

**Universidade Federal de Santa Catarina**

**Centro Tecnológico**

**Curso de Engenharia de Controle e**

**Automação Industrial**

**Desenvolvimento de Algoritmos e Rotinas para Sistema**

**de Aquisição de Dados**

**e Identificação de Processos**

**Monografia submetida à Universidade Federal de Santa Catarina**

**como requisito para a aprovação da disciplina:**

**EEL 5901: Projeto de Fim de Curso**

**Frederico S. B. Mesquita**

**Florianópolis, Dezembro de 1994.**

**Desenvolvimento de Algoritmos e Rotinas para Sistema  
de Aquisição de Dados  
e Identificação de Processos**

**Frederico S. B. Mesquita**

Esta monografia foi julgada no contexto da disciplina

**EEL 5901: Projeto de Fim de Curso**

e aprovada na sua forma final pelo

**Curso de Engenharia de Controle e Automação Industrial**

Fernando Happel Pons

Orientador da Empresa

Prof. Augusto Humberto Bruciapaglia

Orientador do Curso, Responsável pela Disciplina e Coordenador do Curso

Banca Examinadora:

Fernando Happel Pons

Orientador da Empresa

Prof. Daniel Pagano

Avaliador

Prof. Augusto Humberto Bruciapaglia

Orientador do Curso, Responsável pela Disciplina

Carlos Fernando Martins

Debatedor

Marco Bresola Ferro

Debatedor

## AGRADECIMENTOS

À minha família, motivo inicial de minha existência.

À Janaina, pelo amor e apoio nestes últimos anos.

Ao Grande Augusto, sem o qual não seria possível os momentos que vivenciamos hoje, pela orientação e apoio não só no decorrer deste projeto mas ao longo de todo o curso, e sobretudo pela amizade.

Ao Frank, Luciano e sobretudo ao Marcelo, pelo esforço para que este trabalho fosse digitado e impresso a tempo (e pelos demais trabalhos também).

Aos colegas do curso, pela amizade no decorrer destes cinco anos de convivência.

Aos demais professores e pessoas em geral que de uma ou outra forma contribuíram para a minha formação.

Finalmente, in memoriam, ao grande e saudoso amigo Pedro, cuja presença jamais será esquecida.

## Sumário

### Capítulo 1

Introdução. . . . .	06
---------------------	----

### Capítulo 2

#### Identificação de Sistemas - Revisão Bibliográfica

2.1 - Introdução. . . . .	09
2.2 - Seleção da Classe de Modelos. . . . .	12
2.3 - Definição e Seleção dos Procedimentos de Aquisição de Dados. .13	
2.4 - Definição e Aplicação de um Método de Identificação. . . . .	16
2.5 - Definição da Ordem do Modelo. . . . .	22
2.6 - Validação do Modelo. . . . .	23
2.7 - estimação de Parâmetros para Sistemas Contínuos . . . . .	24
2.8 - Conclusão. . . . .	27

### Capítulo 3

#### Especificação e Implementação das Rotinas e Algoritmos para Identificação de Sistemas

3.1 - Introdução. . . . .	29
3.2 - O AQX - Sistema de Aquisição de Dados . . . . .	29
3.3 - Requisitos Gerais . . . . .	31
3.4 - Módulo de Sinais de Estímulo. . . . .	32
3.5 - Módulo de Identificação . . . . .	34

3.6 - Módulo de Determinação da Ordem . . . . .	35
3.7 - Módulo de Conversão. . . . .	36
3.8 - Módulo de Validação . . . . .	36
3.9 - Conclusões . . . . .	37
Capítulo 4	
Resultados Obtidos	
4.1 - Introdução . . . . .	38
4.2 - Identificação de um Sistema de 1 <sup>a</sup> ordem . . . . .	38
4.3 - Identificação de um Sistema de 2 <sup>a</sup> ordem . . . . .	40
4.4 - Identificação de um Sistema Contínuo de 2 <sup>a</sup> ordem . . . . .	43
4.5 - Conclusão . . . . .	44
Capítulo 5	
Conclusões e Perspectivas . . . . .	45
Bibliografia . . . . .	47

## CAPÍTULO 1

### INTRODUÇÃO

Para que modernas técnicas de controle possam ser convenientemente aplicadas torna-se necessário uma conveniente representação dos sistemas em questão. Para a obtenção destes modelos o engenheiro de controle pode utilizar uma metodologia analítica, baseando-se nas leis pertinentes <sup>a</sup> aos fenômenos envolvidos. No entanto, uma série de dificuldades como a falta de informações precisas levam a adoção de hipóteses simplificativas que prejudicam a acuracidade do modelo resultante.

Uma alternativa para o procedimento acima é a utilização de técnicas modernas de identificação de sistemas para a obtenção de um modelo de representação.

Porém, mesmo a aplicação destas técnicas envolve um conhecimento diversificado e uma sequência de etapas que constituem um processo iterativo.

Hoje em dia, muitos pacotes computacionais para identificação são desenvolvidos visando sobretudo sua aplicação ao meio industrial. Dentre estes está o AQX - sistema de aquisição de dados, desenvolvido na Reivax Automação e Controle.

O AQX, em sua última versão, é capaz de fazer a aquisição de sinais de diversas formas, e ainda propicia um algoritmo (Levin) para a identificação de sistemas contínuos de forma direta.

O objetivo do presente estudo é desenvolver rotinas para a identificação de sistemas, em todas as suas etapas, buscando dar ao AQX maior flexibilidade na identificação de sistemas.

Optou-se assim pela implementação de algoritmos da família do Mínimos Quadrados, o Mínimos Quadrados Ordinário (ou simples ou direto) por ser o precursor e servir de base aos demais, fornecendo ainda boas estimativas iniciais para outros métodos, e método das variáveis instrumentais, por permitir a identificação de sistemas mesmo na presença de ruídos.

Para a excitação dos sistemas a serem identificados foram implementadas rotinas para a geração de ruído branco e sequências binárias pseudo aleatórias (PRBS), as quais satisfazem a condição de excitação persistente no sistema.

A determinação da ordem pode ser feita através do procedimento de cancelamento pelo zero, o qual foi escolhido devido a sua simplicidade e eficiência.

A validação dos modelos obtidos pode ser testada pela comparação dos parâmetros, quando disponíveis, ou pela observação do erro de equação e das diferenças das respostas ao impulso e ao degrau, que podem ser simuladas no software SSD - Simulação de Sistemas Dinâmicos ou através de uma rotina de simulação para sistemas discretos também desenvolvida no decorrer do trabalho.

Por fim, para a modelagem de sistemas contínuos é possível a obtenção do modelo discreto e sua passagem para contínuo pela transformação  $s=(\ln Z)/T_s$ , escolhida por ser a mais simples e o período de duração do trabalho ser relativamente curto.

Todo o desenvolvimento do trabalho foi fortemente amparado com um estudo bibliográfico, sendo então implementado na própria Reivax Automação e Controle.

Envolvendo conhecimentos prévios de sinais e sistemas lineares, teoria de controle e técnicas de identificação, além de conhecimentos básicos de

cálculo numérico e desenvolvimento de software, este trabalho está fortemente vinculado a formação do engenheiro de controle e automação da Universidade Federal de Santa Catarina.

Assim sendo, no capítulo 2 será apresentado o resultado do estudo bibliográfico realizado, abordando as etapas da identificação e a questão da identificação de sistemas contínuos.

Serão apresentadas as rotinas e algoritmos implementados.

Finalmente, o capítulo 4 apresenta os resultados obtidos da aplicação das rotinas implementadas na identificação de alguns sistemas de teste.

*faltou muita coisa?*

## CAPÍTULO 2

### IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS - REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

#### 2.1. Introdução

O campo da identificação de sistemas é uma área bastante abrangente, compondo aspectos diversos e atraindo interesses baseados em diferentes raízes.

O conhecimento pelos engenheiros das plantas em processos industriais visando um melhor controle sobre estas, estudos dinâmicos avançados como nos veículos aeroespaciais, por exemplo, e as pesquisas sobre funções biológicas são alguns dos exemplos que podem ser citados [Aström, 71].

Do ponto de vista mais específico, podemos usar a identificação de sistemas basicamente para seis finalidades.

A primeira delas seria a estimação de parâmetros com uma interpretação física. Este grupo inclui um grande número de aplicações especialmente fora do escopo industrial. Podemos citar por exemplo o sistema cardiovascular, o qual pode ser representado pelo seguinte modelo elétrico.

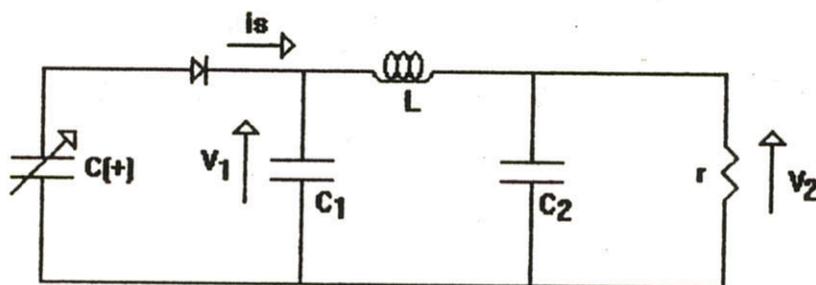


Fig. 2.1 Modelo elétrico do sistema cardio-vascular

Neste modelo, as voltagens representam as pressões sanguíneas, e as correntes os fluxos sanguíneos. Podemos associar os parâmetros  $C_1$ ,  $C_2$ ,  $L$ ,  $r$  e  $C(t)$  a interpretações físicas; como a distensabilidade das paredes vasculares ( $C_1$  e  $C_2$ ).

A segunda finalidade possível é a obtenção de um modelo para estudos de simulação, como o efeito de diferentes estratégias de controle sobre uma variável de interesse. Naturalmente, é sempre melhor trabalhar sobre o sistema em si, mas <sup>isto</sup> esta pode não ser possível por diversas razões, tais como custos, instabilidade do sistema ou constantes de tempo muito lentas.

Podemos ainda utilizar a identificação de sistemas para predição. Neste caso queremos prever, em tempo real, a saída do sistema baseado em medidas nele realizadas.

A quarta finalidade da identificação é servir para o projeto de algoritmos de controle digitais.

Finalmente, podemos utilizá-la para a verificação de modelos teóricos e para o monitoramento de parâmetros e detecção de falhas.

A classificação acima é útil, sobretudo, pelo fato daquilo que pode ser conseguido pela identificação de sistemas, bem como os conhecimentos prévios necessários, serem função do objetivo, mesmo que persigamos mais de um deles simultaneamente [Gevers, 82], [Isermann, 80], [Strejc, 81].

Segundo Zadeh [62], "identificação é a determinação com base nas entradas e saídas, de um modelo dentro de uma classe de sistemas específica equivalente ao sistema em teste", onde a equivalência é verificada através de um critério a ser minimizado.

A partir desta definição podemos definir as etapas constituintes do processo de identificação, sob um enfoque prático, a saber:

- definição e seleção da classe de modelos;
- definição e seleção dos procedimentos de aquisição de dados;
- definição e aplicação de um método de identificação;
- definição da ordem do modelo;
- validação do modelo.

Podemos sintetizar estas etapas, suas relações, bem como alguns procedimentos auxiliares na figura 2.2, a seguir [Isermann, 80]

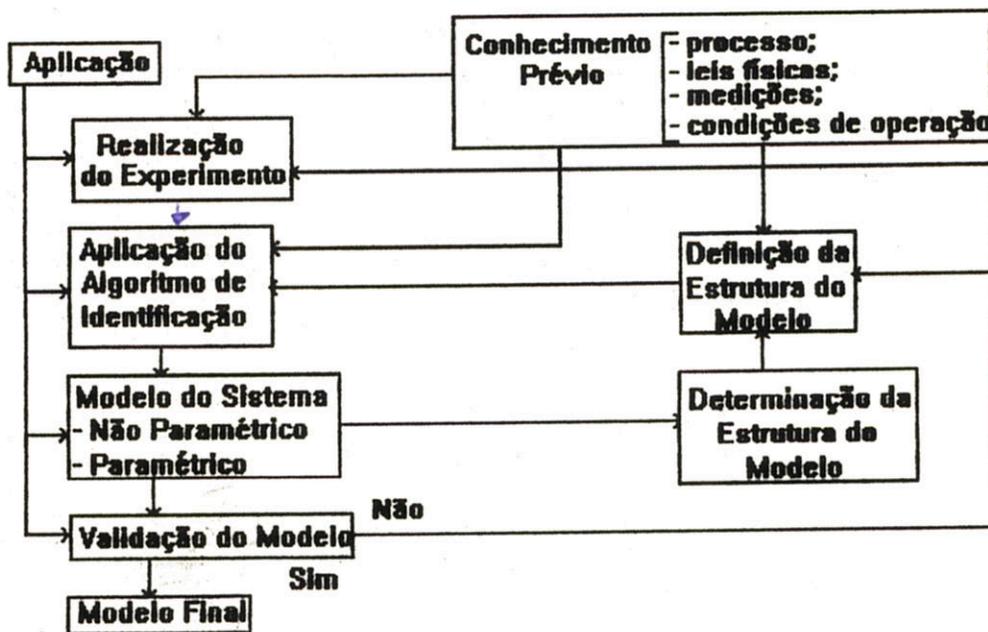


Figura 2.2 O procedimento da Identificação de Sistemas

Como podemos perceber na figura 2.2, os conhecimentos prévios possuem uma grande importância. Estes conhecimentos influenciam todas as etapas do procedimento e serão tratados nas seções subsequentes relativas a cada tópico.

## 2.2. Seleção da Classe de Modelos

A seleção da classe de modelos envolve a caracterização do sistema quanto a uma série de critérios.

Os modelos podem ser caracterizados de diversas maneiras, por representações não paramétricas (como resposta ao impulso, funções de transferência, funções de covariância, densidades espectrais, séries de Volterra) ou paramétricas, como modelos de estado.

As representações paramétricas normalmente apresentam grandes erros quando as ordens do modelo e do processo diferem. Este problema já não ocorre com as não paramétricas, uma vez que a ordem não precisa ser especificada explicitamente. No entanto, as representações paramétricas reduzem o problema da identificação a um problema de estimação dos parâmetros.

Além desta diferenciação, os modelos podem ainda ser classificados como contínuos ou discretos, a parâmetros concentrados ou distribuídos, estocásticos ou determinísticos, variantes ou não no tempo e, principalmente, lineares e não lineares.

Finalmente, deve-se resaltar que a seleção de um modelo específico dentro da classe de modelos na qual o sistema se enquadra é amplamente influenciada pelos conhecimentos prévios do sistema, bem como pelos objetivos da identificação em questão.

### 2.3. Definição e seleção dos Procedimentos de Aquisição de Dados

O procedimento de aquisição de dados inclui uma vasta gama de atividades e definições, tais como:

- sinais de entrada (espectro e amplitude);
- período de amostragem;
- tempo de identificação;
- identificação de malha aberta ou fechada;
- identificação off-line, ou on-line;
- equipamento para geração dos sinais, armazenamento dos dados e realização dos cálculos;
- filtragem dos sinais - altas e baixas frequências.

Na execução destas atividades é preciso levar em conta as restrições impostas pelas condições de operação do processo, propriedades dos atuadores (como não linearidades) e dos sensores.

Para identificar as partes controláveis e observáveis (identificáveis) de um processo dinâmico o sinal de entrada deve satisfazer certas condições.

É bem sabido que com a escolha de um sinal de entrada de um tipo especial, como funções impulso, degrau, ruído branco, sinais senoidais e sequências binárias pseudo aleatórios (PRBS), os cálculos podem ser significativamente simplificados.

Do ponto de vista de aplicações parece altamente desejável o uso de técnicas que não façam grandes limitações às entradas. Um requisito mínimo dos sinais de entrada é que estes excitem persistentemente a dinâmica do processo durante o período de aquisição. Um requisito máximo seria que o sinal de entrada fosse construído de forma a minimizar certos erros do modelo

com respeito ao ruído, restrições nos sinais de entrada e saída e ao período de aquisição.

Se considerarmos as análises espectral e de Fourier para a identificação da resposta em frequência, os sinais de entrada para estes métodos não paramétricos excitarão persistentemente se excitarem o processo para todas as frequências de interesse durante o período de aquisição.

Portanto sinais não periódicos (pulsos ou degrais repetidos), sinais multifrequenciais ou sinais estocásticos que satisfaçam estes requisitos são desejáveis como sinais de entrada.

Se os parâmetros de, uma função de transferência de um sistema contínuo

$$G(S) = \frac{b_0 + b_1s + \dots + b_ms^m}{1 + a_1s + \dots + a_ns^n} \quad (2.1.1)$$

devem ser estimados através de métodos de estimação de parâmetros, pela aplicação de sinais de entrada periódicos (multifrequenciais), cada harmônico com frequência  $w_i$  pode ser usado para determinar uma parte real  $\text{Re}(w_i)$  e uma imaginária  $\text{Im}(w_i)$  da resposta em frequência, ou seja, dois parâmetros. Neste caso, excitação persistente significa que a entrada deve ter pelo menos  $j \geq n+m+1$  harmônicos (onde  $n$  e  $m$  representam as ordens do denominador e numerador da função de transferência).

Para o caso de estimação de parâmetros de uma equação a diferenças linear

$$C(Z) = \frac{b_0 + b_1z^{-1} + \dots + b_mz^{-m}}{1 + a_1z^{-1} + \dots + a_nz^{-n}} \quad (2.1.2)$$

utilizando-se o método dos mínimos quadrados não recursivo

$$\hat{\theta} = [X^T X]^{-1} X^T Y \quad (2.1.3)$$

uma condição para excitação persistente

$$\det H_{22} > 0$$

Onde  $H_{22}$ , corresponde ao quadrante inferior direito de  $(I+N)^{-1}X^T X$ . Ref.!

Alguns sinais que podem ser usados neste caso são o ruído branco, o ruído colorido e o PRBS. Em alguns casos, principalmente quando o tempo de experimentação é muito limitado (devido às condições de operações ou custos) pode ser necessária a utilização de sinais de entrada ótimos. Algumas propostas neste sentido podem ser encontradas em [Goodwin, 73].

O período de amostragem,  $T_0$ , depende basicamente de 3 fatores:

1- O Tempo de amostragem para a aplicação final: se a aplicação final da identificação é o projeto de um sistema de controle digital, o período de amostragem será influenciado por uma série de características, como o tipo do algoritmo e a performance do controle, atuadores e sensores. Como uma regra geral, 6 a 15 amostragens durante o tempo para atingir 95% do valor do regime permanente normalmente representa uma boa escolha para algoritmos de controle PID.

2- A acuracidade do modelo resultante: com pequenos valores para o período de amostragem a estimação dos parâmetros se torna bastante precisa.

No entanto, pequenos erros nos parâmetros podem ter uma grande influência no comportamento do modelo entrada/saída devido a grandes erros no ganho.

Por outro lado, períodos de amostragens muito grandes prejudicam os resultados relativos e dinâmica do sistema.

3- Problemas numéricos: se o período de amostragem é escolhido muito pequeno, as matrizes resultantes serão mal condicionadas.

Em geral,  $T_{95}/T_0 = 5...15$  tem se mostrado uma boa alternativa.

Com respeito a forma de realização, uma identificação pode ser feita off-line ou on-line.

Na identificação off-line os dados adquiridos do processo são inicialmente armazenados. Posteriormente, são transferidos para um

computador (caso não estejam lá ainda) e avaliados. Normalmente o conjunto de dados é processado todo de uma só vez.

Na identificação on-line o processo de identificação é realizado em uma operação on-line com o processo. Os dados podem ser processados imediatamente após cada aquisição ou depois que um certo número de medidas tenha sido feito.

Uma vez mais, o objetivo final da identificação e o processo irão determinar o tipo de identificação. Para processos invariantes no tempo a identificação off-line é normalmente preferida. Para processos variantes e principalmente para aplicações de controle adaptativo a identificação on-line deve ser usada [Isermann, 80] [Aström, 71].

#### 2.4. Definição e Aplicação de um Método de Identificação

Com a definição e aplicação de um método de identificação obtém-se um modelo do sistema em estudo.

Conforme citado no tópico referente a relação da classe de modelos, estes podem ser caracterizados segundo uma série de critérios.

Se levarmos em conta a forma de obtenção podemos destacar os algoritmos clássicos - baseados nas propriedades gráficas da resposta temporal, nas propriedades de correlação e na resposta em frequência dos sistemas - e os algoritmos estatísticos, baseados na minimização de um critério de erro entre as saídas do modelo e do sistema real.

Consideremos agora a identificação de sistemas lineares, certamente a área mais desenvolvida no campo da identificação de sistemas. Se as técnicas de identificação não paramétrica forem usadas, o modelo poderá ser caracterizado pela função de transferência ou pela resposta ao impulso. Muitos

dos métodos modernos no entanto, necessitam um modelo de estado, ou seja, um modelo paramétrico.

Diversos problemas surgiram naturalmente:

Supondo-se que a resposta ao impulso seja desejada, deve esta ser identificada diretamente ou identificado um modelo paramétrico e então avaliada a resposta ao impulso?

E se um modelo paramétrico for o objetivo, devemos obtê-lo diretamente ou determinar a resposta ao impulso e então ajustar um modelo paramétrico a ela?

Desde que os modelos paramétricos contém explicitamente a ordem do modelo o que acontece se a ordem errada é assumida quando da formulação do problema?

Ainda não existem respostas gerais para estas (e outras) questões [Aström, 71].

A seguir, são apresentados alguns dos mais utilizados métodos para identificação de sistemas.

#### 2.4.1. Mínimos Quadrados

O método dos Mínimos Quadrados é o algoritmo mais simples dentre os métodos baseados na minimização de um critério, e foi originalmente desenvolvido por Gauss no século XIX.

Para sua aplicação, assim como nos métodos dele derivados, as informações relativas a estrutura do modelo devem ser fornecidas junto aos sinais de entrada e saída do sistema.

Considere um modelo discreto no tempo, linear, invariante no tempo, com uma entrada e uma saída. Uma forma canônica para o modelo é:

$$\times \quad y_m(k) + a_1 y_m(k-1) + \dots + a_n y_m(k-n) = b_1 u(k-1) + \dots + b_n u(k-n) \quad (2.4.1.1)$$

onde  $n$  é a entrada e  $y_m$  a saída do modelo. Este modelo pode ser escrito como:

$$A(q)y_m(k) = B(q)u(k) \quad (2.4.1.2)$$

ou

$$A^*(q^{-1})y_m(k) = B^*(q^{-1})u(k) \quad (2.4.1.3)$$

o que implica em

$$y_m(k) = -a_1 y(k-1) - \dots - a_n y(k-n) + b_1 u(k-1) + \dots + b_n u(k-n) \quad (2.4.1.4)$$

$$y_m(k) = x^T(k) \theta + e(k) \quad (2.4.1.5)$$

onde:

$$\theta^T = (a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, b_2, \dots, b_n) \quad (2.4.1.6)$$

$$x^T(k) = (-y(k-1), -y(k-2), \dots, -y(k-n), u(k-1), \dots, u(k-n)) \quad (2.4.1.7)$$

$e(k)$ : sequência de variáveis aleatórias não correlacionadas.

A expressão (2.4.1.5) pode ser expressa na forma vetorial como:

$$Y = X\theta + E$$

onde:

$$Y^T = [y(1), \dots, y(N)] \quad (2.4.1.8)$$

$$X^T = [x(1), \dots, x(N)] \quad (2.4.1.9)$$

$$E^T = [e(1), \dots, e(N)] \quad (2.4.1.10)$$

O critério a ser minimizado sendo

$$\sum_{k=1}^{N-n} e^2(k) \quad (2.4.1.11)$$

onde  $e$  é o erro generalizado definido por:

$$e(k) = A^*(q^{-1})[y(k) - y_m(k)] \quad (2.4.1.12)$$

um estimador para  $\theta$  pode ser obtido por:

$$\hat{\theta} = [X^T X]^{-1} X^T Y \quad (2.4.1.13)$$

[Aström, 71], [Goodwin, 77], [Strejc80].

O método dos Mínimos Quadrados, apesar de apresentar estimativas tendenciosas na presença de ruídos, apresenta um custo computacional baixo e

pode dar uma boa estimativa inicial para os métodos de Variáveis Instrumentais e Máxima Verossemelhança.

#### 2.4.2 - Mínimos Quadrados Generalizados

Para superar o problema da influência do ruído o algoritmo dos Mínimos Quadrados Generalizados incorpora um filtro digital e sua estrutura, o qual também é identificado pelo método.

Dado o processo

$$A^*(q^{-1})y(k) = B^*(q^{-1})u(k) + v(k) \quad (2.4.2.1)$$

onde  $v(k)$  é uma sequência de variáveis aleatórias correlacionadas. Supondo conhecidas as correlações de resíduos

$$v(k) = G^*(q^{-1})e(k) \quad (2.4.2.2)$$

onde  $G$  uma função de transferência.

O método dos Mínimos Quadrados Generalizados pode ser interpretado como um problema de identificação de Mínimos Quadrados, onde o critério é escolhido como (2.4.1.11), com o erro generalizado definido como:

$$e(k) = A^*(q^{-1})\left[\frac{1}{G^*(q^{-1})}y(k)\right] - B^*(q^{-1})\left[\frac{1}{G^*(q^{-1})}u(k)\right] \quad (2.4.2.3)$$

O procedimento consiste nos seguintes passos:

1- Fazer uma estimativa pelo Mínimos Quadrados Ordinário para o modelo

$$A_j^*(q^{-1})y(k) = B_j^*(q^{-1})u(k) + v(k). \quad (2.4.2.4)$$

2- Analisar os resíduos  $v$  e estimar uma autoregressão

$$D_j^*(q^{-1})v(k) = e(k) \quad (2.4.2.5)$$

onde  $\{e(k)\}$  é um ruído branco.

3- Filtrar as entradas e saídas do processo com

$$y'(k) = D_j^*(q^{-1})y(k) \quad (2.4.2.6)$$

$$u'(k) = D_j^*(q^{-1})u(k) \quad (2.4.2.7)$$

4- Fazer uma nova estimativa pelo Mínimos Quadrados para as entradas e saídas filtradas e repetir a partir de 2 [Aström 71], [Goodwin 77].

Ainda assim o Mínimos Quadrados Generalizado pode levar a resultados tendenciosos. Além disso apresenta um alto custo computacional. Como ponto positivo o modelo do ruído também é identificado [Isermann 80].

### 2.4.3. Variáveis Instrumentais

O método dos Mínimos Quadrados Generalizado fornece um modelo do ambiente em termos de um modelo para as perturbações como um filtro dirigido por ruído branco. Se estivermos <sup>interessados</sup> apenas na dinâmica do sistema, podemos utilizar outros métodos que evitam as dificuldades de lidar com resíduos correlacionados. Dentre estes métodos está o Variáveis Instrumentais.

Este algoritmo considera a utilização de um sinal extra, as *variáveis instrumentais*, correlacionadas apenas com os sinais do sistema, desprezando a parcela do ruído. Um estimador para  $\theta$  é então dado por

$$\theta = [Z^T X]^{-1} Z^T Y \quad (2.4.3.1)$$

onde Z é uma matriz, estritamente relacionada a X [Goodwin 77], [Aström 71].

Um ponto fundamental do algoritmo em questão é a escolha das variáveis instrumentais. Uma escolha bastante comum é

$$z(k)^T = (-x(k^1), \dots, -x(k^n), u(k^1), \dots, u(k^m))^T \quad (2.4.3.2)$$

onde  $x(k)$  é a saída do modelo auxiliar

$$A'(q^{-1})x(k) = B'(q^{-1})u(k) \quad (2.4.3.3)$$

Uma alternativa para obtenção dos coeficientes do modelo auxiliar é utilizar estimativas do Mínimos Quadrados [Ahmed 85], [Goodwin 77].

Outra opção é a utilização de entradas atrasadas

$$z(k)^T = (-y(k-t-1), \dots, -y(k-t-n), u(k-t-1), \dots, u(k-t-m))^T \quad (2.4.3.4) \text{ [Ljung 83]}$$

ou entradas e saídas atrasadas *saídas?*

$$z(k)^T = (-y(k-t-1), \dots, -y(k-t-n), u(k-t-1), \dots, u(k-t-m))^T \quad (2.4.3.5) \text{ [Söderström 81]}$$

ou apenas saídas atrasadas.

Análises quanto a consistência e acuracidade de algumas destas escolhas foram feitas por Söderström [81].

O método das Variáveis Instrumentais apresenta um bom desempenho para uma larga faixa de modelos de ruído, a um custo computacional de médio para baixo. No entanto, é um estimador de fraca consistência (apesar desta poder ser alcançada em certos casos).

#### 2.4.4 Outros Métodos

Além dos métodos acima especificados, podemos encontrar uma série de outros, não só pertencentes a classe dos baseados na minimização de uma função custo, mas também em outros conceitos.

Podemos citar, entre outros, os métodos da Máxima Verossimelhança [Aström 71], [Aström 80], [Goodwin 77], da Correlação [Godfrey 80], da Matriz Extendida [Aström 71], do 3PI [Isermann 73], da Aproximação Estocástica [Isermann 73], [Goodwin 77] e técnicas de gradiente [Sage71].

## 2.5 Definição da Ordem do Modelo

A determinação da ordem de um modelo paramétrico, monovariável do tipo

$$G_p(z) = Y(z)/U(z) = [(b_1 z^{-1} + \dots + b_n z^{-m}) / (1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_m z^{-m})] z^{-d} \quad (2.5.1)$$

significa estimar  $m$  e o atraso  $d$  do processo cujas ordem e atraso reais são dados por  $m_o$  e  $d_o$ . Em uma situação ideal, devemos ter  $m = m_o$  e  $d = d_o$ .

A estimação do atraso pode ser feita simplesmente assumindo-se  $d = 0$ , e aumentando-se a ordem  $m$  até pelo menos  $m_o + d_o$ . Teremos então

$$|b'_1|, |b'_2|, \dots, |b'_\beta| \ll \sum b_i \quad (2.5.2)$$

e

$$|b'_{\beta+1}| \gg |b'_\beta| \quad (2.5.3)$$

para  $\beta = d_o$  pode ser usado como um critério [Isermann 80].

Por outro lado, a estimação de  $d_o$  pode também ser feita no procedimento geral de determinação da ordem.

Diversos métodos para testar e determinar a ordem do sistema podem ser encontrados na literatura. A seguir, é apresentada uma lista dos mais comuns.

- Função perda

Este é o método mais simples para determinação da ordem. Consiste simplesmente em se observar o comportamento da função perda

$$V(m) = e^T(m)e(m) \quad (2.5.4)$$

onde  $e$  é o resíduo do método de estimação de parâmetros utilizado. Para  $m = 1, 2, \dots$  a função perda irá diminuir até  $V(m')$ .  $m'$  será uma boa estimativa se  $V(m')$  e  $V(m'+1)$  não diferirem significativamente. Para se verificar se a diminuição foi significativa podemos utilizar um método estatístico, o *F-test*. Calculando-se

$$t = [(V(m_1) - V(m_2))/V(m_2)].(N - 2m_2)/[2(m_2 - m_1)] \quad (2.5.5)$$

a redução será significativa se  $t$  for pelo menos igual a 3. ✓

#### - Cancelamento polo-zero

Se assumirmos na estimação dos parâmetros uma ordem  $m$  maior que a ordem real do processo  $m_o$ , então as raízes que surgirão aproximadamente cancelar-se-ão umas as outras. Além disso, aquelas raízes que permanecerem praticamente inalteradas podem ser definidas como características do sistema.

#### - Erros dos sinais

Um teste bastante simples, mas muito efetivo, consiste na comparação das respostas no tempo do modelo com os sinais exatos do sistema para todas as ordens investigadas. Para esta comparação, os sinais de saída  $y^m(k)$ , da resposta ao degrau  $h^m(k)$  e ao impulso  $g^m(k)$  são apropriados. Os erros podem então ser calculados e avaliados. Para os sinais  $h$  e  $g$  a comparação pode ser feita plotando-se os valores reais e os do modelo.

✕ Outros métodos bastante utilizados são: comparação de resíduos, taxa de verossimelhança, taxa de determinantes (e as versões estendidas destes três [Woodside 71]), teste de independência, teste de normalidade [Unbehauen 73].

Uma metodologia bastante completa para determinação da estrutura do modelo, incluindo o atraso e a ordem do numerador, é apresentado em Ahmed [85], utilizando diversas normas e um método de Variáveis Instrumentais. ✓

## 2.6 Validação do Modelo

O problema de validação pode ser visto como a atividade para se decidir se o modelo obtido a partir do procedimento de identificação pode ser aceito.

Como os modelos obtidos são dependentes da classe de modelos para a qual foram dirigidos, o procedimento de validação deve levar em consideração a escolha da classe de modelos anteriormente discutida.

Um procedimento comumente aplicado é comparar a saída simulada do modelo com a saída real do sistema, usando diferentes conjuntos de dados (sinais de excitação).

Alguns erros entre o modelo (m) e o processo (p) utilizáveis na validação são:

- erro nos parâmetros:  $\Delta\theta_i = \theta_{io} - \theta_i$   $i = 1, 2, \dots$ ; (2.6.1)

- erro na saída:  $e_p(k) = y_p(k) - y_m(k)$ ; (2.6.2)

- erro na equação:  $e(k)$ ;

- erro do comportamento entrada/saída:

por exemplo, erro da resposta ao impulso  $e_g(\tau) = g_o(\tau) - g'(\tau)$ . (2.6.3)

Além disso, os erros podem ser expressos em termos absolutos, relativos, ou médios [Isermann 80].

Como resultado da etapa de validação, pode ser necessária a aplicação de outros métodos de identificação, a realização de novos experimentos de aquisição, ou mesmo a reavaliação da seleção da classe do modelo e da maneira de representá-lo.

## 2.7 Estimação de Parâmetros para Sistemas Contínuos

✓ Apesar dos avanços na tecnologia digital nos levaram<sup>e</sup> naturalmente por este caminho, mesmo em situações nas quais os sinais e sistemas relacionados são inerentemente contínuos, a importância das abordagens contínuas tem sido cada vez mais reconhecida. De fato, os parâmetros dos modelos contínuos nos fornecem uma maior interpretação física que seus equivalentes discretos.

A obtenção dos modelos contínuos pode ser feita de duas formas: estimando-se diretamente um modelo contínuo, ou estimando-se um modelo discreto e transformando-o para contínuo.

A identificação via modelos discretos, apesar de possuir métodos mais simples, encerra alguns problemas não triviais, em especial, a escolha do período de amostragem e a obtenção do modelo contínuo a partir do seu equivalente discreto.

Podemos também estimar os modelos contínuos via formas não paramétricas. Funções de transferência podem ser obtidas de modelos não paramétricos por diferentes caminhos.

Utilizando-se estimadores discretos, algoritmos baseados no Variáveis Instrumentais, como o Variáveis Instrumentais Refinado, combinados ainda ao Mínimos Quadrados Ordinário e Generalizado apresentam-se como boas soluções [Unbehauen 90], [Young 81].

### 2.7.1 Obtenção do Modelo Contínuo a Partir do Modelo Discreto

Na abordagem indireta de identificação de modelos contínuos, um modelo discreto é inicialmente considerado, obtido por qualquer uma dentre as diversas técnicas já bem desenvolvidas. A passagem para um modelo contínuo, pode então ser feita através de qualquer transformação adequada, como por exemplo, a transformação de Tustin

$$s = 2(z-1)/T_o(z+1) \quad (2.7.1) \quad [\text{Unbehauen 90}]$$

ou, de forma mais trivial, pela relação entre os polos no plano  $s$  e  $z$

$$s = (\ln z)/T_o \quad (2.7.2) \quad [\text{Sinha 83}]$$

A escolha de  $T_o$ , sem violar o Teorema de Shannon, como dito anteriormente, não é uma escolha fácil. Como regra geral

- $\lambda_m T_o < 0,5$  onde  $\lambda_m$  é o maior autovalor do sistema considerado;
- $T_r/10 < T_o < T_r/6$  onde  $T_r$  é o tempo para o sistema atingir 63% do valor de regime na resposta ao degrau.

O esquema desta abordagem indireta pode ser visto na figura 2.3

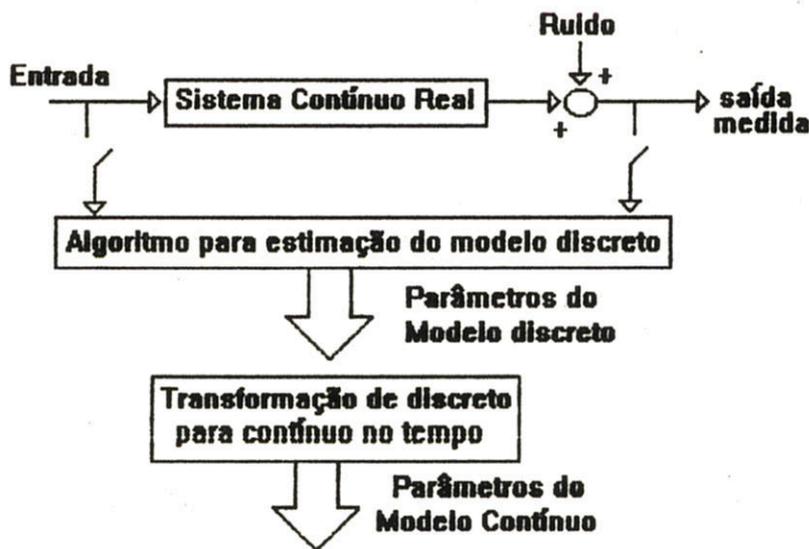


Fig. 2.3 Identificação do modelo contínuo via modelo discreto [Unbehauen 90]

Um método mais eficiente de obter modelos contínuos via modelos discretos é apresentado em Cline [82]. Um estudo mais completo, envolvendo a aplicação de um método de Variáveis Instrumentais foi desenvolvido por Sagara [90].

## 2.8 Conclusão

Com base no levantamento bibliográfico apresentado, pode-se perceber que a identificação de sistemas e a representação de um sistema por um modelo representativo de seu comportamento, mostra-se uma tarefa árdua cuja solução normalmente não é única.

Envolvendo conhecimentos diversos, a identificação apresenta-se como uma atividade iterativa, como pode ser visto na figura 2.2.

A partir da definição da classe de modelos, definimos os procedimentos para a aquisição dos dados, determinando o período de amostragem, tempo de aquisição, entre outras variáveis. Além disso, é preciso fazer uma filtragem buscando-se eliminar os ruídos tanto nas altas quanto nas baixas frequências. Com os procedimentos definidos, a aplicação de um ou mais algoritmos de identificação de parâmetros e determinação (ou pré-determinação) de estrutura (se necessários), obtemos um modelo do sistema em questão.

A última etapa consiste então na validação do modelo obtido.

Além das etapas do processo de identificação, abordou-se também a questão da identificação de modelos contínuos, dando-se especial atenção a sua obtenção a partir de modelos discretos.

Um aspecto importante a ser observado é a importância do conhecimento prévio a cerca das características do sistema. Tal conhecimento facilita a tarefa de identificação diminuindo o número de iterações necessárias.

Com tudo isto em mente, percebe-se a necessidade de pacotes computacionais para realizar-se de forma eficiente os procedimentos de identificação. Com este objetivo foram desenvolvidas as rotinas e algoritmos para aquisição de dados e identificação de processos tratados no capítulo a seguir.

## CAPÍTULO 3

### ESPECIFICAÇÃO E IMPLEMENTAÇÃO DAS ROTINAS E ALGORITMOS PARA A IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS

#### 3.1 Introdução

No presente capítulo serão apresentadas as especificações para as rotinas a serem desenvolvidas para o AQX - Sistema de Aquisição de Dados e sua implementação. Inicialmente, para cada um dos módulos, serão levantados seus requisitos iniciais, sendo apresentadas a seguir as escolhas feitas e seu embasamento. Finalmente, serão apresentados aspectos da implementação dos algoritmos.

#### 3.2 O AQX - Sistema de Aquisição de Dados

O AQX - Sistema de Aquisição de Dados, é um software voltado a aquisição de sinais de processos industriais, possibilitando ainda a identificação de funções de transferência de sistemas contínuos.

Desenvolvido de forma a facilitar ao máximo o trabalho do usuário, o AQX, em sua última versão comercial - 1.20 - foi desenvolvido em linguagem C para microcomputadores tipo IBM-PC AT. A interface gráfica estruturada

com menus do tipo pull-down e janelas iterativas oferece grandes recursos de visualização e manipulação de curvas.

As opções de trabalho para o usuário estão organizadas basicamente em quatro grupos, listados a seguir.

- Aquisição: envolve as funções de trabalho para aquisição de dados em tempo real, monitoração de eventos e análise em frequência. A aquisição pode ser feita através de um osciloscópio normal em até oito canais simultâneos, ou de um osciloscópio X-Y, plotando-se os valores de dois canais adquiridos um contra o outro. Além destas opções, pode-se monitorar sistemas em que se deseja saber apenas o que ocorre imediatamente antes ou depois que um determinado evento ocorra. Para isto, utiliza-se a opção registro de eventos. A última opção do menu de aquisição realiza uma Transformada Rápida de Fourier (F.F.T.) sobre o canal de entrada, fazendo uma análise de frequência.

- Buffer: consiste das funções relativas à memória de curvas de resposta (em número máximo de 19) com capacidade para armazenar 600 pontos, originadas tanto da aquisição de dados como de simulações através do software SSD - Simulação de Sistemas Dinâmicos. O Buffer permite atividades como tratamento de sinais, comparação de resultados, leitura e gravação em disco, além de diversas funções de manipulação como edição, ampliação, sobreposição, entre outras.

- Identificação: agrupa funções referentes a geração de pontos experimentais, estímulos senoidais ou aplicação de degraus para identificação da função de transferência do sistema em teste.

A geração de pontos experimentais é feita através da conversão de uma curva em resposta ao degrau armazenado no buffer, estímulos senoidais ou um degrau aplicado diretamente no sistema. Os pontos experimentais são armazenados em uma tabela contendo frequência, módulo, fase, real e imaginário.

Baseado em pontos experimentais previamente gerados pode-se também identificar a função de transferência, através da opção de mesmo nome. Por fim, há a possibilidade de realizar-se novas iterações, o que pode ser necessário para que o processo convirja.

- Utilitários: agrupa funções referentes ao hardware de aquisição de dados e de geração de sinais, configuração de impressão, informações sobre o software, acesso ao sistema operacional e término da execução do programa.

### 3.3 Requisitos Gerais

O requisito inicial do trabalho era o desenvolvimento de pelo menos um “caminho” possível para o usuário executar o procedimento de identificação, onde “caminho” significa uma sequência de procedimentos pertinentes a cada uma das etapas da identificação de sistemas. Para tanto, pelo menos um método de identificação e determinação da ordem do modelo, um método de validação e um sinal de excitação devem ser implementados.

Como parte integrante do sistema AQX, todas as rotinas precisarão estar em sintonia com a filosofia de desenvolvimento deste, o que inclui princípios como modularidade, códigos claros e eficientes e documentação.

### 3.4 Módulo de Sinais de Estímulos

Para o módulo de sinais de excitação o principal requisito era que propiciasse uma excitação persistente do sistema, conforme verificado na bibliografia [Iserman 80], [Aström 71].

Em função disto, foram implementados o ruído branco e as sequências binárias pseudo aleatórias (PRBS). Os sinais do tipo PRBS são preferidos em aplicações de identificação de sistemas em função das propriedades que possuem, como por exemplo suas funções de autocorrelação (na forma de pulsos com valores iguais nos instantes T).

A geração de PRBS pode ser feita simplesmente armazenando-se um sinal aleatório por um período T e repetindo-o indefinidamente. No entanto, existem formas bem mais práticas. As sequências binárias pseudo aleatórias podem ser facilmente geradas através de registradores de deslocamento pela realimentação de determinados elementos. Assim, com quatro registradores teremos uma PRBS de período (tempo que o PRBS leva para começar uma nova sequência idêntica a anterior)  $N=7$  através da realimentação dos dois últimos. Naturalmente, esta operação de registradores pode ser facilmente representada em um computador. A escolha sobre que bits devem ser

$$2^4 - 1 = 15 !!$$

realimentados também pode ser facilmente resolvida consultando-se as diversas tabelas disponíveis na literatura.

Os sinais do tipo PRBS possuem 3 parâmetros de entrada: o "clock", o comprimento e a amplitude.

O "clock" de um PRBS corresponde ao tempo que ele permanecerá em um estado. Seu comprimento, como já mencionado anteriormente, se refere ao número de pulsos gerados antes que uma nova sequência, idêntica, recomece. A escolha do comprimento é uma questão importante, pois irá influenciar nos resultados obtidos com a identificação. Seu valor está relacionado com a maior constante de tempo que se deseja identificar. Davies [70] sugere que o valor do seu produto pelo período de amostragem seja no mínimo 10 vezes maior que o tempo para a resposta ao degrau do sistema atingir 95% do seu valor de regime.

Para a geração de diferentes comprimentos (N) precisamos de diferentes números de bits (n) segundo a seguinte relação

$$N = 2^n - 1$$

No presente trabalho foram implementadas rotinas para geração de PRBS's com valores 0 e a e -a e +a, onde a é a amplitude definida pelo usuário. O usuário pode ainda escolher qualquer comprimento até 1023, limitação esta imposta pela capacidade das curvas do buffer [Davis 70].

### 3.5 Módulo de Identificação

O módulo de identificação compõe a parte mais importante dos algoritmos a desenvolver. Além de obedecer aos requisitos gerais do problema, este módulo deveria prover técnicas modernas de identificação de sistemas, capazes de fornecer bons resultados mesmo na presença de ruídos. Estas técnicas deveriam ser em número mínimo de dois, de forma a possibilitar uma comparação e uma aplicação a uma maior quantidade de sistemas.

Após o estudo bibliográfico, optou-se primeiro pela implementação do método dos Mínimos Quadrados, que apesar de simples e tendencioso na presença de ruídos, é bastante instrutivo e serve de base para todos os demais dele derivados (podendo também fornecer estimativas iniciais).

Para superar os problemas do Mínimos Quadrados na presença de ruídos optou-se por implementar também o método das Variáveis Instrumentais. Este método apresenta-se como bastante eficiente, e possui ainda duas vantagens: baseia-se no Mínimos Quadrados e possui diversas variantes, conforme apresentado na revisão bibliográfica.

Dentre estas possíveis variantes foi escolhida para uma primeira experiência a baseada em um modelo auxiliar, por ser o mais utilizado nos artigos pesquisados. Conforme sugestão destes mesmos artigos, utilizou-se os valores estimados pelo Mínimos Quadrados como coeficientes deste modelo auxiliar [Ahmed 85]. Entretanto, deve-se notar que a alteração para outras opções de variáveis instrumentais é bastante simples.

Em ambos os métodos o usuário precisa entrar com a ordem do modelo, o atraso (cujo conhecimento é fundamental para o sucesso da estimativa), as curvas do buffer nas quais estão armazenados os sinais de entrada e saída a serem utilizados e, opcionalmente, o número de pontos com o qual será feita a aplicação do algoritmo.

A despeito do fato de ser o método mais simples para a identificação de sistemas, a implementação da Mínimos Quadrados foi, dentre todas as rotinas, a mais trabalhosa e demorada. Tal fato pode ser explicado por uma conjunção de fatores, que envolvem o pouco contato anterior deste aluno com implementação de técnicas de identificação, o praticamente desconhecimento por parte do mesmo da linguagem C (em especial na parte referente a ponteiros e estruturas, na qual todo software e as rotinas desenvolvidas se baseiam) e a necessidade da implementação de todas as rotinas básicas para as operações matriciais necessárias a consecução do método. Tais dificuldades já não se apresentaram quando da implementação do Variáveis Instrumentais.

### 3.6 Módulo de Determinação da Ordem

Para este módulo, inicialmente desejava-se a implementação de uma técnica capaz de determinar a ordem da estrutura antes que qualquer método de implementação fosse aplicada. Entretanto, como consequência da pouca disponibilidade de tais métodos e alta complexidade dos mesmos [Ahmed 85] optou-se pela implementação de seleção da ordem. Dentre as diversas opções

[Unbehauen 73] foram implementadas as rotinas de cancelamento polo-zero e da função perda (ainda não concluída).

O teste de cancelamento polo-zero apenas apresenta as raízes para as diversas ordens testadas, ficando a comparação a cargo do usuário.

### 3.7 Módulo de Conversão

Este módulo tinha como requisito único permitir a transformação de um modelo discreto para contínuo de maneira eficiente. Por questões de complexidade e amparado em recomendações de um especialista da área optou-se por implementar a estratégia proposta por [Sinha 82]. Entretanto, apenas a conversão do denominador se tornou possível, uma vez que o numerador exigia a expansão em frações parciais, tarefa bastante complexa. Esta parte da conversão foi então deixada a carga do usuário.

### 3.8 Método de Validação

Para o módulo em questão desejava-se a definição de um “índice” que permitisse confirmar a validade do modelo obtido. Entretanto, a pesquisa bibliográfica não revelou nenhum método capaz de obter tal resultado. Desta forma, a validação é feita pelos índices tradicionais que incluem o erro de equação e a comparação das saídas ao degrau e ao impulso. Quando o modelo

real é conhecido pode-se aplicar também os diversos índices de desvio dos parâmetros [Isermann 73].

Para permitir a validação dos próprios algoritmos e rotinas desenvolvidos foi elaborado também um simulador de sistemas discretos. Este simulador, apesar de simples, é capaz de fornecer a saída de qualquer sistema discreto a qualquer entrada.

### 3.9 Conclusão

Neste capítulo foram apresentados os requisitos gerais para as rotinas a implementar, bem como aqueles específicos a cada uma das etapas do processo de identificação.

Foram apresentadas assim as rotinas implementadas para a excitação dos sistemas (PRBS e ruído branco) e sua justificativa. A seguir, foram apresentados os métodos de identificação implementados, com uma breve descrição de suas vantagens e das dificuldades enfrentadas no processo de implementação. Finalmente, as rotinas de determinação da ordem e validação, bem como suas justificativas foram apresentadas.

## CAPITULO 4

### RESULTADOS OBTIDOS

#### 4.1 Introdução

Para testar e validar os diversos algoritmos e rotinas desenvolvidos, foram realizados diversas simulações buscando abarcar todos os pontos de interesse. Neste capítulo serão apresentados alguns dos casos estudados e sua contribuição para a validação do projeto como um todo.

#### 4.2 Identificação de um Sistema de 1ª Ordem

O estudo com um modelo de 1ª ordem, a saber

$$y(k) = -0.5 y(k-1) + 0.2 u(k-1) \quad (4.2.1)$$

serviu como um teste simples para os métodos de identificação. Por sua simplicidade, apresenta-se de maneira ideal como uma ferramenta para o teste exaustivo de todas as rotinas envolvidas no processo. A aplicação de ambos os

métodos a este sistema foi feita com uma entrada PRBS de comprimento 512 e amplitude 1 (valores 1 e -1). O período de amostragem foi de 1 segundo.

Tanto o Mínimos Quadrados quanto o Variáveis Instrumentais conduziram a resultados precisos até a sexta casa decimal. Os procedimentos de validação conduziram a erros médios quadráticos de 0.0000036 e 0.000016 respectivamente. As respostas ao degrau foram rigorosamente idênticas a real. O PRBS de entrada e a saída correspondente podem ser vistos nas figuras 4.1 e 4.2.

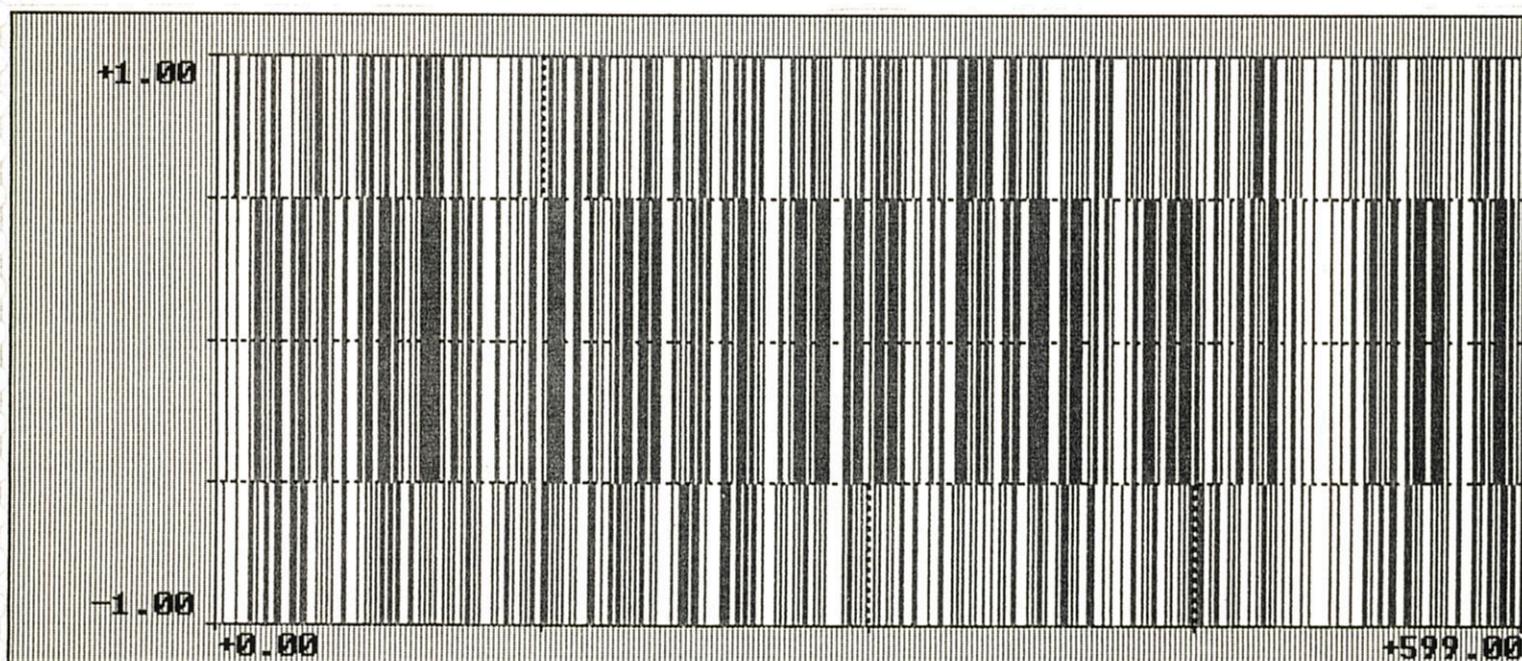


Figura 4.1 PRBS de entrada para sistema de 1ª ordem

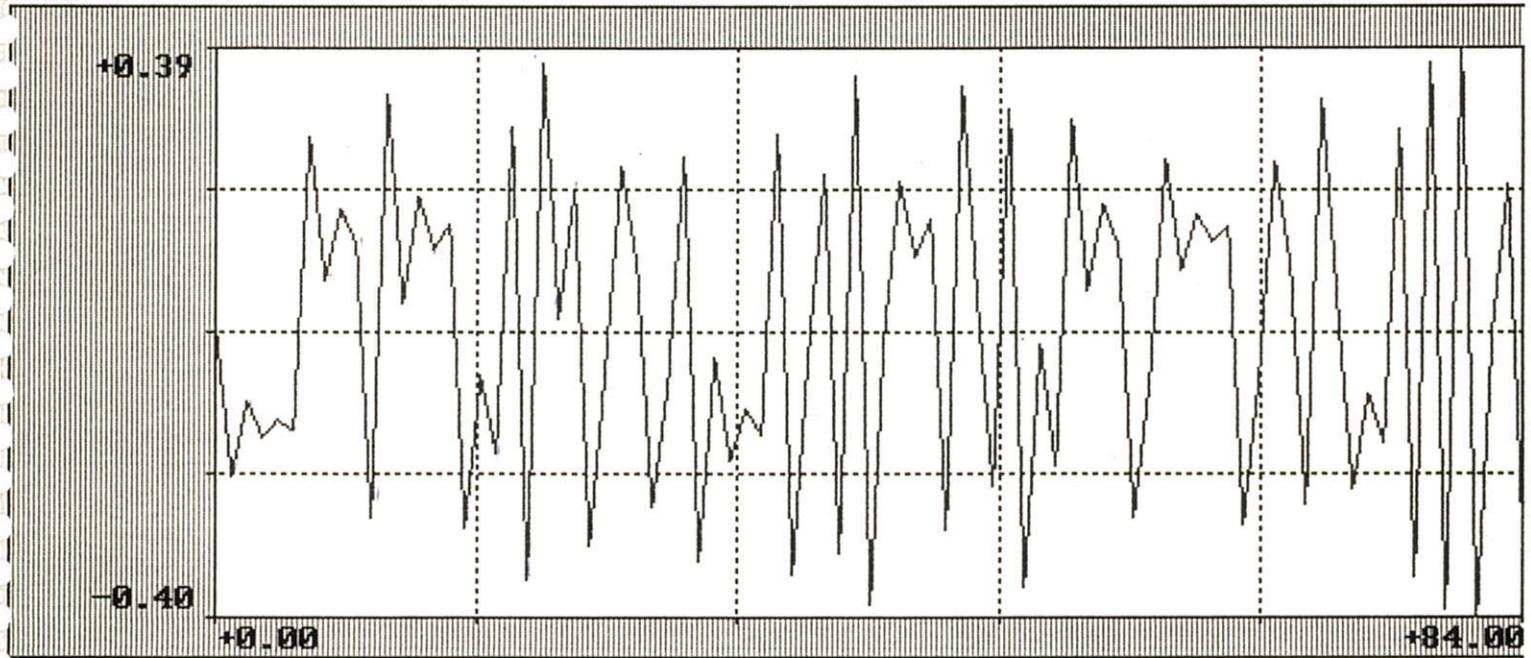


Figura 4.2 Saída do sistema de 1ª ordem para entrada PRBS

### 4.3 Identificação de um Sistema de 2ª Ordem

Um teste mais consistente foi feito com o sistema de 2ª ordem

$$y(k) = -1.292y(k-1) + 0.852y(k-2) + 0.288u(k-1) + 0.273u(k-2) \quad (4.3.1)$$

Para este sistema foram testados diversos períodos de amostragem ( $T_o$ ), até atingir-se um melhor resultado para um número fixo de pontos utilizados pelos métodos (85). O comprimento do PRBS foi de 63.

Partindo-se de um valor inicial de 0.5 segundos, chegou-se ao resultado ótimo com um  $T_c$  de 0.8 segundos. Neste caso, os resultados do Mínimos Quadrados já não foram tão satisfatórios, como pode ser visto na tabela a seguir

	a1	a2	u1	u2
Valores reais	-1.292	0.852	0.288	0.273
Mínimos Q.	-1.198	0.780	0.272	0.550
Variáveis I.	-1.2914	0.8520	0.2881	0.2720

O PRBS de entrada e a saída correspondente do sistema podem ser vistos na figura 4.3 e 4.4, respectivamente.

As figuras 4.5 e 4.6 apresentam simultaneamente as saídas do sistema e do modelo (Variáveis Instrumentais) ao degrau e ao PRBS.

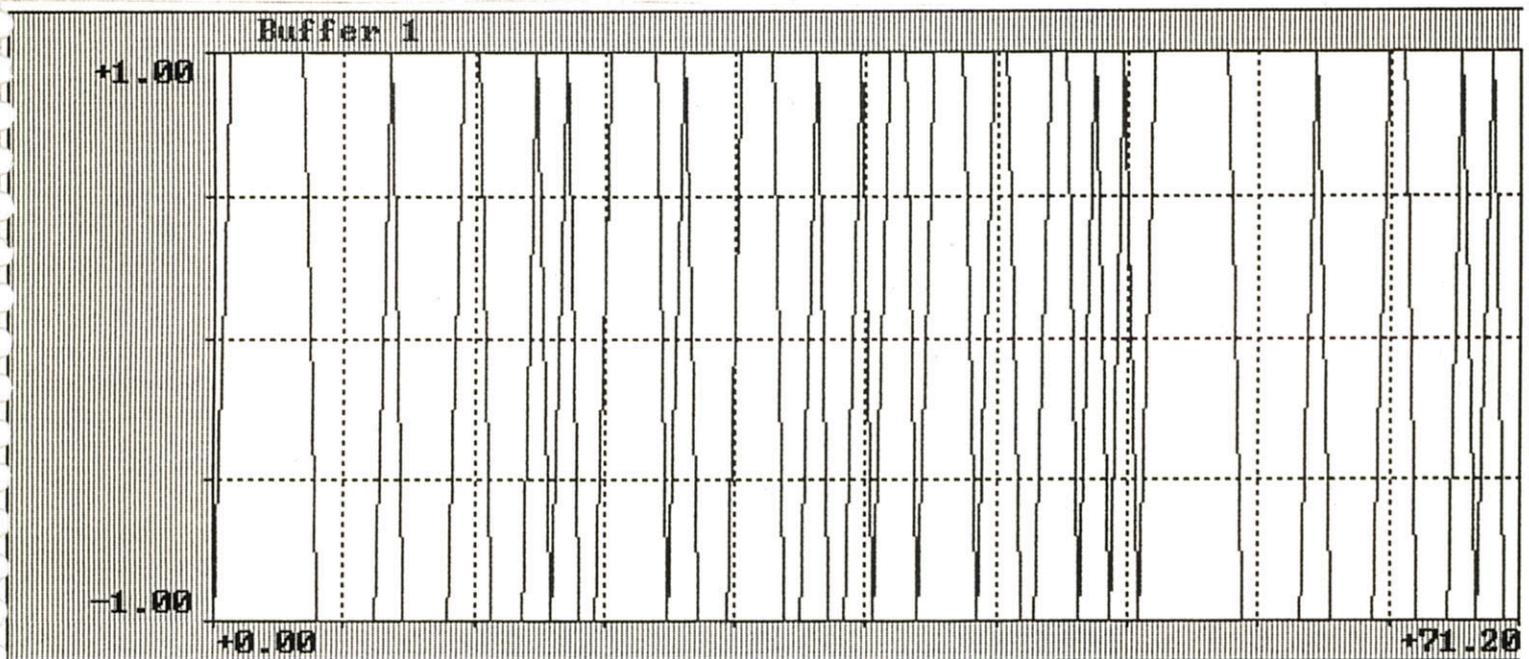


Figura 4.3 PRBS de entrada para o sistema de 2ª ordem

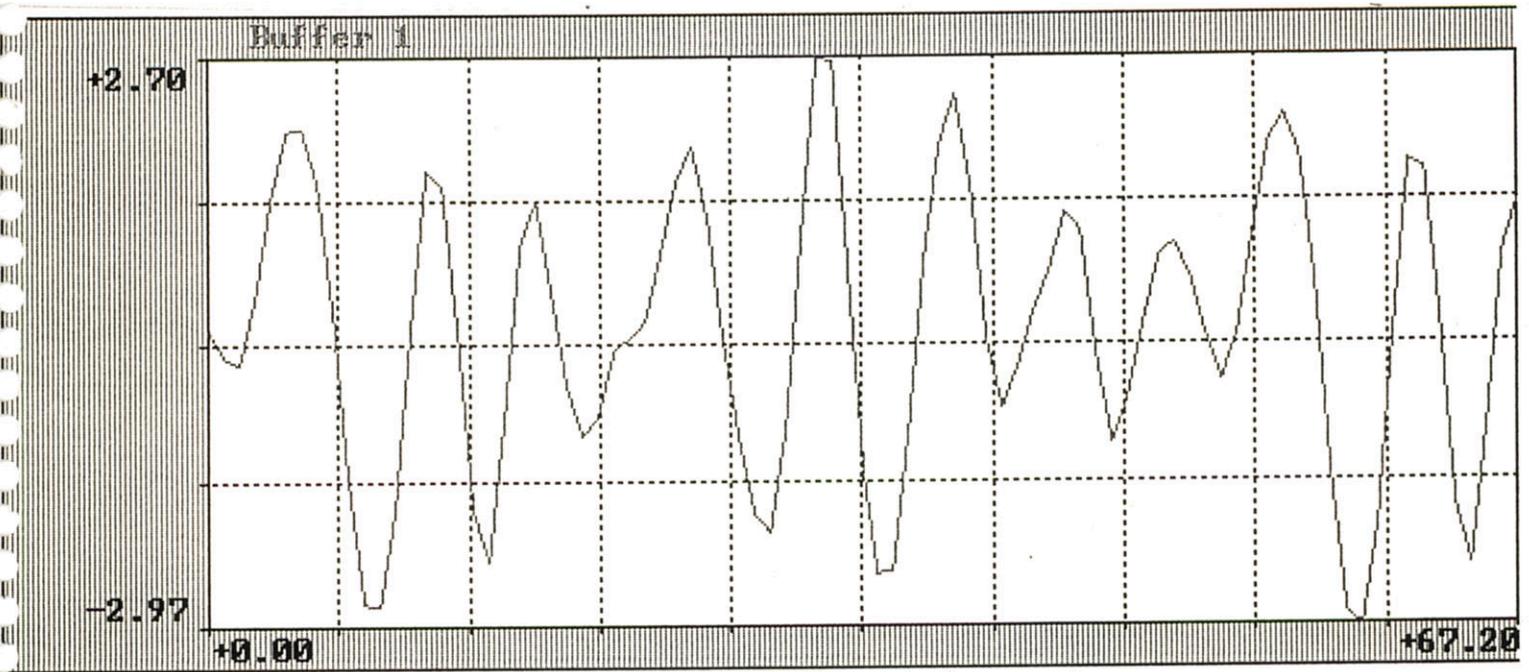


Figura 4.4 Saída do sistema de 2ª ordem para entrada PRBS

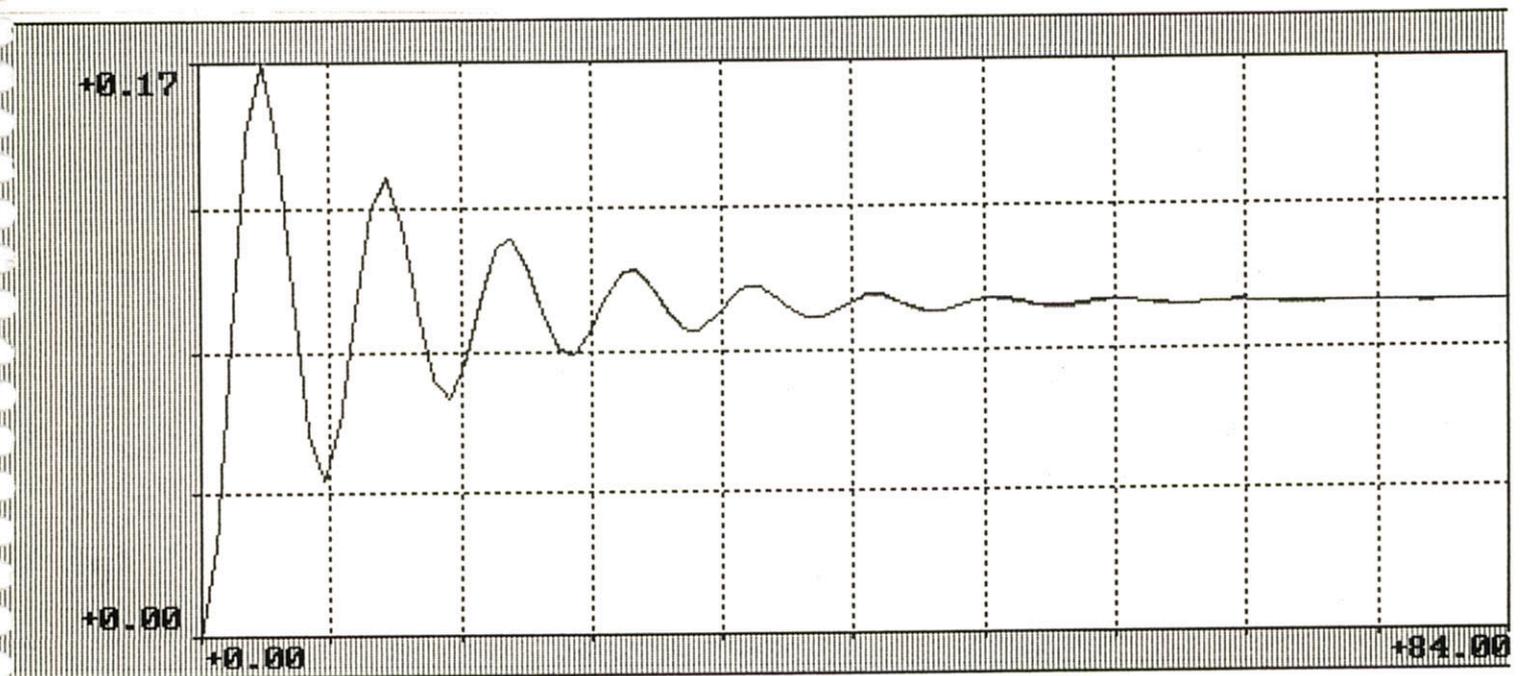


Figura 4.5 Sidas real e simulada para entrada em degrau

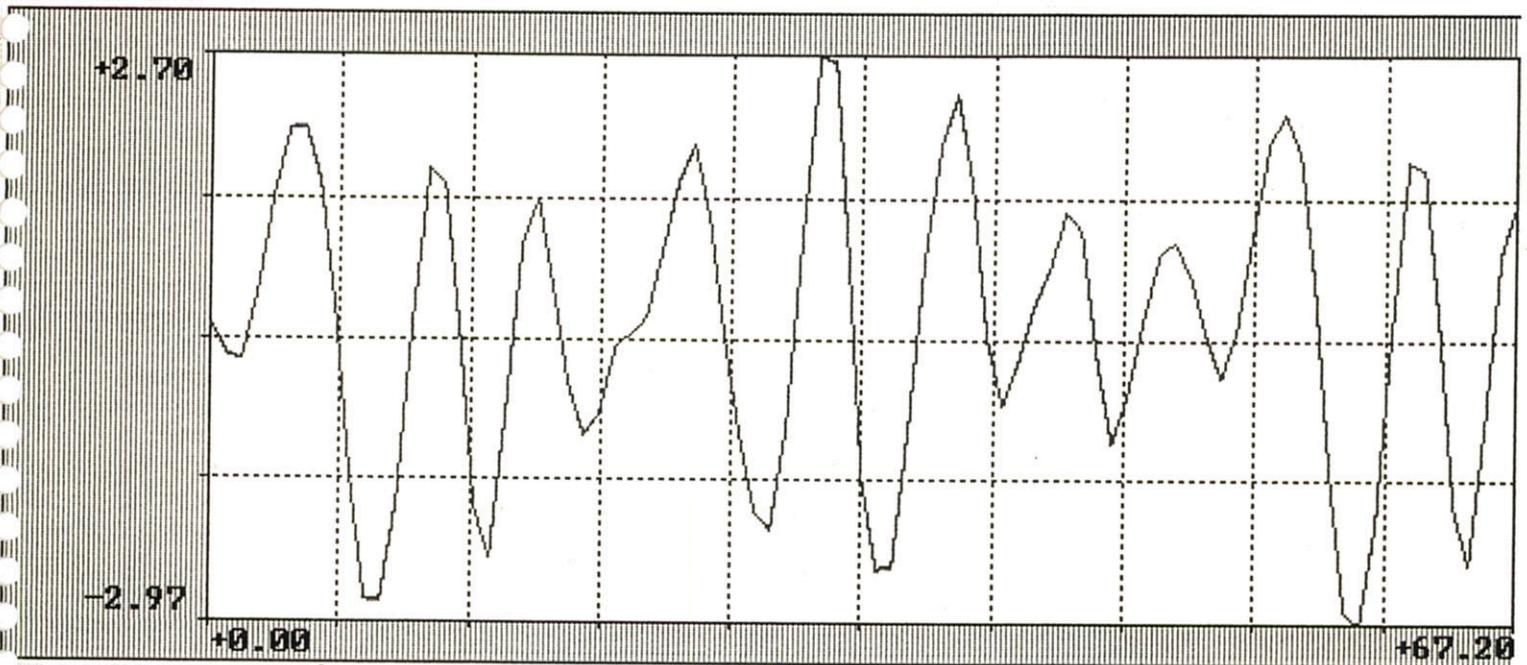


Figura 4.6 Saldas real e simulada para entrada PRBS

#### 4.4 Identificação de um Sistema Contínuo de 2ª Ordem

Para testar as rotinas na identificação de sistemas contínuos o seguinte sistema

$$G(s) = (1 + 0.2s + 0.01s^2)/(1 + 4.5s + s^2) \quad (4.4.1)$$

cuja transformada z exata para  $T_0 = 0.1s$  é

$$y(k) = 1.6296y(k-1) - 0.6376y(k-2) + 0.01u(k) + 0.0004y(k-1) - 0.0024y(k-2) \quad (4.4.2)$$

proposto por Unbehauen[73] foi utilizado.

Dado Um PRBS negativo (valores +1 e -1) de comprimento 31, o sistema contínuo foi simulado no SSD com  $T_s = 0.1$  segundo. Com os dados da saída foram então realizados diversos experimentos.

O resultado das simulações (Variáveis Instrumentais) foi bastante razoável, apresentando como resultados as raízes 0.981 e 0.704 (valores reais de 0.977 e 0.653). O teste de cancelamento polo-zero manteve estas raízes aproximadamente constantes, enquanto a terceira raiz da estimação para terceira ordem (-0.550) não mais apareceu no modelo de quarta ordem.

#### 4.5 Conclusões

Neste capítulo foram apresentados alguns resultados das simulações realizadas, com as quais pudemos concluir o desempenho satisfatório das rotinas implementadas e a validação das mesmas.

## CAPÍTULO 5

### CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS

Apresentou-se neste trabalho o desenvolvimento de rotinas e algoritmos voltados à identificação de sistemas.

O presente estudo foi embasado em uma forte pesquisa bibliográfica, a qual norteou todas as decisões e escolhas tomadas no decorrer do seu desenvolvimento.

Mantendo-se sempre dentro da filosofia na qual o sistema de aquisição AQX foi concebido, o trabalho contemplou todas as etapas do processo de identificação, com especial atenção para a classe de modelos a que se destina.

Os sinais de excitação se mostraram totalmente eficientes, apesar de sofrerem restrições de comprimento em decorrência da capacidade do buffer.

Os métodos de validação, igualmente, não apresentaram problemas, mesmo porque seu grau de complexidade é baixo.

Quanto a determinação de estrutura, o método do cancelamento polo-zero, sozinho, não se mostrou robusto, sendo recomendada a implementação de outros métodos (o que já está sendo feito).

Além destes, o módulo principal do programa, as rotinas de identificação, apesar de eficientes, ainda não possibilitam toda a segurança e flexibilidade que seria de se esperar de um sistema de identificação. Assim, parece necessária a implementação de novos métodos baseados em outros conceitos, de forma a complementar os já disponíveis. Talvez até mesmo algoritmos recursivos que escapem das restrições do buffer quanto ao número de pontos.

Finalmente, este estudo propiciou grande aprendizado no campo da identificação de sistemas, além das demais áreas de conhecimento que se mostraram necessárias no decorrer do trabalho.

## BIBLIOGRAFIA

- AHMED, M. S. Computationally Efficient IV Algorithm for Structure and Parameter Identification of Linear Systems, IEE Proceedings, Vol 132, PtD, nº 2. *and*
- ASTRÖM, K. J. e EYKHOFF, P. System Identification - A Survey, Automática, Vol 7, pp 123-162.(1971)
- ASTRÖM, K. J. Maximum Likelihood and Prediction Error Methods, Automática, Vol 16, pp 551-574. (1980)
- CLINE, T. B. Constructing Continuous-time Models from Discrete-time Data ?
- DAVIES, W. D. T. System Identification for Self Adaptive Control, Wiley Interscience. Londres - GB. (1970)
- GEVERS, M. e BASTIN, G. What Does System Identification Has to Offer, Preprints of the 6<sup>th</sup> IFAC - Symposium on Identification and Process Parameter Estimation, Arlington, pp 29-36. (1982)

- GOODWIN, G. C. e PAYNE, R. L. Design and Characterisation of Optimal Text Signals for Linear Single Input - Single Output Parameter Estimation, Proceedings of the 3<sup>rd</sup>, FAC - Symposium on Identification and System Parameter Estimation . the Hague, pp 1005-1010. (1973)
- GOODWIN, G. C. PAYNE, R. G. Dynamic System Identification: Experiment Design and Data Analysis. Academic Press, Londres - G.B. (1977)
- ISERMAN, R., BAUR, U., BAMBERGUER, W., KNEPPA, P. e SIEBERT, H. Comparison and Evaluation of Six On-line Identification and Parameter Estimation Methods with Three Simulated Processes, Proceedings of the 3<sup>rd</sup> I FAC - Symposium on Identification and System Parameter Estimation. The Hague, pp 1081-1105. (1973)
- ISERMANN, R. Practical Aspects of Process Identification, Automática, Vol 16, pp 575-587. (1980)
- LJUNG, L. Model Validation, Preprints of the 6<sup>th</sup> I FAC Symposium on Identification and System Parameter Estimation, Arlington, pp 26-28. (1982)
- MARTINY, M. Identification de la Réponse Impulsionale d'un Système par Interconélation ou Mouen de Séquences Binaires Pseudo Aléatoires. Dissertação de Doutorado, Université Scientifique Médicale. (1970)
- SAGARA, S. e ZHAO, Z. Y. Numerical Integration Approach to On-line Identification of Contiuous Time Systems, Automatica, Vol 26, pp 63-74. (1990)
- SAGE, A. P. e SELSA, J. L. System Identification, Academic Press, Londres - GB. (1971)

- SINHA, N. K. Modeling and Identification of Dynamics Systems, Van Nostrand Reinhold Company. (1983)
- SÖDERSTRÖM, T e STOICA P. Comparison of Some Instrumental Variable Methods Consistency and Accuracy Aspects, Automatica, Vol 17, pp 101-116. (1981)
- STREJC, V. Least Square Parameter Estimation, Automatica. Vol 16, pp 535-550. (1980)
- STREJC, V. Trends in Identification, Automatica. Vol 17, pp 7-22. (1981)
- TALMON, J. L. e VAN DEN BOOM, A. J. W. On the Estimation of the Transfer Function Parameters of Process and Noise Dynamics Using a Single-Stage Estimator, Proceedings of the 3<sup>rd</sup> I FAC - Symposium on Identification and System Parameter Estimation. The Hague, pp 711-720. (1973)
- UMBEHAUEM, H e RAO, G. P. Continuous time Approaches to System Identification - A Survey, Automatica, Vol 26, pp 23-36. (1990)
- UNBEHAUEM, H e GÖHRING, B. Application of Different Statistical Tests for the Determination of the Most Accurate Order of The Model in Parameter Estimation, Proceedings of the 3<sup>rd</sup> I FAC - Symposium on Identification and System Parameter Estimation. The Hague, pp 917-928. (1973)
- VAN DEN BOOM, A. J. W. e VAN DEN ENDEN, A. W. M. The Determination of the Order of Process and Noise Dynamics, Proceedings of the 3<sup>rd</sup> I FAC - Symposium on Identification and System Parameter Estimation. The Hague, pp 929-938. (1973)

WOODSIDE, C. M. Estimator of The Orden of Linear Systems. Automatica, Vol 7, pp 727-733. (1971)

YOUNG, P. Parameter Estimation for Continuous - Time Models - A Survey, Automatica, Vol 17, pp 23-40. (1981)

ZADEH, L. A. From Circuit Theory to System Theory, Proc. IRE50, pp 856-865. (1962)