadrados Recursivos com Memória Exponencial .....	8
2.3 - Escolha do sinal de excitação, aquisição de sinais e validação do modelo .....	9
2.3.1 - Condições mínimas para o sinal de excitação .....	10
2.3.2 - Sequências binárias pseudo-aleatórias .....	10
2.3.3 - Validação do modelo .....	11
2.4 - Controlo Adaptativo .....	12
2.4.1 - Model Identification Adaptive Controllers (MIAC) .....	12
2.4.2 - Model Reference Adaptive Controllers - (MRAC) .....	13
Capítulo 3 .....	15
Identificação do Modelo .....	15
3.1 - Processo .....	15
3.2 - Selecção da Bomba a Excitar .....	16
3.2.1 - Excitação com ruído branco de distribuição uniforme .....	17
3.2.2 - Excitação com sequências binárias pseudo-aleatórias .....	19
3.2.3 - Análise de dados e Conclusões .....	20
3.3 - Recolha de Dados em 3 Pontos de Funcionamento .....	20
3.3.1 - Ponto de Funcionamento $B_{2,ini}=5V$ com $Re=575$ .....	21
3.3.2 - Ponto de Funcionamento $B_{2,ini}=6V$ com $Re=710$ .....	22
3.3.3 - Ponto de Funcionamento $B_{2,ini}=7V$ com $Re=820$ .....	24
3.3.4 - Análise de Dados e Conclusões .....	24
3.4 - Mínimos Quadrados - Determinação de Parâmetros .....	25
3.4.1 - Ponto de funcionamento médio .....	28
3.4.2 - Ponto de funcionamento com deriva linear .....	33
3.4.3 - Ponto de funcionamento retirado com o recurso a filtros .....	35
3.5 - Mínimos Quadrados Recursivos - Identificação <i>on-line</i> .....	39
3.5.1 - Determinação do Factor de Esquecimento .....	40
3.5.2 - Excitação Adequada .....	44
3.5.3 - Algoritmo para acompanhamento do atraso .....	46
3.5.4 - Definição dos limites dos parâmetros .....	48

3.5.5- Tempos de Convergência .....	52
<b>Capítulo 4.....</b>	<b>59</b>
Controlo Adaptativo .....	59
4.1 - Projecto do Controlador .....	59
4.2 - Interpolação em 3D.....	61
<b>Capítulo 5.....</b>	<b>65</b>
Conclusões e Trabalho Futuro .....	65

# Lista de figuras

<b>Figura 1.1</b> - Unidade Industrial construída pelo ESTG/IPLeiria. ....	1
<b>Figura 1.2</b> - Instalação Piloto. ....	2
<b>Figura 1.3</b> - Sinóptico do Processo .....	3
<b>Figura 2.1</b> - Experiências de PIV. Injecção na unidade piloto utilizando a cabeça acrílica [7].....	7
<b>Figura 2.2</b> - Registo gerador de uma SBPA [14].....	11
<b>Figura 2.3</b> - Estrutura básica do MIAC .....	12
<b>Figura 2.4</b> - Estrutura básica do MRAC .....	13
<b>Figura 3.1</b> - Bloco Funcional Simplificado da Máquina RIM .....	16
<b>Figura 3.2</b> - Resposta de PD a um sinal de excitação aplicado em B1 com amplitude de $\pm 1V$ ( <i>r20</i> ).....	18
<b>Figura 3.3</b> - Resposta de PD a um sinal de excitação aplicado em B2 com amplitude de $\pm 1V$ ( <i>r25</i> ).....	18
<b>Figura 3.4</b> - Resposta de PD a um sinal de excitação aplicado em B1 com amplitude de $\pm 0,25V$ ( <i>p20</i> ).....	19
<b>Figura 3.5</b> - Resposta de PD a um sinal de excitação aplicado em B2 com amplitude de $\pm 0,25V$ ( <i>p26</i> ).....	20
<b>Figura 3.6</b> - Excitação pseudo-aleatória $\Delta B2 = \pm 0.25V$ ( <i>26p2</i> ) .....	22
<b>Figura 3.7</b> - Excitação pseudo-aleatória $\Delta B2 = \pm 0.25V$ ( <i>23p132552</i> ).....	22
<b>Figura 3.8</b> - Excitação com ruído branco $\Delta B2 = \pm 0.25V$ ( <i>23r133745</i> ) .....	23
<b>Figura 3.9</b> - Excitação com ruído branco $\Delta B2 = \pm 0.5V$ ( <i>23r134033</i> ).....	23
<b>Figura 3.10</b> - Excitação pseudo-aleatória $\Delta B2 = \pm 0.5V$ ( <i>23p145510</i> ).....	24
<b>Figura 3.11</b> - Erro em função do atraso ( <i>26p1</i> ) .....	27
<b>Figura 3.12</b> - Parâmetros <i>a</i> e <i>b</i> em função do atraso ( <i>26p1</i> ) .....	27
<b>Figura 3.13</b> - Excitação com ruído branco $\Delta B2 = \pm 0.25V$ ( <i>23r150729</i> ).....	29
<b>Figura 3.14</b> - Resposta ao sinal de excitação ruído branco com amplitude $\pm 0.50V$ e 1 ciclo de repetição comparada com o modelo obtido com mesmo conjunto de dados (ensaio <i>23r151001</i> ).....	30
<b>Figura 3.15</b> - Resposta ao sinal de excitação ruído branco com amplitude $\pm 0.50V$ e 3 ciclos de repetição comparada com o modelo obtido com mesmo conjunto de dados (ensaio <i>23r151119</i> ).....	30

<b>Figura 3.16</b> - Resposta ao sinal de excitação ruído branco com amplitude $\pm 0.50V$ e 4 ciclos de repetição comparada com o modelo obtido com mesmo conjunto de dados (ensaio 23r151153) .....	31
<b>Figura 3.17</b> - Resposta ao sinal de excitação pseudo-aleatória com amplitude $\pm 0.25V$ comparada com o modelo obtido com mesmo conjunto de dados.....	32
<b>Figura 3.18</b> - Resposta ao sinal de excitação pseudo-aleatória com amplitude $\pm 0.25V$ comparada com o modelo obtido com outro conjunto de dados .....	32
<b>Figura 3.19</b> - Resposta ao sinal de excitação pseudo-aleatória com amplitude $\pm 0.25V$ comparada com o modelo obtido com mesmo conjunto de dados.....	34
<b>Figura 3.20</b> - Resposta ao sinal de excitação pseudo-aleatória com amplitude $\pm 0.25V$ comparada com o modelo obtido com outro conjunto de dados .....	35
<b>Figura 3.21</b> - Aplicação do filtro com vários $\alpha$ .....	36
<b>Figura 3.22</b> - Estimativa de 23r150339, com filtro de 10 vezes .....	38
<b>Figura 3.23</b> - Estimativa de 23r150339, com filtro de 20 vezes .....	39
<b>Figura 3.24</b> - Estimativa de 23r150339, com filtro de 50 vezes .....	39
<b>Figura 3.25</b> - Convergência de $a$ (26p1).....	41
<b>Figura 3.26</b> - Convergência de $b$ (26p1) .....	41
<b>Figura 3.27</b> - Convergência de $P[0,0]$ (26p1).....	42
<b>Figura 3.28</b> - Convergência de $P[1,1]$ (26p1).....	42
<b>Figura 3.29</b> - Resposta ao sinal de excitação pseudo-aleatória com amplitude $\pm 0.25V$ com os parâmetros obtidos pelo método não-recursivo. ....	43
<b>Figura 3.30</b> - Resposta ao sinal de excitação pseudo-aleatória com amplitude $\pm 0.25V$ com os parâmetros obtidos pelo método recursivo (ensaio 26p1) .....	44
<b>Figura 3.31</b> - Evolução do grau de excitação - $\Delta u(k)=\pm 0.125V$ (26p5) .....	45
<b>Figura 3.32</b> - Evolução do grau de excitação - $\Delta u(k)=\pm 0.25V$ (26p1).....	46
<b>Figura 3.33</b> - Algoritmo de acompanhamento do atraso .....	47
<b>Figura 3.34</b> - Convergência do atraso, com parâmetros $a$ e $b$ limitados $3x \sigma$ .....	50
<b>Figura 3.35</b> - Convergência do atraso, com parâmetros $a$ e $b$ limitados $5x \sigma$ .....	50
<b>Figura 3.36</b> - Convergência do atraso. Atraso inicial=0 ( $D=0$ ; $d=0$ ) .....	51
<b>Figura 3.37</b> - Convergência do atraso. Atraso inicial=1408 ( $D=11$ ; $d=0$ ) .....	51
<b>Figura 3.38</b> - Convergência do atraso. Atraso inicial=1536 ( $D=12$ ; $d=0$ ) .....	52
<b>Figura 3.39</b> - Numero de iterações necessárias para a convergência de $a$ .....	53
<b>Figura 3.40</b> - Valor final dos parâmetros $a$ e $b$ em função de diferentes valores iniciais de $a$ .....	53

<b>Figura 3.41</b> - Valor final do atraso em função de diferentes valores iniciais de $a$ .....	54
<b>Figura 3.42</b> - Numero de iterações necessárias para a convergência de $b$ .....	54
<b>Figura 3.43</b> - Valor final dos parâmetros $a$ e $b$ em função de diferentes valores iniciais de $b$ .....	55
<b>Figura 3.44</b> - Número de iterações necessárias para a convergência do atraso .....	55
<b>Figura 3.45</b> - Valor final do atraso em função de diferentes valores iniciais do atraso .....	56
<b>Figura 3.46</b> - Valor final de $a$ e $b$ em função de diferentes valores iniciais do atraso.....	56
<b>Figura 4.1</b> - Controlador responsável pelo controlo da pressão diferencial .....	59
<b>Figura 4.2</b> - Sistema constituído pelo Controlador e pelo Processo.....	60
<b>Figura 4.3</b> - Paralelepípedo contendo o ponto P e as distâncias às suas faces. [2] .....	61
<b>Figura 4.4</b> - Exemplo de Interpolação 3D.[2].....	62

*Página em branco*

## Lista de tabelas

Tabela 2.1 – Influência dos dados.....	9
Tabela 2.2 – Bits a somar para se gerar uma SBPA [14].....	11
Tabela 3.1 – Resultado dos ensaios com sinal de ruído branco .....	17
Tabela 3.2 – Resultado dos ensaios com sequências binárias pseudo-aleatórias .....	19
Tabela 3.3 – Condições do Reagente .....	21
Tabela 3.4 – Valores da tensão nas bombas.....	25
Tabela 3.5 – Parâmetros obtidos, retirado o ponto de funcionamento médio .....	28
Tabela 3.6 – Parâmetros calculados, após retirar o ponto de funcionamento com deriva linear .....	33
Tabela 3.7 – Pólos discretos.....	36
Tabela 3.8 – Parâmetros calculados com pólo distante 10 vezes .....	37
Tabela 3.9 – Parâmetros calculados com pólo distante 20 vezes .....	37
Tabela 3.10 – Parâmetros calculados com pólo distante 50 vezes .....	38
Tabela 3.11 – Valores de $\lambda$ estudados .....	40
Tabela 3.12 – Valores de convergência dos parâmetros do ensaio 26p1 .....	42
Tabela 3.13 – Média dos parâmetros obtidos por 2 métodos não-recursivos: .....	46
Tabela 3.14 – Valores médios em obtidos .....	48
Tabela 3.15 – Valores máximos e mínimos de $k$ e $ps$ .....	48
Tabela 3.16 – Valores dos limites de $a$ e $b$ .....	49

*Página em branco*

# Abreviaturas e Símbolos

FEUP - Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto

LSRE - *Laboratory of Separation and Reaction Engineering*

DEQ - Departamento de Engenharia Química

IPLeiria - Instituto Politécnico de Leiria

ESTG - Escola Superior de Tecnologia e Gestão

RIM - *Reaction Injection Molding*

TIM - *Thermoplastic Injection Molding*

PIV - *Particle Image Velocemetry*

PI - Controlador proporcional-integral

PID - Controlador proporcional-integral-derivativo

MIT - *Massachussets Institute of Technology*

MRAC - *Model Reference Adaptive Controllers*

ITAE - *Integral of Time multiplied by Absolute of the Error*

IAE - *Integral of absolute error*

ISE - *Integral of square error*

SBPA- Sequência binária pseudo-aleatória

*Página em branco*

# Capítulo 1

## Introdução

Este trabalho tem como principal motivação o desenvolvimento de um algoritmo de controlo adaptativo para a nova unidade RIM (Reacção Injecção e Modelagem) que está a ser construída em parceria entre a Fluidinova,S.A. , LSRE/FEUP e ESTG/IPLeiria.

RIM é um método de moldagem por injecção com reacção química utilizado na produção de peças plásticas de geometria complexa. É utilizado no fabrico de peças interiores e exterior de automóveis, mobiliário, ferramentas, etc. O princípio deste método é simples, mas de implementação precisa. Dois ou mais reagentes líquidos colidem na forma de jacto numa cabeça de mistura antes de entrarem no molde onde se dará o processo de polimerização [1]. Para garantir uma adequada homogeneização dos reagentes é necessário controlar a velocidade dos jactos para a diferença do *momentum* ( $\text{kg}\cdot\text{m/s}$ ) seja zero.



**Figura 1.1** - Unidade Industrial construída pelo ESTG/IPLeiria.

A incorporação do controlo adaptativo neste projecto tem grande importância de modo a garantir períodos largos de produção continua. Os reagentes utilizados no processo têm características físicas altamente dependentes da temperatura entre outros, pelo que é necessário que o sistema de controlo se adapte a estas variações, independente do reagente utilizado. Actualmente, quando algum dos reagentes altera as suas características de

viscosidade é necessário realizar uma re-afinação da máquina, desperdiçando tempo e reagentes.

## 1.1 - Especificação do processo

Para a realização dos ensaios experimentais foi utilizado um protótipo à escala piloto que se encontra no *Laboratory of Separation and Reaction Engineering* (LSRE) do DEQ da FEUP e com ele pretende-se estudar o processo em si e o seu controlo. Nesta unidade foram realizados ensaios por Teixeira (2000), por Santos (2003) e por Gonçalves (2008). Para a realização dos testes utilizou-se solução de glicerina, sempre em circulação, já que o se pretende é avaliar o sistema de controlo e não a qualidade da mistura dos reagentes e, conseqüente a qualidade da peça plástica obtida.



Figura 1.2 - Instalação Piloto.

O protótipo é constituído por: duas bombas de carretos (B1, B2) com os respectivos controladores; dois caudalímetros de massa (C1, C2); um sensor de pressão diferencial (PD); três tanques; três sensores de pressão diferenciais para medição do nível dos tanques (N1,N2, N3); um sensor de temperatura (T), uma cabeça de mistura.

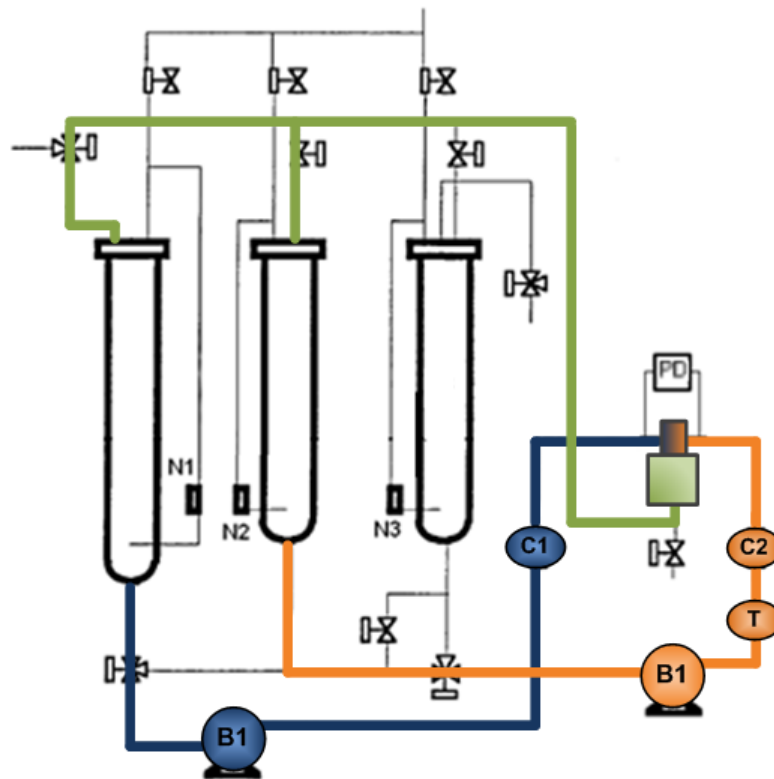


Figura 1.3 - Sinóptico do Processo

O controlo da mistura é realizado tendo como variável de controlo a leitura da pressão diferencial, PD, e actuando na velocidade de uma das bombas, enquanto a outra permanece com velocidade constante.

## 1.2 - Objectivos

Para este trabalho foram inicialmente definidos os seguintes objectivos:

- Selecção do tipo de sinal de excitação
- Identificação *off-line* dos parâmetros do modelo
- Identificação *on-line* dos parâmetros do modelo
- Ajuste automático dos parâmetros do modelo do controlador
- Ensaios de validação do algoritmo obtido.

O conhecimento adquirido neste trabalho será utilizado na máquina RIM industrial que está a ser construída em parceria entre a Fluidinova,S.A. , LSRE/FEUP e ESTG/IPLeiria.

### **1.3 - Organização da Tese**

Ao longo dos 5 capítulos que compõem este documento tenta-se expor o trabalho realizado, os problemas e os caminhos seguidos.

No capítulo 1 está de exposta a motivação para este trabalho assim como os objectivos proposto.

No capítulo 2 apresenta o estado da arte associada à tecnologia RIM, à Identificação do modelo, escolha de sinais de excitação e o controlo adaptativo.

O capítulo 3 contém todos os passos para a identificação do modelo, por métodos não-recursivos e a implementação e optimização do método de Mínimos Quadrados recursivos com memória exponencial.

No capítulo 4 é exposta a adaptação do modelo do sistema após identificação para o cálculo dos parâmetros do modelo do controlador através de Interpolação 3D.

Finalmente apresentam-se as conclusões e o trabalho futuro.

# Capítulo 2

## Estado da Arte

Neste capítulo é apresentada a tecnologia RIM e as suas vantagens face a outros métodos de injeção. São também apresentadas algumas teorias de identificação da planta do protótipo instalado nos laboratórios da FEUP e finalmente a descrição de métodos de controlo adaptativo.

### 2.1 - Processo RIM

RIM de *Reaction Injection Molding* (Reacção Injeção e Modelagem) é a designação atribuída ao método de moldagem por injeção reactiva e consiste na produção de peças plásticas de geometria complexa a partir de monómeros<sup>1</sup> ou oligómeros<sup>2</sup> de baixa viscosidade, directamente nos moldes. Neste método, os reagentes líquidos (poliois<sup>3</sup> e isocianatos<sup>4</sup>) são injectados numa cabeça de mistura, onde ocorre o escoamento para o molde, para que se realize neste a maior parte do processo de polimerização.

O RIM teve origem nos laboratórios da *Bayer AG* no ano de 1964, essencialmente para ser aplicado na indústria automóvel e mobiliária. Actualmente, surgem novas aplicações, como por exemplo materiais de construção (molduras para as janelas), ferramentas, equipamento recreativo, indústria aeronáutica. Todavia, é a indústria automóvel que continua com a maior cota de mercado [1;2].

O método RIM apresenta vantagens em relação a outros métodos de produção, como o é o caso da modelagem por injeção de termoplásticos (TIM de *Thermoplastic Injection Molding*), onde o polímero atinge o estado sólido por arrefecimento, ou a modelagem por injeção de termo-endurecíveis e a modelagem por vazamento de monómeros, que usam as

---

<sup>1</sup> molécula relativamente simples que pode reagir formando um polímero pela combinação com outra molécula de monómero

<sup>2</sup> substância composta por moléculas com uma pequena quantidade de monómeros de um ou mais tipos ligados de forma repetitiva.

<sup>3</sup> molécula com vários do grupos hidroxilos

<sup>4</sup> é o grupo funcional de átomos -N=C=O (nitrogênio, carbono e oxigênio).

altas temperaturas nas paredes do molde para activar o processo de polimerização. Ao contrário destes métodos de produção, o método RIM não necessita que as temperaturas entre os monómeros e o molde sejam diferentes e a reacção de polimerização é activada pelo contacto entre os monómeros que tem lugar na câmara de mistura. Macosko (1989) apresenta a baixa de viscosidade da mistura durante o enchimento do molde como uma das principais causas do crescimento deste processo. Neste sentido, se a viscosidade da mistura for suficientemente baixa, permite que uma máquina relativamente pequena possa fabricar peças grandes e com formas complexas, permitindo o lançamento de novos produtos para o mercado, com maior qualidade e menores custos. A juntar às vantagens já mencionadas, pode-se ainda referir que devido ao facto da injeção do líquido no molde se dar a baixas pressões e a baixas temperaturas, os moldes utilizados são mais leves e baratos já que não necessitam de ser estruturalmente tão rígidos e nem de circuitos de arrefecimento, o que torna este processo mais atractivo para a produção de peças em que as tiragens são reduzidas. Além disto, o processo RIM oferece vantagens a nível ambiental, uma vez que não necessita de utilizar solventes para a lavagem, bem como despende de um menor consumo de energia do que os processos concorrentes, devido às menores temperaturas e pressões envolvidas na operação de injeção [3;4].

No processo RIM é essencial obter uma boa qualidade de mistura entre os reagentes, de modo a que se possa atingir um alto grau de polimerização e, conseqüentemente boas propriedades do plástico [3;5]. Neste sentido a eficácia do processo RIM depende do momento de contacto entre os reagentes na cabeça de mistura. Todavia, as escalas de tempo extremamente reduzidas dificultam a obtenção do grau de mistura desejado [6]. O processo de mistura nesta máquina é designado por *impingement mixing*, isto porque a mistura entre reagentes realiza-se numa cabeça de mistura constituída por uma câmara de pequenas dimensões (geralmente cilíndrica), e por dois injectores que são colocados de maneira a que os jactos de reagentes sejam atirados um contra o outro. Uma vez que os jactos entram a grande velocidade na câmara e colidem, são sujeitos a uma desaceleração muito rápida, já que é realizada num espaço muito pequeno, o que provoca uma grande instabilidade para o escoamento que promove os mecanismos de mistura.

O número de *Reynolds* (*Re*) maior indica maior turbulência no escoamento, sendo necessário garantir um valor mínimo de 120, como demonstrado experimentalmente por Santos (2003) [7;8]. O número de *Reynolds* expressa-se pela seguinte equação:

$$Re = \frac{\rho v_{inj} d_{inj}}{\mu} \quad (1. 1)$$

sendo  $v_{inj}$  a velocidade média, nos injectores com um diâmetro  $d_{inj}$ , do fluído de densidade  $\rho$  e viscosidade  $\mu$ .

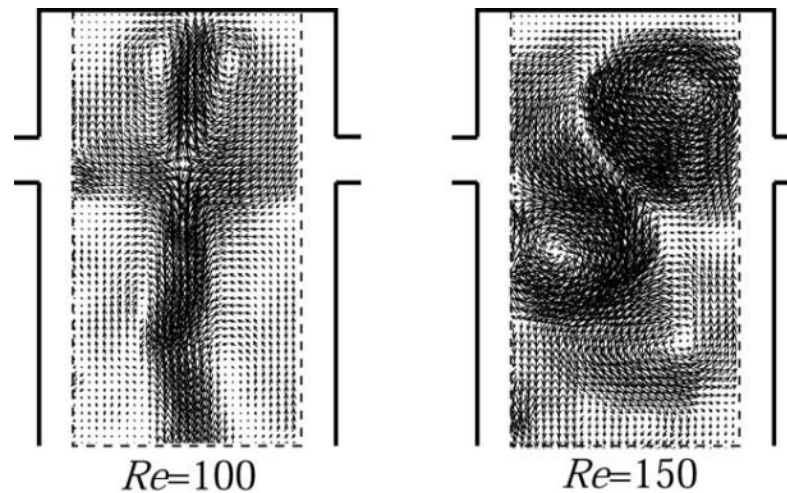


Figura 2.1 - Experiências de PIV. Injecção na unidade piloto utilizando a cabeça acrílica [7]

Na **Figura 2.1** é possível visualizar dois regimes de escoamento. No primeiro, com o valor de *Reynolds* abaixo do valor crítico, existe um escoamento paralelo e constante, caracterizado por fluir na direcção de saída da câmara de mistura de forma segregada, em duas metades no interior da câmara. Acima do *Reynolds* crítico o escoamento é caótico e caracterizado pela formação de vórtices abaixo da entrada dos jactos. Estes vórtices são responsáveis pela homogeneização da mistura.

## 2.2 - Algoritmos de identificação de modelos dinâmicos

Tendo este sistema um comportamento de um processo dinâmico é necessária a correcta e actualizada identificação, para que o dimensionamento do controlador seja eficaz.

Desta forma, inicialmente foi realizada uma identificação com base no algoritmo de Mínimos Quadrados Ordinários. No entanto, como o processo é variante no tempo torna-se necessária uma identificação *on-line*, pelo que foi utilizado um método recursivo de identificação. Devido ao baixo nível de ruído nas medidas efectuadas, os Mínimos Quadrados Recursivos são uma boa solução para a realização da identificação *on-line* [9].

### 2.2.1 Mínimos Quadrados Ordinários

Considerando o sistema com o seguinte modelo discreto:

$$A(q^{-1})y(k) = B(q^{-1})u(k) + e(k) \quad (2.1)$$

em que  $\{u(k)\}$  e  $\{y(k)\}$  são, respectivamente, os dados de entrada e de saída,  $e(k)$  é o erro da equação e

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{na} q^{-na}$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1 q^{-1} + \dots + b_{nb} q^{-nb}$$

$q^{-1}$  - Operador atraso unitário.

Para N observações

$$Y = X\theta + E \quad (2. 2)$$

sendo que

$$Y = [y(1) \quad \dots \quad y(N)]^T$$

$$x(k) = [-y(k-1) \quad \dots \quad -y(k-na) \quad u(k) \quad \dots \quad u(k-nb)]^T$$

$$X = [x(1) \quad \dots \quad x(N)]^T$$

$$\theta = [a_1 \quad \dots \quad a_{na} \quad b_0 \quad \dots \quad b_{nb}]^T$$

$$E = [e(1) \quad \dots \quad e(N)]^T$$

Minimizando-se a soma dos quadrados dos erros estaremos a minimizar a seguinte função:

$$S = \sum_{k=1}^N e^2(k) = \sum_{k=1}^N (y(k) - x^T(k)\theta)^2 \quad (2. 3)$$

Se a matriz  $(X^T X)^{-1}$  for invertível, obtém-se uma estimativa única e o estimador é dado pela expressão 2.4, cuja demonstração está referida por Åström & Wittenmark [10].

$$\hat{\theta} = (X^T X)^{-1} X^T Y. \quad (2. 4)$$

Se os erros tiverem um valor esperado nulo e uma matriz co-variância  $\sigma^2 I$ , o estimador de mínimos quadrados é o melhor estimador não enviesado e a co-variância da estimativa é  $cov(\hat{\theta}) = (X^T X)^{-1} \sigma^2$ . [10;11]

### 2.2.2 Mínimos Quadrados Recursivos com Memória Exponencial

A alteração da planta ao longo do tempo, devido à alteração das características físicas dos reagentes, torna necessária a identificação *on-line* do modelo para permitir o seguimento dos parâmetros ao longo do tempo. Uma das vantagens da utilização de algoritmos recursivos em relação aos não recursivos é a rapidez de convergência. Como desvantagem apresenta um maior número de operações por iteração, aumentando desta forma o tempo de processamento. [12].

Para o método seguir parâmetros variantes no tempo, será necessário associar um menor peso às observações mais antigas. A função minimizada por este método é a seguinte:

$$S = \sum_{k=1}^N \lambda^{N-k} e^2(k) = \sum_{k=1}^N \lambda^{N-k} (y(k) - x^T(k)\theta)^2 \quad (2. 5)$$

A  $\lambda$  dá-se o nome de factor de esquecimento, e está compreendido:  $0 < \lambda < 1$ .

A memória assintótica  $M$  dá-nos uma ideia do número de dados que influenciam a estimativa actual [13]:

$$M = \frac{1}{1-\lambda} \quad (2.6)$$

**Tabela 2.1 – Influência dos dados.**

$\lambda$	$M$
1	$\infty$
0.99	100
0.98	50
0.95	20

Assim, com  $\lambda$  pequeno o algoritmo é rápido a seguir alterações, pois pesa apenas os dados mais recentes. Enquanto com  $\lambda$  grande o algoritmo é mais preciso, embora mais lento já que pesa mais dados. Portanto, a escolha do valor de  $\lambda$  será um compromisso entre a sensibilidade das estimativas ao ruído e a capacidade em seguir as variações dos parâmetros.

As equações que definem este algoritmo estão demonstradas em Åström & Wittenmark [10], e são as seguintes:

$$K(k+1) = \frac{P(k)x(k+1)}{\lambda + x^T(k+1)P(k)x(k+1)}$$

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + K(k+1)[y(k+1) - x^T(k+1)\hat{\theta}(k)]$$

$$P(k+1) = \frac{1}{\lambda} \left[ P(k) - \frac{P(k)x(k+1)x^T(k+1)P(k)}{\lambda + x^T(k+1)P(k)x(k+1)} \right]$$

em que, a inicialização de  $\hat{\theta}(0)$  será o valor mais provável e  $P(0)$  uma medida da incerteza dessa estimativa (co-variância). No caso de não se dispor de qualquer informação, admite-se  $\hat{\theta}(0) = 0$  e  $P(0) = cI$  em que  $I$  é a matriz identidade e  $c$  é um número grande e positivo. [10;11]

### 2.3 - Escolha do sinal de excitação, aquisição de sinais e validação do modelo

Para uma boa identificação do modelo é fundamental ter dados de qualidade para utilizar de forma eficiente os algoritmos. Esta qualidade não depende apenas da imunidade

ao ruído do hardware de aquisição, mas depende também da correcta excitação do sistema. No caso da identificação *on-line* é ainda necessário supervisionar quando a identificação pode ser realizada, pois o sistema está a ser excitado, ou se é necessário “forçar” a excitação para avaliar se o modelo actual continua a ser o correcto.

### 2.3.1 - Condições mínimas para o sinal de excitação

Considerando o sistema com o seguinte modelo discreto:

$$A(q^{-1}) y(k) = B(q^{-1}) u(k) + D(q^{-1}) e(k) \quad (2.7)$$

cujos parâmetros foram estimados segundo da minimização do critério

$$S = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e^2(k, \theta) \quad (2.8)$$

$$D(q^{-1}) = 1 \quad (\text{dado o baixo nível de ruído nas medidas})$$

estes são únicos e fortemente consistentes se, entre outras condições,  $S$  for uma função estritamente convexa. Quando isto acontece, diz-se que o sistema é completamente identificável pelo sinal  $u(k)$  e o modelo (2.7). Se uma entrada não for capaz de excitar persistentemente a dinâmica do sistema durante o período de identificação, o sistema não é completamente identificável.

No caso da excitação ser realizada com ruído branco com variância  $\sigma^2$ , pode-se afirmar que a excitação persistente para qualquer ordem [14].

Mas existem casos em que não é fácil de gerar um sinal de ruído branco quando por exemplo estamos a trabalhar com um micro controlador de baixo poder de cálculo ou então este sinal, por outros motivos, não ser o mais adequado. Nesses casos uma solução é gerar uma sequência binária pseudo-aleatória. Pode-se provar que as sequências binárias pseudo-aleatórias têm excitação persistente para qualquer ordem se a ordem for menor que o período da sequência gerada [14].

Para que a dinâmica do sistema (2.7) seja continuamente excitada durante o período de identificação,  $u(k)$  deve ter excitação persistente de ordem  $n_a + n_b$  [14].

### 2.3.2 - Sequências binárias pseudo-aleatórias

As sequências binárias pseudo-aleatórias (SBPA), permitem a comutação do sinal de excitação entre dois níveis em torno do ponto de funcionamento, de uma forma aparentemente aleatória, tendo o sinal gerado uma densidade espectral aproximadamente constante até cerca de 0,3 vezes a frequência de amostragem ( $F_s$ ) do sistema [14].

A escolha do período de amostragem da sequência é um processo iterativo, já que não são conhecidos os pólos e os zeros. A amplitude do sinal deverá ser o mais pequena possível, pois o que pretendemos é encontrar uma aproximação linear em torno de um ponto de funcionamento, mas por outro lado suficientemente grande, para que o ruído no sinal de resposta se sobreponha à real resposta do sistema.

O período da sequência gerada é de  $2^N - 1$  em que  $N$  é o número de bits do registo e inicialmente pelo menos um dos bits do registo deve ser diferente de zero. A tabela 2.2 indica quais os bits que devem ser somados em função do número de bits do registo.

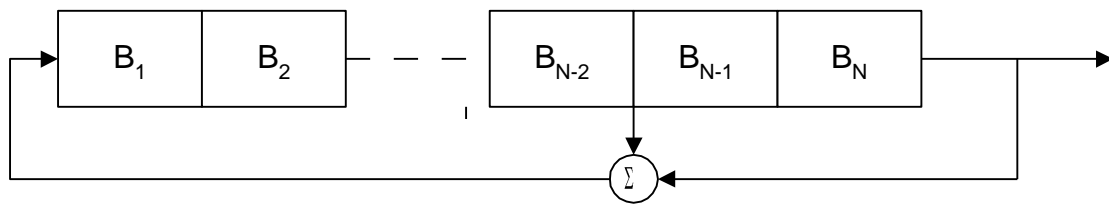


Figura 2.2 - Registo gerador de uma SBPA [14]

Tabela 2.2 – Bits a somar para se gerar uma SBPA [14]

nº de bits $N$	Bits a somar
2	1 e 2
3	1 e 3
4	3 e 4
5	3 e 5
6	5 e 6
7	4 e 7
8	4 e 8
9	5 e 9
10	7 e 10

### 2.3.3 - Validação do modelo

Para uma correcta validação dos parâmetros obtidos pelos algoritmos descritos nas secções anteriores um dos métodos possíveis, e que será o utilizado, é a recolha de pelo menos um segundo conjunto de dados, não utilizados na estimação dos parâmetros, e comparar a resposta do modelo identificado com a resposta do sistema nessa segunda amostra.

Para comparação entre vários modelos, obtidos com excitação de amplitudes ou quantidade de pontos diferentes será utilizada a seguinte expressão:

$$E_{Ponderado} = \frac{\sum_{k=1}^N (y(k) - y_{est}(k))^2}{(N \cdot Var(u))} \quad (2.9)$$

## 2.4 - Controlo Adaptativo

Nos casos em que a dinâmica do sistema se altera ao longo do tempo é necessária a utilização de algoritmos de controlo adaptativo. Estas alterações podem ser devidas à existência de não linearidades nos sensores e actuadores ou do próprio processo em si. Também podem derivar de fenómenos externos como alterações das condições ambientais. Nestes casos, o controlador óptimo para um determinado ponto de funcionamento pode não o ser para outros pontos de funcionamento.

### 2.4.1 - Model Identification Adaptive Controllers (MIAC)

Este tipo de controlo faz uma identificação do processo enquanto este decorre de forma a ajustar os parâmetros do controlador. Esta identificação *on-line* é realizada recorrendo, por exemplo, ao algoritmo apresentado na secção 2.2.2 - Mínimos Quadrados Recursivos com Memória Exponencial. Para esta identificação poderá ser necessário injectar excitação no sinal de controlo, pelas razões apresentadas em 2.3.1. No entanto, se for necessário realizar-se este processo, não perturba significativamente sistema.

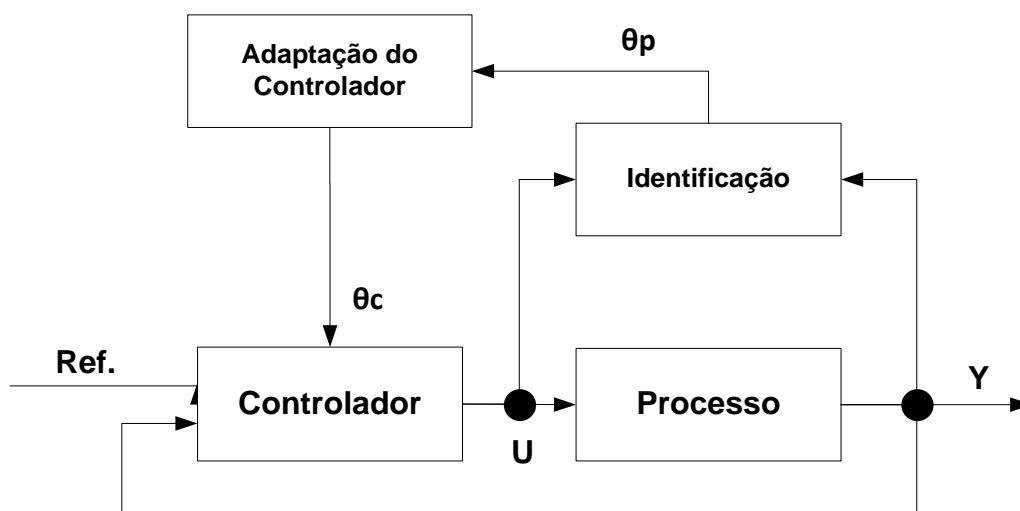


Figura 2.3 - Estrutura básica do MIAC

O MIAC é composto por duas malhas: a malha interior, que assegura a realimentação convencional do sistema e é constituída pelo processo e pelo controlador e a malha exterior

ou de adaptação, responsável pela identificação dos parâmetros modelo,  $\theta_p$ , supondo a estrutura do modelo fixa, e ainda por ajustar os parâmetros do controlador,  $\theta_c$ , com base no modelo identificado.

Uma das vantagens deste método é ser bastante flexível no que se refere à escolha das metodologias a utilizar no controlo e na identificação do modelo [2].

Para a adaptação do controlador um dos métodos possíveis é a interpolação trilinear que consiste em encontrar um ponto  $P(x,y,z)$  em função de uma grelha tridimensional caracterizada por 8 vértices em  $x,y,z$  corresponde aos parâmetros do modelo estimado, ou seja, o ganho do processo, a constante de tempo e o atraso, respectivamente. Este método implica a existência de uma base de dados com um mínimo de 8 modelos estimados, e respectivos parâmetros óptimos do controlador.

### 2.4.2 - Model Reference Adaptive Controllers - (MRAC)

Neste método, pretende-se que o comportamento do sistema (Planta) seja descrito por um Modelo de Referência, representado este modelo a resposta ideal do processo. Portanto, quando é sujeita a uma referência  $Ref.$ , a resposta real do sistema  $Y$  deverá ser aproximada à resposta obtida pelo modelo de referência,  $Y_m$ .

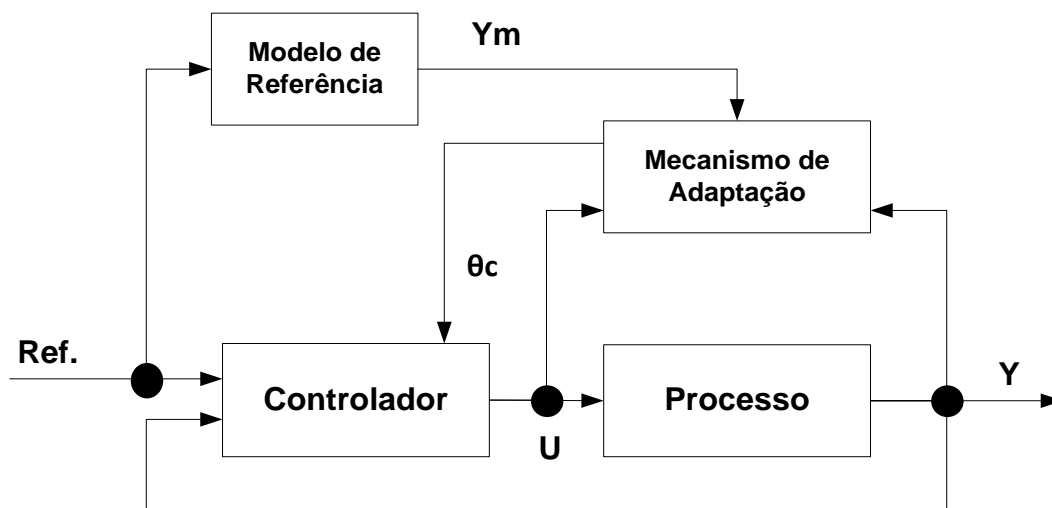


Figura 2.4 - Estrutura básica do MRAC

O MRAC é composto por duas malhas: a malha interior, que assegura a realimentação convencional do sistema e é constituída pelo processo e pelo controlador e a malha exterior, responsável por ajustar os parâmetros do controlador para que  $Y$  convirja para  $Y_m$ . Esta malha também é designada por malha de adaptação.

O mecanismo de adaptação actualiza os parâmetros do controlador, de forma a que o erro,  $e$ , entre a saída do modelo de referência e a saída do processo seja minimizado de acordo a regra do MIT [15]:

$$\frac{d\theta_c}{dt} = -\gamma e(\theta_c) \text{grad}_{\theta_c}(e) \quad (2. 10)$$

em que

$$\theta_c = [\theta_{c1} \quad \theta_{c2} \quad \dots \quad \theta_{cn}]^T$$

$$e(\theta_c) = Y(\theta_c) - Y_m$$

$$\text{grad}_{\theta_c}(e) \triangleq \left[ \frac{\partial e}{\partial \theta_{c1}} \quad \frac{\partial e}{\partial \theta_{c2}} \quad \dots \quad \frac{\partial e}{\partial \theta_{cn}} \right]^T$$

sendo  $\theta_c$  os parâmetros ajustados do controlador e  $\gamma$  o coeficiente de adaptação que permite definir a taxa de adaptação. Com a regra do MIT não se garante que o sistema em malha fechada seja estável e apenas tem boas performances quando o  $\gamma$  é um valor pequeno [2].

# Capítulo 3

## Identificação do Modelo

Para a correcta identificação do modelo é necessário caracterizar as entradas e saídas do processo. É também necessário fazer a correcta excitação do processo para que seja possível aplicar os algoritmos de identificação.

Neste capítulo são caracterizadas as variáveis do processo e seleccionada a Bomba sobre a qual se deve actuar. Na recolha de dados são utilizados dois tipos de excitação, o ruído branco de distribuição uniforme e sequências pseudo-aleatórias.

Por fim, implementam-se dois algoritmos de identificação, não-recursivo e recursivo, sendo que o não-recursivo tem como principal função dar a conhecer com maior rigor o processo, para que depois se possa validar o método recursivo.

### 3.1 - Processo

O protótipo em estudo é constituído por duas entradas e sete saídas, nomeadamente:

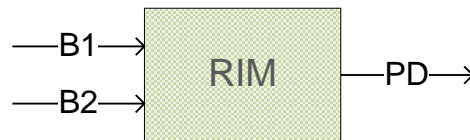
#### Entradas:

- Bomba 1 - B1 Tensão no Driver da Bomba 1.
- Bomba 2 - B2 Tensão no Driver da Bomba 2.

#### Saídas:

- Caudalímetro - C1 Medição do caudal mássico no injector 1.
- Caudalímetro - C2 Medição do caudal mássico no injector 2.
- Sensor de Pressão Diferencial - PD Medição da diferença de pressão à entrada da cabeça de injeção.
- Sensores de pressão diferenciais - N1
- Sensores de pressão diferenciais - N2 } Medição dos níveis dos tanques de reagentes.
- Sensores de pressão diferenciais - N3
- Sensor de temperatura - T Medição da temperatura do fluido em circulação.

Neste estudo será considerado o bloco funcional ilustrado na Figura 3.1, isto porque todas as outras saídas não são determinantes para o processo que pretendemos identificar, uma vez que N1, N2, N3 e T são saídas meramente informativas e C1 e C2 são utilizadas no regime de *startup* da mistura para colocação do sistema no ponto do funcionamento pretendido, na prática para arrancar com a mistura até próximo do número de *Reynolds* pretendido.



**Figura 3.1** - Bloco Funcional Simplificado da Máquina RIM

A metodologia adoptada para a realização dos testes compreende os seguintes passos:

1. Escolher a Bomba X a excitar.
2. Arrancar com a Bomba Y num valor de tensão fixo.
3. Arrancar com a Bomba X num valor de tensão, tal que  $PD \approx 0$ .
4. Deixar estabilizar o valor de PD.
5. Arrancar com a excitação na Bomba X.
6. Guardar os valores de B1, B2 e PD.

Desta forma apenas é estudada a dinâmica do sistema no regime de mistura, de um determinado ponto de funcionamento.

### 3.2 - Selecção da Bomba a Excitar

A selecção da melhor Bomba para excitar baseou-se na realização de ensaios com dois tipos de excitação: ruído branco de distribuição uniforme e sequência pseudo-aleatória.

O tempo de amostragem,  $T_a$ , escolhido para controlo do sistema é 0.05 segundos. A razão principal para este valor, deve-se a ser este o tempo mínimo para garantir comunicação entre a placa de aquisição e o computador a correr Windows XP. Após a realização de vários testes, este valor mostrou uma cadência mais exacta, sendo este facto importante no posterior controlo do sistema. Após a fixação deste valor verificou-se que, face ao pólo dominante do sistema, 0.05 seg. é um valor suficientemente baixo caso contrário seria necessário baixar o período de amostragem.

Em cada um dos ensaios o sistema é excitado durante 1280 ciclos, tendo sido considerado como o número de pontos suficientemente grande para a obtenção de uma boa amostragem de amplitude no sinal, em particular do sinal de ruído branco de distribuição uniforme.

Foi escolhido um ponto de funcionamento e ajustada a tensão das bombas para que  $PD=0$ . Esta condição e número de *Reynolds* crítico acima de 120 são as condições mínimas para que exista mistura.

### 3.2.1 - Excitação com ruído branco de distribuição uniforme

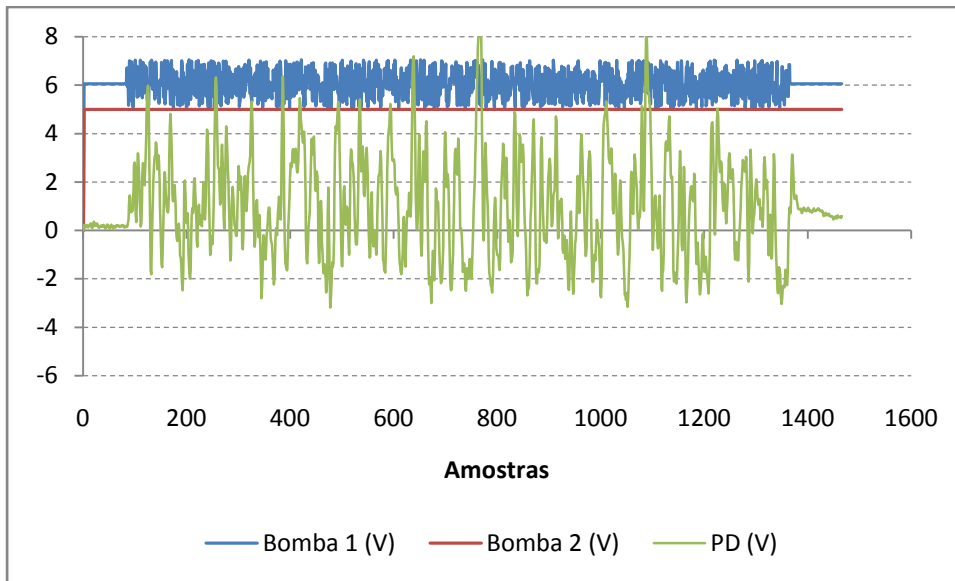
Estes ensaios foram realizados no ponto de funcionamento com  $Re=575$ , possível quando  $PD = 0$  e a Bomba 2 com uma tensão inicial de 5V.

Na Tabela 3.1 apresenta-se os resultados obtidos em 4 testes realizados, onde se verifica que após excitação o valor final é sempre diferente do que o inicial. Também interessante é o facto de se a Bomba excitada for a 1, o valor tende a aumentar, se a excitada for a Bomba 2, então o valor em regime de não excitação diminui.

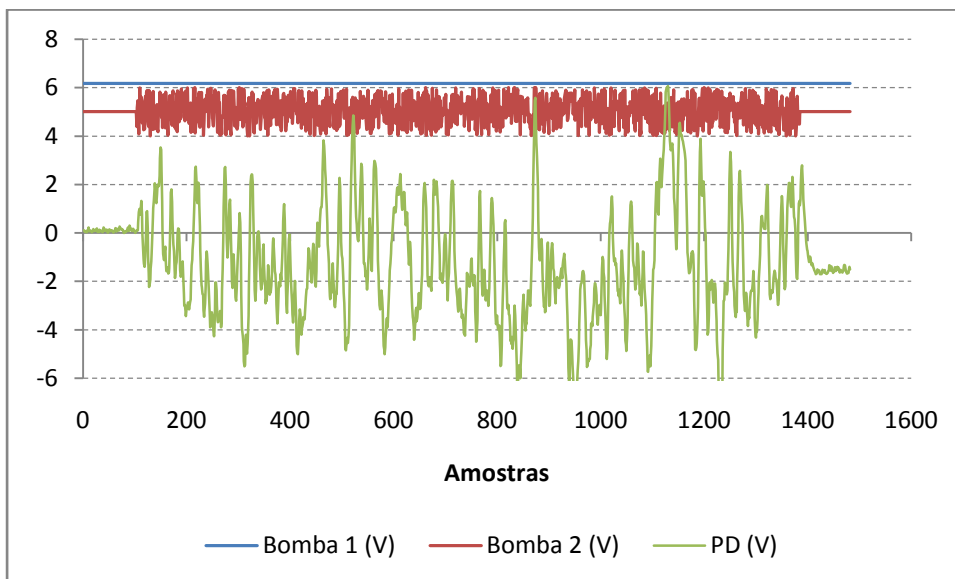
Tabela 3.1 – Resultado dos ensaios com sinal de ruído branco

Ensaio	$\Delta u$ (V)	$PD_{\text{médio}}$ (V)	$PD_{\text{inicial}}$ (V)	$PD_{\text{final}}$ (V)	$\Delta PD$ (V)
r20	B1 $\pm$ 1	0.94	0.176	0.506	-0.329
r21		0.50	-0.332	0.210	-0.542
r25	B2 $\pm$ 1	-1.20	0.098	-1.517	1.615
r26		-1.68	-0.312	-2.021	1.708

As figuras que se seguem demonstram com clareza este fenómeno da tendência da deriva do valor de PD consoante a bomba que é excitada. Ambas partem praticamente do mesmo valor inicial, mas o valor final é oposto e com maior variação na Figura 3.3.



**Figura 3.2** - Resposta de PD a um sinal de excitação aplicado em B1 com amplitude de  $\pm 1V$  ( $r20$ )



**Figura 3.3** - Resposta de PD a um sinal de excitação aplicado em B2 com amplitude de  $\pm 1V$  ( $r25$ )

### 3.2.2 - Excitação com sequências binárias pseudo-aleatórias

Estes testes foram realizados segundo o mesmo procedimento dos anteriores, alterando o tipo de sinal de excitação e respectiva amplitude.

Tabela 3.2 – Resultado dos ensaios com sequências binárias pseudo-aleatórias

Ensaio	$\Delta u$ (V)	$PD_{\text{médio}}$	$PD_{\text{inicial}}$	$PD_{\text{final}}$	$\Delta PD$
p20	$B1 \pm 0.25$	0.11	-0.486	-0.152	-0.334
p21		0.53	0.143	0.398	-0.254
p22	$B1 \pm 0.125$	0.30	0.270	0.271	-0.001
p23		-0.01	-0.160	0.035	-0.195
p25	$B2 \pm 0.25$	-0.25	-0.011	-0.742	0.731
p26		-0.63	-0.251	-1.277	1.026
p27	$B2 \pm 0.125$	0.06	0.030	-0.060	0.090
p28		0.02	0.162	-0.165	0.327

A primeira evidência é o facto de a deriva ter uma tendência repetitiva, apesar de no ensaio p22 e p27 a diferença é praticamente nula. Outro aspecto é  $\Delta PD$  ser, em módulo, superior nos testes realizados com uma maior amplitude.

A título de exemplo são apresentadas as respostas de 2 ensaios, escolhidos por terem o maior valor de  $\Delta PD$ .

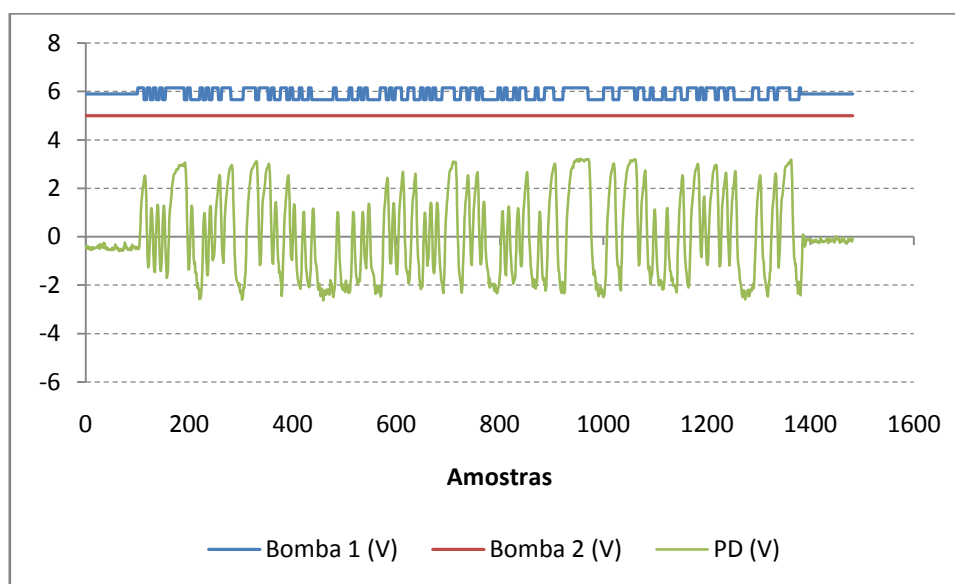
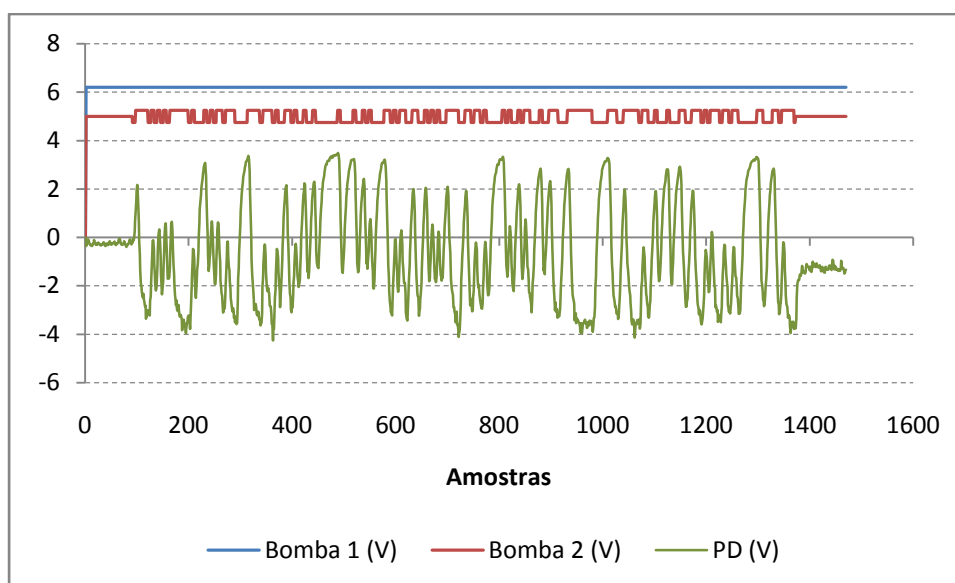


Figura 3.4 - Resposta de PD a um sinal de excitação aplicado em B1 com amplitude de  $\pm 0,25V$  (p20)



**Figura 3.5** - Resposta de PD a um sinal de excitação aplicado em B2 com amplitude de  $\pm 0,25V$  (p26)

### 3.2.3 - Análise de dados e Conclusões

Quando a excitação é realizada na Bomba 1, verifica-se que  $PD_{\text{médio}}$  está maioritariamente acima do intervalo entre  $[PD_{\text{inicial}}, PD_{\text{final}}]$ , tanto com excitação de ruído branco como com a sequência pseudo-aleatória. Esta tendência é agravada com o aumento de amplitude de  $\Delta u$ .

Quando a excitação é realizada na Bomba 2, o valor de  $PD_{\text{médio}}$  está dentro do intervalo  $[PD_{\text{inicial}}, PD_{\text{final}}]$ , logo temos uma resposta sem uma tendência pré-estabelecida.

Com base neste comportamento, a bomba escolhida para realização do controlo será a Bomba 2, pois apesar da deriva do sistema, esta confere melhor comportamento na resposta de PD.

## 3.3 - Recolha de Dados em 3 Pontos de Funcionamento

Estes ensaios têm como objectivo, a recolha de dados em 3 pontos de funcionamento distintos, para que se verifique se o comportamento do sistema é similar em diferentes pontos de funcionamento.

Para a realização destes ensaios, seguiu-se o seguinte procedimento:

1. Arrancar com a Bomba 2 no valor em testes, 5, 6 e 7 V.
2. Arrancar com a Bomba 1 num valor de tensão, tal que  $PD \approx 0$ .
3. Deixar estabilizar o valor de PD.
4. Arrancar com a excitação da Bomba 2 durante 512 ciclos.
5. Desligar excitação

Na excitação com ruído branco são produzidos 4 tipos de sinal. A variável *rep* representa o número de ciclos que o valor de  $u(k)$  é mantido igual, sendo *rep* igual a 1,2,3 ou 4. Com este ensaio pretende-se variar a gama de frequências presentes no sinal de excitação, limitando um pouco as altas frequências, em função do aumento de *rep*.

Nestes ensaios, os sinais foram amostrados de forma diferente. Foi utilizada uma funcionalidade da placa de aquisição que permite o acesso a 128 amostras do sinal de resposta,  $y(k)$ , por cada 0,05 seg. Outra alteração foi a recolha de 512 amostras, ou seja 65536 pontos amostrados. Teremos, portanto, 512 actualizações do valor  $u(k)$  o que continua a ser suficiente para obter uma boa amostragem do comportamento do sistema.

A realização dos ensaios foi realizada com o reagente nas seguintes condições:

**Tabela 3.3 – Condições do Reagente**

	Valor
Viscosidade	21.5 mPa.s
Temperatura	26.1 °C
Densidade	1,18 kg/l

Nos próximos três subcapítulos são apresentadas respostas consideradas mais elucidativas do comportamento do sistema em cada ponto de funcionamento.

### 3.3.1 - Ponto de Funcionamento $B2_{ini}=5V$ com $Re=575$

Neste ponto de funcionamento, o comportamento do sinal PD nas zonas sem excitação é estável, é praticamente ausente de oscilações.

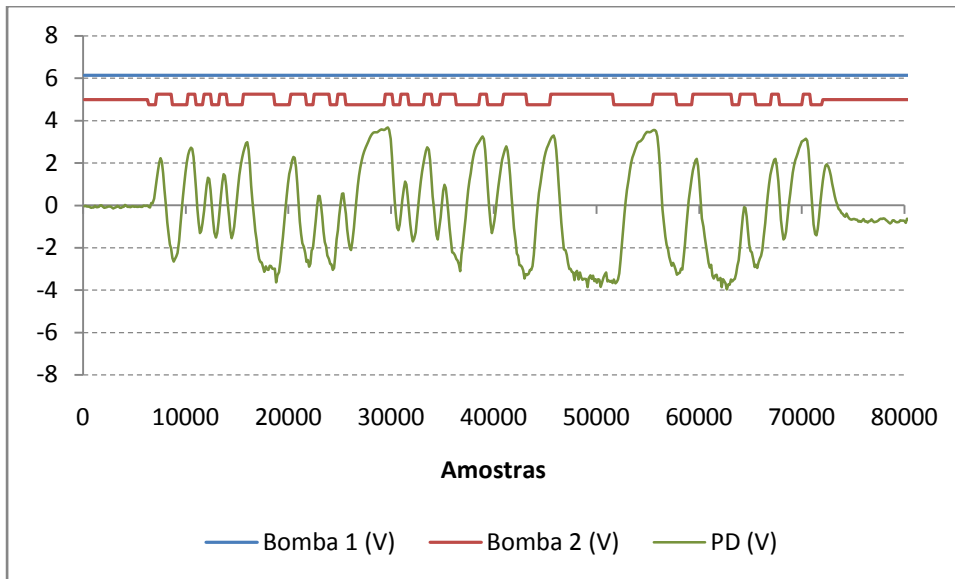


Figura 3.6 - Excitação pseudo-aleatória  $\Delta B2 = \pm 0.25V$  (26p2)

### 3.3.2 - Ponto de Funcionamento $B2_{ini} = 6V$ com $Re = 710$

Comparando as estabilidades dos sinais PD, apenas nos pontos não excitados, é possível verificar uma grande diferença entre estes dois pontos de funcionamento. A Figura 3.6 e a Figura 3.7 foram sujeitas a um sinal de excitação semelhante e é bastante evidente a diferença de comportamento do sinal PD, antes e depois de aplicado o sinal de excitação.

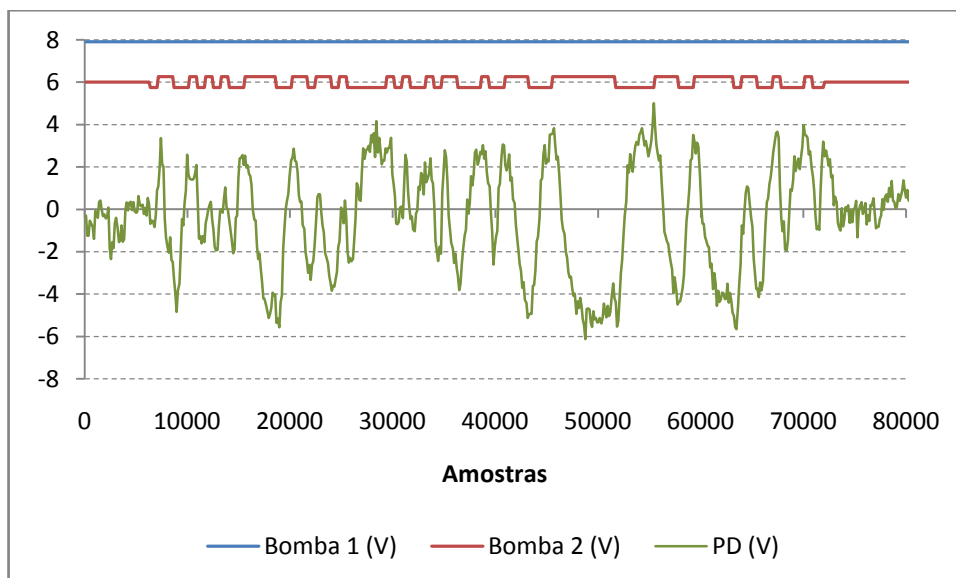
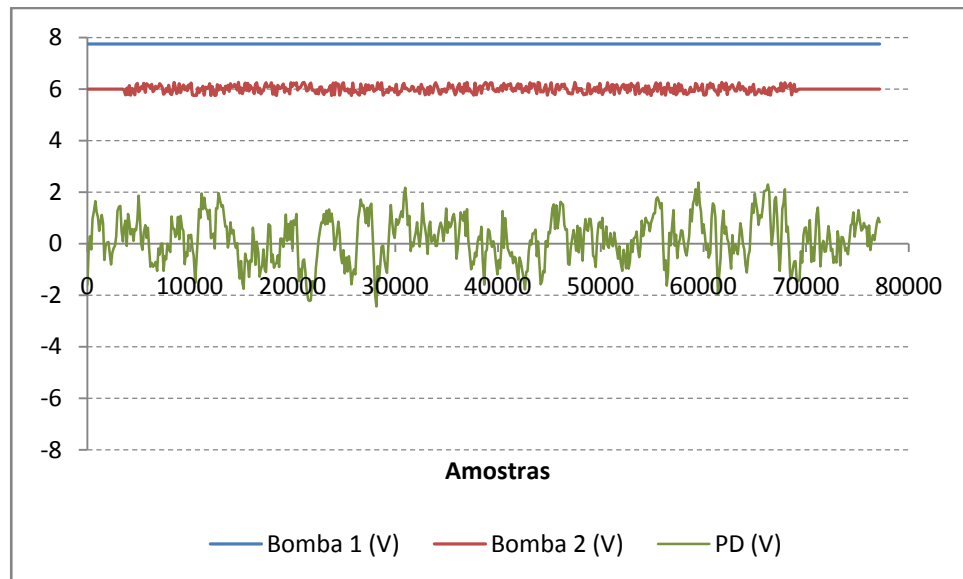


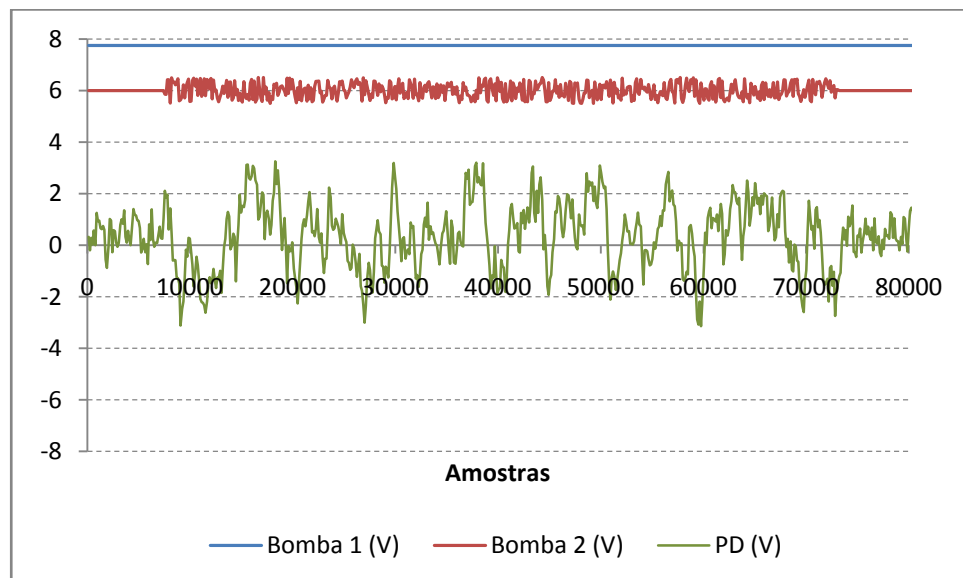
Figura 3.7 - Excitação pseudo-aleatória  $\Delta B2 = \pm 0.25V$  (23p132552)

No caso do ensaio 23r133745, Figura 3.8, não é possível distinguir por inspeção da figura, diferenças no sinal PD resultante da forte oscilação nas zonas não excitadas e da pouca amplitude do sinal de excitação.



**Figura 3.8** - Excitação com ruído branco  $\Delta B2=\pm 0.25V$  (23r133745)

Mesmo aumentando a amplitude para o dobro, mantém-se o mesmo problema, conforme de expõe na Figura 3.9.



**Figura 3.9** - Excitação com ruído branco  $\Delta B2=\pm 0.5V$  (23r134033)

Neste ponto de funcionamento os testes com sinal excitação ruído branco de amplitude  $\pm 0.25V$  e  $\pm 0.5V$ , não são úteis para identificação do modelo.

### 3.3.3 - Ponto de Funcionamento $B_{2ini}=7V$ com $Re=820$

Como era de esperar, por analogia com o ponto de funcionamento anterior, os valores de PD nas zonas não excitadas têm uma forte oscilação.

O limite de medição do sensor de pressão diferencial, PD, é de  $\pm 10V$ , e em alguns casos apresentados de seguida, este valor foi ultrapassado, saturando, e inviabilizando a utilização dos dados recolhidos, nas amplitudes em que saturou.

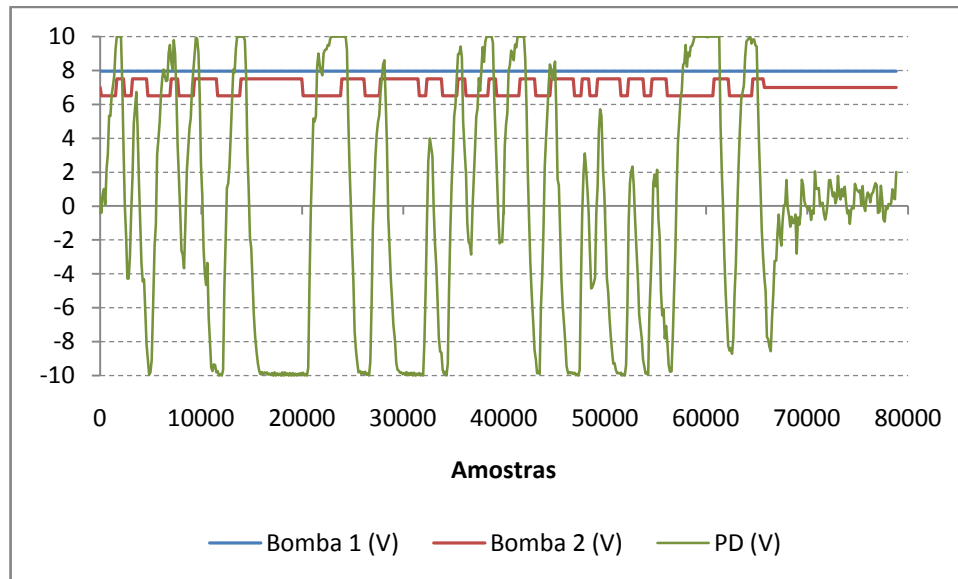


Figura 3.10 - Excitação pseudo-aleatória  $\Delta B_2 = \pm 0.5V$  (23p145510)

### 3.3.4 - Análise de Dados e Conclusões

Relativamente aos pontos de funcionamento  $B_2=6V$  e  $B_2=7V$ , nas zonas não excitadas, início e fim, o sinal de PD é muito mais instável. Este comportamento é, provavelmente, devido ao carácter amplificador do aumento da velocidade dos jactos, porque apesar de PD se manter em torno de 0, o valor da velocidade aumentou 20 e 30% respectivamente. Assim, a partir desta secção será estudado apenas o ponto de funcionamento  $B_2=5V$ .

Um comportamento não esperado do sistema é o facto do aumento do valor de  $B_2$  para mudança do ponto de funcionamento não ser acompanhado proporcionalmente por  $B_1$ , como resumido na Tabela 3.4

Tabela 3.4 – Valores da tensão nas bombas.

Bomba 2 (V)	Bomba1 (V)
5	5.8
6	7.8
7	8.0

Não foi encontrada uma justificação factual para este comportamento.

### 3.4 - Mínimos Quadrados - Determinação de Parâmetros

Com base no estudos realizados por Gonçalves[2], aproximou-se a função de transferência do processo à de um sistema de primeira ordem com atraso com função de transferência dada pela seguinte expressão:

$$p(s) = K_p \frac{e^{-T s}}{1 + \tau s}$$

sendo  $K_p$  o ganho do processo em Volt/Volt,  $\tau$  a constante de tempo em segundos e  $T$  o atraso em segundos. A razão para esta escolha deveu-se ao facto deste modelo se ajustar bem à resposta ao degrau e ser bastante simples e com poucos parâmetros para estimar.

Na utilização do algoritmo de mínimos quadrados é necessário retirar o ponto de funcionamento para que sejam consideradas apenas as variações em relação a este.

Apesar de ter disponível 128 pontos de  $y(k)$  a cada 50ms, apenas é possível actualizar um valor de  $u(k)$ .

Considerando  $T_m$ , o período de amostragem do buffer de 128 pontos:

$$T_m = \frac{0.05}{128} \text{ (seg.)}$$

e  $T_a$  o período de amostragem do sistema:

$$T_a = 0.05 = 128 \cdot T_m \text{ (seg.)}$$

ou seja,

$$\text{Atraso} = D \cdot T_a + d \cdot T_m \text{ (seg.)}$$

a equação às diferenças correcta é:

$$y((i + 1) \cdot T_a) = a \cdot y(i \cdot T_a) + b \cdot u(i \cdot T_a - \text{Atraso})$$

que é equivalente a:

$$y((i + 1) \cdot T_a + \text{Atraso}) = a \cdot y(i \cdot T_a + \text{Atraso}) + b \cdot u(i \cdot T_a)$$

$$\begin{aligned}\Leftrightarrow y((i+1).T_a + D.T_a + d.T_m) &= a.y(i.T_a + D.T_a + d.T_m) + b.u(i.T_a) \\ \Leftrightarrow y((i+D+1).T_a + d.T_m) &= a.y((i+D).T_a + d.T_m) + b.u(i.T_a)\end{aligned}$$

Substituindo o termo  $T_a$ , temos:

$$\Leftrightarrow y(((i+D+1)128 + d)T_m) = a.y(((i+D)128 + d)T_m) + b.u(i.128.T_m)$$

Deixando de explicitar  $T_m$ :

$$\begin{aligned}\Leftrightarrow y((i+D+1)128 + d) &= a.y((i+D)128 + d) + b.u(i.128) \\ u=1,2,\dots,N; D=0,1,\dots,M; d=0,1,\dots,127;\end{aligned}$$

em que  $a$ , corresponde ao pólo discreto em  $Z$  :

$$a = e^{-T_a/\tau}$$

e  $b = kp.(1 - a)$ .

Foi criado um algoritmo para pesquisa do valor do *Atraso*, que minimiza o  $E_{Ponderado}$ :

$$E_{Ponderado} = \frac{\sum_{k=1}^N (y(k) - y_{est(k)})^2}{(N \cdot Var(u))} \quad (2.9)$$

em que,  $E_{Ponderado}$  corresponde ao somatório do quadrado da diferença entre o valor estimado e o real, dividido pelo número de pontos, para que não dependa se tem mais ou menos pontos na amostra e dividido pela variância de  $u(k)$  visto serem utilizados sinais de excitação com amplitudes diferentes desta forma são tomadas em consideração estas variações.

A Figura 3.11 ilustra a variação do  $E_{Ponderado}$  em função do atraso, onde se percebe que o valor óptimo para o atraso é 608.

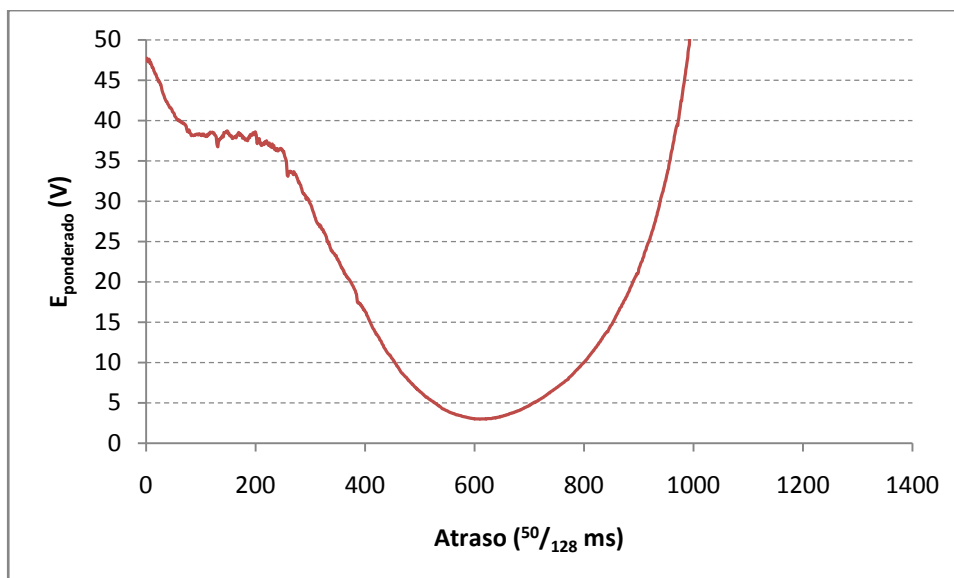


Figura 3.11 - Erro em função do atraso (26p1)

A Figura 3.12 apresenta a influência do atraso nos valores de  $a$  e  $b$ . A partir de  $atraso=1010$  o valor de  $a$  não faz sentido já que a encontra-se limitado entre  $[0;1]$  porque o sistema é estável.

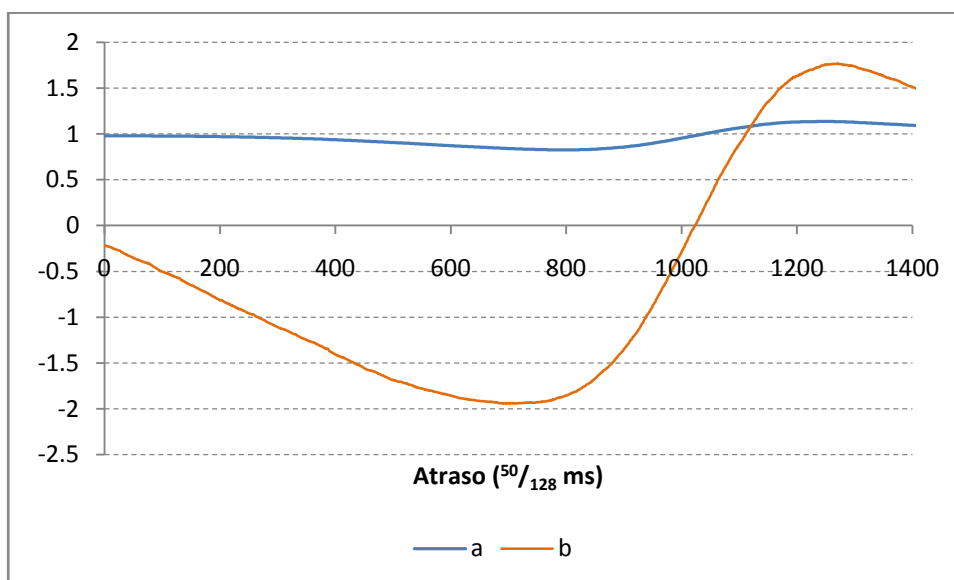


Figura 3.12 - Parâmetros  $a$  e  $b$  em função do atraso (26p1)

Nos próximos subcapítulos serão apresentadas três formas distintas de retirar o ponto de funcionamento. Para cada uma delas foram calculados os respectivos parâmetros óptimos.

### 3.4.1 - Ponto de funcionamento médio

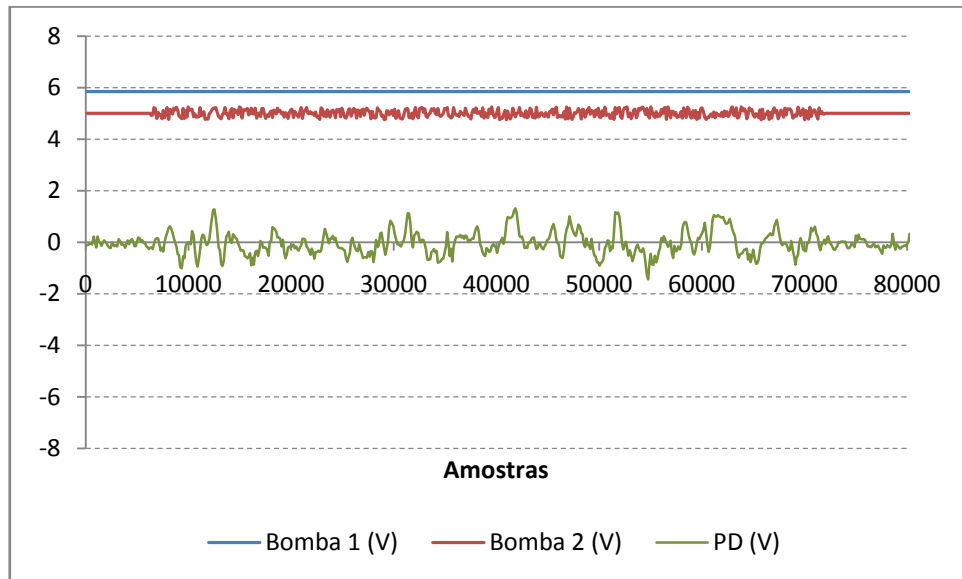
Neste método, é calculada a média do sinal de  $u(k)$  e  $y(k)$ , e subtraída aos sinais. Os parâmetros obtidos estão apresentados na Tabela 3.5.

Tabela 3.5 – Parâmetros obtidos, retirado o ponto de funcionamento médio

Excitação	Ensaio	Rep.	D	d	a	b	$E_{ponderado}$
r.b. $\pm 0.25V$	23r150729	1	2	112	0.843248	-0.82032	5.05
	23r150809	2	3	1	0.828691	-1.14485	5.43
	23r150844	3	3	2	0.847359	-1.65860	5.63
	23r150921	4	3	2	0.847359	-1.65860	6.37
r.b. $\pm 0.50V$	23r151001	1	3	102	0.896648	-0.73560	4.81
	23r151038	2	3	126	0.869788	-1.20119	4.95
	23r151111	3	3	114	0.872077	-1.50058	3.24
	23r151153	4	4	18	0.839764	-1.70643	4.73
r.b. $\pm 1V$	23r151229	1	2	99	0.911593	-0.77844	4.31
	23r151305	2	3	4	0.880846	-1.36897	3.13
	23r151544	3	3	4	0.868070	-1.86826	2.85
	23r151629	4	3	4	0.868070	-1.86826	5.08
pseudo $\pm 0.125V$	26p5		4	7	0.859505	-2.02347	10.06
	26p6		3	127	0.852421	-2.30331	4.03
	26p7		3	87	0.875285	-2.12892	2.83
pseudo $\pm 0.25V$	26p1		4	96	0.867328	-1.87338	2.97
	26p2		4	100	0.860420	-1.95105	2.71
	26p3		4	101	0.869217	-1.80303	6.26
pseudo $\pm 0.50V$	23p150218		3	1	0.863275	-1.87819	5.21
	23p150339		2	113	0.862703	-1.97201	2.38
	23p150435		2	101	0.864911	-1.90991	1.82

Logo à partida são excluídos os dados recolhidos com excitação de ruído branco de amplitude  $\pm 0.25V$ , visto a resposta excitada ter uma amplitude pequena face à parte da resposta não excitada. Examinando, por exemplo o ensaio 23r150729, Figura 3.13 a zona inicial não excitada tem um valor pico-a-pico de 0.88V, enquanto que a zona excitada de tem 2,32V de valor pico-a-pico, portanto apenas 2.6 vezes maior que o valor sem excitação. Para

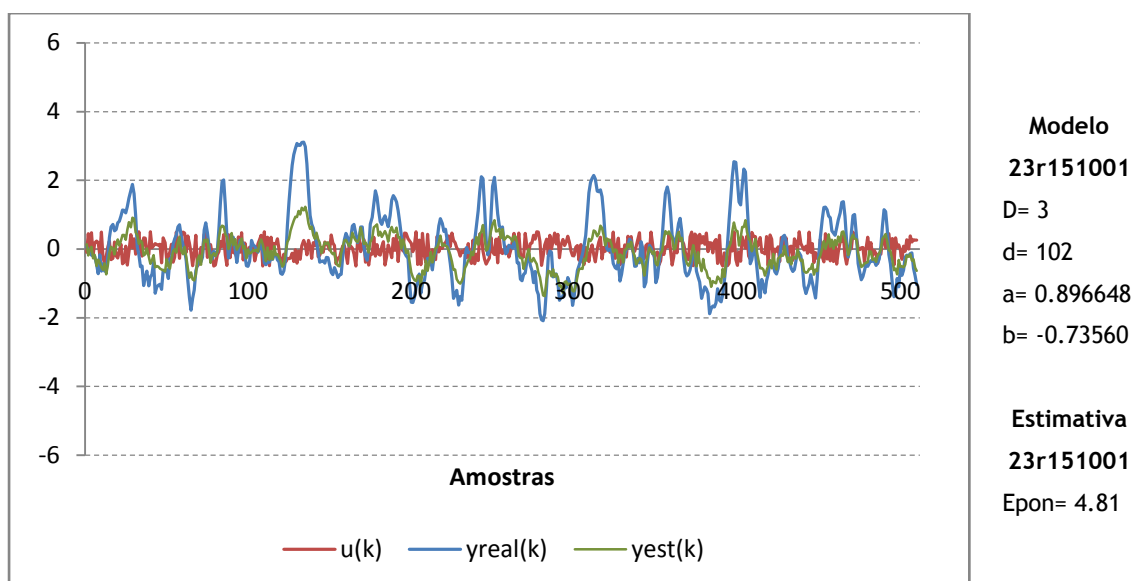
que um sinal tenha alguma robustez face ao ruído, geralmente deverá ser no mínimo 5 vezes superior em amplitude ao valor do ruído.



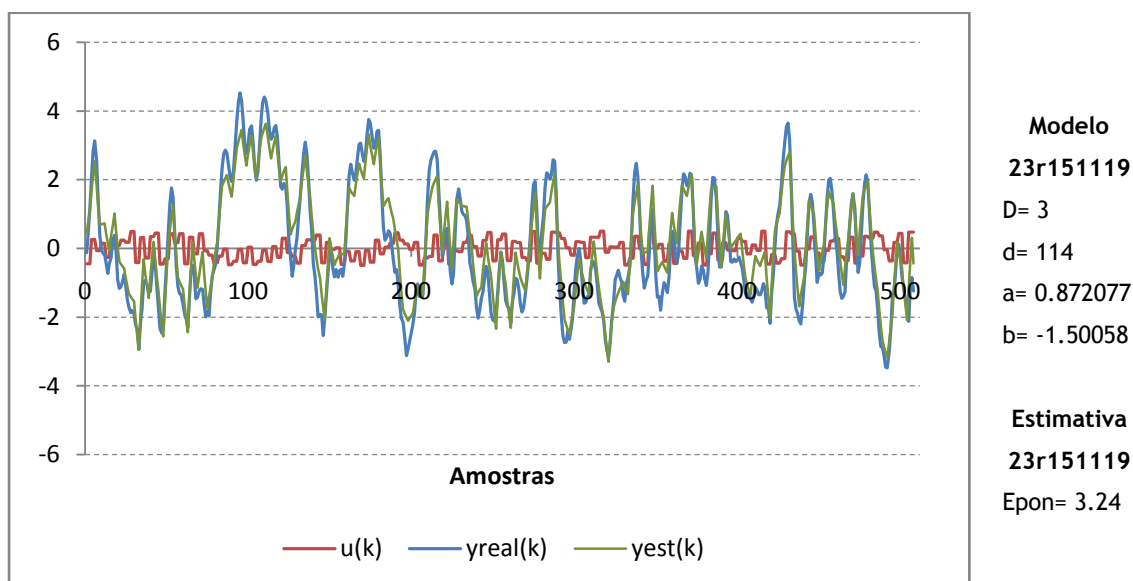
**Figura 3.13** - Excitação com ruído branco  $\Delta B2 = \pm 0.25V$  (23r150729)

Relativamente aos ensaios com excitação de ruído branco com amplitudes superiores, o modelo obtido com base em  $u(k)$  com 3 repetições é o que tem o erro de estimação menor, como é visível na Figura 3.14 e Figura 3.15. Com a repetição do valor de  $u(k)$  durante apenas 1 ciclo a resposta estimada nunca atinge os picos da resposta real, isto porque, na aquisição de dados o sistema não tem tempo de estabilizar na última ordem dada em  $u(k)$ .

No caso em que o modelo foi obtido tendo como base a repetição durante 3 ciclos, Figura 3.15, a resposta estimada já acompanha os picos, sendo que com amplitude  $\pm 0.5V$  e  $\pm 1V$ , é com este valor de repetições que a diferença entre a resposta estimada e a real é menor.

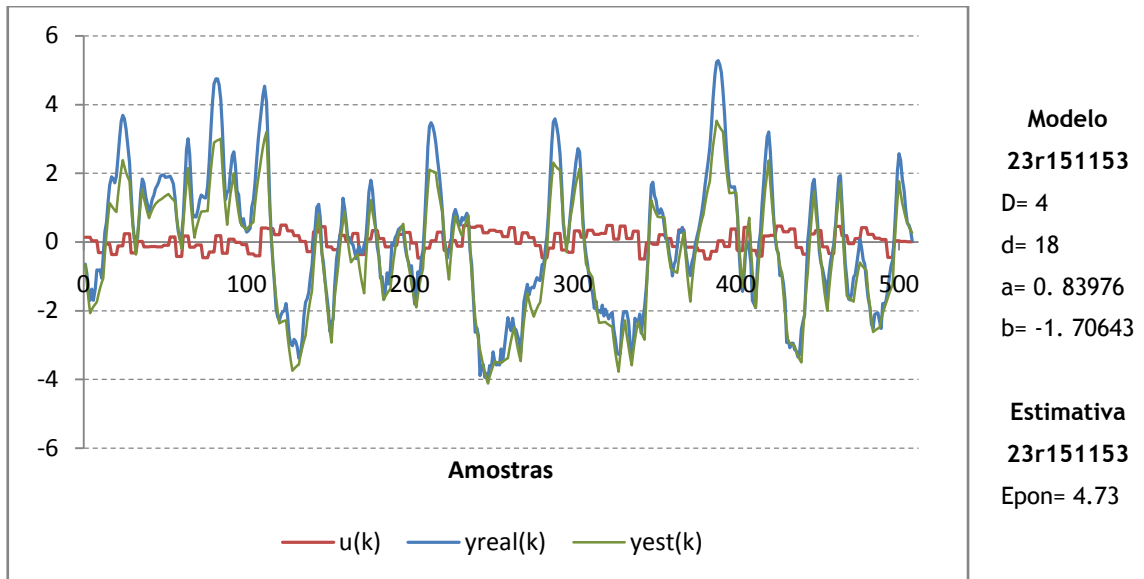


**Figura 3.14** - Resposta ao sinal de excitação ruído branco com amplitude  $\pm 0.50V$  e 1 ciclo de repetição comparada com o modelo obtido com mesmo conjunto de dados (ensaio 23r151001)



**Figura 3.15** - Resposta ao sinal de excitação ruído branco com amplitude  $\pm 0.50V$  e 3 ciclos de repetição comparada com o modelo obtido com mesmo conjunto de dados (ensaio 23r151119)

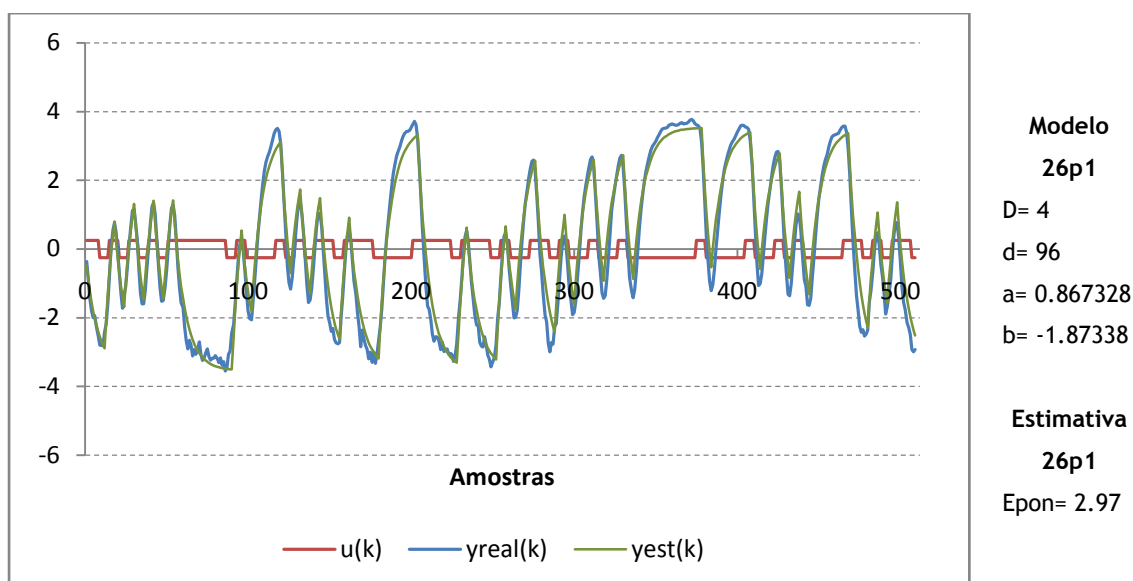
Seria de esperar que com 4 ciclos de repetição os parâmetros obtidos fossem semelhantes a 3 ciclos, já que o sistema teria ainda mais tempo para estabilizar. Mas não é isto que acontece, já que o erro nas duas amplitudes é maior. Esta diferença está bem ilustrada na Figura 3.16.



**Figura 3.16** - Resposta ao sinal de excitação ruído branco com amplitude  $\pm 0.50V$  e 4 ciclos de repetição comparada com o modelo obtido com mesmo conjunto de dados (ensaio 23r151153)

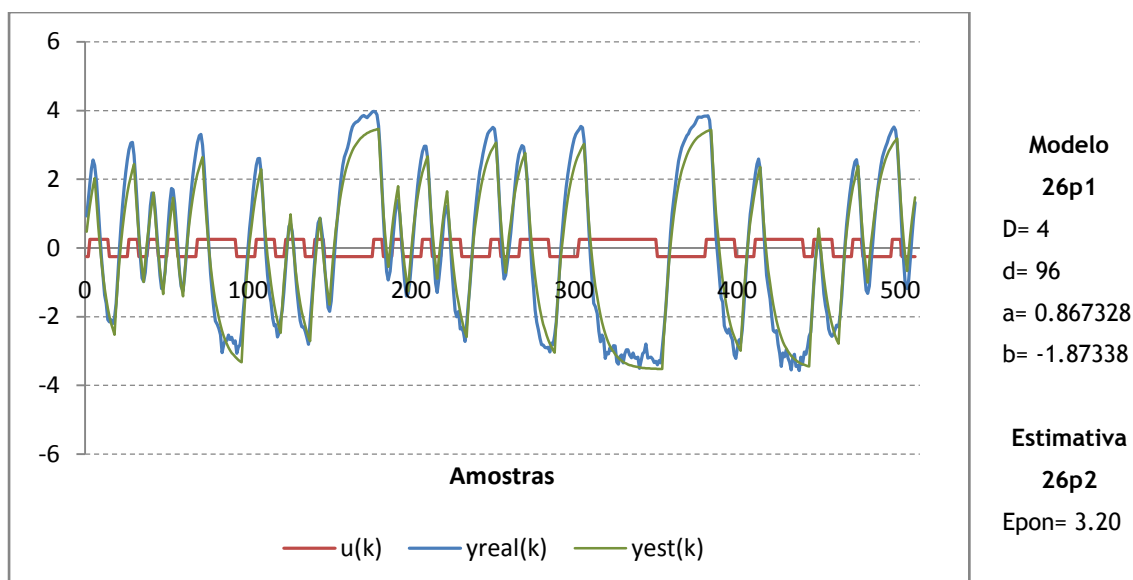
Relativamente ao modelo adquirido com base em dados com excitação pseudo-aleatória, os valores de  $a$  e  $b$  são semelhantes independentemente da amplitude da excitação. A título ilustrativo, as próximas figuras apresentam a resposta estimada com os dados que lhe deram origem, Figura 3.17, e o modelo testado noutra conjunto de dados, Figura 3.18.

Para uma correcta validação do modelo deve-se comparar as respostas com os modelos obtidos com outro conjunto de dados, pois o facto de se comparar com o próprio poderá fazer com que algum fenómeno não-linear seja modelizado e o valor do erro da estimativa é baixo, mas o modelo não é válido para outros conjuntos de dados.



**Figura 3.17** - Resposta ao sinal de excitação pseudo-aleatória com amplitude  $\pm 0.25V$  comparada com o modelo obtido com mesmo conjunto de dados (ensaio 26p1)

Na Figura 3.18 temos a resposta ao sinal de excitação pseudo-aleatória com do ensaio 26p2 comparada com o modelo obtido com o conjunto de dados do ensaio 26p1.



**Figura 3.18** - Resposta ao sinal de excitação pseudo-aleatória com amplitude  $\pm 0.25V$  comparada com o modelo obtido com outro conjunto de dados (ensaios 26p2 e 26p1)

O modelo ajustou-se muito bem ao novo conjunto de dados, pois apesar do erro ser um pouco superior, a diferença não é significativa.

### 3.4.2 - Ponto de funcionamento com deriva linear

Como evidenciado no capítulo 3.3 - o valor de  $PD_{inicial}$  não é o mesmo de  $PD_{final}$ . O cálculo do ponto de funcionamento com deriva linear da resposta  $y(k)$ , será por determinação da recta que ajusta  $PD_{inicial}$  e  $PD_{final} = 0$ .

Os parâmetros obtidos estão apresentados na Tabela 3.6.

**Tabela 3.6 – Parâmetros calculados, após retirar o ponto de funcionamento com deriva linear**

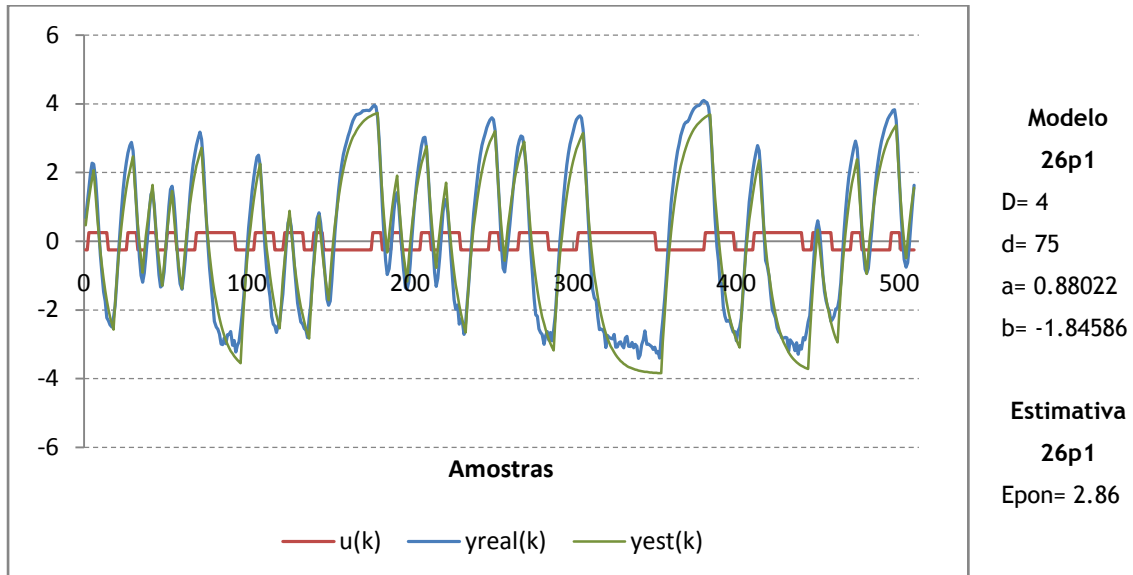
Excitação	Ensaio	Rep.	D	d	a	b	$E_{pon}$
±0.50V	23r151001	1	3	102	0.898771	-0.73251	5.18
	r.b. 23r151038	2	3	111	0.875240	-1.20173	4.62
	23r151111	3	3	95	0.896642	-1.47091	6.08
	23r151153	4	4	25	0.835144	-1.72366	4.02
± 1V	23r151229	1	3	98	0.912979	-0.77686	4.33
	r.b. 23r151305	2	4	3	0.882593	-1.36980	3.43
	23r151544	3	4	3	0.875162	-1.85801	4.59
	23r151629	4	3	120	0.874146	-1.97697	4.81
pseudo ± 0.125V	26p5		4	82	0.873791	-2.05591	2.46
	26p6		4	93	0.862642	-2.24870	2.92
	26p7		4	86	0.875975	-2.14481	2.49
pseudo ± 0.25V	26p1		4	75	0.880225	-1.84586	2.86
	26p2		4	104	0.858555	-1.95519	2.84
	26p3		4	104	0.865606	-1.83150	4.00
pseudo ± 0.50V	23p150218		3	115	0.864420	-1.90626	1.80
	23p150339		3	112	0.861023	-1.98207	1.68
	23p150435		3	90	0.870987	-1.90175	1.86

O valor do erro de estimação, em geral, diminuiu sendo que nos casos de excitação pseudo-aleatória com erro mais alto, baixou para o nível dos restantes.

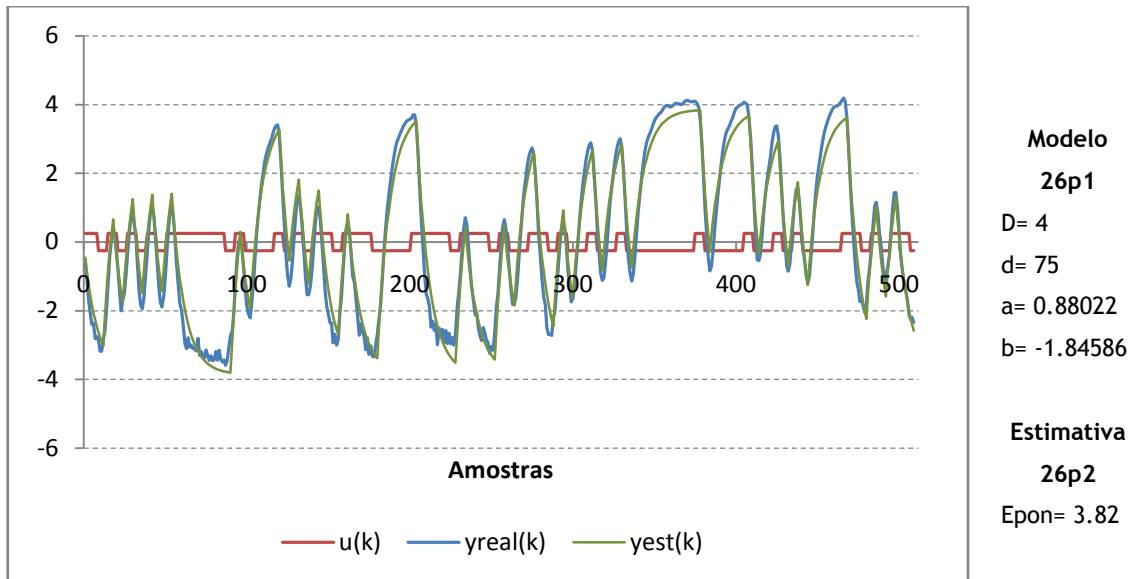
Nos ensaios realizados com excitação pseudo-aleatória, é interessante notar a diferença no valor do atraso nos testes realizados em dias diferentes. Os testes com o código 26p... estão no intervalo [4-75;4-104], enquanto que os testes com o código 23p... têm um atraso inferior, [3-90;3-115]. Esta variação deve-se a condições ambientais diferentes, que influenciam a viscosidade dos reagentes e conseqüentemente o modelo do processo. É este o tipo de alterações que deverão ser adaptadas pelo algoritmo recursivo de identificação *on-line*.

A utilização de excitação pseudo-aleatória origina modelos com menor erro de estimação, razão pela qual a partir desta secção, apenas se realiza a identificação do modelo com base neste tipo de excitação.

Como exemplo prático da implementação deste método, a Figura 3.19 e Figura 3.20 ilustram a diferença entre a resposta real e a estimada, com os dados que deram origem ao modelo e um segundo conjunto de dados.



**Figura 3.19** - Resposta ao sinal de excitação pseudo-aleatória com amplitude  $\pm 0.25V$  comparada com o modelo obtido com mesmo conjunto de dados (ensaio 26p1)



**Figura 3.20** - Resposta ao sinal de excitação pseudo-aleatória com amplitude  $\pm 0.25V$  comparada com o modelo obtido com outro conjunto de dados (ensaios 26p2 e 26p1)

### 3.4.3 - Ponto de funcionamento retirado com o recurso a filtros

Os métodos apresentados anteriormente para retirar o ponto de funcionamento, são válidos quando se pretende identificar o modelo no modo *off-line*. No entanto, pretende-se implementar um procedimento *on-line*, pelo que nesta secção será realizado o dimensionado do filtro passa-baixo, responsável por estimar a componente DC dos sinais  $u(k)$  e  $y(k)$ , ou seja o ponto de funcionamento, cuja a implementação em código é realizada da seguinte forma:

$$\begin{aligned} f_{LP}(0) &= y(0) \\ f_{LP}(k) &= \alpha f_{LP}(k-1) + (1-\alpha)y(k-1), \quad k > 1 \end{aligned} \quad (3.1)$$

$$y^*(k) = y(k) - f_{LP}(k) \quad (3.2)$$

em que  $\alpha$  é o pólo discreto do filtro. O filtro de  $u(k)$  é implementado de forma análoga.

Foram testados 3 valores de  $\alpha$ , afastados 10, 20 e 50 vezes do pólo contínuo em  $s$  do modelo do sistema:

$$ps = \frac{\ln(a)}{T_a} \quad (3.3)$$

em que ao valor de  $a$  correspondem os valores encontrados pelos métodos anteriores,  $T_a$  é o período de amostragem igual a 0.05 seg. Para que o pólo do filtro esteja afastado 10 vezes, temos a seguinte equação para determinação do pólo contínuo do filtro:

$$F_S = \frac{p^S}{10} \quad (3.4)$$

finalmente é necessário passar novamente para o domínio discreto:

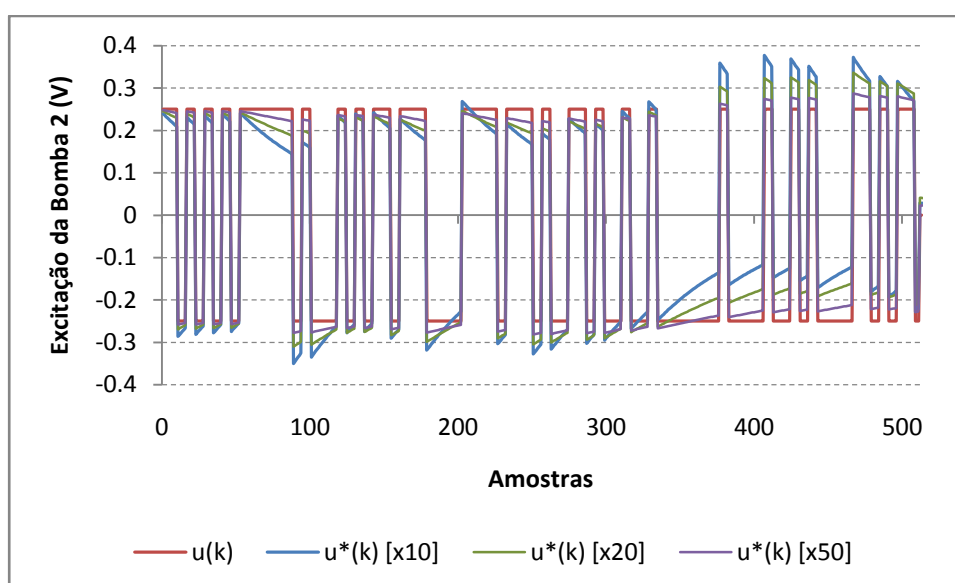
$$F_Z = e^{F_S \frac{T_a}{128}} \quad (3.5)$$

O resultado da aplicação destas equações aos vários valores de  $a$  têm como médias os seguintes valores  $\alpha$  para cada caso:

**Tabela 3.7 – Pólos discretos**

$\bar{\alpha}$	
10x	0.999888869
20x	0.999944433
50x	0.999977773

A Figura 3.21 ilustra um exemplo da aplicação deste filtro ao sinal  $u(k)$  do ensaio 26p1:



**Figura 3.21 - Aplicação do filtro com vários  $\alpha$**

Nas próximas 3 tabelas são expressos os parâmetros do modelo, aplicando o filtro passa-baixo com 3 frequências de corte diferentes:

Tabela 3.8 – Parâmetros calculados com pólo distante 10 vezes

Excitação	Ensaio	D	d	a	b	E <sub>pon</sub>
pseudo ± 0.125V	26p5	4	82	0.874025	-2.0454	2.63
	26p6	4	93	0.861747	-2.2351	2.84
	26p7	4	86	0.875678	-2.1146	2.72
pseudo ± 0.25V	26p1	4	86	0.873869	-1.83709	2.82
	26p2	4	100	0.8599523	-1.94085	2.66
	26p3	4	87	0.8709517	-1.80150	3.35
pseudo ± 0.50V	23p150218	3	112	0.865345	-1.89552	1.92
	23p150339	3	112	0.860642	-1.96757	1.68
	23p150435	3	100	0.865505	-1.89987	1.89

Tabela 3.9 – Parâmetros calculados com pólo distante 20 vezes

Excitação	Ensaio	D	d	a	b	E <sub>pon</sub>
pseudo ± 0.125V	26p5	4	82	0.874093	-2.05356	2.60
	26p6	4	93	0.861847	-2.24297	2.93
	26p7	4	86	0.875742	-2.12327	2.70
pseudo ± 0.25V	26p1	4	86	0.874618	-1.84050	3.16
	26p2	4	103	0.859251	-1.94806	2.89
	26p3	4	87	0.872176	-1.80555	3.71
pseudo ± 0.50V	23p150218	3	112	0.865364	-1.89913	2.16
	23p150339	3	112	0.861376	-1.97210	1.97
	23p150435	3	100	0.866723	-1.90345	2.26

Tabela 3.10 – Parâmetros calculados com pólo distante 50 vezes

Excitação	Ensaio	D	d	a	b	$E_{pon}$
pseudo $\pm 0.125V$	26p5	4	76	0.876486	-2.04929	2.58
	26p6	4	93	0.862202	-2.24561	3.14
	26p7	4	86	0.875632	-2.12727	2.72
pseudo $\pm 0.25V$	26p1	4	90	0.874462	-1.83887	4.30
	26p2	4	100	0.860399	-1.94656	3.60
	26p3	4	87	0.875317	-1.80171	4.65
pseudo $\pm 0.50V$	23p150218	3	115	0.864654	-1.90217	2.72
	23p150339	3	112	0.862939	-1.96877	2.64
	23p150435	3	104	0.867763	-1.89998	3.50

Comparando este método com o método *off-line* da deriva linear, os resultados são bastante semelhantes, relativamente ao erro na estimação, pelo que a utilização do filtro-passa baixo está validado enquanto método *on-line* para retirar o ponto de funcionamento.

O filtro que apresenta menor erro entre a estimativa e a realidade é o filtro 10 vezes afastado do pólo contínuo da planta, razão pela qual será o utilizado nos estudos seguintes.

Como exemplo ilustrativo da aplicação deste método, as seguintes figuras apresentam os dados 23p150339, o conjunto de dados que apresenta o menor erro. O sinal de  $y(k)$  apresentado também passa pelo mesmo filtro, pelo que passa-se a chamar  $y_{realF}(k)$ .

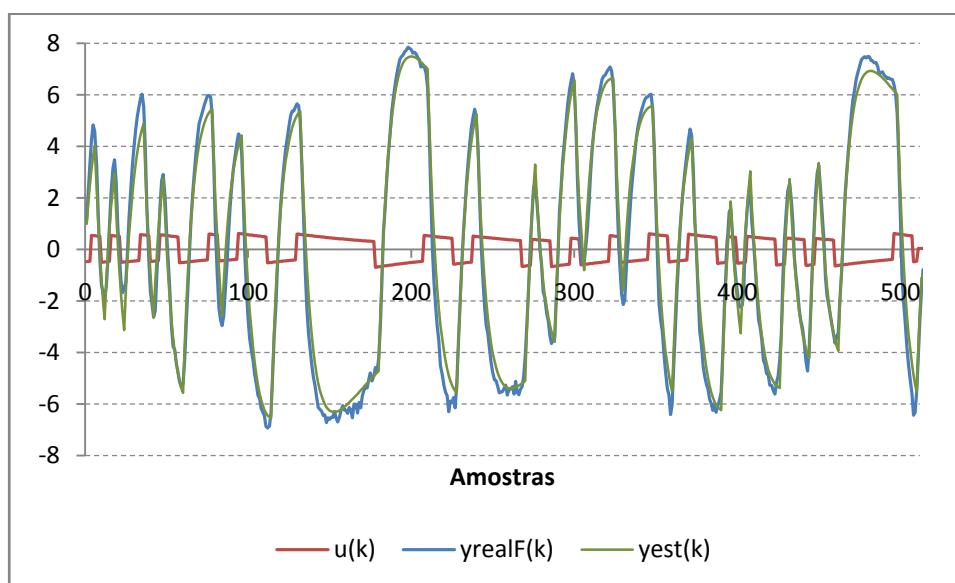


Figura 3.22 - Estimativa de 23r150339, com filtro de 10 vezes

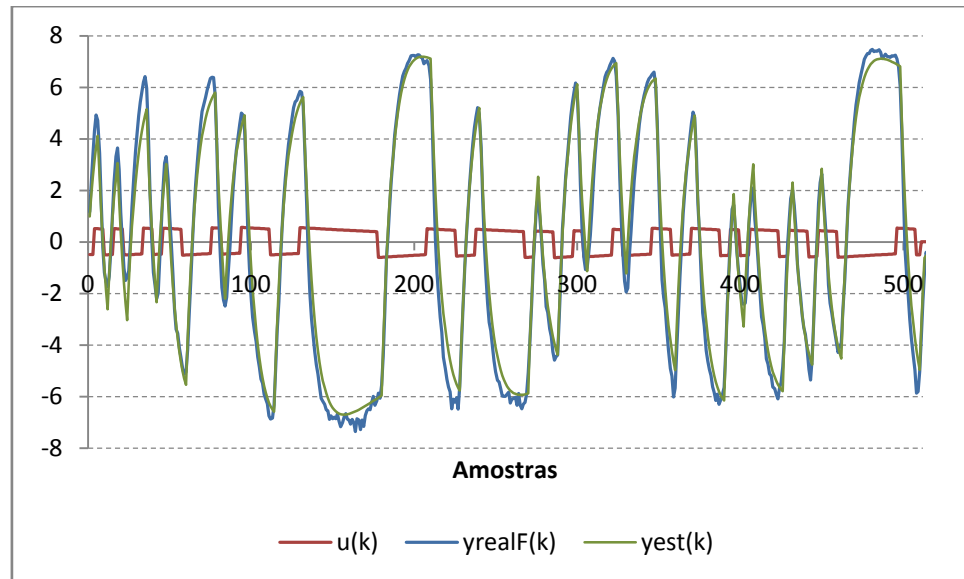


Figura 3.23 - Estimativa de  $23r150339$ , com filtro de 20 vezes

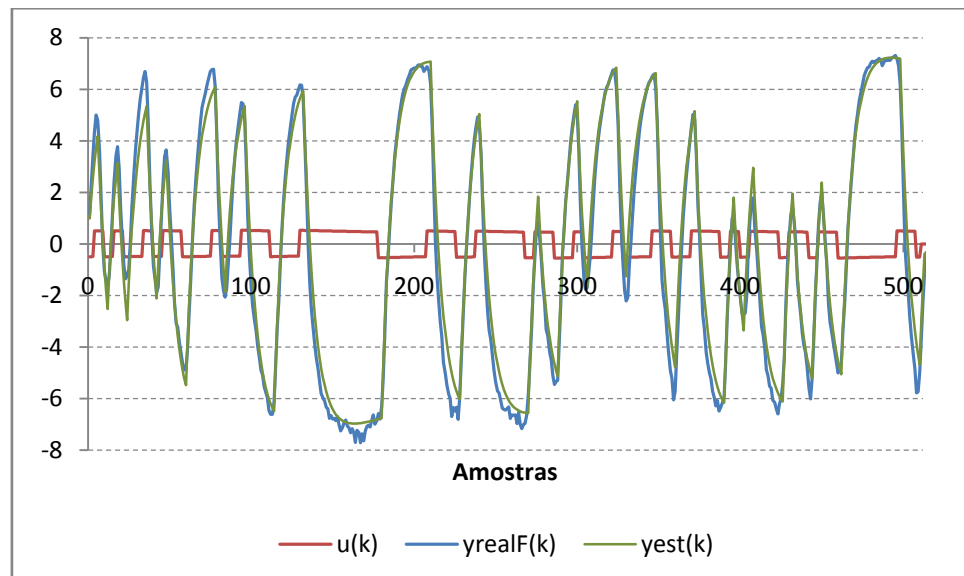


Figura 3.24 - Estimativa de  $23r150339$ , com filtro de 50 vezes

Os resultados são muito semelhantes, não havendo uma clara distinção entre os 3.

### 3.5 - Mínimos Quadrados Recursivos - Identificação *on-line*

Esta secção trata o estudo realizado em torno da implementação, dimensionamento e teste do algoritmo de identificação *on-line* por meio dos mínimos quadrados recursivos.

Para o dimensionamento foi necessário calcular o melhor factor de esquecimento, que equilibrasse a robustez do algoritmo face ao ruído e a rapidez de convergência. Depois avaliar o número de pontos necessários para determinação do valor de comutação, assim como estabelecer o valor mínimo a partir do qual existe excitação.

A par dos mínimos quadrados, é monitorizado o valor do atraso e adaptado o seu valor de modo a acompanhar-se o valor mínimo de 3 estimativas com atraso diferente. O último passo do dimensionamento foi dotar o algoritmo de limites nos valores dos parâmetros, para que o algoritmo não divirja da zona onde sabemos estar a solução correcta.

Foram realizados testes de robustez do algoritmo implementado, através da inicialização das variáveis com valores errados e avaliados os tempos que o algoritmo demora a convergir.

### 3.5.1 - Determinação do Factor de Esquecimento

O factor de esquecimento,  $\lambda$ , foi escolhido com base na realização de várias experiências, a fim de encontrar o equilíbrio entre a consistência do algoritmo face ao ruído e a sua rapidez na convergência.

**Tabela 3.11 – Valores de  $\lambda$  estudados**

$\lambda$
0,990
0,995
0,998
0,999

Foi implementado o método de mínimos quadrados recursivos segundo as equações:

$$K(k+1) = \frac{P(k)x(k+1)}{\lambda + x^T(k+1)P(k)x(k+1)}$$

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + K(k+1)[y(k+1) - x^T(k+1)\hat{\theta}(k)]$$

$$P(k+1) = \frac{1}{\lambda} \left[ P(k) - \frac{P(k)x(k+1)x^T(k+1)P(k)}{\lambda + x^T(k+1)P(k)x(k+1)} \right]$$

inicializadas com:

$$a=0 ; b=0 ; P = \begin{bmatrix} 99 & 0 \\ 0 & 99 \end{bmatrix}$$

O valor do atraso considerado foi o obtido pelo método de mínimos quadrados ordinários, utilizando um filtro 10 vezes afastado do pólo contínuo da planta,  $D=4$  e  $d=86$ . Os sinais  $u(k)$  e  $y(k)$  são filtrados pelo filtro passa-baixo com  $\alpha = 0.999888869$ .

Para avaliação do factor de esquecimento foram monitorizadas 4 variáveis: a convergência de  $a$ ,  $b$ ,  $P[0,0]$  e  $P[1,1]$ .

O parâmetro  $a$ , converge rapidamente e mantém-se estável.

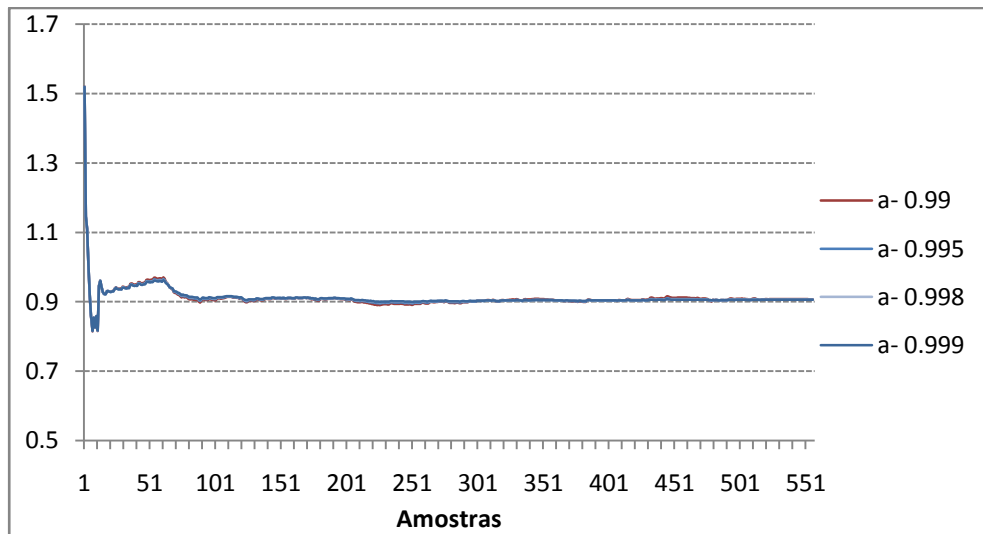


Figura 3.25 - Convergência de  $a$  (26p1)

O parâmetro  $b$  tende a estabilizar num valor perto de -1.7 com o aumento do factor de esquecimento, isto porque embora mais lento pesa mais dados.

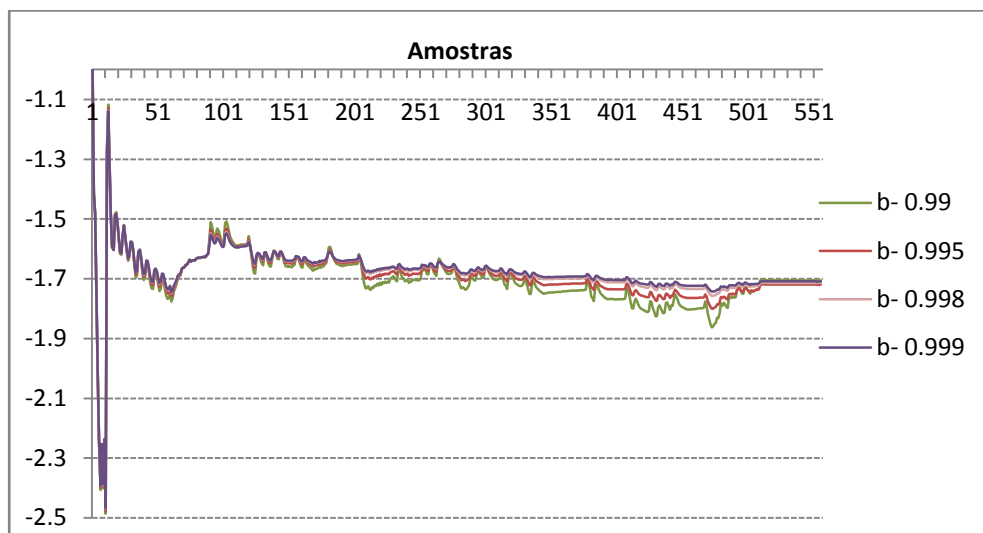


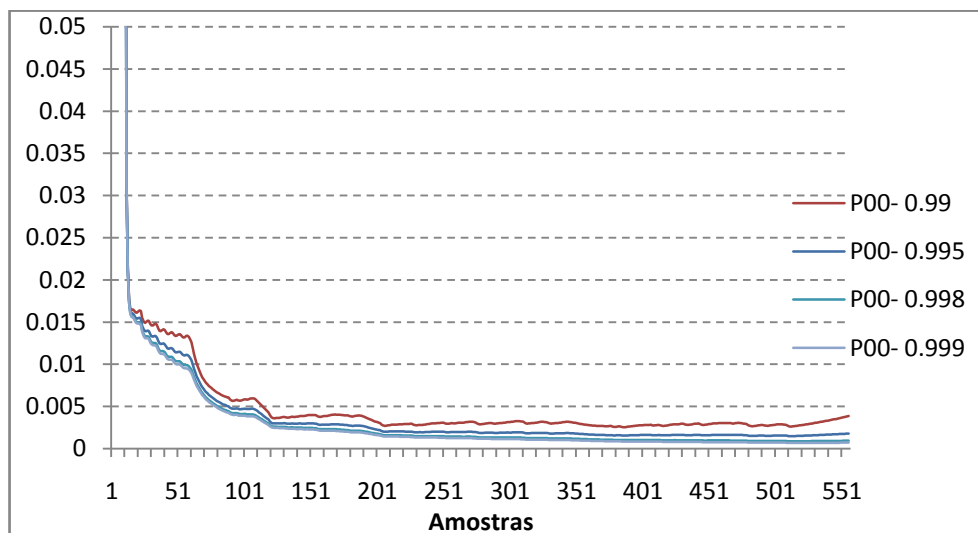
Figura 3.26 - Convergência de  $b$  (26p1)

Os valores parâmetros, calculados pela média dos valores no final da convergência, entre a amostra 400 até à 500.

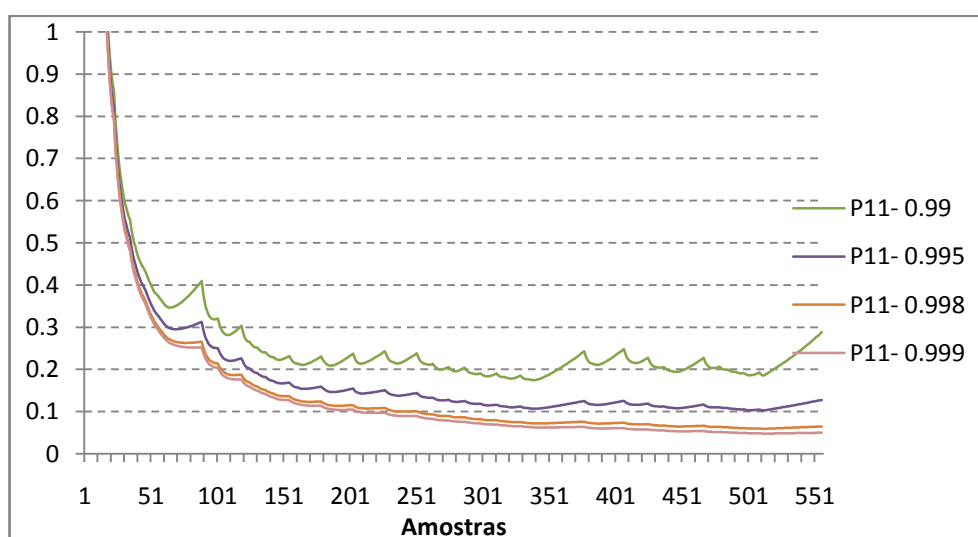
Tabela 3.12 – Valores de convergência dos parâmetros do ensaio 26p1

	não recursivo filtro 10 vezes	0,990	0,995	0,998	0,999
<b>a</b>	0.87462	0.90758	0.90590	0.90535	0.90534
<b>b</b>	-1.84050	-1.78854	-1.75591	-1.72924	-1.71966

É interessante observar que  $P[0,0]$ , tal como  $a$ , é bastante rápido a estabilizar e que os valores de convergência estão muito próximos.

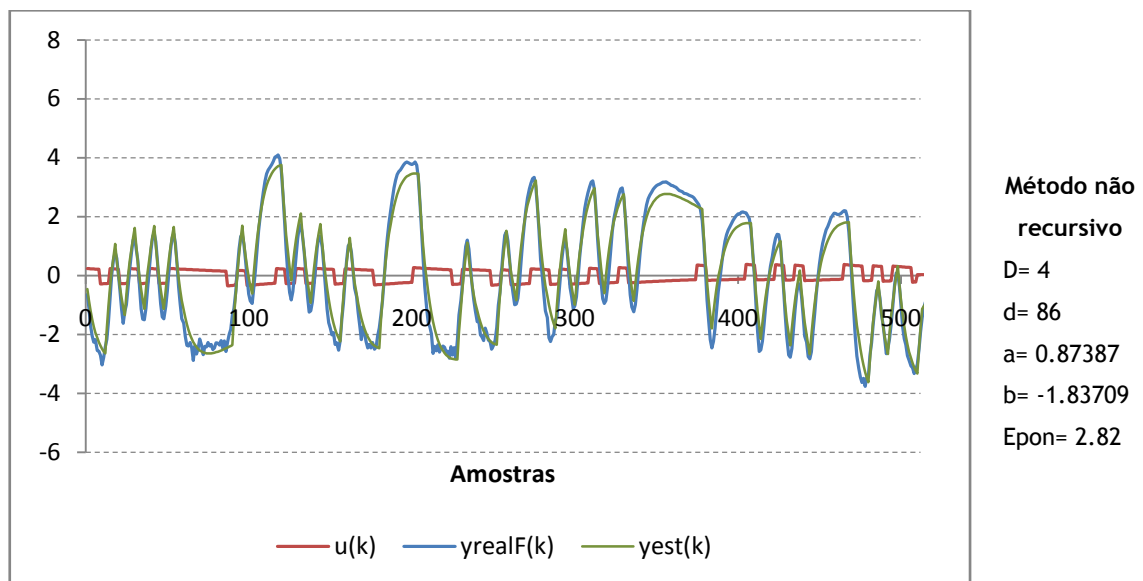
Figura 3.27 - Convergência de  $P[0,0]$  (26p1)

O mesmo não acontece com  $P[1,1]$ , que no caso de  $\lambda$  mais baixo é bastante irregular, ao passo que para os dois mais altos a estabilidade do sinal é notória.

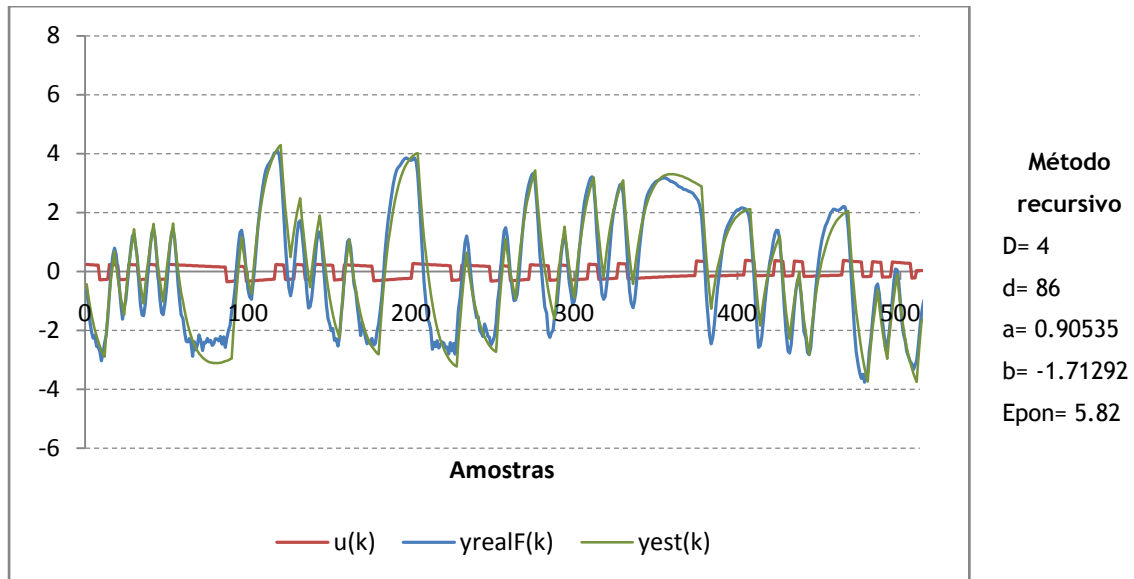
Figura 3.28 - Convergência de  $P[1,1]$  (26p1)

O valor de  $\lambda = 0.998$  é o escolhido pois  $\lambda = 0.999$  já não parece trazer vantagens ao nível da estabilidade da convergência.

Com os valores obtidos para os parâmetros do modelo é possível fazer uma primeira comparação ente o método não-recursivo e o recursivo. Assim a Figura 3.29 apresenta a resposta do modelo obtido com o mesmo conjunto de dados pelo método não recursivo, em que no calculo do  $E_{ponderado}$  é considerado a resposta real, passada pelo filtro passa-baixo,  $y_{realF}(k)$ , enquanto que a Figura 3.30 apresenta a resposta com os valores finais dos parâmetros obtidos pelo método recursivo com  $\lambda=0,998$ .



**Figura 3.29** - Resposta ao sinal de excitação pseudo-aleatória com amplitude  $\pm 0.25V$  com os parâmetros obtidos pelo método não-recursivo.  
(ensaio 26p1)



**Figura 3.30** - Resposta ao sinal de excitação pseudo-aleatória com amplitude  $\pm 0.25V$  com os parâmetros obtidos pelo método recursivo (ensaio 26p1)

Apesar do valor do  $E_{ponderado}$  praticamente duplicar no método não recursivo, para o recursivo, a resposta estimada do modelo recursivo mantém uma boa aproximação à dinâmica da resposta real,  $y_{realF}(k)$ .

### 3.5.2 - Excitação Adequada

Após a identificação *on-line* realizada na secção anterior, utilizam-se esses dados para a determinação do grau de excitação do processo:

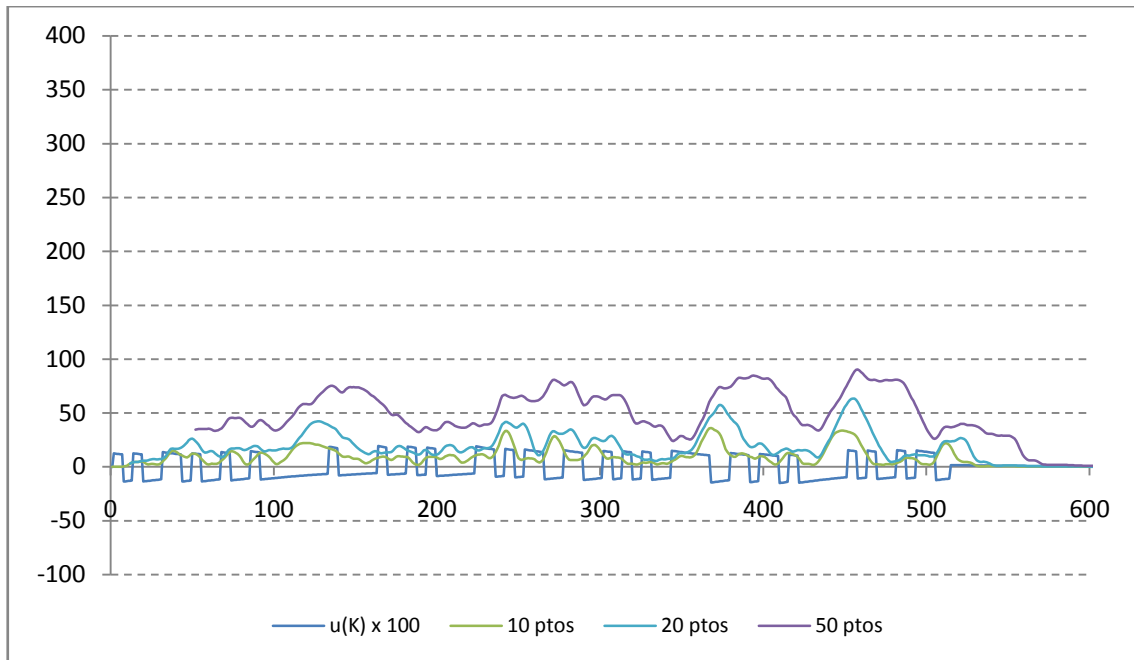
$$\det(X^T X) \quad (3.6)$$

sendo  $X$ , a matriz obtida nos mínimos quadrados não recursivos (ver eq. 2.7) com alguns dos últimos pontos obtidos.

Este valor será posteriormente usado no algoritmo de controlo para monitorizar a activação ou não da identificação *on-line*, já que se a excitação for fraca as das variações dos sinais adquiridos não são suficientemente grandes para se distinguirem do ruído.

Nesta secção será determinado o número de últimos pontos de  $u(k)$  e  $y(k)$ , necessários para o cálculo do valor do grau de excitação. Foram testados os 10, 20 e 50 últimos pontos.

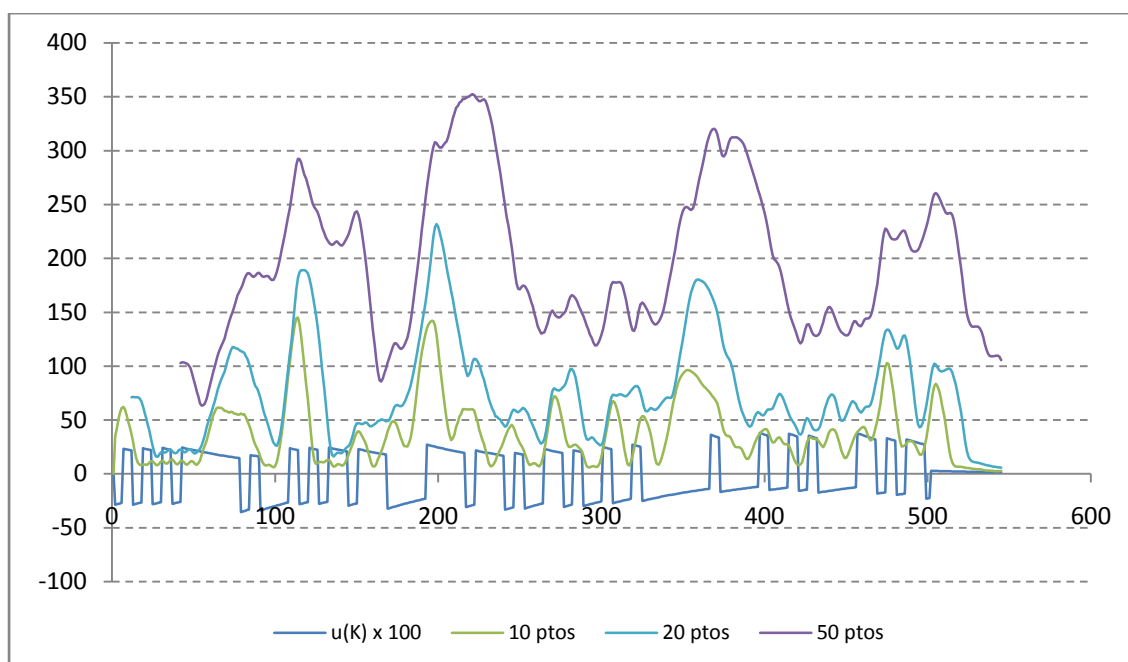
A Figura 3.31 representa a evolução do valor do grau de excitação e respectivo sinal de excitação:



**Figura 3.31** - Evolução do grau de excitação -  $\Delta u(k) = \pm 0.125V$  (26p5)

A utilização dos 50 últimos pontos, figura-se como a melhor escolha para cálculo do grau de excitação, visto mais simples de observar devido à sua amplitude. Um valor de comutação superior a 25 define a existência ou não de excitação. A utilização de um número maior de pontos conduz a um maior atraso entre deixar de existir excitação até o valor de comutação chegar abaixo de 25. O facto de ser desconsiderada a utilização dos 20 pontos, deve-se ao facto de o valor de comutação chegar praticamente a zero, durante a excitação.

No entanto, o valor de comutação está dependente do número de pontos utilizados, da frequência de excitação e finalmente da amplitude do sinal. Com o intuito de adquirir alguma sensibilidade à alteração deste último parâmetro, a Figura 3.32, apresenta os valores de comutação no caso da excitação ter uma amplitude de  $\pm 0.250V$ , ou seja o dobro da anterior. No entanto o valor de comutação de 25 também funcionaria perfeitamente neste caso pois o valor do determinante tende para valores baixos depois de desaparecer o sinal de excitação.



**Figura 3.32** - Evolução do grau de excitação -  $\Delta u(k)=\pm 0.25V$  (26p1)

Neste caso um valor de comutação de superior a 50 define claramente a existência excitação adequada.

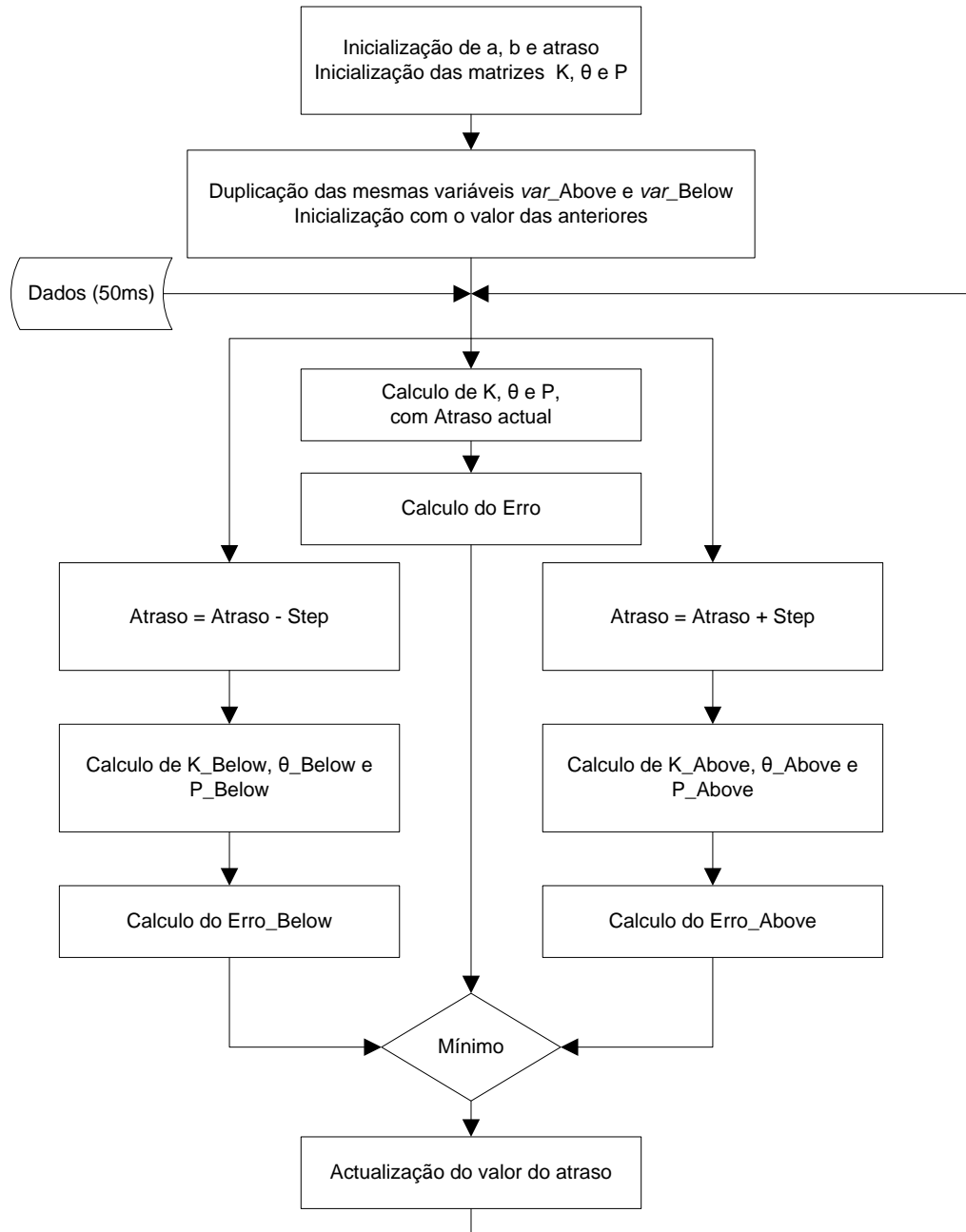
### 3.5.3 - Algoritmo para acompanhamento do atraso

Na implementação do algoritmo recursivo para identificação do modelo do sistema, pretende-se identificar 3 variáveis: os parâmetros  $a$  e  $b$  e o atraso ( $D.128+d$ ) do sistema. Esta secção expõe a parte do algoritmo que monitoriza o valor do atraso. Nos testes realizados para validação desta função, os parâmetros  $a$  e  $b$  foram inicializados com os valores obtidos pelo método não-recursivo: ponto de funcionamento com deriva linear e ponto de funcionamento retirado com o recurso ao filtro passa-baixo afastado 10 vezes

**Tabela 3.13** – Média dos parâmetros obtidos por 2 métodos não-recursivos:

Valores Nominais	
$a$	0.86783
$b$	-1.97831

A Figura 3.33 apresenta o fluxograma dos passos do algoritmo de acompanhamento do atraso.



**Figura 3.33** - Algoritmo de acompanhamento do atraso

Foram realizadas várias experiências para a determinação do valor do *step* do atraso. O valor considerado foi  $step=10$ , podendo ser necessário alterar este valor no caso do sistema estar noutro ponto de funcionamento.

### 3.5.4 - Definição dos limites dos parâmetros

Para que o algoritmo de identificação não convirja para soluções erradas, é necessário que os parâmetros  $a$  e  $b$ , e também o atraso, estejam sujeitos a limites máximos e mínimos. Assim, escolheram-se dois conjuntos de  $a$  e  $b$  que foram utilizados para pesquisar de forma iterativa os limites do atraso.

A escolha dos limites  $a$  e  $b$  compreendeu várias etapas, iniciada com o cálculo da média do ganho do modelo,  $k$ , e do pólo contínuo em  $s$ ,  $ps$  :

$$k = \frac{b}{1-a} \quad (3.7)$$

$$ps = \frac{\ln(a)}{T_a} \quad (3.7)$$

em que período de amostragem,  $T_a = 0.05$  seg. ,  $a$  e  $b$  os parâmetros identificados pelos dois últimos métodos não-recursivos: ponto de funcionamento com deriva linear e ponto de funcionamento retirado com o recurso ao filtro passa-baixo afastado 10 vezes.

Tabela 3.14 – Valores médios em obtidos

	Média	Desvio Padrão
$k$	-15.0512	1.245508
$ps$	-2.83262	0.157029

Depois definiu-se de forma intuitiva o intervalo como sendo 3 e 5 vezes o desvio padrão,  $\sigma$ , afim de avaliar a robustez do algoritmo, que resulta em:

Tabela 3.15 – Valores máximos e mínimos de  $k$  e  $ps$

	Mínimo	Máximo	
$3x \sigma$	$k$	-18.7877	-11.3147
	$ps$	-3.30371	-2.36153
$5x \sigma$	$k$	-21.2787	-8.82364
	$ps$	-3.61776	-2.04748

finalmente foi necessário passar novamente para o domínio discreto:

$$a = pz = e^{ps.T_a} \quad (3.8)$$

$$b = k.(1 - a) \quad (3.9)$$

na equação 3.8, é realizar a combinação de  $k_{min}$ ,  $k_{max}$ ,  $ps_{min}$  e  $ps_{max}$  para obter o menor e maior valor possível de  $b$ .

Os valores obtidos para os limites de  $a$  e  $b$  estão expostos na Tabela 3.16 e foram utilizados para testar os limites do atraso.

**Tabela 3.16** – Valores dos limites de  $a$  e  $b$

		Mínimo	Máximo
$3x \sigma$	$a$	0.847737	0.888628
	$b$	-2.86068	-1.26014
$5x \sigma$	$a$	0.834529	0.902692
	$b$	-3.52102	-0.85861

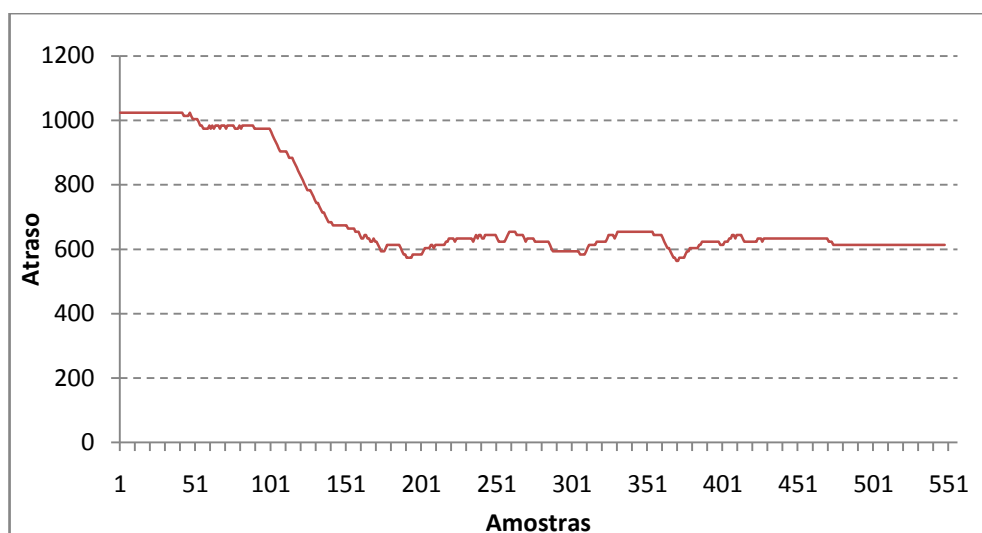
Após algumas experiências, sentiu-se necessidade de inicializar a matriz  $P$ , com valores que tornem a convergência mais rápida, e também não corra o risco de nas primeiras iterações o valor de uma das variáveis disparar e o algoritmo convirja para uma modelo errado. Assim a matriz  $P$  foi inicializada da seguinte forma:

$$P = \begin{bmatrix} \left(\frac{a_{nominal}}{2}\right)^2 & 0 \\ 0 & \left(\frac{b_{nominal}}{2}\right)^2 \end{bmatrix}$$

em que  $a_{nominal}$  e  $b_{nominal}$  estão expostos na Tabela 3.13.

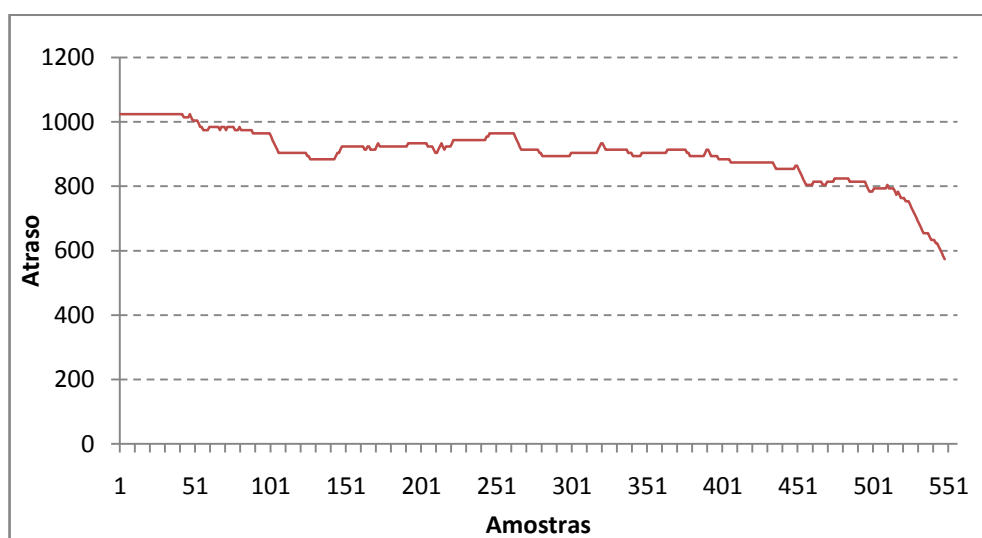
Estudou-se o ensaio  $26p1$  cujo valor do atraso, pelo método não-recursivo do ponto de funcionamento retirado com o recurso ao filtro passa-baixo afastado 10 vezes, é  $D=4$  e  $d=86$  que corresponde a 598 períodos de amostragem, 0.234 segundos.

O valor inicial configurado no algoritmo foi de  $D=8$  e  $d=0$ , atraso igual a 1024, sendo que as respostas para as duas configurações de limites são apresentadas de seguida:



**Figura 3.34** - Convergência do atraso, com parâmetros  $a$  e  $b$  limitados  $3x \sigma$

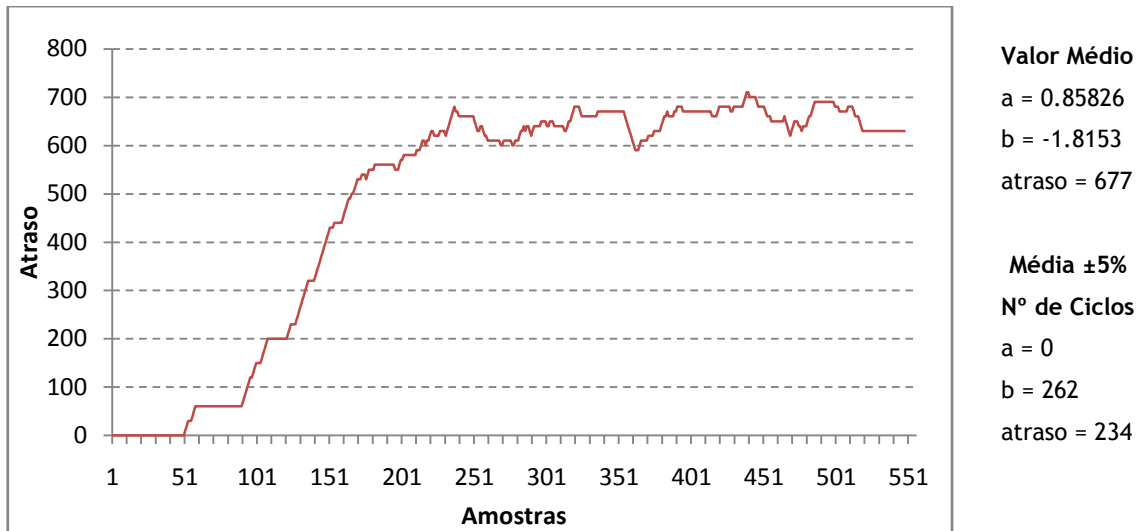
Neste caso o valor do atraso para um valor médio de 624 em 168 ciclos, ou seja convergiu para uma solução final após 8,4 segundos de excitação.



**Figura 3.35** - Convergência do atraso, com parâmetros  $a$  e  $b$  limitados  $5x \sigma$

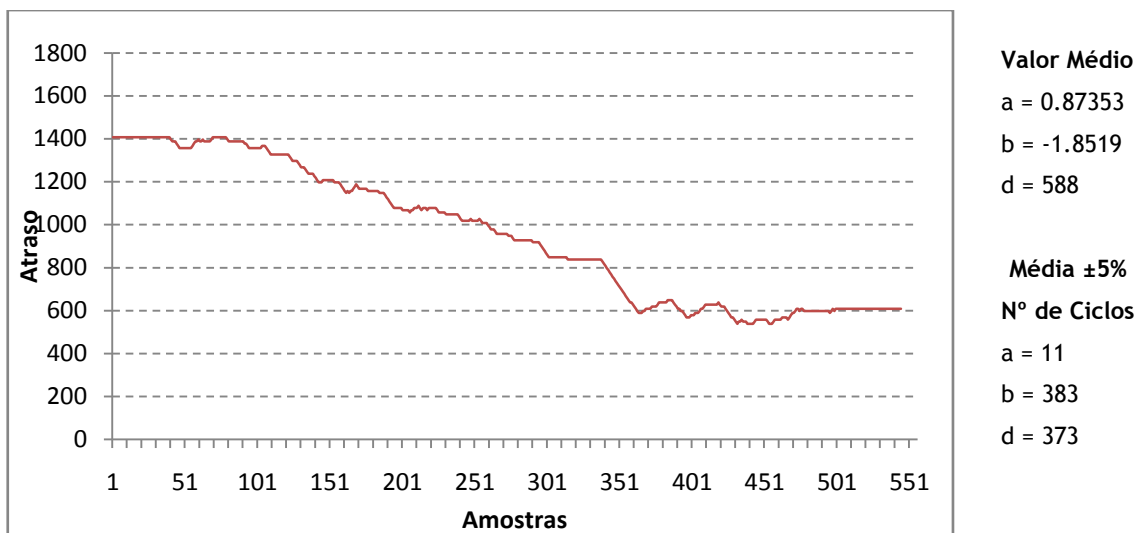
Com uma maior abertura dos limites, o atraso não converge para a solução esperada, mantendo-se em torno de 908, valor muito distante do considerado como correcto, 598.

Desta forma, foram adoptados os limites de  $3x \sigma$  para os parâmetros  $a$  e  $b$ , sendo necessário determinar os valores dos limites do atraso. Foram testados os valores de atraso desde  $D=0$  até encontrar o primeiro que não convirja para a solução correcta.



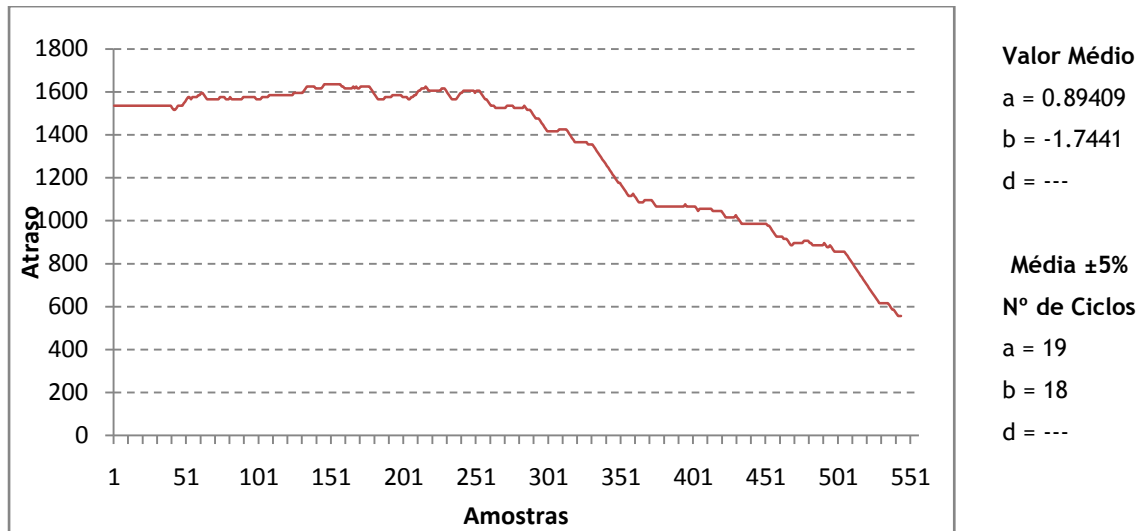
**Figura 3.36** - Convergência do atraso. Atraso inicial=0 (D=0; d=0)

Como se pode observar na Figura 3.36, no caso de o algoritmo ser iniciado com o atraso=0, o algoritmo demora 234 ciclos a atingir o valor médio mais ou menos 5%. O valor médio é calculado utilizando os pontos entre a amostra 400 até à 500. O algoritmo mostra-se robusto para valores de atraso a partir de zero, pelo que está encontrado o valor mínimo do limite a configurar no algoritmo.



**Figura 3.37** - Convergência do atraso. Atraso inicial=1408 (D=11; d=0)

Com valor do atraso inicializado a D=11, atraso=1408, 0.55 segundos, atingimos o limite em que o algoritmo consegue convergir para o valor esperado. Neste caso o tempo que o algoritmo demora a convergir são 373 ciclos, 18.65 segundos. De forma a trabalhar numa “região” mais segura, define-se como valor máximo a configurar no algoritmo é de D=10.



**Figura 3.38** - Convergência do atraso. Atraso inicial=1536 (D=12; d=0)

Finalmente apresenta-se a Figura 3.38, em que o algoritmo já não consegue convergir, pelo menos, não dentro das 500 amostras que temos disponíveis para estudo. Além de que até à amostra 250 o algoritmo está completamente “perdido”, mantendo o valor do atraso em 1600 como correcto.

### 3.5.5 - Tempos de Convergência

Após a definição dos limites até onde o algoritmo poderá divergir, foi avaliado o tempo de convergência do algoritmo, com base na variação do valor inicial de um dos parâmetros, enquanto os outros 2 são inicializados com o valor considerado correcto.

Para cálculo do valor de convergência, consideram-se a média dos 100 pontos entre a amostra 400 a 500. O número de iterações que o algoritmo demora a convergir é determinado quando o valor do parâmetro observado atinge uma banda de  $\pm 5\%$  do valor de convergência.

A Figura 3.39 apresenta o número de iterações que o algoritmo demora a convergir em função de diferentes valores de  $\alpha$ , compreendidos entre 0 e 1, valores admitidos para o este parâmetro.

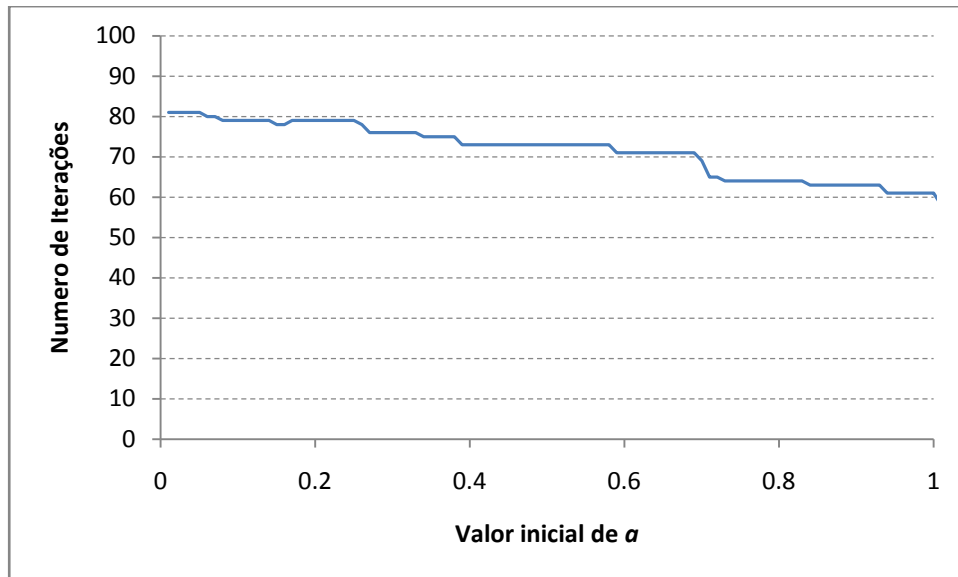


Figura 3.39 - Numero de iterações necessárias para a convergência de  $a$

Existe uma diminuição do número de iterações necessárias à convergência do valor, se bem que não é uma variação muito significativa, 20 iterações = 1 segundo.

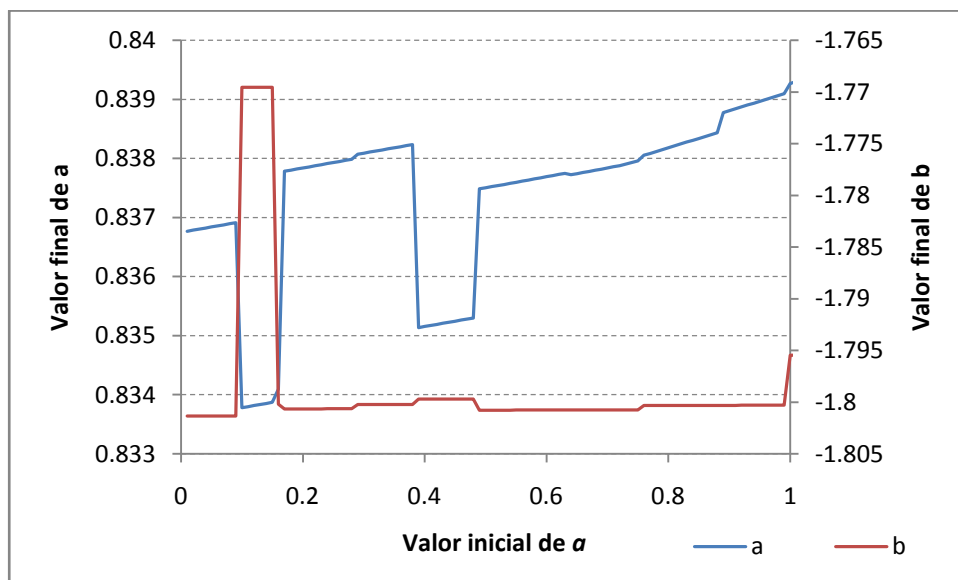


Figura 3.40 - Valor final dos parâmetros  $a$  e  $b$  em função de diferentes valores iniciais de  $a$

Nos valores para os quais o algoritmo converge encontra-se um fenômeno interessante, de comutação de parâmetros, dando origem a conjuntos distintos. Este

fenômeno é evidente quando  $a=0,1$  e  $a=0,14$ , em que  $a$ ,  $b$  e o atraso alteram de forma significativa o valor de convergência.

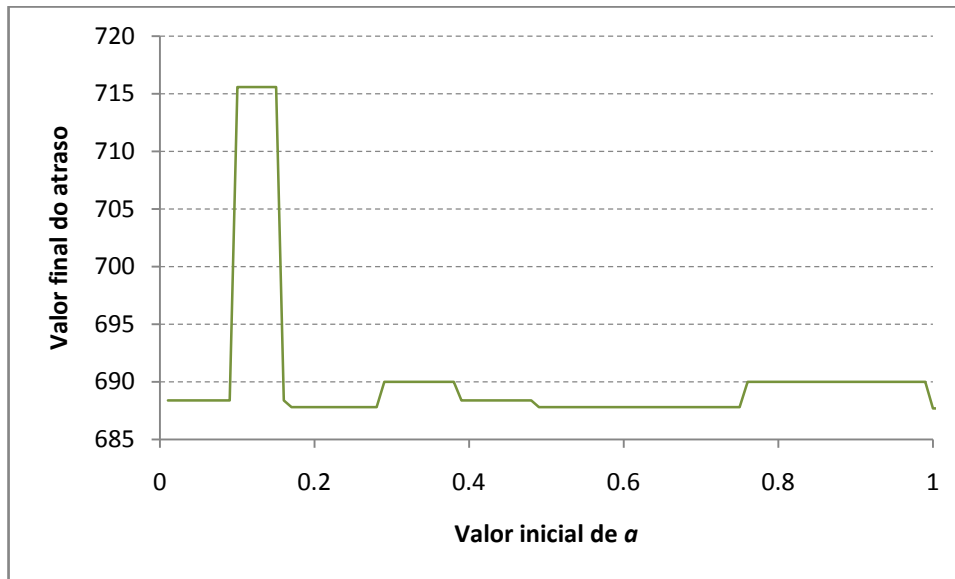


Figura 3.41 - Valor final do atraso em função de diferentes valores iniciais de  $a$

Realizando a mesma pesquisa para o parâmetro  $b$  é possível verificar que este parâmetro tem um tempo de convergência cerca de 5 vezes superior ao parâmetro  $a$ , sendo este valor de 300 iterações estável dentro do intervalo definido como limite máximo e mínimo de  $b$ .

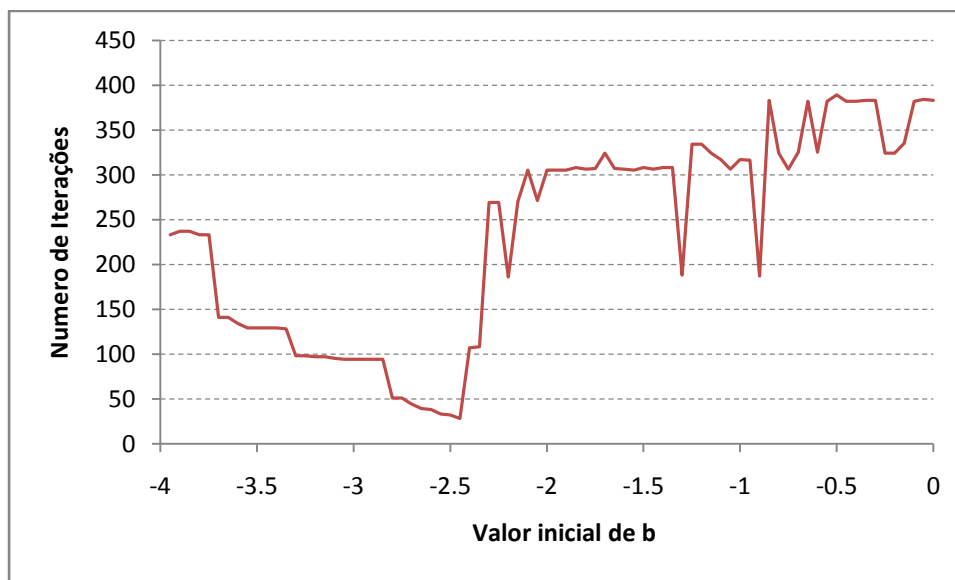


Figura 3.42 - Numero de iterações necessárias para a convergência de  $b$

A Figura 3.43 demonstra claramente a relação de dependência de  $a$  e  $b$ , facto já observado no estudo anterior, mas que aqui é mais perceptível pela semelhança na dinâmica de ambas as curvas. De notar que o valor inicial de  $a$  foi sempre o mesmo, apenas variava  $b$ .

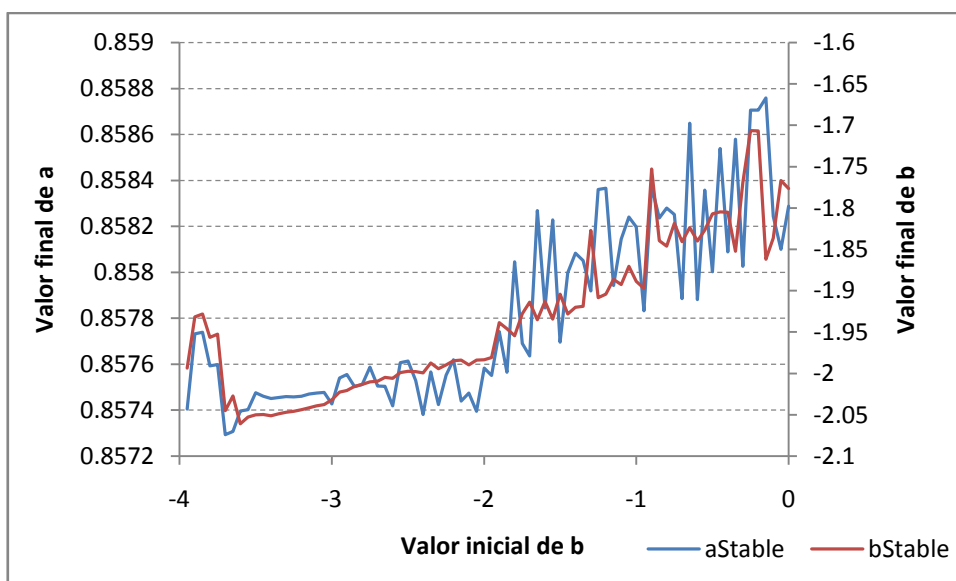


Figura 3.43 - Valor final dos parâmetros  $a$  e  $b$  em função de diferentes valores iniciais de  $b$

Finalmente realizando o mesmo algoritmo, agora em função da variação do atraso, este parâmetro tem o valor de iterações mínimo no valor para onde converge, descrevendo esta curva:

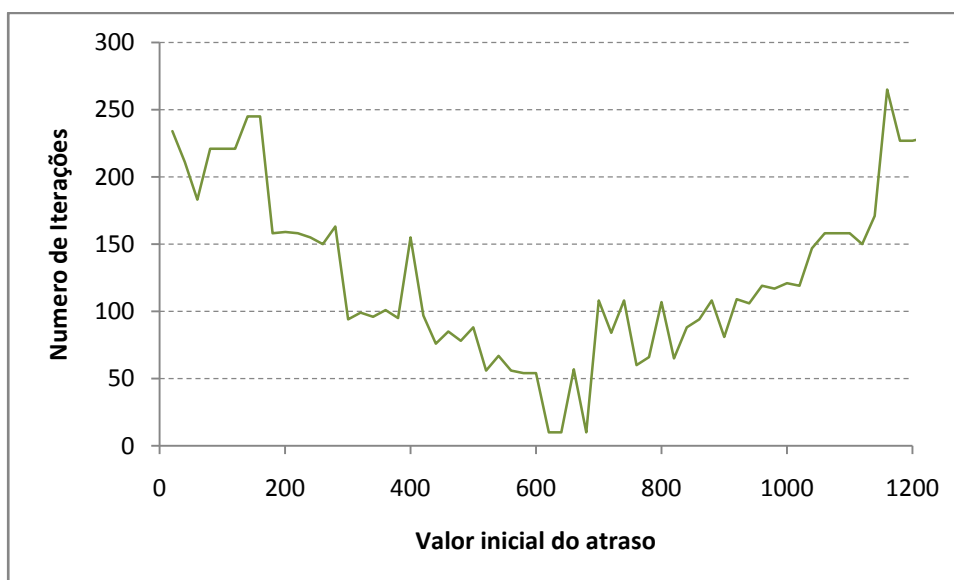


Figura 3.44 - Número de iterações necessárias para a convergência do atraso

Uma conclusão importante deste teste é o facto de o algoritmo convergir sempre para um valor correcto do atraso, arranque de qualquer valor entre  $0 < D < 10$ , portanto o factor de limitação neste parâmetro será o tempo em que se pretende que o sistema convirja.

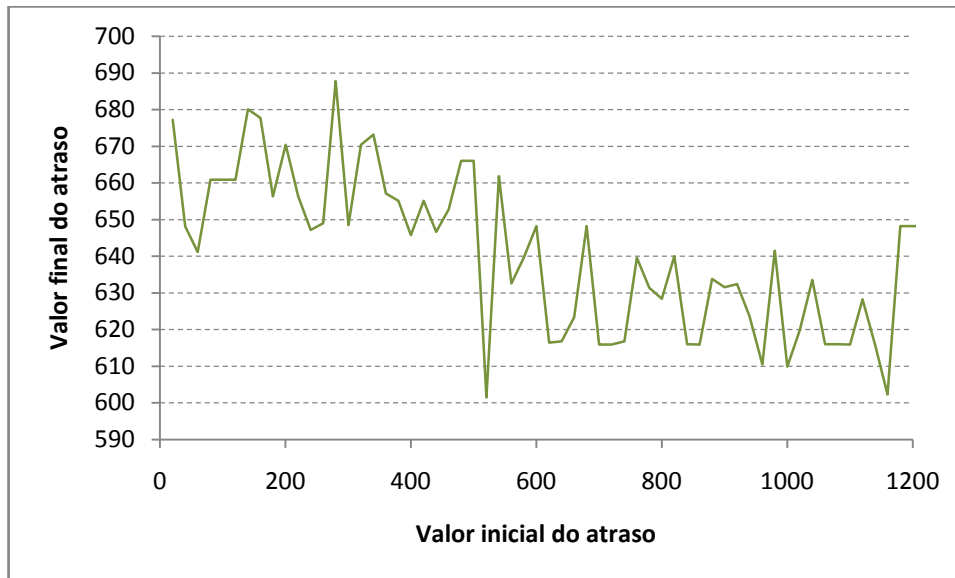


Figura 3.45 - Valor final do atraso em função de diferentes valores iniciais do atraso

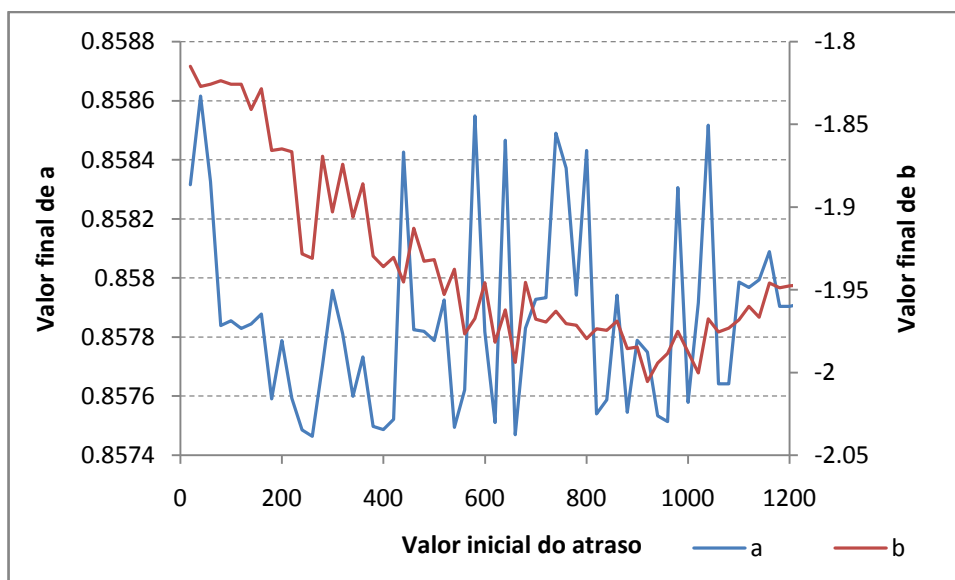


Figura 3.46 - Valor final de  $a$  e  $b$  em função de diferentes valores iniciais do atraso

Analisando a convergência de  $a$  e  $b$ , o  $a$  apresenta-se bastante constante no valor para qual tende. Relativamente a  $b$ , o mesmo não acontece visto existir uma variação acentuada.

Com este estudo conclui-se o que parâmetro mais lento a convergir é o  $b$  já que em média demorar cerca de 300 iterações a alcançar o valor de convergência. Relativamente ao parâmetro  $a$  e ao atraso, estes demoram cerca de 3 vezes menos, quando o atraso se situa em valores entre 400 e 900. É necessário ter também em consideração que os limites de teste de  $a$ ,  $b$  e do atraso, são muito grandes e irrealistas. Pretendeu-se apenas mostrar que algoritmo é robusto, pois na realidade não se esperam variações tão grandes.

*Página em branco*

# Capítulo 4

## Controlo Adaptativo

Este capítulo trata a adaptação do controlador ao modelo estimado no capítulo anterior.

Primeiro apresenta-se como realizar o projecto do controlador PID e a optimização dos parâmetros com base no critério ITAE.

Posteriormente a implementação *on-line* do cálculo dos parâmetros do controlador através do método da Interpolação em 3D.

### 4.1 - Projecto do Controlador

Pretende-se que o controlador tenha um tempo de estabelecimento rápido em detrimento de maior *overshoot*. O objectivo é que as condições para mistura sejam atingidas rapidamente uma vez que a partir da entrada em funcionamento do sistema de mistura, estará material a entrar no molde. Caso a mistura não esteja bem feita obtém-se um produto final com menor qualidade ou defeito estrutural.

Com base no estudo realizado na secção 3.2, o controlo será realizado actuando em apenas uma das bombas e mantendo a outra constante. A escolha recaiu na bomba 2, já que a bomba 1 apresentava uma tendência assimétrica no seu funcionamento.

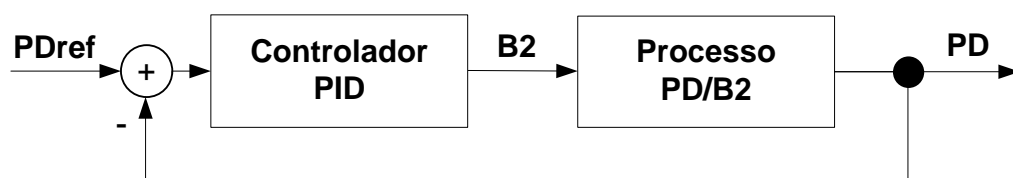


Figura 4.1 - Controlador responsável pelo controlo da pressão diferencial

Na análise comparativa entre o desempenho do controlador PI e PID, realizada por Gonçalves [2], o controlador utilizado neste sistema será o PID, já que apresentou respostas mais rápidas e com menores overshoots relativamente ao controlador PI.

A função de transferência do Controlador PID é:

$$PID(s) = K_c \left( 1 + \frac{1}{T_i \cdot s} + T_d \cdot s \right)$$

A solução inicial para o controlador PID é determinada pela regra do Cohen-Coon [16]:

$$K_c = \frac{\tau}{T \cdot K} \left( 1.35 + 0.27 \frac{T}{\tau} \right)$$

$$T_i = T \left( \frac{2.5 + 0.5 T/\tau}{1 + 0.6 T/\tau} \right)$$

$$T_d = T \left( \frac{0.37}{1 + 0.2 T/\tau} \right)$$

em que  $K$  representa o ganho do processo,  $\tau$  a constante de tempo do processo e  $T$  o atraso do processo.

Após a determinação de uma solução inicial dos parâmetros do controlador, estes podem ser alterados de forma a otimizar o seu desempenho. O sistema é sujeito a várias perturbações, tais como perturbações na saída, na entrada e na referência, sendo que a sua avaliação é feita segundo os vários critérios, entre eles o ITAE, o IAE e o ISE.

Baseado nas conclusões de Gonçalves [2], o critério ITAE foi o que apresentou melhores resultados, pelo que será este o utilizado. Relativamente às perturbações o sistema não será sujeito a perturbações na referência, visto que a referência é sempre a mesma,  $PD_{ref}=0$ . O que se pretende é otimizar o controlador para responder correctamente a perturbações à entrada e saída do processo.

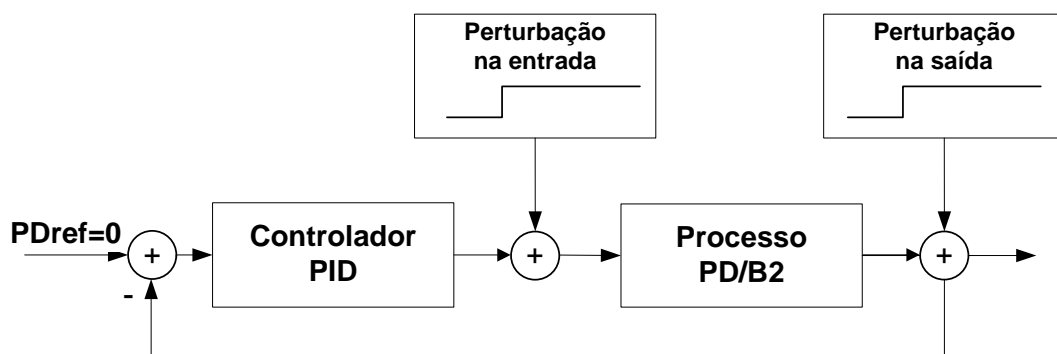


Figura 4.2 - Sistema constituído pelo Controlador e pelo Processo.

O algoritmo de optimização baseia-se em encontrar iterativamente, a partir de uma solução inicial, novas soluções que minimizem a função custo ITAE, deslocando individualmente os

parâmetros através de um passo acima e abaixo do valor actual. O fim da optimização dá-se quando o algoritmo encontrar um mínimo da função custo.

$$\text{ITAE} = \int_0^t \tau \cdot |e(\tau)| d\tau$$

em que  $e$  é o erro, correspondente à diferença entre a referência e a saída do processo, PD. Esta optimização é efectuada com base numa simulação do processo realimentado, ou seja, a ser controlado por um controlador PID.

## 4.2 - Interpolação em 3D

A interpolação trilinear é um método que consiste em encontrar um ponto  $P(x,y,z)$  em função de uma grelha tridimensional. A caracterização dos 8 vértices em  $x,y,z$  corresponde aos parâmetros do modelo estimado, ou seja, o ganho do processo, a constante de tempo e o atraso, respectivamente.

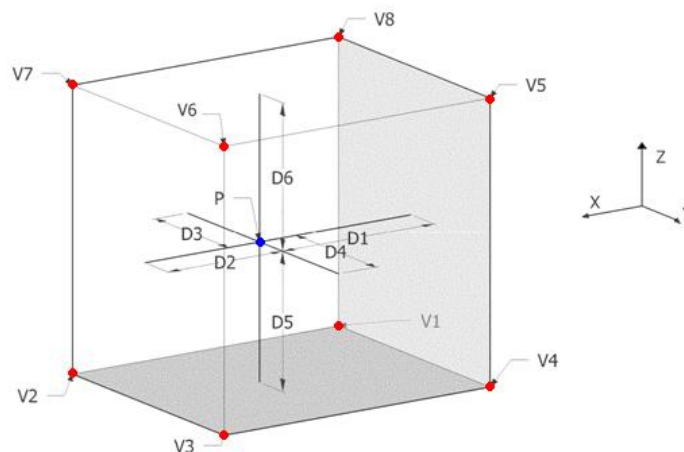
O ponto  $P(x,y,z)$  encontra-se entre:

$$x - D_1 \leq x < x + D_2$$

$$y - D_3 \leq y < y + D_4$$

$$z - D_5 \leq z < z + D_6$$

em que por exemplo  $D_1$  é a distância mínima entre o ponto  $P$  e a superfície do rectângulo formado pelos vértices  $V_1, V_4, V_5$  e  $V_8$ , tal como se pode ver na Figura 4.3:



**Figura 4.3** - Paralelepípedo contendo o ponto  $P$  e as distâncias às suas faces. [2]

Como se ilustra na Figura 4.4, a interpolação trilinear realiza-se em três passos,:

**1º Passo:**

Calcular as interpolações lineares, 1D, dos 4 pares de vértices  $V_2 - V_3$ ,  $V_6 - V_7$ ,  $V_5 - V_8$  e  $V_1 - V_4$  na direcção do eixo Y.

$$P_1 = \frac{D_4}{D_3 + D_4} V_2 + \frac{D_3}{D_3 + D_4} V_3$$

$$P_2 = \frac{D_3}{D_3 + D_4} V_6 + \frac{D_4}{D_3 + D_4} V_7$$

$$P_3 = \frac{D_3}{D_3 + D_4} V_5 + \frac{D_4}{D_3 + D_4} V_8$$

$$P_4 = \frac{D_4}{D_3 + D_4} V_1 + \frac{D_3}{D_3 + D_4} V_4$$

**2º Passo:**

Calcular as interpolações lineares na direcção do eixo X dos pares  $P_1 - P_4$  e  $P_2 - P_3$

$$P_5 = \frac{D_1}{D_1 + D_2} P_1 + \frac{D_2}{D_1 + D_2} P_4$$

$$P_6 = \frac{D_1}{D_1 + D_2} P_2 + \frac{D_2}{D_1 + D_2} P_3$$

**3º Passo**

Determinar a interpolação linear na direcção do eixo Z, passando pelo ponto P, dos pontos  $P_5$  e  $P_6$  anteriormente calculados

$$P = \frac{D_6}{D_5 + D_6} P_5 + \frac{D_5}{D_5 + D_6} P_6$$

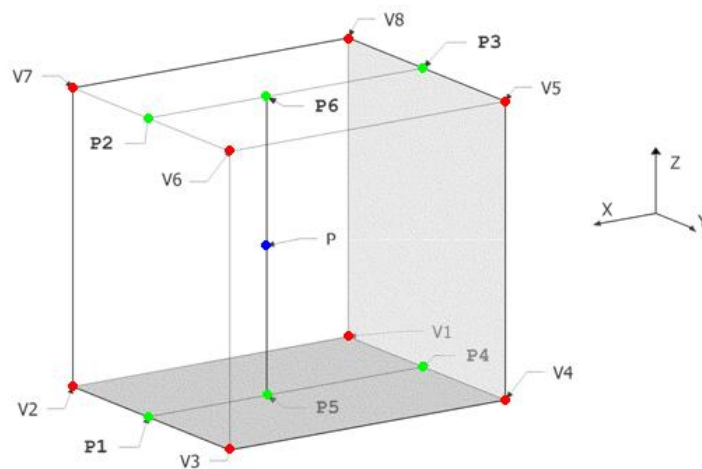


Figura 4.4 - Exemplo de Interpolação 3D.[2]

Para garantir que o ponto  $P$  está dentro do paralelepípedo, os vértices são definidos com os valores limites configurados para o algoritmo de identificação *on-line*, tratado na secção 3.5.4. No caso de em testes reais se verificar a necessidade de melhor resolução para os controladores pré-calculados, será necessário subdividir este volume em volumes elementares de menor dimensão.

Na implementação deste algoritmo é criada uma base de dados com 8 modelos estimados, e respectivos parâmetros óptimos do controlador PID.

*Página em branco*

# Capítulo 5

## Conclusões e Trabalho Futuro

A grande contribuição deste trabalho para o aperfeiçoamento da unidade piloto RIM, foi a possibilidade de identificar *on-line* os parâmetros actuais do sistema/processo, recorrendo ao método dos Mínimos Quadrados recursivos com memória exponencial.

Para a concretização deste objectivo foi importante antes de tudo, seleccionar o tipo de sinal de excitação a realizar no sistema, sendo que o seleccionado foi a sequência binária pseudo-aleatória, já que o sistema não tem capacidade de resposta a sinais de excitação de alta frequência.

Na identificação *off-line* compreendeu-se a necessidade da utilização de filtros passa-baixo nos sinais utilizados para identificação  $u(k)$  e  $y(k)$ . A principal função destes filtros é retirar o ponto de funcionamento variante no tempo, para que o algoritmo de identificação considere apenas as variações dos sinais.

Adquiridos conhecimentos e experiência no método de identificação *off-line*, partiu-se para a implementação do método *on-line dos Mínimos Quadrados* recursivos com memória exponencial, calculando primeiramente o factor de esquecimento a considerar no algoritmo. O algoritmo necessita que o peso dos dados se sobreponha à rapidez na actualização de novos estados, para que exista uma estabilidade nos valores dos parâmetros identificados, depois de alguns testes o valor optado foi  $\lambda = 0.998$ .

Uma conclusão importante foi a necessidade de limites nos parâmetros para os quais o algoritmo converge. A configuração de limites garante a convergência do algoritmo para uma solução válida. Foi possível também concluir que dos 3 parâmetros  $a$ ,  $b$  e  $atraso$  o mais lento a convergir é o  $b$ . Verificou-se que o algoritmo é bastante robusto e aguenta valores iniciais errados nos parâmetros numa vasta gama. No entanto pretende-se limitar a variação dos parâmetros a gamas realistas, para não permitir que os parâmetros tomem valores, que se sabe à partida que são impossíveis de atingir.

O método de adaptação do controlador utilizado foi a interpolação em 3D, não tendo sido possível no decorrer deste trabalho a realização de ensaios que permitissem a validação prática dos algoritmos de identificação em simultâneo com o ajuste automático dos parâmetros do modelo do controlador.

Para trabalho futuro sugere-se a identificação dos modelos em outros pontos de funcionamento, próximos do estudado neste trabalho, por exemplo:  $B2 = 4,5$  e  $5,5$  V afim de se verificar se são iguais aos modelos com  $B2 = 5V$ .

É também necessário realizar testes para validação do algoritmo de identificação e adaptação automática do controlador.

## Referências

- [1] Teixeira, A., “Escoamento na Cabeça de Mistura de uma Máquina RIM”, Dissertação para Doutoramento, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2000.
- [2] Gonçalves, R. M. F., Self Tuning e Controlo de Máquinas RIM, Tese de Mestrado, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2008
- [3] Macosko, C.W., RIM Fundamentals of Reaction Injection Molding, Hanser, New York, 1989.
- [4] Oertel, G., Ed. Polyurethane Handbook, Hanser, Munich, 1985.
- [5] Kolodziej, P., Macosko, C.W., Ranz, W.E., “The Influence of Impingement Mixing on Striation Thickness Distribution and Properties in Fast Polyurethane Polymerization”, Polym. Eng. Sci., 22(6), 388-392 (1982).
- [6] Sebastian, D.H., Boukobbak, S., “Mixhead Parameters Governing Impingement Mixing Effectiveness for Polyurethane Reactive Injection Molding Processes”, Polym. Proc. Eng., 4(1), 53-70, (1986)
- [7] Santos, R., “Mixing Mechanisms in Reaction Injection Moulding - RIM”, Ph.D. Dissertation, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2003.
- [8] Santos, R., Teixeira, A. & Lopes, J.C., “Study of mixing chemical reaction in RIM” In: Chemical Engineering Science 60, 2005, pp. 2381-2398.
- [9] Åström, K. & Wittenmark, “Computer Controller Systems”, 2<sup>nd</sup> Ed., Prentice/Hall International, Englewood Cliffs, NJ 1990
- [10] Åström, K. & Wittenmark, B., “Computed Controlled Systems Theory and Design”, Prentice/Hall International, Inc 1984.
- [11] Åström, K. & Wittenmark, “Computer Controller Systems”, 2<sup>nd</sup> Ed., Prentice/Hall International, Englewood Cliffs, NJ 1990
- [12] Moreira, A., “Sistema Integrado de Identificação”, Dissertação de Mestrado, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 1991.

- [13] [http://paginas.fe.up.pt/~sam/CCD/apontamentos\\_ProcAdapt/Acet.\\_Proc.\\_Adapt5.pdf](http://paginas.fe.up.pt/~sam/CCD/apontamentos_ProcAdapt/Acet._Proc._Adapt5.pdf)  
Acesso em 20/ Outubro /2008.
- [14] <http://users.isr.ist.utl.pt/~alex/micd0506/micd7b.pdf>  
Acesso em 20/ Outubro /2008.
- [15] Moreira, A., Costa, Paulo J. G., Santos, Paulo J. L., “Introdução à Identificação de Modelos Discretos para Sistemas Dinâmicos”, Apontamentos, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2006.
- [16] [http://www-scd.dee.fct.unl.pt/leec/cintel/Arquivo/adapt\\_aulas.pdf](http://www-scd.dee.fct.unl.pt/leec/cintel/Arquivo/adapt_aulas.pdf)  
Acesso em 20/Outubro/2008.
- [17] Carvalho, J. M., “Dinamical Systems and Automatic Control”, Prentice Hall, 1993.